

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт мониторинга климатических и экологических систем
Сибирского отделения Российской академии наук (ИМКЭС СО РАН)

На правах рукописи



Волков Юрий Викторович

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ КЛАСТЕРИЗАЦИИ
ПРИРОДНО-КЛИМАТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ, МОДЕЛИРУЕМЫХ
КВАЗИГАРМОНИЧЕСКИМИ КОЛЕБАНИЯМИ

Специальность 1.2.2. – Математическое моделирование, численные методы и
комплексы программ

Диссертация на соискание ученой степени
доктора технических наук

Научный консультант
д.ф.-м.н. Тартаковский В.А.

Томск – 2026 г.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 Методы моделирования, анализа и кластеризации квазигармонических колебаний для оценки природно-климатических процессов	19
1.1 Методы анализа квазигармонических колебаний	20
1.2 Природно-климатические процессы, формирующие квазигармонические колебания климатических характеристик	25
1.3 Проблемы моделирования природно-климатических процессов	32
1.4 Методы кластеризации и классификации климатов	36
1.5 Современные методы кластерного анализа данных.....	38
1.6 Выводы	51
2 Разработка метода кластеризации природно-климатических процессов, моделируемых квазигармоническими колебаниями	53
2.1 Математическое моделирование колебаний приземной температуры	55
2.1.1 Исследование колебаний среднемесячных значений приземной температуры.....	55
2.1.2 Построение математической модели температурного колебания	59
2.2 Метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания	64
2.2.1 Применение теории аналитического сигнала, расчета амплитуды и фазы	64
2.2.2 Численное моделирование квазигармонического колебания приземной температуры.....	70
2.2.3 Исследование временных и частотных характеристик составляющих модели приземной температуры в форме квазигармонического колебания	77
2.3 Метод динамической кластеризации квазигармонических колебаний.....	80
2.3.1 Принцип синхронности, как основа кластеризации.....	80
2.3.2 Численная реализация метода динамической кластеризации.....	82
2.4 Сравнение методов кластеризации с методом динамической кластеризации	87
2.5 Выводы	94

3 Исследование метода динамической кластеризации с интерпретацией результатов экспериментов на основе численных и реальных данных	96
3.1 Численный эксперимент.....	97
3.1.1 Исследования метода динамической кластеризации в численном эксперименте	97
3.1.2 Результаты численного эксперимента	108
3.2 Пространственная локализация кластеров	114
3.2.1 Сходимость итерационного процесса в методе динамической кластеризации	114
3.2.2 Исследование пространственной локализации кластеров.....	115
3.3 Условия кластеризации реальных данных	118
3.4 Результаты исследования элементов математической модели на реальных данных	120
3.4.1 Выделение климатических классов по фазам и огибающим температурных колебаний	120
3.4.2 Выделение климатических классов для разных уровней корреляции	126
3.4.3 Выделение климатических классов для разных временных периодов	131
3.5 Выводы	133
4 Методы и алгоритмы для комплексного исследования квазигармонических колебаний климатических, биоклиматических и палеоклиматических характеристик	135
4.1 Вычисление колебаний климатических характеристик по приросту годичных слоев дендроиндикатора.....	136
4.1.1 Квазигармоническая модель колебаний прироста годичных слоев в поперечном сечении ствола дендроиндикатора	136
4.1.2 Вычисление элементов модели прироста годичных слоев в поперечном сечении ствола дендроиндикатора	141
4.1.3 Модель прироста трахеид дендроиндикатора в форме квазигармонического колебания	152
4.1.4 Вычисление элементов модели прироста трахеид дендроиндикатора	156

4.2 Исследование колебаний климатических характеристик по площадям приростов годовых слоев дендроиндикаторов	160
4.2.1 Алгоритм распознавания графических образов сложных кольцевых структур	160
4.2.2 Оценка неоднородности прироста годовых слоев дендроиндикаторов	167
4.3 Алгоритм синхронизации хронологических рядов	173
4.4 Выводы	178
5 Программный комплекс для исследования квазигармонических колебаний.....	180
5.1 Описание программного комплекса.....	181
5.2 Схема работы программного комплекса	183
5.3 Режим работы программного комплекса.....	187
5.4 Работа программного комплекса на примере моделирования климатических характеристик, построения и оценки климатических классов	194
5.5 Реализация метода динамической кластеризации для параллельных вычислений	204
5.6 Язык визуальных расчетных компонентов для моделирования, анализа и кластеризации квазигармонических колебаний.....	210
5.7 Выводы	215
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	217
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И ОПРЕДЕЛЕНИЙ	220
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	224
Приложение А Численная реализация алгоритма расчета амплитуды и фазы в среде Mathcad.....	262
Приложение Б Численная реализация алгоритма динамической кластеризации температурных сигналов в среде Mathcad.....	269
Приложение В Климатические классификации.....	276
Приложение Г Часть программного кода (модель MVC) на C#	277
Приложение Д Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ	289
Приложение Е Акты о внедрении результатов диссертационного исследования	302

ВВЕДЕНИЕ

Одной из важнейших современных проблем является глобальное изменение климата, влияющее на природные процессы, отражающееся на состоянии животного и растительного мира и тесно связанное с социально-экономическим развитием, условиями жизни и здоровьем людей [1–3].

Актуальность разработки моделей и численных методов для исследования природно-климатических процессов заключается в возможности создания математического аппарата для комплексной оценки климатических изменений, что обосновано национальным приоритетом, отражённым в Климатической доктрине Российской Федерации [2–4]. Климат оказывает влияние на природные процессы на глобальном, региональном и субрегиональном уровнях [2, 4, 5]. Комплексное исследование климата возможно при использовании методов, позволяющих получать оценки его изменчивости для отдельных уровней дифференциации на разных пространственных и временных масштабах. Развитие таких методов направлено на поиск климатически обусловленных закономерностей, позволяющих разделить климат на группы – климатические классы [6–8]. Классификация климатов необходима для решения вопросов рационального природопользования и обеспечения оптимального социально-экономического развития, для перехода от пассивного реагирования на изменения климата к стратегическому маневрированию ресурсами регионов. [9–11].

Изучение климата основывается на анализе долговременной изменчивости статистических оценок метеорологических величин: температуры, влажности воздуха, атмосферного давления и других [12–13]. Информация об изменчивости значений этих величин собирается в результате инструментальных измерений на распределённой по территории земного шара сети метеорологических станций, в процессе анализа биоиндикаторов и палеоклиматических данных, а также другими методами. В основу работы положено представление о том, что статистические оценки изменчивости метеорологических величин для длительных временных периодов являются климатическими характеристиками,

колебания значений которых, в силу сложности и нелинейности климатических и связанных с ними природных процессов, обладают нестационарностью. При определенных условиях они могут быть адекватно аппроксимированы квазигармоническими колебаниями, модулированными по амплитуде и фазе.

На современном этапе не разработана полная математическая теория квазигармонических колебаний. Для работы с реальными характеристиками природно-климатических процессов требуется создание нетривиальных численных методов анализа квазигармонических колебаний. Нелинейность, присущая природно-климатическим процессам, приводит к существенному расширению частотного спектра колебаний значений климатических характеристик, что создаёт сложность для применения классической теории квазигармонических колебаний и требует оптимизации параметров модуляции.

В результате наблюдений накоплены большие массивы данных о колебаниях значений характеристик природно-климатических процессов, собранных для разных природных территорий за длительные периоды времени. Использование этих данных для выделения общих закономерностей природно-климатических процессов и построения климатических классов требует развития методов кластерного анализа. Традиционные методы кластеризации используют априорные знания о количестве и структуре кластеров. В условиях же наличия глобальных трендов климатических изменений актуально развитие методов кластеризации без какой-либо априорной информации о кластерах.

Актуальным является решение крупной научной проблемы, направленной на разработку системы математических методов и алгоритмов моделирования и идентификации элементов квазигармонических колебаний и их кластеризации для анализа нестационарных пространственно-неоднородных процессов. Решение данной проблемы имеет важное народнохозяйственное значение, так как обеспечивает возможность на основе использования реальных данных об изменчивости природно-климатических характеристик (полученных в результате инструментальных измерений, использования методов биоиндикации и изучения палеоклиматической информации) оперативно, в автоматическом режиме,

выделять климатически обусловленные региональные закономерности, формализовать структуру региональных климатических изменений и выделять климатические классы. Особая значимость заключается в возможности обеспечения системного анализа климата и исследования его изменчивости в разных пространственно-временных масштабах с учётом взаимосвязей между климатическими изменениями и состоянием объектов окружающей природной среды. Климатические изменения отражаются на биологических объектах, которые, в свою очередь, являются источником биоиндикационной информации о состоянии климата и природных объектах источниках палеоклиматической информации. Использование информации, полученной из биоиндикаторов, источников палеоклиматических данных является актуальной задачей, так как она лежит в основе построения оценок устойчивости климатической системы.

Существующая система климатического мониторинга, как и любая другая система наблюдения, накапливает большие массивы данных, сформированных в виде рядов численных значений климатических характеристик, содержащих информацию об изменениях климата за длительные периоды времени на всей поверхности Земли. Методы кластерного анализа на основе поиска общих закономерностей полезны для сокращения объема исходной информации.

В силу глобальности влияния климатических изменений на различные природные процессы, разрабатываемые численные методы и модели для исследования колебаний климатических характеристик будут иметь широкую область применения и обеспечат основу для создания новых методов комплексного анализа и оценки климатических и иных, связанных с климатом процессов, необходимых при принятии управленческих решений.

Степень разработанности темы исследования.

Численные методы, разрабатываемые для исследования и оценки климатических изменений, должны обеспечивать построение классификации климатов в рамках климатической системы. Известно, что климатические изменения сопровождаются трансформацией геофизических полей различных климатических характеристик, в результате которых на поверхности Земли

формируются климатические зоны. Выявление зон со сходными климатическими особенностями является основой классификации климатов. Эволюция подходов к анализу и классификации климатов прошла путь от эмпирико-статистических методов до построения сложных динамических моделей. Простые классификации климатов по температуре воздуха появились в конце XIX в. [6]. Позже были созданы классификации, основанные на комплексе метеорологических характеристик [7–9]. Определяющая роль в развитии «классических» классификаций климатов принадлежит В. П. Кеппену, А. И. Воейкову, Л. С. Бергу, Б. П. Алисову, А. А. Григорьеву, М. И. Будыко. В «классических» классификациях классы построены на основе количественных критериев тепло-влажностного режима с учётом ландшафтных особенностей территории [6], на учёте ландшафтно-географических зон суши [10], по среднему положению климатических фронтов [11]. «Классические» методы требуют значительных затрат времени, что не обеспечивает оперативность получения информации в условиях быстрых климатических изменений. В настоящее время в научных работах авторов [14–16], развиваются методы классификации климатов по оценкам измеренных климатических характеристик, применяется теория колебаний [17]. В современных работах по созданию классификаций климатов для определения закономерностей используется методология кластерного анализа [18–20].

Анализ существующих методов показывает, что для решения научной проблемы и оперативной классификации климатов необходимо обобщение формализованного подхода, обеспечивающего разработку математических моделей элементов климата в форме квазигармонических колебаний. Требуется создание численного метода анализа динамических свойств квазигармонических колебаний, сформированных в сложных нелинейных системах, подобных климатической системе, и разработка численного метода кластеризации для выделения типовых закономерностей, реализующего определение климатических классов без априорной информации и применимого для проведения оперативного пространственно-временного анализа климатических данных.

Цель состоит в разработке математических методов, алгоритмов и программного комплекса для математического моделирования, идентификации элементов и кластеризации квазигармонических колебаний, обеспечивающих пространственно-временной анализ нестационарных процессов и формализацию структуры региональных климатических изменений на основе климатических данных, полученных способом инструментальных измерений, методами биоиндикации и в результате изучения палеоклиматической информации.

Для достижения цели в работе поставлены следующие **задачи**:

1. Разработать математическую модель изменения среднемесячных значений приземной температуры в форме квазигармонического колебания. Разработать математическую модель в форме квазигармонического колебания для изменения значений прироста трахеид дендроиндикатора, элементы которой описывают изменения значений приземной температуры.

2. Разработать численный метод для вычисления элементов квазигармонического колебания на основе анализа свойств характеристик, моделирующих климатические и биоклиматические процессы. Найти условие применения аналитического сигнала (АС) для вычисления амплитуды и фазы. Получить оценки колебаний средних значений приземной температуры на основе свойств модели прироста дендроиндикатора.

3. Разработать численный метод кластеризации квазигармонических колебаний, обеспечивающий поиск типовых закономерностей без какой-либо априорной информации. Применить метод кластеризации для исследования колебаний климатических характеристик. Выделить климатически обусловленные региональные закономерности в виде типовых функций, пригодных для сокращения размерности климатической информации и построения климатических классов.

4. Провести численное исследование сходимости разработанного метода кластеризации и интерпретацию результатов применения метода к реальным данным.

5. Создать с использованием разработанных методов новый программный комплекс, реализующий вычисление элементов моделей в форме квазигармонических колебаний, их исследование и классификацию.

Объектом исследования являются динамические природно-климатические процессы, характеризующиеся нестационарностью и пространственной неоднородностью, отражающие климатические изменения.

Предметом исследования являются математические модели и численные методы идентификации элементов и кластеризации квазигармонических колебаний, а также программный инструментарий для автоматизированного анализа пространственно-неоднородных природно-климатических данных.

Научная новизна:

В области математического моделирования: Разработаны теоретические основы математического моделирования нестационарных природно-климатических процессов, представляемых в форме квазигармонических колебаний, с применением аналитического сигнала при выполнении условия монотонности фазы колебаний. Впервые изменения среднемесячных значений приземной температуры во времени представлены на основе АС в виде модели квазигармонического колебательного процесса, модулированного по амплитуде и фазе в зависимости от географической широты. Впервые создана на основе АС математическая модель непрерывного радиального прироста трахеид дендроиндикатора, связывающая радиальный прирост с колебанием значений климатической характеристики.

В области численных методов: Разработан численный метод для вычисления элементов квазигармонического колебания. Метод позволяет в автоматическом режиме вычислять амплитудную и фазовую модуляцию моделей природно-климатических процессов в форме квазигармонических колебаний на основе оптимизации полосы их частотных спектров. Предложен итерационный метод кластеризации для вычисления типовых характеристик кластеров, формируемых квазигармоническими моделями природно-климатических процессов, в отличие от существующих методов кластеризации, без априорной

информации о количестве кластеров. Разработан алгоритм распознавания графических образов сложных кольцевых структур путем разделения изображения на области однородности и алгоритм синхронизации хронологических рядов.

В области комплексов программ: Разработан проблемно-ориентированный программный комплекс (ПК) для численного моделирования и пространственно-временного анализа свойств квазигармонических колебаний в неоднородных системах. В ПК реализовано визуальное программирование, позволяющее на основе визуальных расчетных компонентов, выполняющих предложенные в работе методы, обеспечить реализацию численных экспериментов и классификацию климатов.

Теоретическая значимость заключается в развитии методов кластерного анализа природно-климатических процессов, представляемых моделями в форме квазигармонических колебаний. Разработанные методы расширяют теоретическую базу для пространственно-временного анализа нестационарных процессов.

Практическая значимость результатов заключается в создании и внедрении программного комплекса, реализующего предложенные численные методы и позволяющего решать задачу исследования свойств квазигармонических колебаний для изучения сложных нестационарных процессов, а также задачу оперативной климатической классификации для оценки климатических изменений и информационного обеспечения управленческих решений при реализации хозяйственной деятельности и развитии рационального природопользования. Полученные результаты направлены на создание новых автоматизированных технологий непрерывного мониторинга климата в условиях его изменений. Разработанные методы могут быть рекомендованы к внедрению в организациях гидрометеорологии, природоохранных и лесохозяйственных учреждениях, организациях аграрного сектора экономики, а также при подготовке специалистов в областях вычислительных технологий, метеорологии, климатологии и экологии в высших учебных заведениях РФ.

Методология и методы. В работе применялись методы численного моделирования, реализованы методы кластерного, корреляционного и спектрального анализа сигналов, проведён статистический анализ результатов. При разработке комплекса программ использовались методы объектно-ориентированного и визуального программирования.

На защиту выносятся следующие положения:

1. Математические модели в форме квазигармонических колебаний, разработанные на основе АС с монотонно изменяющейся фазой, для описания изменений среднемесячных значений приземной температуры и прироста трахеид дендроиндикатора. Свойства модели в применении к колебаниям значений приземной температуры обеспечивают реализацию и интерпретацию классификации климатов. Свойства модели в применении к колебаниям ширины годичных слоев дендроиндикатора позволяют исследовать радиальный рост дерева и восстанавливать на его основе климатические характеристики в период вегетации, пригодные для климатической классификации и датировки палеоклиматической информации. *(Направление исследований: 4. Разработка новых математических методов и алгоритмов интерпретации натурного эксперимента на основе его математической модели).*

2. Численный метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания, позволяющий определить амплитудные и фазовые модуляции, включающий оптимизацию спектральной полосы анализируемого колебания в Фурье-области. Метод обеспечивает при исследовании колебаний среднемесячных значений приземной температуры вычисление амплитуды и фазы, при исследовании колебаний ширины годичных слоев дендроиндикатора определение вариаций радиального роста трахеид, а также позволяет производить датировку палеоклиматических данных. *(Направление исследований: 4. Разработка новых математических методов и алгоритмов интерпретации натурного эксперимента на основе его математической модели).*

3. Численный метод кластеризации, использующий принцип синхронности, из которого следует связь элементов кластера с его типовой характеристикой, определяемой в итерационном сходящемся процессе, который приводит к разделению данных на отдельные кластеры без априорной информации об их количестве. Вычисляемая в методе типовая характеристика определяет математическую модель кластера, позволяет рассчитать оценки тесноты взаимосвязей между кластерами и получить интерпретацию их структуры. *(Направление исследований: 4. Разработка новых математических методов и алгоритмов интерпретации натурного эксперимента на основе его математической модели).*

4. Сходимость в разработанном методе кластеризации к конечному числу типовых функций, экспериментально подтвержденная в численном эксперименте при кластеризации массивов колебаний, полученных путем численного моделирования, в результате которого алгоритм обеспечил устойчивую работу до отношения аддитивного шума к эталонному сигналу 60 % при значении ошибки менее 45 %. *(Направление исследований: 9. Постановка и проведение численных экспериментов, статистический анализ их результатов, в том числе с применением современных компьютерных технологий).*

5. Численный алгоритм распознавания графических образов сложных кольцевых структур, использующий сегменты однородности, определяемые разработанным методом кластеризации. При исследовании картины годичных слоев дендроиндикатора алгоритм позволил в два и более раза повысить точность вычисления значений прироста и связанных климатических характеристик по сравнению с результатами существующих методов. *(Направление исследований: 2. Разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий).*

6. Программный комплекс в виде интерактивного приложения, в котором на основе разработанных визуальных расчетных компонентов реализованы предложенные в работе численные методы, включая параллельную реализацию, для исследования квазигармонических колебаний, обеспечивающий решение

задачи климатической классификации. Созданная в программном комплексе параллельная реализация для предложенных методов позволила достичь увеличения вычислительной производительности в 6,5 раза. (*Направление исследований: 3. Реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента*).

Внедрение результатов работы:

1. Разработанный программный комплекс «Климато-экологического мониторинга» используется в Институте мониторинга климатических и экологических систем СО РАН в составе распределённого комплекса климатического и экологического мониторинга.

2. Программный комплекс «Климатоэкологического мониторинга» использован в ОГБУ «Областной комитет охраны окружающей среды и природопользования» для расширения возможностей аналитической системы оперативного регионального мониторинга метеорологических параметров.

3. Разработанный программный комплекс «Климато-экологического мониторинга» (ПК КЭМ) используется в Институте динамики систем и теории управления имени В.М. Матросова СО РАН. ПК КЭМ включен в единую систему цифрового мониторинга Байкальской природной территории, созданную в рамках выполнения Крупного научного проекта Министерства науки и высшего образования РФ «Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории».

4. Разработанный алгоритм выделения климатических характеристик из дендроиндикаторов и алгоритм синхронизации хронологических рядов использованы в Сибирском институте физиологии и биохимии растений СО РАН (г. Иркутск) в рамках выполнения научно-исследовательских работ для восстановления временных периодичностей длительных хронологических рядов индикационных показателей, полученных из разных природных сред.

5. Разработанный метод кластеризации, применяемый для сокращения объемов массивов данных и исследования закономерностей, и его параллельная реализация, обеспечивающая сокращение времени выполнения вычислений, использованы в учебном процессе в ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» для студентов Инженерной школы информационных технологий и робототехники, обучающихся по направлениям: 09.03.01 – «Информатика и вычислительная техника» (бакалавриат), 09.04.01 – «Информатика и вычислительная техника» (магистратура).

Результаты работы применялись в следующих НИР:

1. Крупный научный проект Министерства науки и высшего образования РФ: «Фундаментальные исследования Байкальской природной территории на основе системы взаимосвязанных базовых методов, моделей, нейронных сетей и цифровой платформы экологического мониторинга окружающей среды», соглашение № 075-15-2024-533, 2024 г.

2. Крупный научный проект Министерства науки и высшего образования РФ: «Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории», соглашение № 075-15-2020-787, 2020 г.

3. «Мониторинг предвестников изменений состояния геосферы, представляющих вызовы для территории», грант РФФИ 18-47-700005\18, 2018–2021 гг.

4. «Разработка алгоритмов и анализ согласованности природно-климатических процессов по данным инструментальных измерений и изотопной биоиндикации», ФАНО №0369-2016-0010, 2017-2020 гг.

5. «Разработка и исследование интеллектуальной информационно-аналитической системы для анализа и прогноза природно-климатических процессов на основе высокопроизводительных кластеров», программа фундаментальных исследований Президиума РАН, (ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН) №I.33П, 2016 г.

6. «Разработка и исследование интеллектуальной информационно-аналитической системы для анализа и прогноза природно-климатических процессов на основе высокопроизводительных кластеров», программа фундаментальных исследований Президиума РАН, (ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН) №43П, 2014 г.

7. «Методы измерения и алгоритмы совместного анализа природно-климатических процессов», программа СО РАН №0369-2014-0008, 2013-2017 гг.

8. «Создание базы данных об экологическом состоянии Томского региона с использованием новых математических моделей годовых колец деревьев как биоиндикаторов». Грант РФФИ 05-07-98009-р, 2005-2007 гг.

Степень достоверности результатов научного исследования обеспечивается анализом работ по данной тематике, корректностью использованных методов, результатами численного эксперимента с необходимым объемом выборки, малой дисперсией при обработке экспериментальных данных, а также обоснованными предположениями и выводами.

Апробация материалов диссертации проходила на 44 профильных всероссийских и международных конференциях и симпозиумах: «Korea-Russia International Symposium on Science and Technology – KORUS» (г. Томск, 2004 г.), «International Forum on Strategic Technology – IFOST» (г. Томск, 2012 г., г. Новосибирск, 2016 г.), «Международная конференция и школа молодых ученых. «Вычислительные и информационные технологии для наук об окружающей среде» – CITES» (г. Москва, 2019 г., г. Звенигород, 2017 г.), «Международный симпозиум «Оптика Атмосферы и Океана. Физика Атмосферы»» (г. Томск, 2003 г., г. Иркутск, 2007 г., г. Новосибирск, 2014 г., г. Томск, 2015 г., 2016 г., г. Иркутск, 2017 г., г. Томск, 2018 г., г. Новосибирск, 2019 г.), «Международный симпозиум «Контроль и реабилитация окружающей среды»» (г. Томск, 2002 г., 2004 г., 2008 г.), «Международная конференция по измерениям, моделированию и информационным системам для изучения окружающей среды – Enviromis» (г. Томск, 2002 г., 2004 г., 2014 г., 2016 г.), «Международная дендрохронологическая конференция «РусДендро»» (г. Екатеринбург, 2011 г., Киргизия, г. Иссык-Куль,

2014 г., г. Барнаул, 2017 г.), «Международный научный симпозиум им. академика М.А. Усова. «Проблемы геологии и освоение недр»» (г. Томск, 2002 г., 2003 г., 2005 г., 2007 г.), «Международная научная конференция «Интегрированная система мониторинга Черного и Азовского морей»» (г. Севастополь, 2013 г.), «Международная научная конференция «Системы контроля окружающей среды»» (г. Севастополь, 2017 г.), «Девятый международный зимний симпозиум и школа по хемометрике «Современные методы анализа многомерных данных»» (г. Томск, 2014 г.), «Всероссийская научная конференция с международным участием «Новые методы в дендрэкологии»» (г. Иркутск, 2007 г.), «Всероссийская научно-техническая конференция. «Энергетика: экология, надежность, безопасность»» (г. Томск, 2001 г., 2013 г., 2015 г.), «Девятая Сибирская конференция по параллельным и высокопроизводительным вычислениям» (г. Томск, 2015 г., 2017 г.), «Сибирское совещание по климатозэкологическому мониторингу» (г. Томск, 2001 г., 2003 г., 2009 г., 2011 г., 2013 г., 2015 г., 2017 г., 2019 г.).

Публикации по теме диссертации. Основные результаты исследования опубликованы в 47 печатных работах [21–67], включая 29 статей в научных изданиях [21–49], в том числе 15 статей в журналах, входящих в перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертации на соискание ученой степени доктора наук [21–35], 17 статей в изданиях, индексируемых в международных базах Web of Science или Scopus [31–47]. По теме диссертации издана 1 монография [67]. Получено 6 свидетельств о регистрации программ для ЭВМ [68–73] (Приложение Д), 4 акта о внедрении результатов (Приложение Е).

Личный вклад автора. Основные результаты диссертационного исследования получены автором. Постановка цели и задач различных этапов научного исследования, поиск методов и подходов были осуществлены автором. Создание математического описания, разработка методов и алгоритмов, анализ и обработка данных, разработка и реализация численных и натурных экспериментов выполнялись автором. Интерпретация климатических результатов

проводилась совместно с коллегами – специалистами в области климатологии, анализ биоиндикационных данных проводился совместно с коллегами – специалистами в области дендрохронологии в рамках междисциплинарных проектов.

Структура работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка используемой литературы из 308 наименований, 6 приложений. Общий объём работы составляет 310 страницы, включая 51 рисунок, 7 таблиц.

1 Методы моделирования, анализа и кластеризации квазигармонических колебаний для оценки природно-климатических процессов

Колебательные системы имеют широкое распространение в природе, технике и обществе. Колебания значений различных величин отражают процессы во времени и пространстве и обладают свойством повторяемости, возвращаясь к начальному или близкому состоянию. Эти базовые свойства процессов не зависят от природы исследуемых систем и описываются и изучаются подобным образом в рамках междисциплинарного подхода [74–76]. Колебательные свойства реальных систем в теории колебаний получают из анализа соответствующих моделей. Процесс моделирования строится на анализе моделируемого процесса, результатом которого является установление связей между параметрами модели и ее колебательными свойствами [77–79]. Развиваемые в рамках анализа колебательных процессов численные методы имеют как фундаментальное, так и прикладное значение. Фундаментальный характер определяется изучением математических моделей, которые описывают динамические процессы, с помощью которых можно описать любую детерминированную систему в пространстве и во времени [77–79].

Проблема прикладного применения разрабатываемых колебательных моделей заключается в сложности реальных систем. Строгой периодичности в реальных колебательных системах не наблюдается. Реальные колебательные процессы в некоторой степени непериодичны [80, 81]. К непериодическим процессам можно отнести все реальные колебательные процессы [80, 81]. Основной задачей в данном случае, вне зависимости от природы процесса, является выявление наиболее общих закономерностей колебательных процессов и описание этих закономерностей в виде математических моделей, удовлетворяющих цели исследования. Разработка численных алгоритмов для исследования реальных процессов основана на применении методов линеаризации, позволяющих при определенных условиях переходить к исследованию гармонических колебаний, реализуя приближенные вычисления.

Примером непериодических колебаний, которые можно отнести к классу квазипериодических, являются изменения средних значений приземной температуры воздуха. Квазипериодические колебания – это колебания, которые в течение длительного времени сохраняют основные характеристики процесса при медленном изменении их параметров анализа [80, 81].

Развитие численных методов анализа и кластеризации квазигармонических колебаний чрезвычайно актуально для решения проблемы оценки изменения климата.

1.1 Методы анализа квазигармонических колебаний

Периодическими называются процессы, в точности, повторяющиеся через равные промежутки времени. Процесс повторяется вновь через время T , называемое периодом. Математически периодичность функции $f(t)$ записывается так: $f(t) = f(t + T)$ [74–76]. Значение периодического процесса в физике заключается в том, что он позволяет предсказывать поведение систем и явлений во времени, а также использовать их в различных областях науки и техники [80–82].

Особое место среди периодических процессов занимают гармонические колебания, когда изменение колеблющейся величины $x(t)$ происходит по закону синуса или косинуса $x(t) = A \cos(\omega t + \varphi_0)$, с амплитудой A , циклической частотой ω и полной фазой колебания $\Phi(t) = (\omega t + \varphi_0)$ с начальной фазой φ_0 [74].

С изменением времени t угол между вектором и осью x изменяется до значения $\Phi(t) = (\omega t + \varphi_0)$. Проекция вектора A на ось x является функцией времени $x(t)$ и будет совершать гармонические колебания с частотой ω . Процесс повторится вновь с периодом, равным T . За это время фаза увеличится на 2π радиан, $\omega T = 2\pi$. Тогда период будет равен $T = 2\pi/\omega$ [74].

Любая система, в которой возможно гармоническое колебание, называется гармоническим осциллятором [74, 79]. Гармонические колебания могут происходить в системе при условии, что колебательная система обладает

положением устойчивого равновесия, при выходе из которого в системе должна возникать возвращающая сила, пропорциональная смещению [74, 75, 78]. Таким образом, гармонические колебания являются детерминированными, их значения полностью известны в любой момент времени. Закон изменения гармонических колебаний описывается выражением, которое полностью определяется тремя числовыми параметрами: амплитудой, частотой и начальной фазой. Значения гармонических колебаний повторяются через определенный период времени [74, 75, 78].

В реальных же колебательных системах всегда присутствуют особенности в виде нелинейных искажений, в них формируются квазигармонические колебания, для которых условие периодичности удовлетворяется при определенном уровне допущения [79, 83, 84]. Определяется это тем, что при поддержании квазигармонических колебаний в реальной системе имеет место рассеяние (диссипация) энергии, а состояния, в которых находится исследуемая колебательная система, являются заведомо неравновесными, так как эти особенности приводят к исчезновению функциональных неравновесных диссипативных колебательных структур [80, 84].

В настоящее время для исследования квазигармонических колебаний применяется метод гармонической линеаризации, метод гармонического баланса (МГБ) [80, 84]. Этот метод является одним из широко распространенных приближенных приемов поиска периодических режимов в нелинейных колебательных системах. Он основан на том обстоятельстве, что, несмотря на наличие нелинейностей, установившиеся колебания в системе при определенных условиях оказываются близкими к гармоническим. МГБ основан на использовании преобразований Фурье применительно к линейной аппроксимации нелинейной модели в процессе решения систем нелинейных уравнений [80, 82, 84].

Идея метода гармонического баланса была предложена в 1934 г. Н. М. Крыловым и Н. Н. Боголюбовым. Применительно к системам автоматического

управления этот метод разработан Л. С. Гольдфарбом и Е. П. Поповым [80, 82, 84].

Линейные функции строятся с помощью специального приема, называемого гармонической линеаризацией. Пусть движение системы описывается уравнением:

$$\ddot{x} + f(x, \dot{x}) = F(t), \quad (1.1)$$

где $f(x, \dot{x})$ – некоторая нелинейная функция;

$F(t)$ – периодическая функция времени с периодом $T = 2\pi/\omega$, представимая в виде ряда Фурье [80, 82, 84].

$$F(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (A_n \cos n\omega t + B_n \sin n\omega t). \quad (1.2)$$

Предположив, что уравнение (1.1) имеет периодическое решение периода T , разлагающееся в равномерно сходящийся ряд Фурье [80, 82, 84].

$$x(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos n\omega t + b_n \sin n\omega t). \quad (1.3)$$

Подставим выражение (1.3) в уравнение (1.1) и предположим, что функция $f[x(t), \dot{x}(t)]$ также разлагается в ряд Фурье [80, 82, 84].

$$f[x(t), \dot{x}(t)] = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos n\omega t + b_n \sin n\omega t), \quad (1.4)$$

где

$$a_0 = a_0(a_0, a_1, b_1 \dots) = \frac{\omega}{2\pi} \int_0^{2\pi/\omega} f[x(t), \dot{x}(t)] dt,$$

$$a_n = a_n(a_0, a_1, b_1 \dots) = \frac{\omega}{\pi} \int_0^{2\pi/\omega} f[x(t), \dot{x}(t)] \cos n\omega t dt, \quad (1.5)$$

$$b_n = b_n(a_0, a_1, b_1 \dots) = \frac{\omega}{\pi} \int_0^{2\pi/\omega} f[x(t), \dot{x}(t)] \sin n\omega t dt, \text{ при } n = 1, 2, \dots$$

Тогда, приравнивая коэффициенты при $\cos n\omega t$ и $\sin n\omega t$ в обеих частях равенства, получим следующую бесконечную систему уравнений для определения коэффициентов [82, 83]:

$$a_0 = A_0; \quad n^2 \omega^2 a_n = a_n(a_0, a_1, b_1 \dots) - A_n; \quad n^2 \omega^2 b_n = b_n(a_0, a_1, b_1 \dots) - B_n. \quad (1.6)$$

Решение системы (1.6) и нахождение решения (1.3) представляется сложной задачей. Если допустить, что преобладающими в искомом решении являются постоянная составляющая и первая гармоника, то приближенное решение можно искать в виде [82, 83]

$$\tilde{x}(t) = \tilde{a}_0 + \tilde{a}_1 \cos \omega t + \tilde{b}_1 \sin \omega t. \quad (1.7)$$

Тогда вместо системы (1.6) получим следующие три уравнения для определения коэффициентов [82, 83]:

$$\tilde{a}_0(\tilde{a}_0, \tilde{a}_1, \tilde{b}_1 \dots) = A_0; \quad \tilde{a}_1 \omega^2 = \tilde{a}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}_1, \tilde{b}_1 \dots) - A_1; \quad \tilde{b}_1 \omega^2 = \tilde{b}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}_1, \tilde{b}_1 \dots) - B_1. \quad (1.8)$$

Здесь функции $\tilde{a}_0, \tilde{a}_1, \tilde{b}_1$ находятся согласно выражениям (1.5), в которые вместо $x(t)$ подставлено $\tilde{x}(t)$ по (1.7). Эти выражения могут быть упрощены, если положить, не нарушая общности, что решение (1.7) имеет вид [80, 83, 84]

$$\tilde{x}(t) = \tilde{a}_0 + \tilde{a} \sin \omega t, \quad (1.9)$$

а неизвестный сдвиг фаз $\tilde{\varepsilon}$ между первой гармоникой вынуждающей силы $F(t)$ и колебаниями $x(t)$ учтен в выражении для этой силы [80, 82, 83]

$$F(t) = A_0 + A \sin(\omega t - \tilde{\varepsilon}). \quad (1.10)$$

Тогда для определения коэффициентов получаются уравнения [82, 83]

$$\begin{aligned} \tilde{a}_0 &= \tilde{a}_0(\tilde{a}_0, \tilde{a}) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(\tilde{a}_0 + \tilde{a} \sin \tau, \tilde{a} \omega \cos \tau) d\tau, \\ \tilde{a}_1 &= \tilde{a}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}) = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(\tilde{a}_0 + \tilde{a} \sin \tau, \tilde{a} \omega \cos \tau) \cos \tau d\tau, \\ \tilde{b}_1 &= \tilde{b}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}) = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(\tilde{a}_0 + \tilde{a} \sin \tau, \tilde{a} \omega \cos \tau) \sin \tau d\tau \end{aligned} \quad (1.11)$$

а уравнения для определения неизвестных принимают вид [80, 82, 83]

$$\tilde{a}_0(\tilde{a}_0, \tilde{a}) = A_0; \quad \tilde{a}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}) = -A \sin \tilde{\varepsilon}; \quad \tilde{b}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}) - \omega^2 \tilde{a} = A \cos \tilde{\varepsilon}. \quad (1.12)$$

Исключив $\tilde{\varepsilon}$ из двух последних уравнений, получим соотношение [82, 83],

$$\tilde{a}_1^2(\tilde{a}_0, \tilde{a}) + [\tilde{b}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a}) - \omega^2 \tilde{a}]^2 = A^2, \quad (1.13)$$

которое вместе с первым уравнением служит для нахождения $\tilde{a}_0, \tilde{a}$; после этого сдвиг фаз $\tilde{\varepsilon}$ можно найти по формуле [80, 82, 83]

$$\operatorname{tg} \varepsilon = \frac{\tilde{a}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a})}{\omega^2 \tilde{a} - \tilde{b}_1(\tilde{a}_0, \tilde{a})}. \quad (1.14)$$

Необходимо отметить, что метод гармонического баланса пригоден также и для изучения колебаний автономных систем, когда $F(t) = 0$ и, таким образом,

$A=0$. В этом случае фазовый сдвиг $\tilde{\epsilon}$ является произвольным, а из уравнений (1.11), помимо $\tilde{a}_0, \tilde{a}$, определяется также заранее неизвестное приближенное значение частоты искомого решения ω [80, 82, 83].

Предложенный подход, предполагающий выделение отдельных гармонических составляющих, реализуется в современных методах, применяемых, в том числе, и для анализа квазипериодических колебаний в климатических рядах данных. При анализе временных рядов обычно производится выделение трендов, сезонных вариаций, циклических процессов и нерегулярных остатков. К методам исследования квазипериодических процессов, развитым в последние десятилетия, относится SSA (singular spectrum analysis) [85] и EMD (empirical mode decomposition) [86], позволяющие выделять наряду с трендом и сезонной компонентой модулированные по амплитуде и частоте сигналы [85, 86]. Оба метода основываются на декомпозиции анализируемого ряда во временной области и последующем выделении и компоновке основных, присущих данному ряду мод колебаний [85, 86]. Получили также распространение модификации вейвлет-анализа, которые дают возможность оценивать изменчивость структуры колебаний и фазовых соотношений временных рядов [87]. Используется метод композитных рядов, МКР, суть которого состоит в том, чтобы сконструировать композитные временные ряды по выделенным суммам гармоник в заданном интервале частот путем фильтрации в частотной области [88–90].

1.2 Природно-климатические процессы, формирующие квазигармонические колебания климатических характеристик

Квазигармонические колебания широко распространены в природе, а точнее, природа, под которой понимается сложная система со своими законами и взаимосвязями, является источником возникновения квазигармонических колебаний. Примером сложной системы является климатическая система, в которой объединяются свойства атмосферы, океана, суши, криосферы и биосферы

[91]. Поэтому, в силу сложности климатической системы, для ее исследования, а также для решения задач мониторинга, направленных на наблюдение, оценку и прогноз, прибегают к численным методам и математическому моделированию. На основе методов математического моделирования изучаются различные природно-климатические процессы, происходящие как отдельно, так и в совокупности, климат разделяют на отдельные классы и исследуют их свойства. Математические методы применяют для получения характеристик климата на основе биоиндикации и палеоклиматических исследований.

Развитие исследования изменений климата основано на изучении процессов, происходящих в климатической системе Земли, а именно в атмосфере, в океане и на поверхности суши, в морских и континентальных льдах, растительности и почве, между которыми происходит обмен теплом и влагой [91].

Глобальный масштаб влияния климата определяет важность наблюдений за его изменениями. Наблюдение и изучение изменений климата позволяют понимать причины региональных и глобальных современных проблем, оценивать возможные последствия, вызванные этими изменениями [91–93]. Выделение однородных климатических зон [94–96] является основой для прогнозов изменчивости климата отдельной территории или планеты в целом. Наличие глобальных изменений климата отражено в работах разных исследователей [97–99].

В глобальном смысле под климатом понимается статистическая совокупность состояний, проходимых системой, состоящей из атмосферы, океана, суши, криосферы и биосферы за периоды времени в несколько десятилетий [1, 91, 100]. Под локальным климатом понимается совокупность атмосферных условий за многолетний период, который присущ данной местности в зависимости от ее географической обстановки [91, 100]. Под географической обстановкой понимается не только положение местности (широта, долгота и высота над уровнем моря), но и характер земной поверхности, орография, почвенный покров и др. [91, 100]. Атмосферные условия, которые определяют климат каждого места, испытывают квазигармонические изменения в годовом

ходе – от зимы к лету и от лета к зиме [2, 91]. Кроме квазигармонических изменений совокупность атмосферных условий изменяется от года к году, определяя межгодовую изменчивость климата [2, 91].

Погода и климат взаимосвязаны [91]. В атмосфере протекают многообразные физические процессы, которые непрерывно изменяют ее состояние [91]. Физическое состояние атмосферы у земной поверхности и в нижних слоях на высоте 30 – 40 км в данный момент времени называется погодой [91]. Климат – это многолетний режим погоды, характерный для какой-либо местности и повторяющийся из года в год [91]. Погода и климат характеризуются такими основными метеорологическими величинами или климатическими параметрами, как температура, давление, влажность воздуха, скорость ветра, облачность, количество атмосферных осадков [91, 100], которые регистрируются в результате метеорологических наблюдений на метеостанциях, а также в результате современных методов дистанционного зондирования Земли наземными, авиационными и космическими средствами. Источником биоклиматической информации, т.е. информации, отражающей влияние климата на органическую жизнь, являются данные биоиндикационных и палеоклиматических исследований. В совокупности вся эта информация формирует большие объемы численных данных за длительные периоды времени. В результате обработки таких численных данных для длительных последовательных временных периодов (иначе – хронологических численных рядов) статистическими методами получают статистические оценки метеорологических величин, обозначаемых как климатические характеристики. Климатические характеристики – это структурированная информация, пригодная для анализа и исследований при помощи разработанных математических методов и моделей.

Главная причина изменчивости погоды – это изменение количества солнечного тепла, которое достигает поверхности Земли в течение суток и в течение года, и связанное с ним перемещение воздушных масс [91]. Климат является результатом физических процессов, происходящих в тропосфере

(приток, превращение, отдача и перенос тепловой, кинетической и других форм энергии, испарение, конденсация, перенос влаги и т.д.) [91, 100]. Погода и климат зависят от количества солнечной радиации, от перемещения воздушных масс, атмосферных фронтов, циклонов и антициклонов, а также от свойств подстилающей поверхности [91, 100]. Солнце – основной источник поступления тепла. Солнечные лучи поглощаются в атмосфере, особенно в нижней её части – тропосфере. Поверхностью Земли поглощается до 47 % общего количества радиации, 25 % задерживается атмосферой [91, 100].

Распределение суммарной солнечной радиации имеет в основном зональный характер, так как количество достигающей земной поверхности радиации зависит от угла падения лучей, т.е. от географической широты [91, 100]. Зональный характер распределения солнечной радиации на Земле и соотношение между прямой и рассеянной радиацией нарушаются неравномерным распределением облачности [91, 100].

Из-за того, что температура земной поверхности в среднем выше температуры атмосферы, земное излучение всегда больше атмосферного [91, 100]. Разность между излучением Земли и встречным излучением атмосферы называется эффективным излучением [91, 100]. Разность между поглощенной солнечной радиацией и эффективным излучением называется радиационным балансом земной поверхности [91, 100]. Годовые значения радиационного баланса для различных районов земного шара сильно отличаются и изменяются от значений меньших – 210 МДж/м^2 в год в Антарктиде и близких к нулю в центральных районах Арктики до $3771 - 3980 \text{ МДж/м}^2$ в год в тропических широтах [91]. Над океаном, в связи с большей долей поглощенной радиации на тех же широтах радиационный баланс выше [91].

Земля отдает солнечное тепло отражением и излучением [91]. Количество отраженной солнечной радиации зависит от свойств поверхности: свежеснежный снег отражает 70 – 85 %, загрязненный или влажный 40 – 45 %; при отсутствии снежного покрова больше всего отражают солнечный свет пустыни [91]. Здесь отражение изменяется в широких пределах в зависимости от

цвета почвы (30–50 %) [91]. Так как отражательная способность воды невелика (6–10 %), отражение влажной почвы меньше, чем такой же сухой [91]. Сплошной растительный покров отражает от 10 до 25 % солнечной радиации [91]. Оставшаяся после отражения радиация поглощается поверхностью Земли, после чего она сама становится источником излучения [91]. Значительная часть излучения земной поверхности поглощается атмосферой [91]. При отсутствии облаков поглощение определяется присутствием в воздухе водяного пара, углекислого газа и атмосферного аэрозоля [91]. Нагретая таким образом атмосфера посылает к земной поверхности встречное излучение, которое компенсирует потерю тепла земной поверхностью и создает парниковый эффект [91, 100].

Первичное распределение солнечной энергии, достигающей земной поверхности с учетом ориентации земной поверхности к солнечным лучам, лежит в основе широтного формирования климатических классов [91, 100]. Солнечная радиация оказывает определяющее влияние на атмосферу Земли [101–103]. Региональные климатические изменения связаны с процессами перераспределения солнечной энергии [104–106], обусловленными территориальными особенностями, в частности характеристиками подстилающей поверхности [107–109].

Вся совокупность рассмотренных процессов не может быть описана с заданной точностью и отражается в качестве нелинейных искажений отдельных климатических характеристик.

Изменения состояния климатической системы, как кратковременные, так и длительные, наблюдаются, оцениваются и прогнозируются на основании данных, полученных в результате наблюдения климатических параметров, значений метеорологических величин, полученных за отдельные единицы времени [91, 100]. Задачи, касающиеся сбора данных о состоянии климатической системы, анализа и оценки колебаний климата, включая сравнение климата прошлого с современным, определения факторов различной природы, оказывающих влияние на климат, и прогноза климатических изменений, являются основными задачами

мониторинга [93]. Для понимания возможных изменений климата важен непрерывный процесс изучения состояния климатической системы и взаимодействия элементов этой системы, а также воздействия на эту систему внешних и внутренних факторов [100].

Результаты мониторинга климатических параметров являются основой для принятия управленческих решений по обеспечению безопасности людей и объектов экономики [5]. Результаты мониторинга основываются, прежде всего, на сборе необходимых данных о состоянии климатической системы за длительный период времени. Сбор данных предполагает систему повторных наблюдений одного или нескольких параметров, характеризующих климат в пространстве и во времени [91, 100]. Инструментальные измерения являются перспективными и достоверными, но они ограничены во времени и не обеспечивают информацию о климате далекого прошлого. Они также ограничены в пространстве. Расширение возможностей климатического мониторинга данными о климате прошлого реализуется путем создания системы сбора и изучения ископаемых и других косвенных данных о возможных колебаниях и изменениях климата за последние столетия, тысячелетия и более длительные интервалы времени [110–112]. Такая информация содержится в кольцах деревьев, в том числе и в археологической древесине [113–115], образцах донных отложений, моренных отложениях, колонках льда [116], пылице [117] и других природных объектах. На основе данной информации реализуется задача анализа и оценивания современного состояния климата в сравнении с изменениями климата в прошлом [118–120].

При реализации задачи анализа климата важно получить информацию, в том числе и на основе новых методов анализа данных с использованием современных технологий, о его изменениях с учетом влияния антропогенных факторов. Решение данной задачи может быть обеспечено в результате оперативного наблюдения за реакциями климатической системы и ее элементов на естественные и антропогенные изменения с учетом внутренних и внешних факторов, а также связанных с ними экологических превращений в окружающей среде [65].

Прогноз возможных изменений климата требует большого количества данных и решения задачи всестороннего анализа состояния климатической системы и развития моделирования природных процессов [91]. Построение моделей предполагает глубокое изучение физических процессов, протекающих в климатической системе [91]. Прогноз сезонных и межгодовых колебаний климата требует организации специальной глобальной системы наблюдений и математических методов анализа данных [91].

Присущая климату изменчивость во времени связана с изменениями циклов глобальных внешних воздействий [91]. Пространственная неоднородность климата определяется региональными особенностями территории, такими как изменение характеристик подстилающей поверхности, широты местности и др. [91]. В результате на поверхности Земли образуются климатические зоны или классы, внутри которых формируется локальный климат, для которого характерна однородность в значениях метеорологических характеристик [91, 100]. Под воздействием внешних и внутренних факторов климатические классы изменяются во времени [39]. Изменения климатических классов являются критерием состояния климатической системы. В настоящее время непрерывный мониторинг изменения климатических классов не ведется. Наблюдения за изменением климатических классов могут дать информацию, полезную для решения различных практических и научных задач. Информация об изменении климатических классов может быть использована для решения практических прикладных задач в сельском хозяйстве, водном хозяйстве, энергетике, строительстве, морских отраслях и других видах хозяйственной деятельности человека. Решение для такой задачи может быть получено на основе разработки методов исследования квазигармонических колебаний климатических характеристик (включая методы линеаризации квазигармонических колебаний), поиска закономерностей, обобщения и группировки полученной информации с применением методов кластерного анализа.

1.3 Проблемы моделирования природно-климатических процессов

Математическое моделирование является важным инструментом для развития наблюдений за изменениями климата. Климатическая система Земли постоянно обменивается веществом и энергией с внешней средой [91, 93, 100]. В ситуации глобальных климатических изменений особое значение приобретает задача прогноза изменения климата на несколько десятилетий вперед [91, 100]. Предсказания изменений климата строятся на основе современных климатических моделей [121].

Модели климатической системы должны включать в себя атмосферу, океан, сушу, криосферу, биоту [121]. В основе всех климатических моделей лежат установленные физические законы [121]. Предполагается, что для описания динамики атмосферы и океана справедливы уравнения Навье–Стокса для сжимаемой жидкости [121]. Основное условие модели заключается в том, что она должна воспроизводить все характеристики состояния реальной климатической системы [121].

В многообразии климатических моделей, которые используются сегодня в исследованиях изменений климата, выделяют простые климатические модели (двумерные, одномерные), модели промежуточной сложности, модели общей циркуляции атмосферы с упрощенными описаниями верхнего перемешанного слоя океана и морского льда, сложные трехмерные модели совместной циркуляции атмосферы и океана [121]. Простые модели используются для оценки влияния выбросов парниковых газов в атмосферу на климат. Модели промежуточной сложности полезны в исследованиях отдельных физических процессов, их взаимодействий и обратных связей между ними. Главным преимуществом моделей, которые находятся на более низких уровнях иерархии, является их высокая вычислительная эффективность [121]. Трехмерные региональные модели имеют разрешение порядка 10 км и размеры модельной области до субконтинентальных [121]. В зависимости от поставленной задачи начальные условия в моделях задаются в виде полей атмосферных величин,

рассчитанных или полученных из реанализа. Обычно модели проходят сложную процедуру калибровки и тестирования, прежде чем они могут быть применены для конкретного региона [121].

На сегодняшний день можно выделить ряд основных климатических моделей. ICON-IAP – глобальная климатическая модель, используемая в Германии [122]. В модели применяется икосаэдральная треугольная сетка. Атмосферная модель GFS – спектральная полулагранжева модель с полунеявной схемой интегрирования по времени, применяется в американском Национальном центре прогнозов окружающей среды [122]. Разрешение этой модели составляет примерно 13 км, 64 вертикальных уровня [122]. Глобальная климатическая модель, используемая как операционная многомасштабная модель для среднесрочного численного прогнозирования погоды в канадском метеорологическом центре [123]. NCAR – совместная модель атмосферы и океана, в настоящее время используется в США для изучения естественной изменчивости климатической системы [124, 125]. Модель содержит океанические и атмосферные модели, биофизические процессы наземной поверхности, модель гидрологии почвы и модели динамики морского льда [124, 125]. Модель включает в себя 4 различных блока решения уравнений динамики атмосферы на обычной широтно-долготной сетке; блок с использованием спектральных элементов на кубической сфере [124, 125]. Модель включает в себя блок атмосферной химии, учитывающий основные процессы, связанные с малыми газовыми составляющими и аэрозолями, блок описания микрофизических процессов в облаках [124–126]. ЕЦСПП – модель Европейского центра среднесрочных прогнозов погоды [126, 127]. INMCM3.0 – модель, разработанная в России в Институте вычислительной математики РАН, это совместная модель общей циркуляции атмосферы, входит в международный проект CMIP3 [126, 128]. Модель включает параметризацию радиационных процессов, конвекции и конденсации, процессы в почве и на поверхности суши, гравитационно-волновое сопротивление [129–131]. ПЛАВ – вычислительно эффективная полулагранжева

глобальная конечно-разностная модель общей циркуляции атмосферы, внедрённая в Гидрометцентре России [126].

Для того чтобы произвести прогноз погоды или получить отдельные характеристики элементов климатической системы, необходимо смоделировать динамику атмосферы и происходящие физические процессы [121, 126]. Атмосфера является наиболее неустойчивой и быстро меняющимся элементом системы [121, 126]. Получить полностью точное начальное состояние атмосферы невозможно, что является причиной исходного уровня неопределённости у всех используемых моделей [121, 126]. Исходное состояние климатической системы не может быть точно известно, и в процессе прогнозирования вероятность ошибки увеличивается [121, 126]. Поэтому прогноз от заданного начального состояния не может быть долгосрочным [121]. Существующие модели долгосрочного прогнозирования климата не позволяют получить однозначный прогноз даже на первое столетие [121]. Физические процессы атмосферных явлений являются достаточно сложными и до конца не изученными [121]. Решения климатических моделей недостаточны для полного описания всех процессов и при этом требуют больших вычислительных и временных ресурсов [129]. Пространственное разрешение современных моделей недостаточно для полного описания климатических процессов [121, 132]. Основным ограничением глобальных моделей общей циркуляции атмосферы является недостаточное разрешение региональных особенностей [121, 132]. Для оценки точности моделей в отдельном географическом регионе необходимо сравнение реальных и модельных значений в отдельных точках этого региона [121, 132]. В результате сравнения значений средняя ошибка определения температуры по всем моделям составляет от $-4,5^{\circ}\text{C}$ до $+1,5^{\circ}\text{C}$ [132].

Модели не дают прогноз изменения климата, они лишь описывают ансамбль возможных состояний климатической системы [121]. Вычисленные по моделям значения метеорологических величин можно использовать только в обобщенном виде, например, в виде осредненных по времени или по

пространству величин климатических характеристик [132–134]. Кроме того, для реализации моделей необходимы ретроспективные климатические данные.

Учитывая недостатки моделей, востребованность знаний о физических процессах и наличие глобальных изменений климата, целесообразно развивать новые методы исследования изменений элементов климатической системы в зависимости от влияющих факторов на основе постоянного наблюдения за изменениями метеопараметров. Новые функциональные закономерности, выявленные эмпирическим путем, в большей степени определяют дальнейший прогресс физических и математических моделей климата [135–137]. Для более глубокого понимания физических процессов необходимо проводить исследование климатической системы в глобальном и региональном масштабах. Требуется разработка модели для описания изменений климатических и связанных с климатом процессов и методов для системного анализа климата.

Актуальной является задача развития обширной сети метеостанций, обеспечивающей измерение, сбор и анализ данных, необходимых для оценки текущего состояния и принятия управленческих решений [1]. Качество накапливаемых данных зависит от плотности наблюдаемой сети. Распределение сети метеостанций может быть обосновано в результате определения климатических зон (классов). Наиболее плотное распределение метеостанций должно быть реализовано на границах климатических зон (классов) и в регионах с уникальными климатическими особенностями. Разделение климата на климатические классы и оценка изменчивости этих классов является фундаментальной задачей, связанной с достижением устойчивого развития территорий. Для решения задачи климатической классификации большую востребованность имеют численные методы исследования квазигармонических колебаний климатических характеристик и кластерного анализа.

1.4 Методы кластеризации и классификации климатов

Под климатическими зонами или классами понимаются области земной поверхности, внутри которых создаётся приблизительно однородный климат [91, 100]. Земля делится условно на четыре основные зоны, расположенные в границах определенных широт: полярную, умеренную, субтропическую и тропическую [11, 138]. Актуальность определения и изучения климатических зон связана с пониманием оптимальных условий для освоения той или иной территории с целью обитания и ресурсобеспечения [91, 138, 139].

Классификация климатов даёт представление о том, как различаются климаты в основных широтных поясах [140–142]. Характер климата определяется, кроме широты, ещё и множеством других факторов, как, например, температура, влажность, тип растительного покрова и т.д. [140–142]. Существуют различные методы классификации климатов, приводящие разнообразные климатические условия в определенную систему и определяющие зоны распространения отдельных типов климата. Классы в одной из наиболее используемых в мире классификаций климата В. П. Кеппена [6, 8] выделены на основе количественных критериев тепло-влажностного режима с учетом ландшафтных особенностей территории. Классификация климатов Л. С. Берга основана на учете ландшафтно-географических зон суши [10]. Границы климатических зон в классификации Б. П. Алисова [11] определяются по среднему положению климатических фронтов. В основе этой классификации – учет условий формирования климатов в зависимости от типов воздушных масс и их циркуляции [11]. На основе градаций характеристик тепло- и влагообеспеченности приземного воздуха и учета параметров теплового баланса поверхности построена классификация климатических режимов [11].

Классические подходы к классификации климатов [6–11], полученные для некоторых средних климатических условий в период доказанных климатических изменений, являются сложными для реализации и не могут дать оперативную оценку изменений, что является актуальной задачей в связи с существующими

тенденциями к усилению климатических изменений [97–98]. Таким образом, повышается научная и практическая значимость любой климатической классификации, реализующей формализованные подходы, позволяющие исследовать в динамике региональные особенности изменения климата.

В работах авторов, развивающих классификации климатов по оценкам измеренных климатических характеристик [14, 143, 144], используются методы, пригодные для организации оперативного мониторинга климатических зон. В данных алгоритмах классификации часто используют значения, характеризующие изменения температуры во времени, измеренные на метеорологических станциях в сочетании с другими характеристиками климата.

К недостаткам всех методов нужно отнести отсутствие методов оценки ошибок вычислений и определения устойчивости предлагаемых алгоритмов классификации. Результаты работ, исследующих изменения температуры [14] по признаку положительных и отрицательных тенденций разной интенсивности, позволяют определять границы климатических кластеров на основе выделения однотипных колебаний среднегодовых температур по знаку и фазе. К недостаткам нужно отнести отсутствие чёткой формулировки критериев кластеризации, однозначного вычисления фазы, оценки однотипности колебаний.

Выделение из климатических данных «больших тенденций», оценка их вклада и синхронности также актуальна, так как позволяет реализовать поиск резонансного взаимодействия систем в период глобальных изменений климата [17]. В подобных исследованиях встаёт вопрос об эффективном разделении колебаний по уровням и территориям и выделении характерных колебаний, присущих климатической системе и её элементам.

Важной задачей кластеризации климатов является установление границ между классами и оценка их изменчивости. Работы [18, 19] развивают разные подходы к определению критериев и к численным алгоритмам кластеризации климатов. Гибридный метод [18] основан на объединении метода ранговой корреляции Спирмена и критерия расстояния. К недостаткам метода можно отнести субъективность при построении ранжирования и приписывание объектам

числовых значений в шкале интервалов или отношений. Если объектов сравнения более 15, то процесс ранжирования представляет для человека достаточно сложную задачу. Выбор расстояния, которое способно ограничивать зону выбора объектов, также субъективен. Актуальной задачей является разработка метода, полностью формализующего процедуру группировки [19].

Существуют работы, использующие математическую методологию кластерного анализа [17–19]. Регионализация данных реализуется иерархическим методом кластеризации, в котором в качестве метрики используется расстояние между объектами. Под объектами понимаются разные характеристики температурных колебаний и изменения количества осадков [12, 15].

Кластерный анализ, применяемый к метеорологическим характеристикам, позволяет восстанавливать климатические кластеры, и его использование становится все более распространенным в климатических исследованиях [14, 144, 145]. Главным преимуществом методов кластерного анализа является то, что в них используются количественные критерии для определения типов климата. Снижение ошибки в методах кластеризации, получаемой в результате того, что правила кластеризации часто формулируются субъективно, может быть достигнуто путем использования максимально формализованных вычислительных алгоритмов кластеризации, опирающихся на известные климатические характеристики.

1.5 Современные методы кластерного анализа данных

Кластерный анализ относится к классическим методам анализа многомерных геофизических данных. Методы кластеризации интенсивно используются при решении задачи пространственной декомпозиции полей метеорологических характеристик с целью получения отдельных климатических кластеров [146]. Климатическая кластеризация направлена на анализ закономерностей формирования различных типов климата [107, 146]. Современные методы кластеризации климатов предлагают подходы, которые

основаны на учете изменений значений, как отдельных метеорологических характеристик, так и их совокупности [14, 36, 145].

В общем представлении кластерный анализ – это многомерная статистическая процедура, которая выполняет сбор данных, содержащих информацию о выборке объектов, и затем упорядочивает объекты в однородные группы – кластеры [147–149]. Кластером является группа элементов, характеризующихся общим свойством или признаком [150–152]. Результатом кластерного анализа является набор кластеров, которые обладают похожим поведением изучаемой характеристики [153, 154]. В отличие от классификации, которая относит каждый объект к одной из заранее определенных групп, кластеризация разбивает множество объектов на группы, которые определяются только ее результатом. [147, 155, 156].

Существует большое количество методов кластеризации числовых данных [157–159]. Задача кластеризации заключается в том, чтобы разбить выборку $X^l = \{x_1, \dots, x_l\} \subset X$ на непересекающиеся подмножества, называемые кластерами, в соответствии с функцией расстояния между объектами $\rho(x, x')$. Разбить выборку требуется так, чтобы каждый кластер состоял из объектов, близких по метрике ρ , а объекты разных кластеров существенно отличались. При этом каждому объекту $x_i \in X$ приписывается метка – номер кластера y_i . Алгоритм кластеризации – это функция, которая любому объекту $x \in X$ ставит в соответствие метку кластера $y \in Y$ [147].

Решение задачи кластеризации принципиально неоднозначно по нескольким причинам [147, 160, 161]. Во-первых, не существует однозначно наилучшего критерия качества кластеризации. Во-вторых, число кластеров, как правило, неизвестно заранее и устанавливается в соответствии с некоторым субъективным критерием. В-третьих, результат кластеризации существенно зависит от метрики ρ , выбор которой, как правило, также субъективен и определяется экспертом [147].

Цели кластеризации могут быть различными в зависимости от особенностей конкретной прикладной задачи [161, 162, 163]. Первая цель – понять структуру

множества объектов X^l , разбив его на группы схожих объектов. Упростить дальнейшую обработку данных и принятия решений, работая с каждым кластером по отдельности. Вторая цель – сократить объём хранимых данных в случае сверхбольшой выборки X^l , оставив по одному наиболее типичному представителю от каждого кластера [164–166]. Третья цель – выделить нетипичные объекты, которые не подходят ни к одному из кластеров [147, 160].

Графовые алгоритмы – это класс алгоритмов кластеризации, основанный на представлении выборки в виде графа. Вершинам графа соответствуют объекты выборки, а рёбрам – попарные расстояния между объектами $\rho_{ij} = \rho(x_i, x_j)$. Достоинством графовых алгоритмов кластеризации является наглядность, относительная простота реализации, возможность вносить различные усовершенствования, опираясь на простые геометрические соображения [167–169].

В алгоритме выделения связных компонент задаётся параметр R и в графе удаляются все рёбра (i, j) , для которых $\rho_{ij} > R$. Соединёнными остаются только наиболее близкие пары объектов. Идея алгоритма заключается в том, чтобы подобрать такое значение $R \in [\min(\rho_{ij}), \max(\rho_{ij})]$, при котором граф разделился на несколько связных компонент. Найденные связные компоненты – и есть кластеры [147–149]. Для подбора параметра R рекомендуется строить гистограмму распределения попарных расстояний ρ_{ij} . В задачах с выраженной кластерной структурой эта гистограмма имеет чёткие пики, отделяющие зону небольших внутриклассовых расстояний и зону больших межклассовых расстояний. Параметр R задаётся как расстояние, соответствующее точке минимума между этими пиками [147].

Данный алгоритм имеет два недостатка. Первый недостаток – это ограниченная применимость. Алгоритм выделения связных компонент наиболее подходит для выделения кластеров типа сгущений или лент. Наличие разреженного фона между кластерами приводит к неадекватной кластеризации. Второй недостаток – это плохая управляемость числом кластеров. Управлять числом кластеров с помощью параметра R сложно. В данном алгоритме для

выделения нужного количества кластеров приходится решать задачу при разных R , что увеличивает время вычисления [147, 149].

Алгоритм кратчайшего незамкнутого пути строит граф из l рёбер так, чтобы они соединяли все l точки и обладали минимальной суммарной длиной. Такой граф называется кратчайшим незамкнутым путём (КНП), минимальным покрывающим деревом или каркасом. Схема алгоритма кратчайшего незамкнутого пути представлена на рисунке 1.1. [147, 160].

В данном алгоритме число кластеров K задаётся как входной параметр. Его можно определять графически, если упорядочить все расстояния, образующие каркас, в порядке убывания и отложить их на графике. Резкое изменение графика показывает количество наиболее чётко выделяемых кластеров. Этот алгоритм, как и предыдущий, имеет ограниченную применимость. Наличие разреженного фона между кластерами приводит к неадекватной кластеризации. Другим недостатком алгоритма является высокая трудоёмкость [147, 149].

Алгоритм FOREL имеет многочисленные вариации [147]. В основе всех этих вариаций лежит следующая базовая процедура. Пусть задана некоторая точка $x_0 \in X$ и параметр R . Выделяются все точки выборки $x_i \in X_1$, попадающие внутрь сферы $\rho(x_i, x_0) \leq R$, и точка x_0 переносится в центр тяжести выделенных точек. Эта процедура повторяется до тех пор, пока состав выделенных точек, а значит и положение центра, не перестанет меняться. Центр сферы x_0 в общем случае не является объектом выборки, потому и называется формальным элементом. Для вычисления центра необходимо, чтобы множество объектов X было не только метрическим, но и линейным векторным пространством. Это требование естественным образом выполняется, когда объекты описываются числовыми признаками. Однако существуют задачи, в которых изначально задана только метрика, а сложение и умножение на число не определены на X . Тогда в качестве центра сферы можно взять тот объект обучающей выборки, для которого среднее расстояние до других объектов кластера минимально. При этом заметно увеличивается трудоёмкость алгоритма [147, 170].

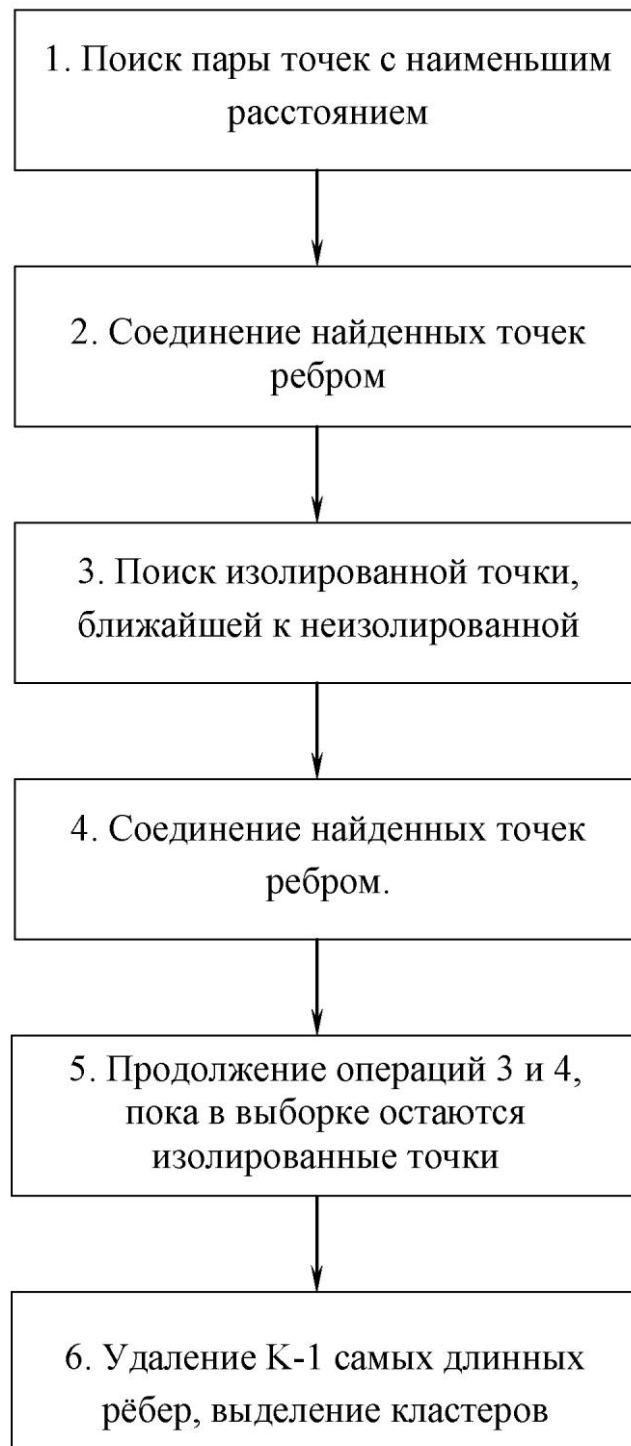


Рисунок 1.1 – Схема алгоритма кратчайшего незамкнутого пути

Наряду с графовыми алгоритмами существуют статистические алгоритмы кластеризации, которые основаны на предположении о том, что кластеры должны описываться некоторым семейством вероятностных распределений. В таком случае задача кластеризации сводится к разделению смеси распределений по конечной выборке [147, 156].

ЕМ-алгоритм. Объекты выборки появляются случайно и независимо согласно вероятностному распределению. В алгоритме реализуется итерационное повторение двух шагов. На первом шаге по формуле вычисляются скрытые переменные g_{iy} . Значение g_{iy} равно вероятности того, что объект $x_i \in X^l$ принадлежит кластеру $y \in Y$. На втором шаге уточняются параметры каждого кластера (μ_y, Σ_y) [147].

Метод k -средних (k -means). В алгоритме k -средних каждый объект жёстко приписывается только к одному кластеру и форма кластеров фиксированная. Схему алгоритма k -means можно представить в виде нескольких этапов (рисунок 1.2). Алгоритм k -means чувствителен к выбору начальных приближений центров. Случайная инициализация центров на первом этапе может приводить к ошибкам кластеризации [171, 172]. Для формирования начального приближения нужно выделить k наиболее удалённых точек выборки. Первые две точки выделяются по максимуму всех попарных расстояний, каждая следующая точка выбирается так, чтобы расстояние от неё до ближайшей уже выделенной было максимально. Кластеризация может оказаться неадекватной и в том случае, если изначально будет неверно выбрано число кластеров. Вследствие чего необходимо проводить кластеризацию при различных значениях k и выбрать тот результат, при котором достигается резкое улучшение качества кластеризации по заданному функционалу [147, 173, 174].

Кластеризация с частичным обучением. Алгоритмы ЕМ и k -means легко приспособить для решения задач кластеризации с частичным обучением, когда для некоторых объектов известны правильные классификации. На практике частичная классификация даже небольшого количества объектов существенно улучшает качество кластеризации [171, 175, 176].



Рисунок 1.2 – Схема алгоритма k-средних (k-means)

Иерархические алгоритмы кластеризации, называемые также алгоритмами таксономии, строят не одно разбиение выборки на непересекающиеся классы, а систему вложенных разбиений. Суть иерархической кластеризации состоит в последовательном объединении меньших кластеров в большие или разделении больших кластеров на меньшие. Результат таксономии обычно представляется в виде таксономического дерева – дендрограммы. Среди алгоритмов иерархической кластеризации различаются два основных типа: агломеративные и дивизимные [147].

Агломеративные или восходящие – это алгоритмы, в которых объекты объединяются в более крупные кластеры. Эта группа методов характеризуется последовательным объединением исходных элементов и соответствующим уменьшением числа кластеров. В начале работы алгоритма все объекты являются отдельными кластерами. На первом шаге наиболее похожие объекты объединяются в кластер. На последующих шагах продолжается объединение объектов до тех пор, пока не произойдет окончательное формирование кластеров. Схема алгоритма агломеративной кластеризации представлена на рисунке 1.3. [147]

В агломеративных алгоритмах каждый объект считается отдельным кластером. Для одноэлементных кластеров естественным образом определяется функция расстояния $R(\{x\}, \{x'\}) = \rho(x, x')$. Затем запускается процесс слияний. На каждой итерации вместо пары самых близких кластеров U и V образуется новый кластер $W = U \cup V$. Расстояние от нового кластера W до любого другого кластера S вычисляется по расстояниям $R(U, V)$, $R(U, S)$ и $R(V, S)$, которые к этому моменту уже должны быть известны [147, 160].

$$R(U \cup V, S) = \alpha_U R(U, S) + \alpha_V R(V, S) + \beta R(U, V) + \gamma |R(U, S) - R(V, S)|, \quad (1.15)$$

где $\alpha_U, \alpha_V, \beta, \gamma$ – числовые параметры.



Рисунок 1.3 – Схема алгоритма агломеративной кластеризации

Дивизимные или нисходящие алгоритмы являются логической противоположностью агломеративным методам. В начале работы алгоритма все объекты принадлежат одному кластеру, который на последующих шагах делится на меньшие кластеры [147].

Разные методы кластеризации используют разные способы вычисления расстояний $R(W, S)$ между кластерами W и S [147, 154].

В методе ближнего соседа используется ближайшее расстояние между объектами [147]:

$$R^{\circ}(W, S) = \min \rho(w, s), w \in W, s \in S. \quad (1.16)$$

Расстояние между двумя кластерами определяется расстоянием между двумя наиболее близкими объектами – ближайшими соседями в различных кластерах.

Метод позволяет выделять кластеры сколь угодно сложной формы при условии, что различные части таких кластеров соединены цепочками близких друг к другу элементов [147].

В методе наиболее удаленных соседей используется расстояние дальнего соседа [147]:

$$R^{\Delta}(W, S) = \max \rho(w, s), w \in W, s \in S. \quad (1.17)$$

Расстояния между кластерами определяются наибольшим расстоянием между любыми двумя объектами в различных кластерах – наиболее удалёнными соседями. Метод эффективен, когда объекты действительно происходят из различных областей, и будет иметь ошибки, если кластеры имеют удлинённую форму или цепочную связь [147].

В методе невзвешенного попарного среднего используется среднее расстояние [147]:

$$R^c(W, S) = \frac{1}{|W||S|} \sum_{w=1}^W \sum_{s=1}^S \rho(w, s), w \in W, s \in S. \quad (1.18)$$

В качестве расстояния между двумя кластерами берется среднее расстояние между всеми парами элементов в них. Метод эффективен также, когда объекты происходят из различных областей, и будут иметь ошибки в случаях присутствия кластеров "цепочного" типа при предположении неравных размеров кластеров [147].

Центроидные методы используют расстояние между центрами [147]:

$$R^u(W, S) = \rho^2 \left(\sum_{w=1}^W \frac{w}{|W|}, \sum_{s=1}^S \frac{s}{|S|} \right), w \in W, s \in S. \quad (1.19)$$

Невзвешенный центроидный метод – метод невзвешенного попарного центроидного усреднения. В качестве расстояния между двумя кластерами в этом методе берется расстояние между их центрами тяжести. Взвешенный центроидный метод – метод взвешенного попарного центроидного усреднения. Для учета разницы между размерами кластеров используются веса. Этот метод используется в случаях, если имеются предположения относительно существенных отличий в размерах кластеров [147].

Метод Варда (Ward's method). В качестве расстояния между кластерами берется прирост суммы квадратов расстояний элементов до центров кластеров, получаемый в результате их объединения. Расстояние Варда [147]:

$$R^B(W, S) = \frac{|W||S|}{|W|+|S|} \rho^2 \left(\sum_{w=1}^W \frac{w}{|W|}, \sum_{s=1}^S \frac{s}{|S|} \right), w \in W, s \in S. \quad (1.20)$$

В отличие от других методов кластерного анализа для оценки расстояний между кластерами здесь используются методы дисперсионного анализа. На каждом шаге алгоритма объединяются такие два кластера, которые приводят к минимальному увеличению целевой функции, т.е. внутригрупповой суммы квадратов. Этот метод направлен на объединение близко расположенных кластеров малого размера [147].

Из приведенного обзора методов кластеризации можно сделать вывод, что точного ответа на вопрос, какой алгоритм кластеризации лучше, не существует. Каждое из расстояний, перечисленных выше, имеет свои недостатки и подходит не для всех задач. Метод ближайшего соседа обладает цепочечным эффектом, когда независимо от формы кластера к нему присоединяются ближайшие к границе объекты. В зависимости от задачи это свойство может быть как полезным, так и мешающим. Метод ближайшего соседа хорошо подходит для выделения кластеров ленточной формы. Метод дальнего соседа цепочечного эффекта не имеет, но может объединять довольно несхожие группы. Расстояние между центрами тяжести не монотонно и не редуктивно, поэтому редко используется на практике. Метод Варда можно определить наилучшим по результатам экспериментального сравнения на представительном наборе модельных задач [148].

Различные алгоритмы кластеризации могут быть более или менее результативны в зависимости от поставленных задач. Простые алгоритмы, как правило, узко специализированы и дают адекватные результаты при решении отдельных задач. Более сложные алгоритмы, такие как FOREL или агломеративный алгоритм, справляются с более широким кругом задач. Создание алгоритма, успешно работающего во всех ситуациях без исключения, представляется неразрешимой задачей [147, 148, 150].

Все методы кластеризации числовых данных обладают как своими достоинствами, так и недостатками. Существенным недостатком большинства используемых методов для климатической кластеризации является необходимость задавать количество кластеров до начала кластеризации [147]. Этот недостаток затрудняет обработку климатических данных и сужает возможности кластеризации. Для получения объективной климатической кластеризации требуются методы, в которых не нужно указывать количество кластеров. Избежать данного недостатка можно, используя иерархические методы, методы нечеткой кластеризации [177–179]. При помощи данных алгоритмов можно обеспечить кластеризацию высокого качества без

предварительного задания информации о кластерах. На основе методов нечеткой кластеризации можно реализовать эффективный анализ как простых, так и сложных многомерных массивов данных [180, 181]. Иерархические методы не лишены недостатков, к ним относится сложность определения условия остановки итерационного процесса разделения или слияния кластеров. Необходимо найти такое решение, которое позволило бы выделить действительные кластеры и не допустить их дальнейшего разбиения, а также позволило бы определить точный выбор позиции разделения или слияния кластеров. Данное решение должно минимизировать субъективное влияние исследователя на выполнение каждого этапа кластерного анализа и устранить неоднозначность полученного результата. Перспективными подходами для преодоления существующих ограничений и улучшения качества группировки данных являются гибридные методы [182], включая методы многомерной кластеризации [183–185] и методы, объединяющие глубокое машинное обучение и традиционные алгоритмы кластеризации [186–188]. Для подтверждения правильности решения требуется сравнение с аналогичными результатами, но в другом пространстве показателей, и сравнение с результатами анализа, но с другими инструментальными средствами [147].

Задача кластеризации значительно усложняется в том случае, если каждый элемент выборки исходных данных представлен не только единственным значением, а динамическим рядом за длительный период времени [189]. Кластеризация в таком случае является нетривиальной задачей, которая требует разработки особого теоретического подхода к описанию формы элемента во времени, например, на основе функционального анализа или теории анализа сигналов, и выбора подходящей меры близости, способной дать численную оценку сходства между элементами на всей временной шкале.

К описанному выше типу данных относятся временные ряды метеорологических параметров, являющихся характеристиками климата. Таким образом, разработанное теоретическое описание климатических характеристик и алгоритма их кластеризации в совокупности будут являться фундаментальной основой метода климатической кластеризации.

1.6 Выводы

1. Методы, разрабатываемые для анализа квазигармонических колебаний, имеют большую область применения, так как они широко распространены в разных областях науки и техники. Разработка численных методов исследования квазипериодических колебаний является нетривиальной задачей, для которой на современном этапе не разработана полная математическая теория.

2. Одним из сложных примеров для исследования свойств колебаний, которые можно отнести к классу квазипериодических, являются изменения средних значений приземной температуры воздуха. Определяется это тем, что физические процессы, происходящие в климатической системе, являются сложными и до конца не изученными. Это ограничивает использование и развитие существующих климатических моделей и обосновывает целесообразность развития новых подходов и методов исследования климата на основе постоянного наблюдения, численного моделирования и исследования метеорологических характеристик, их кластеризации и анализа результатов в зависимости от влияющих факторов.

3. Сложность исследования квазигармонических колебаний, обусловленных климатическими процессами, заключается в том, что формирующий эти колебания процесс – глобальный климатический сигнал – не известен. В силу отсутствия исходной информации о характеристиках определяющего глобального воздействия, поиск возмущающих воздействий является значительной проблемой. Для решения этой проблемы необходима разработка методов выделения типовых закономерностей на основе развития методов кластерного анализа.

4. Глобальный масштаб изменений климатической системы определяет важность развития мониторинга климата и создания новых методов исследования климатических процессов. Методы кластерного анализа и климатической классификации имеют большое прикладное значение, так как являются основой для исследования климата как системы и позволяют обеспечить построение

оценок, характеризующих системные свойства и величину их отклонений, с целью определения устойчивости этой системы.

В существующих методах, применяемых для классификации и кластеризации климатов, отсутствует конструктивное определение понятия меры сходства между изменениями во времени климатических характеристик. Отсутствуют объективные методы климатической кластеризации, способные обеспечить оперативный мониторинг изменения климатических классов. Требуется создание формализованного метода климатической кластеризации на основе исследования и моделирования изменения численных значений климатических характеристик, как измеренных, так и полученных в результате применения методов биоиндикации и палеоклиматических исследований за длительные интервалы времени.

2 Разработка метода кластеризации природно-климатических процессов, моделируемых квазигармоническими колебаниями

В данной главе для моделирования и исследования выбрана приземная температура. На основе проведенного анализа натурных данных, представленных численными рядами изменений среднемесячных значений приземной температуры, измеренных на метеостанциях Северного полушария Земли, определено, что изменения среднемесячных значений температуры за длительные периоды времени имеют квазигармонический колебательный характер. В результате исследования показано наличие значительных отличий в изменении значений температуры для отдельных географических областей.

В соответствии с результатами наблюдений построена математическая модель изменения приземной температуры в виде колебания, модулированного по амплитуде и фазе. Исследование математической модели построено на основе изучения свойств амплитуды и фазы [50, 56, 62].

Разработан численный метод для вычисления элементов квазигармонического колебания. В рамках предложенного метода разработан формализованный подход к вычислению амплитуды и фазы, основанный на теории аналитического сигнала (АС) с оптимизацией полосы частотного спектра.

В ходе работы сформулирован принцип синхронности, предполагающий одновременность проявления изменений в значениях численных рядов, относящихся к одному классу однородности. Для исследования групповых свойств входящих в модель элементов разработан численный метод кластеризации, позволяющий на основе предложенного принципа синхронности определять кластеры, состоящие из численных рядов с заданной теснотой связи, определяемой коэффициентом корреляции Пирсона, без априорной информации о количестве и составе кластеров. Центром каждого кластера является вычисляемая типовая функция.

В результате исследования определено, что элементы предложенной математической модели в форме квазигармонического колебания – амплитуда и

фаза – имеют особенности, позволяющие использовать их в качестве критериев кластеризации природно-климатических процессов [50, 51, 190]. И на основе анализа массивов геофизических данных [52–54] использования критериев сходства [55] и применение разработанного математического аппарата [62] позволяют реализовать построение климатических классов [191, 192].

Из результатов исследования свойств типовых функций, полученных на основе применения предложенного метода кластеризации к колебаниям значений приземной температуры, определено, что изменения амплитудной и фазовой характеристик зависят от географической широты местности, что позволило ввести в математическую модель колебаний приземной температуры переменную, связывающую географическую широту местности с коэффициентами, определяющими глубину фазовой и амплитудной модуляций. В ходе интерпретации результатов исследования сделано предположение о наличии влияния характеристик подстилающей поверхности на форму амплитудной и фазовой модуляции [193–195].

Важным результатом данной главы является предложенное на основе обобщения теоретических знаний описание метода для вычисления элементов квазигармонического колебания и метода их кластеризации. При исследовании природно-климатических процессов предложенные методы дополняют друг друга. Метод вычисления элементов квазигармонического колебания позволяет выделить массивы динамических характеристик, используемых для определения значимых групповых характеристик, определяемых методом кластеризации.

Рассмотрен разработанный метод кластеризации, не требующий больших вычислительных ресурсов, позволяющий определять кластеры без априорной информации и оценивать тесноту связи между кластерами.

Предложенные методы применимы для решения широкого круга научных и прикладных задач биологии, медицины, сельскохозяйственных наук, климатологии, экономики и др.

2.1 Математическое моделирование колебаний приземной температуры

2.1.1 Исследование колебаний среднемесячных значений приземной температуры

Разработка метода моделирования и анализа свойств квазигармонического колебания и метода кластеризации для определения закономерностей квазигармонических процессов обеспечивает создание комплексного вычислительного инструмента, пригодного для системного анализа сложных систем, подобных климатической системе. На примере анализа климатических характеристик предложенные методы позволят реализовать классификацию климатов, основу которой составляют уникальные климатические закономерности, присущие разным климатическим регионам.

Для выделения климатических закономерностей необходимо выбрать наиболее информативную климатическую характеристику и, исходя из ее свойств, создать математическую модель, пригодную для дальнейшего ее исследования. Основное качество математической модели, ее пригодность для исследования, во многом определяется свойствами тех функций, из которых она составлена. В математическую модель должны входить элементы, позволяющие проводить исследование моделируемых процессов, а также получать новую полезную информацию. Учитывая общую цель работы, разрабатываемый математический аппарат должен содержать теоретическую основу для исследования закономерностей изменений природно-климатических характеристик и климата в целом за определенные временные периоды.

Среди разных климатических характеристик особое значение имеет температура, она является отражением процесса поступления энергии на Землю и ее трансформации. Температура является уникальной интегральной характеристикой, отражающей природно-климатические изменения.

Прежде чем перейти к созданию математической модели необходимо, провести анализ изменений средних значений температуры, измеренных на

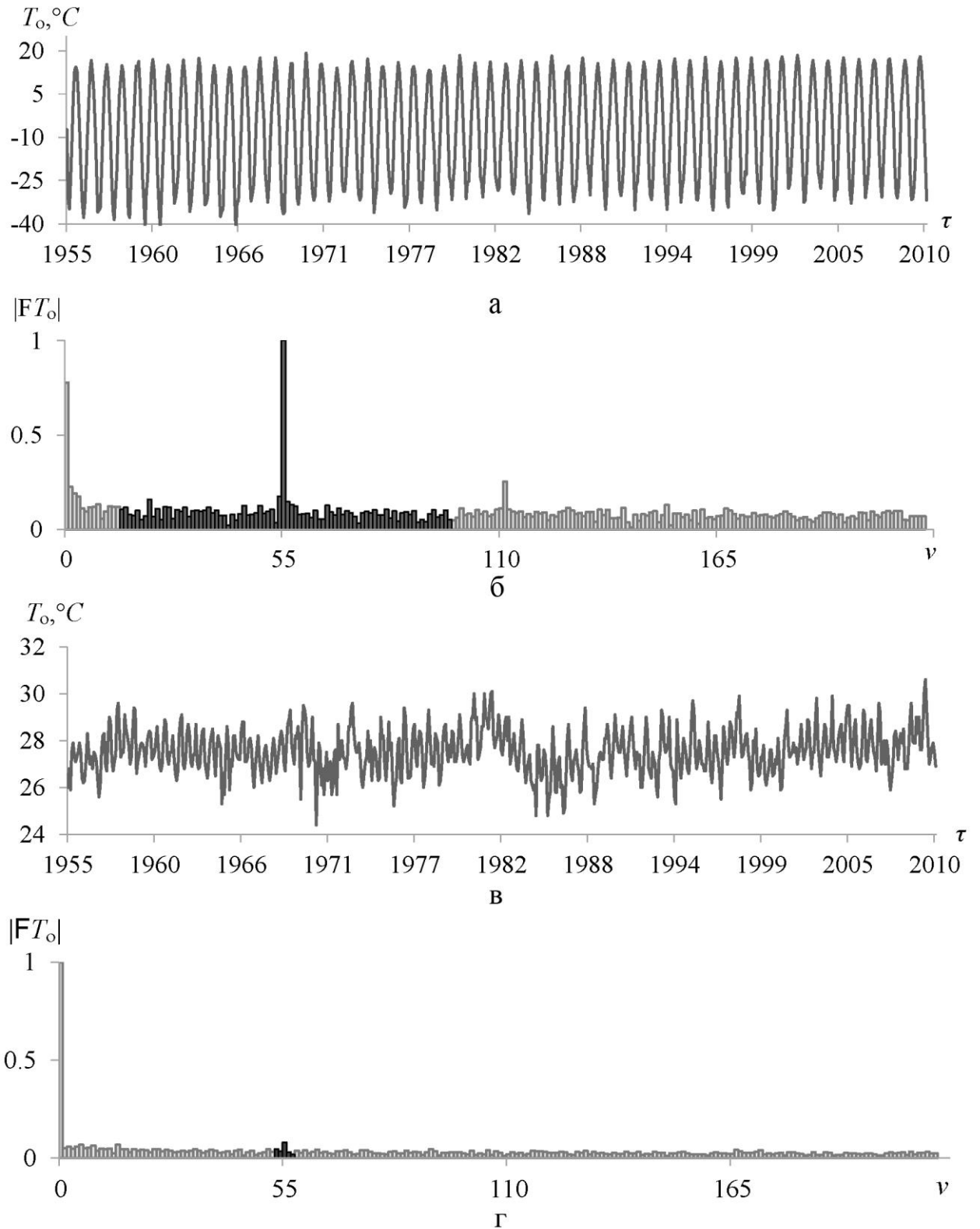
метеостанциях за длительный период времени (не менее 30 лет), и описать их свойства.

В работе использованы среднемесячные значения приземной температуры, измеренные на 818 метеостанциях Северного полушария Земли за период с 1955 по 2010 гг., интервал наблюдений составляет 55 лет [196]. Учитывая тот факт, что изменения значений температуры были получены в результате регистрации приборами на метеостанциях, они четко структурированы и являются источником информации об изменениях данной физической величины во времени, они могут быть обозначены как температурный сигнал.

Изменения средних значений температуры будем рассматривать как функцию, ограниченную на действительной оси. Представление функций в виде дискретного ряда отсчетов осуществляется на основе теоремы Котельникова, при этом дискретизируемая функция будет иметь финитное преобразование Фурье [197].

На рисунке 2.1 представлены две температурных функции и их Фурье-спектры. Первая функция (рисунок 2.1, а) получена на метеостанции «Tomsk» (Россия; синоптический индекс 29430; широта $56,5^{\circ}\text{N}$; долгота $84,9^{\circ}\text{E}$; высота над уровнем моря 139 м), расположенной в умеренных широтах, вторая (рисунок 2.1, в) на метеостанции «Ciudad Bolivar» (г. Сьюдád-Боли́вар, Венесуэла; синоптический индекс 80444; широта $8,2^{\circ}\text{N}$; долгота $63,6^{\circ}\text{W}$; высота над уровнем моря 48 м), расположенной в тропических широтах.

Численная реализация оператора Фурье-преобразования осуществлялась применением алгоритма быстрого преобразования Фурье (БПФ) [198], который предназначен для периодических функций. Для изменений температуры характерен период в один год. Функции были периодически продолжены за пределы интервала наблюдения. Дополнительно 660 отсчетов температуры интерполировались сплайнами до 2048. Данные действия выполнялись для минимизации погрешностей реализации БПФ [197, 199, 200].



а – среднемесячные значения приземной температуры «Tomsk», б – «Ciudad Bolivar»; в – нормированные модули БПФ «Tomsk», г – «Ciudad Bolivar» (на рисунках представлены первые 220 частот из 2048)

Рисунок 2.1 – Температурные колебания

Для функций температуры были реализованы прямое и обратное БПФ. Проведен расчет отклонений значений от их исходных значений. Максимальное значение ошибки не превысило $2,9 \cdot 10^{-14}$.

Изменения температуры представляют собой колебательный процесс (рисунок 2.1, а, в). На основе проведенного спектрального анализа можно сказать, что в частотном спектре температурного колебания умеренных широт (рисунок 2.1, б) наиболее выражен модуль на частоте, равной 55, соответствующей несущей частоте колебания с периодом в один год на всем интервале наблюдения. Менее выражены модули на кратных частотах, которые могут быть следствием нелинейных искажений некоторого начального колебания, как результат наличия модулирующих процессов [62]. Несущая частота в частотном спектре температурного колебания тропических широт (рисунок 2.1, г) выражена слабо. В частотных спектрах обоих колебаний (рисунок 2.1, б, г) присутствуют также значительные постоянные составляющие на нулевой частоте. Имеется широкополосный частотный фон, величина которого для температурного колебания, характеризующего умеренные широты, не более 10% от уровня несущей частоты (рисунок 2.1, б).

Сравнительный анализ температурных колебаний разных метеостанций показывает, что в умеренном поясе в спектре температурного колебания преобладает несущая частота (рисунок 2.1, б), тогда как в спектре температурного колебания тропического пояса несущая частота выделяется не более чем на 8% от фоновых частот (рисунок 2.1, г) [31].

В работе в основу математического моделирования положен анализ температурных колебаний во временной и частотной областях, из результатов которого можно предположить, что изменения температуры имеют периодический характер, а все отклонения связаны с модуляциями амплитуды и фазы [56, 62]. В частотных спектрах температурных колебаний присутствует несущая частота. Можно сказать, что существует несущее колебание с периодом, равным одному календарному году.

2.1.2 Построение математической модели температурного колебания

Очень часто многие практические вопросы естествознания приводят к, так называемым, уравнениям математической физики. Центральное место в математической физике занимают уравнения в частных производных, чаще всего – нелинейные [201–203].

Большой круг задач из таких областей, как сельское хозяйство, медицина, энергетика, экономика, биология и особенно климатология, при исследовании природно-климатических и связанных с ними процессов может быть решен с использованием метода аналогии волнового уравнения – простейшего уравнения математической физики в частных производных гиперболического типа [201–203].

$$\frac{\partial^2 u}{\partial^2 \tau} = a^2 \frac{\partial^2 u}{\partial^2 x}. \quad (2.1)$$

Более общий вид волнового уравнения:

$$\frac{\partial^2 u}{\partial^2 \tau} = a^2 \Delta u, \quad (2.2)$$

где Δ – уравнение Лапласа.

$$\frac{\partial^2 u}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 u}{\partial^2 y} + \frac{\partial^2 u}{\partial^2 z} = \Delta u = 0. \quad (2.3)$$

Под решением дифференциального уравнения в частных производных понимается такая функция нескольких переменных, которая при подстановке в уравнение обращает его в тождество. Дифференциальные уравнения в частных производных имеют бесчисленное множество решений [201–203].

Известно, что функции $u = \sin(at + x)$, $u = \cos(at + x)$ обращают уравнение в тождество и являются частными решениями волнового уравнения [201–203].

В общем случае процесс математического моделирования сводится к задаче определения формы изменения значений в любой момент времени или, точнее, определения закона изменения значений в зависимости от времени.

Предполагая, что изменения значений происходят в одной плоскости общий вид колебания можно представить функцией:

$$T(\tau, L) = D(\tau+P, L) S_m(\tau) + S_a(\tau) + C, \quad (2.4)$$

где, τ – время;

L – дополнительный параметр, определяющий характеристики основного колебания;

$D(\tau+P, L)$ – основное квазигармоническое колебание;

P – период колебания;

$S_a(\tau), S_m(\tau)$ – аддитивная, мультипликативная составляющие шума;

C – постоянная.

Принимая $S_a = C = 0, S_m = 1$, определяем форму основного колебания $D(\tau+P)$.

Формула (2.4) представляет собой общий вид модели колебания, пригодной для описания изменений значений приземной температуры, а также, в дальнейшем, для изменений величины прироста биоиндикатора и др. Дополнительный параметр L в этих задачах будет определять характер изменения основного колебания в зависимости от места его фиксации.

На основе анализа исходных – натуральных данных (рисунок 2.1), математическую модель, описывающую изменение температуры во времени, можно построить в виде колебания, обусловленного глобальным ежегодным циклом вращения Земли – собственное колебание или несущее, модулированного по амплитуде и фазе в результате влияния процессов различной природы – случайные или модулирующие колебания [204–206]. С точки зрения получения информации будем говорить о существовании несущего и модулирующего колебаний [207–209].

Порядок построения математической модели включает следующие этапы:

1. Формирование несущего колебания.

Математическая модель, описывающая изменение температуры, в виде несущего периодического колебания, обусловленного глобальным ежегодным циклом вращения Земли, может быть представлена в виде следующего аналитического выражения:

$$T(\tau) = a_0 \cos \Phi_n = a_0 \cos(\omega_n \tau + \varphi_0), \quad (2.5)$$

где τ – время;

a_0 – амплитуда несущего колебания;

Φ_n – полная фаза несущего колебания;

φ_0 – начальная фаза;

ω_n – угловая частота, $\omega_n = 2\pi \nu_n$,

где ν_n – частота несущего колебания, определяемая циклом вращения Земли.

2. Формирование колебания, модулированного по амплитуде и фазе.

Процессы разной природы оказывают модулирующее воздействие на несущее колебание, описанное уравнением (2.5) [210, 211]. В результате модулирующего воздействия приращения получают такие информационные характеристики собственного колебания, как амплитуда, частота и фаза.

Частотная и фазовая модуляции взаимосвязаны, поэтому далее будем использовать только фазовую модуляцию [212].

В модулируемых колебаниях изменяемые параметры имеют вид [212]:

$$A(\tau) = a_0 + \Delta A(\tau), \quad (2.6)$$

$$\Phi(\tau) = \Phi_n + \Delta \Phi(\tau), \quad (2.7)$$

где $\Delta A(\tau)$, $\Delta \Phi(\tau)$ – приращения амплитуды и фазы, пропорциональные модулирующим колебаниям $a(\tau)$, $\varphi(\tau)$. Тогда амплитудная и фазовая модуляции будут иметь вид [212]:

$$A(\tau) = a_0 + I^A a(\tau), \quad (2.8)$$

$$\Phi(\tau) = \Phi_n + I^\Phi \varphi(\tau), \quad (2.9)$$

где $I^A = \frac{K^A}{a_0}$, – индекс амплитудной модуляции;

K_i^A – коэффициент пропорциональности, отражающий глубину амплитудной модуляции;

I^Φ – индекс фазовой модуляции, определяющий максимальное отклонение фазы;

$a(\tau)$ – функция модулирующая амплитуду;

$\varphi(\tau)$ – функция модулирующая фазу [212].

Модель модулированного по амплитуде температурного колебания, используя уравнения (2.5) и (2.8), можно записать в следующем виде:

$$T(\tau) = a_0 (1 + I^A a(\tau)) \cos \Phi_n = (a_0 + K^A a(\tau)) \cos \Phi_n, \quad (2.10)$$

Модель модулированного по фазе температурного колебания, используя уравнения (2.5) и (2.9), можно записать в следующем виде:

$$T_0(\tau) = a_0 \cos(2\pi \nu_n \tau + \varphi_0 + I^\Phi \varphi(\tau)), \quad (2.11)$$

Модель модулированного по амплитуде и фазе температурного колебания, используя уравнения (2.10), (2.11), можно записать в следующем виде:

$$T_0(\tau) = (a_0 + K^A a(\tau)) \cos(2\pi \nu_n \tau + \varphi_0 + I^\Phi \varphi(\tau)), \quad (2.12)$$

В математической модели (2.6) гармонические модулирующие функции $a(\tau)$, $\varphi(\tau)$ однотональные [212]. В реальных системах такие модулирующие функции встречаются редко. Реальные модулирующие функции являются

сложными функциями, для описания которых применяют конечную или бесконечную сумму, состоящую из гармонических составляющих. Математическая модель (2.12) для сложной модуляции температурного колебания будет иметь следующий вид:

$$T_0(\tau) = \left(a_0 + \sum_{f=1}^F K_f^A a_f(\tau) \right) \cos \left(2\pi \nu_n \tau + \varphi_0 + \sum_{f=1}^F I_f^\Phi \varphi_f(\tau) \right), \quad (2.13)$$

где f – порядковый номер гармоники, $f = 1, 2..F$;

F – количество модулирующих гармоник.

В представленную в виде (2.13) математическую модель входят две составляющие: амплитуда и фаза. Обе эти составляющие являются важными для дальнейшего процесса математического моделирования, так как их изменчивость обусловлена происходящими природно-климатическими процессами, имеющими отличительные особенности для разных географических районов. Функции амплитуды и фазы являются решением уравнения (2.13).

Экспериментально установлена зависимость глубины модуляции, как амплитуды, так и фазы, от широты местности L . Например, глубина модуляции амплитуды для температурного колебания умеренных широт, (рисунок 2.1, а), $3,6^\circ\text{C}$, для температурного колебания тропических широт, (рисунок 2.1, в), $0,48^\circ\text{C}$. Учитывая выявленные особенности изменения характеристик температурных колебаний в зависимости от широты местности, в математическую модель (2.8) введена переменная L , которая определяет значения индексов модуляции в зависимости от географической широты.

$$T_0(\tau, L) = \left(a_0(\tau, L) + \sum_{f=1}^F K_f^A(L) a_f(\tau) \right) \cos \left(2\pi \nu_n \tau + \varphi_0 + \sum_{f=1}^F I_f^\Phi(L) \varphi_f(\tau) \right), \quad (2.14)$$

Значения для переменной L определяются экспериментально. Введение данного элемента в модель повышает ее точность. На данном этапе точность будет зависеть от того, насколько верно подобраны экспериментальные значения.

2.2 Метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания

2.2.1 Применение теории аналитического сигнала, расчета амплитуды и фазы

Представление колебательного или волнового процесса в виде двух величин, амплитуды и фазы, требует непротиворечивого определения этих понятий. Волновое уравнение или уравнение, описывающее колебательный процесс, такого определения не содержат [213]. Поэтому прибегают к решению проблемы однозначного определения амплитуды и фазы применительно к одномерному колебательному процессу [214–216].

Существуют различные способы введения амплитуды и фазы, полезные в рамках решаемых задач и используемых математических моделей. На основе анализа этих способов были сделаны выводы [216]:

1. Для гармонических функций, синуса и косинуса, все определения дают одинаковый результат; это есть необходимое условие правильности определения [216].

2. Для узкополосных сигналов результаты различных способов не совпадают, при уменьшении относительной ширины спектральной полосы сигнала это несовпадение также уменьшается [216].

3. Наиболее общее определение амплитуды и фазы можно дать с помощью аналитического сигнала (АС), который ввел Д. Габор [216].

Математическую модель (2.14) следует применять для исследования колебаний, несущая частота которых значительно превосходит верхнюю частоту спектра модулирующего колебания. При выполнении данного условия будет обеспечено достаточно полное отображение модулирующего колебания в несущем колебании и обусловлена узкополосность спектра модулированного колебания.

Введение аналитического сигнала дает возможность однозначного определения амплитуды и фазы как для узкополосных действительных сигналов,

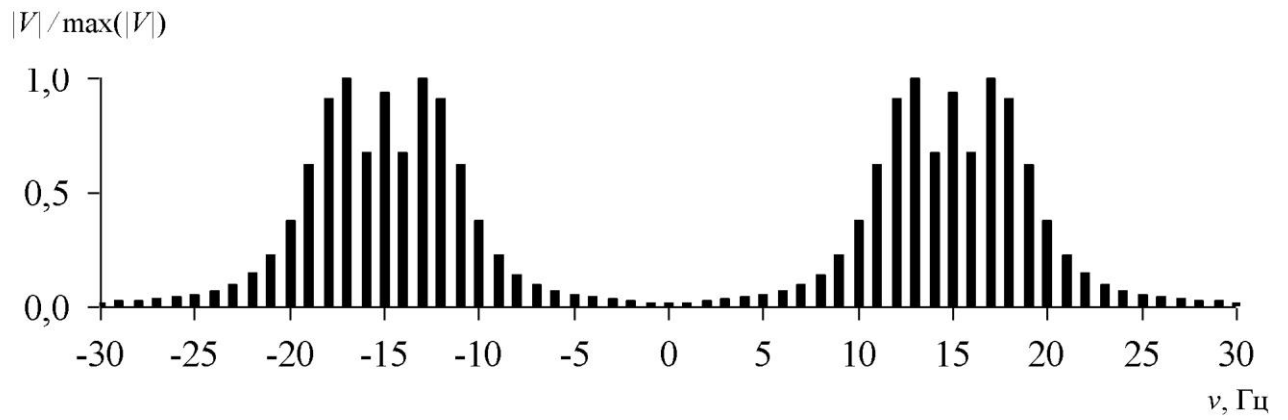
с полушириной спектра много меньшей несущей частоты $\Delta\nu \ll \nu_n$, так и для широкополосных сигналов, у которых полуширина спектра может быть меньше или даже равна несущей частоте $\Delta\nu \leq \nu_n$.

В случае, когда $\Delta\nu > \nu_n$, определение амплитуды и фазы становится проблематичным. Если при таком соотношении частот ввести АС и сравнить его с АС, который введен для несущей частоты, сдвинутой на величину P , $\nu_n + P > \Delta\nu$, то в общем случае совпадения фаз, как и амплитуд, не будет.

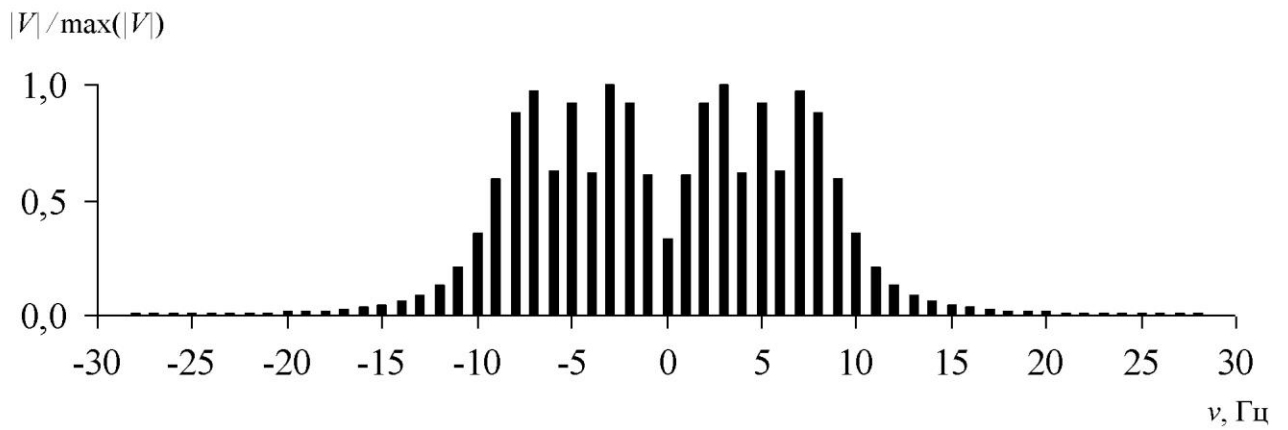
На рисунке 2.2 приведены оценки нормированной среднеквадратической ошибки восстановления амплитуды, фазы (оценка нормированной среднеквадратической ошибки рассчитывается в соответствии с формулой 3.5). Амплитуда и фаза процесса, определенные через АС, сравнивались с амплитудой и фазой этого же процесса при сдвиге его спектральных полос в сторону нулевой частоты.

В тех случаях, когда спектральные полосы не пересекают границу нулевой частоты (рисунок 2.2 а), оценка амплитуды ε_a равна нулю (рисунок 2.3 а). Амплитуда сигнала инвариантна относительно смены знака несущей частоты, а фаза изменяет свой знак, при этом оценка фазы ε_φ от нуля переходит к двум (рисунок 2.3 б). Оценка нормированной среднеквадратической ошибки восстановления амплитуды становится отличной от нуля, а для фазы – от нуля и от двух, когда спектр сигнала переходит область нулевой частоты (рисунок 2.2 б).

При работе с колебаниями значений приземной температуры это условие будет означать, что для исследования следует выбирать колебания с наибольшим числом периодов.



а

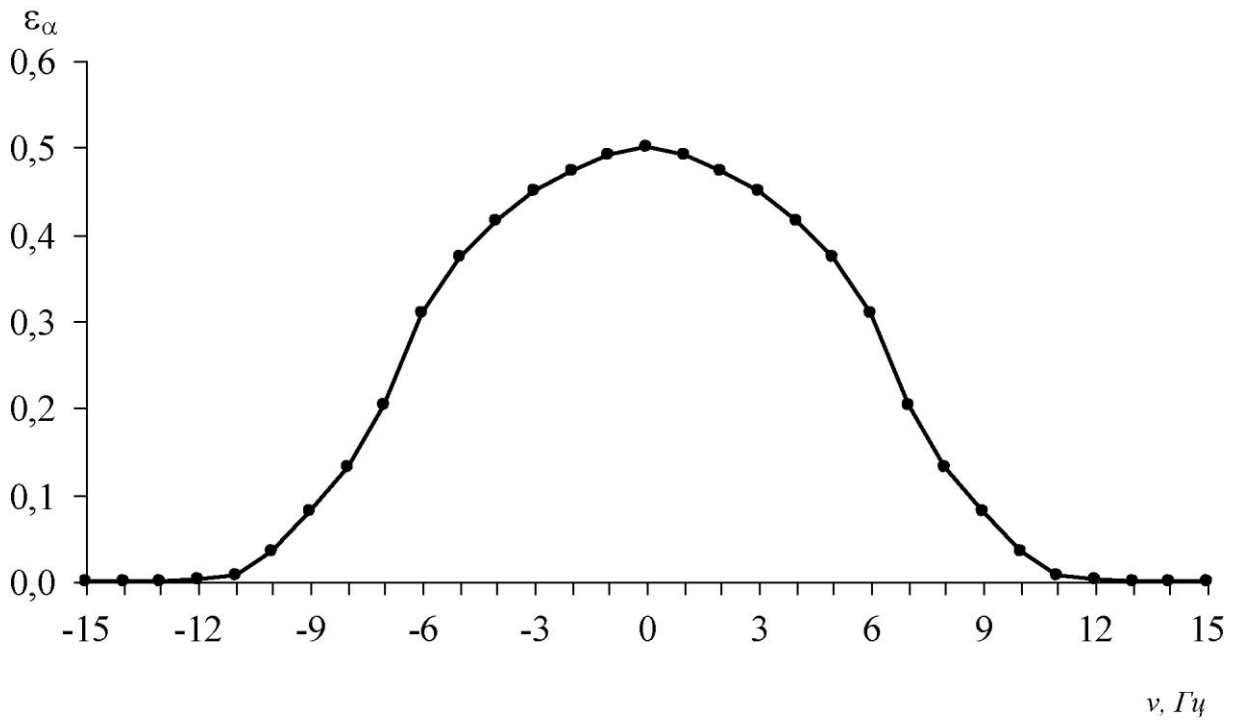


б

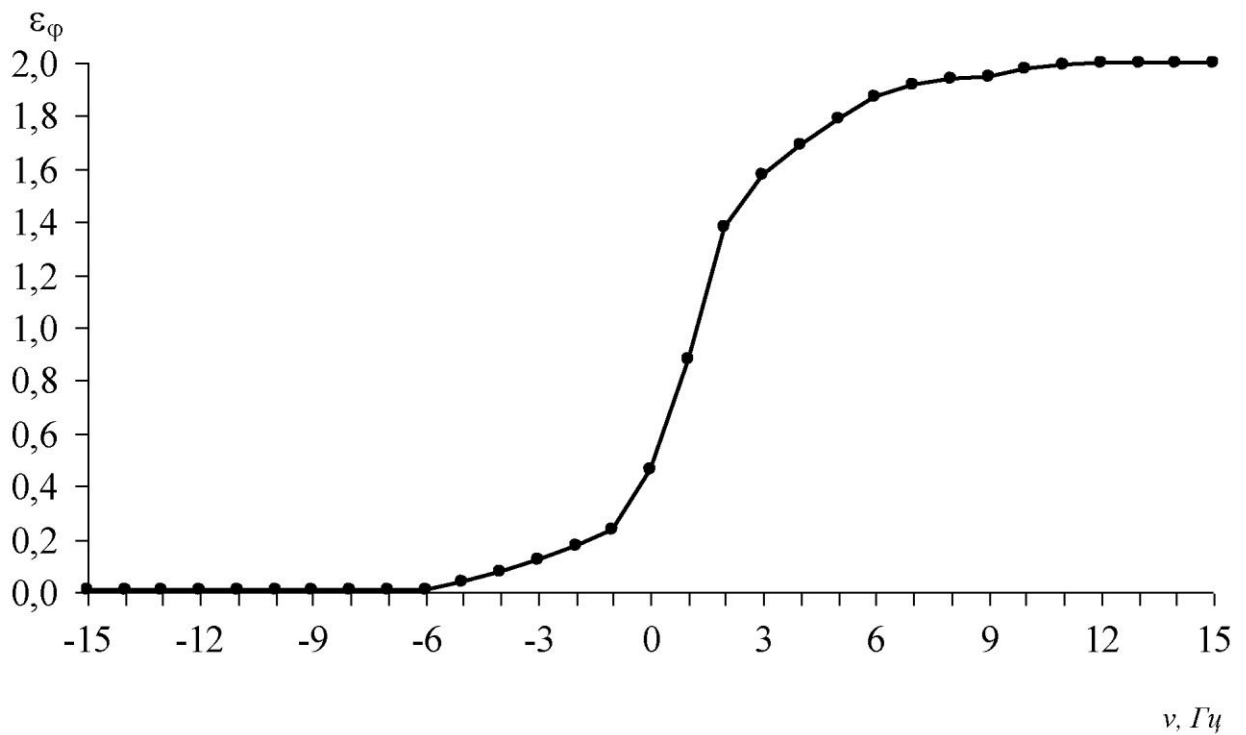
а – спектр частот (полуширина спектра 4, основная частота 15);

б – спектр частот (полуширина спектра 4, основная частота 5)

Рисунок 2.2 – Частотный спектр



а



б

а – ошибка амплитуды, б – ошибка фазы

Рисунок 2.3 – Оценки нормированной среднеквадратической ошибки вычисления амплитуды и фазы

Несущее колебание имеет период, равный одному календарному году. Как определено ранее, функции, описывающие модулирующие $a(\tau)$, $\varphi(\tau)$ воздействия, в реальных температурных сигналах имеют сложную форму. Наибольшая часть информации содержится в симметричном частотном интервале шириной $\Delta\nu$, в котором нет иных выраженных спектральных составляющих, кроме несущей частоты ν_n , относительно которой интервал центрирован (рисунок 2.1, б, г), (спектральный интервал $\Delta\nu$ выделен темным цветом). Если справедливо неравенство $\Delta\nu/\nu_n \ll 1$, то спектр на этом интервале соответствует узкополосному гармоническому колебанию, модулированному по амплитуде и фазе. Данное условие выполняется только для температурного сигнала метеостанции умеренных широт (рисунок 2.1, б). Преобразованный модулированный по амплитуде и фазе колебательный процесс $T(\tau)$ может быть выделен из исходного процесса путем применения спектрального окна **b** с эффективной шириной $\Delta\nu$. Данное преобразование можно представить таким образом:

$$T(\tau) = \mathbf{C}^{-1} \left\{ \mathbf{b} \left[\mathbf{C} T_0(\tau) \right] \right\} = A(\tau) \cos \Phi(\tau), \quad (2.15)$$

где **C** – есть оператор преобразования Фурье;

$\Phi(\tau)$, $A(\tau)$ – модулированная полная фаза, амплитуда.

Законы изменения амплитуды и фазы требуют определения, которое должно быть конструктивным, т.е. должно поддерживаться вычислительным алгоритмом. Непротиворечивое определение амплитуды и фазы дается на основе Аналитического сигнала (АС), введенного в 1946 г. Д. Габором [199, 213]. Аналитический сигнал $W(\tau)$ является комплексной функцией, которая представляет колебание температуры $T(\tau)$ во времени как естественное обобщение гармонических колебаний:

$$W(\tau) = T(\tau) + iV(\tau), \quad V(\tau) = \frac{1}{\pi} \text{v.p.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{T(s)}{\tau - s} ds, \quad (2.16)$$

где несобственный интеграл определен в смысле главного значения по Коши (v.p.) в тех случаях, когда $s \rightarrow \pm\infty$ и при $\tau = s$. Мнимая составляющая аналитического сигнала $V(\tau) = \mathbf{H}T(\tau)$ – является Гильберт-трансформантой [214] его действительной части $T(\tau)$. $\mathbf{H}$ – операторы преобразования Гильберта.

Введение комплексного представления $W(\tau)$ позволяет определять амплитуду и фазу в соответствии с уравнениями:

$$A(\tau) = \sqrt{T^2(\tau) + V^2(\tau)}, \quad \Phi(\tau) = \text{arctg} \frac{V(\tau)}{T(\tau)}, \quad (2.17)$$

Функция $A(\tau)$ для сигнала, представленного в виде (2.1), описывает закон изменения его амплитуды, более точным будет обозначать данную функцию как огибающую [207]. Функция $\Phi(\tau)$ – есть полная фаза, которая определена как главное значение функции arctg и может быть сшита при выполнении условия непрерывности. Для узкополосного сигнала непрерывная фаза $\Phi(\tau)$ всегда реализуется и изменяется монотонно.

С вычислительной точки зрения преобразование Гильберта эквивалентно умножению в частотной области (ν) на функцию $i \text{sgn} \nu$, поэтому АС, соответствующий данной действительной функции $T(\tau)$, получается путем обнуления одной половины Фурье-спектра этой функции. Такой односторонний спектр называют причинным или каузальным. Эта операция использует свойства преобразования Гильберта и справедлива не только для узкополосных сигналов, но и в более общих случаях, когда $T(\tau)$ по своей природе является двухполосным сигналом, т.е., когда несущая частота ν_n высока лишь настолько, что спектры функций $\exp i 2\pi \nu_n \tau$ и $A(\tau) \exp i \Phi(\tau)$ не пересекаются. Для реальных сигналов это условие выполняется приближенно. В нашем случае сигнал $T(\tau)$ формируется

искусственно, алгоритмом оптимизации спектра, в основе которого подбор спектрального окна $\mathbf{b}(\nu)$, при котором фаза $\Phi(\tau)$ будет монотонной ($\Phi'(\tau) > 0$). [215]. Для сохранения полезной информации размер спектрального окна нужно выбирать максимально широким при выполнении условия монотонности фазы.

2.2.2 Численное моделирование квазигармонического колебания приземной температуры

В результате исследования изменений значений температуры, измеренных на метеостанциях Северного полушария Земли, определено, что глубина модуляции, как фазы, так и амплитуды растет с увеличением широты. Зависимость величины модуляции в интервале широт от 4° с.ш. до 78° с.ш. может быть описана уравнением для фаз $K^A(L) = u^A L + K_0^A$, для амплитуд $I^\Phi(L) = u^\Phi L + I_0^\Phi$.

Математическую (2.14) модель можно записать в виде системы уравнений:

$$\left\{ \begin{array}{l} T_0(\tau, L) = (a_0(\tau, L) + \Delta A(\tau, L)) \cos(2\pi \nu_n \tau + \varphi_0 + \Delta \Phi(\tau, L)) \\ \Delta A(\tau, L) = \sum_{f=1}^F K_f^A(L) a_f(\tau) = \sum_{f=1}^F K_f^A(L) \cos(2\pi f \tau) \\ \Delta \Phi(\tau, L) = \sum_{f=1}^F I_f^\Phi(L) \varphi_f(\tau) = \sum_{f=1}^F I_f^\Phi(L) \cos(2\pi f \tau) \end{array} \right. . \quad (2.18)$$

Постановка задачи. В качестве исходных данных задаётся временной интервал $[0, N]$, число периодов n . Неизвестными в данной системе уравнений (2.18) являются амплитуда и фаза. Их можно определить, задав набор гармонических функций под знаком сумм (2.18). Выбираются значения частот в интервале $[1, F]$. Граничные условия определяются коэффициентами K и I в зависимости от L . Так же, в зависимости от L , задается значение a_0 . Начальная фаза $\varphi_0 = 0$.

Выбор спектральных характеристик модулирующих функций (набор основных частот), значений коэффициентов модуляции K , I осуществляется на основе анализа реальных данных. Эти параметры определяют уникальные особенности температурных колебаний. В климатических исследованиях эти уникальные особенности являются численными критериями для описания свойств природно-климатических процессов, характерных для отдельных географических районов.

Расчет параметров для модели (2.18) проводится в соответствии с предлагаемым численным методом. Для температурного сигнала

$$T_0(\tau, L) = (a_0(\tau, L) + \Delta A(\tau, L)) \cos(2\pi \nu_n \tau + \varphi_0 + \Delta \Phi(\tau, L)) = A(\tau, L) \cos \Phi(\tau, L), \quad (2.19)$$

применим операцию периодического продолжения и БПФ $\mathbf{C}$, (обратная операция $\mathbf{C}^{-1}$).

$$T_1(\tau, L) = \mathbf{C}[A(\tau, L) \cos \Phi(\tau, L)]. \quad (2.20)$$

Пусть также $\mathbf{H}, \mathbf{b}$ – есть оператор последовательного выполнения полосовой фильтрации на частоте f_c и преобразования Гильберта. Тогда численный метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания:

$$T_2(\tau, L) = \mathbf{HC}[A(\tau, L) \cos \Phi(\tau, L)] = T_1(\tau, L) + \mathbf{HT}_1(\tau, L), \quad (2.21)$$

$$T_3(\tau, L) = \mathbf{HbC}[A(\tau, L) \cos \Phi(\tau, L)] = \mathbf{b}[T_1(\tau, L) + \mathbf{HT}_1(\tau, L)], \text{ при } \Phi' > 0, \quad (2.22)$$

$$A(\tau, L) = \sqrt{(T_1(\tau, L))^2 + (\mathbf{HT}_1(\tau, L))^2}, \quad (2.23)$$

$$\Phi(\tau, L) = \arg \left(\frac{\mathbf{HT}_1(\tau, L)}{T_1(\tau, L)} \right). \quad (2.24)$$

На рисунке 2.4 и рисунке 2.5 представлены схемы двух алгоритмов.



Рисунок 2.4 – Схема алгоритма вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания с оптимизацией спектра сигнала

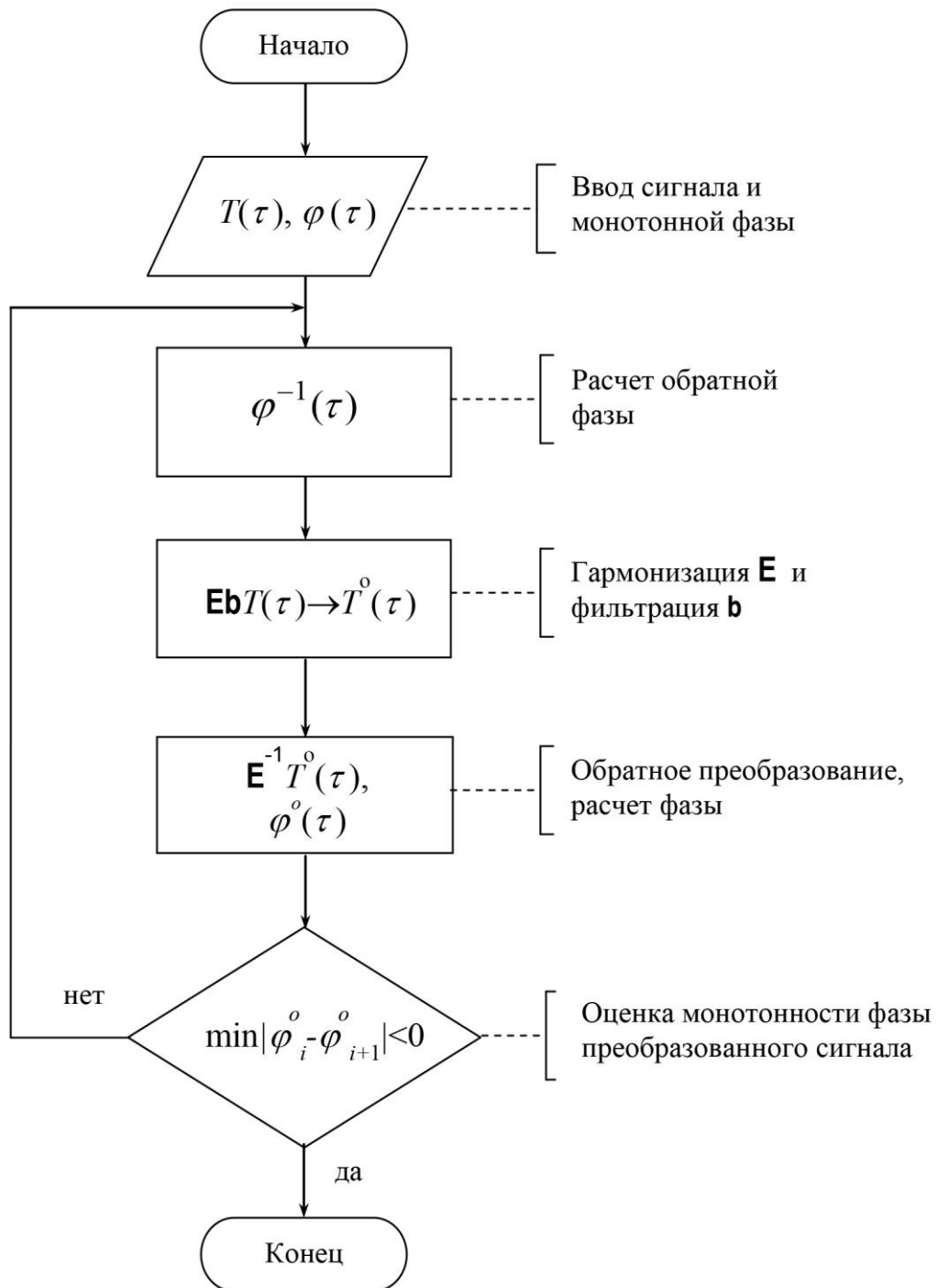


Рисунок 2.5 – Схема алгоритма гармонизацией и фильтрации спектра

Данные алгоритмы позволяют реализовать метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания для сигналов с разным составом и шириной частотного спектра. Ширина спектра сигнала определяет сложность и точность вычисления элементов модели. Сигналы, которые имеют узкополосный или полосовой частотный спектр, можно отнести к низкой и средней сложности вычислений. Такому типу сигналов соответствуют колебания среднемесячных значений приземной температуры, представленные на рисунке 2.1, а. Для данного сигнала метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания реализуется алгоритмом, схема которого представлена на рисунке 2.5. В алгоритме для вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания производится фильтрация частотного спектра сигнала. Размер ширины фильтрующего окна определяется в результате процедуры оптимизации спектра, предполагающей нахождение максимально возможного размера ширины фильтрующего окна при выполнении условия монотонности фазы. (Пример расчета в Приложении А). Сигналы, имеющие широкополосный частотный спектр, относятся к сигналам высокой сложности вычисления. Поиск решения для таких сигналов часто не представляется возможным, поэтому их исключают из анализа. К такому типу сигналов можно отнести колебания среднемесячных значений приземной температуры, представленные на рисунке 2.1, в. Для работы с такими сигналами в дополнение к алгоритму вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания с оптимизацией спектра сигнала разработан алгоритм гармонизации и фильтрации спектра. Гармонизация – нелинейная процедура сжимающая периоды колебания, которые больше некоторого среднего периода, и растягивающая те из них, которые меньше. В результате происходит сужение спектра сигнала, для которого выполняется последовательно преобразование Гильберта и фильтрация спектра. Применяя обратную операцию, сигнал восстанавливается. Ошибка вычисления будет существенно зависеть от параметров частотного спектра сигнала. Описание работы алгоритма на примере более сложных сигналов дано в параграфе 4.1.2.

С целью оценки достоверности математической модели температурного колебания, полученного за период 1955–2010 гг. на метеостанции «Tomsk», (рисунок 2.1, а) был проведен расчет в соответствии с описанным численным методом (2.19 – 2.24), модулирующих амплитуду и фазу функций:

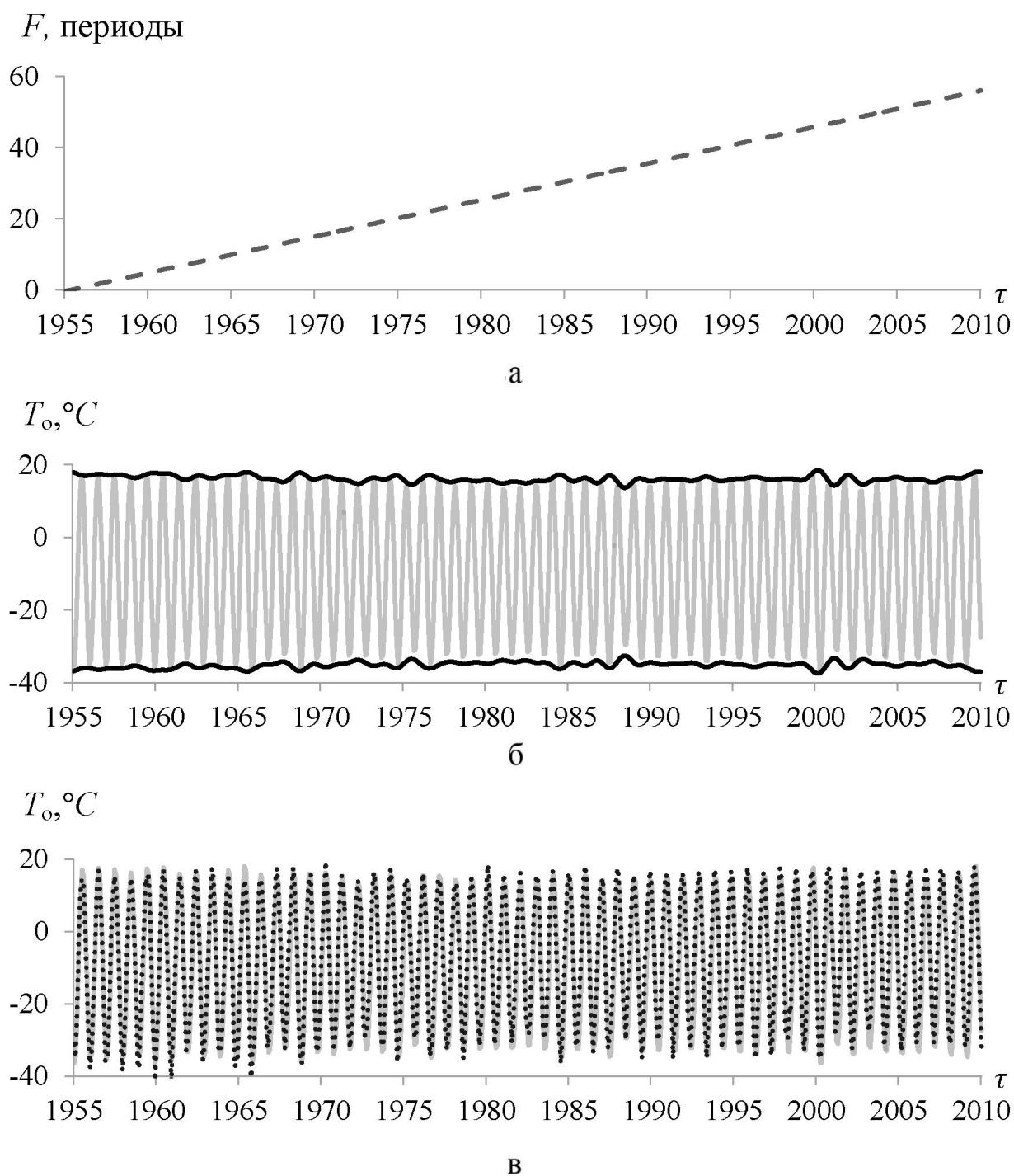
$$\Delta A(\tau, L) = \sum_{i=1}^N K_i^A(L) a_i(\tau), \quad (2.25)$$

$$\Delta \Phi(\tau, L) = \sum_{i=1}^N I_i^\Phi(L) \varphi_i(\tau). \quad (2.26)$$

Полученные функции были подставлены в уравнение модели (2.14). Результаты моделирования представлены на рисунке 2.6. Полная фаза представлена на рисунке 2.6, а, где максимальное количество периодов 56 соответствует количеству лет. На рисунке 2.6, б представлена полная амплитуда, (черная сплошная линия) и графическое представление модели (2.14) (серая сплошная линия). На рисунке 2.6, в показано совпадение модельного колебания с исходным. Вычисленная максимальная абсолютная ошибка моделирования составила 4,75 градуса Цельсия, относительная ошибка численного моделирования 9%, при ошибке вычислительной точности алгоритма 1,3%.

В результате математического моделирования построена идеализированная математическая модель в виде аналитического выражения (2.14). Данная модель применима к исследованию детерминированных полигармонических колебаний, широко используемых в разных областях науки и техники. Взаимосвязь динамики различных исследуемых величин, характеризующих объект исследования, с его географическим положением важна при проведении исследований в области климатологии, биологии, социологии, медицины, сельскохозяйственных наук.

Сложность моделирования заключается в поиске параметров математической модели. Изменчивость климатических характеристик во времени и в



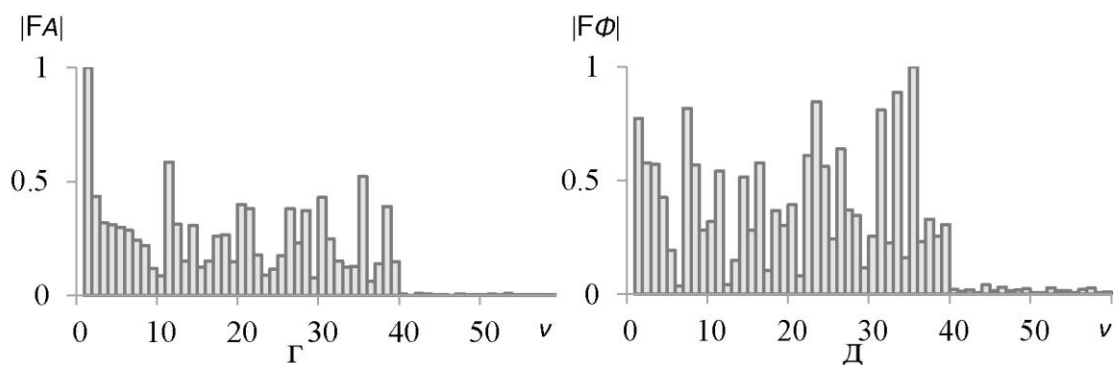
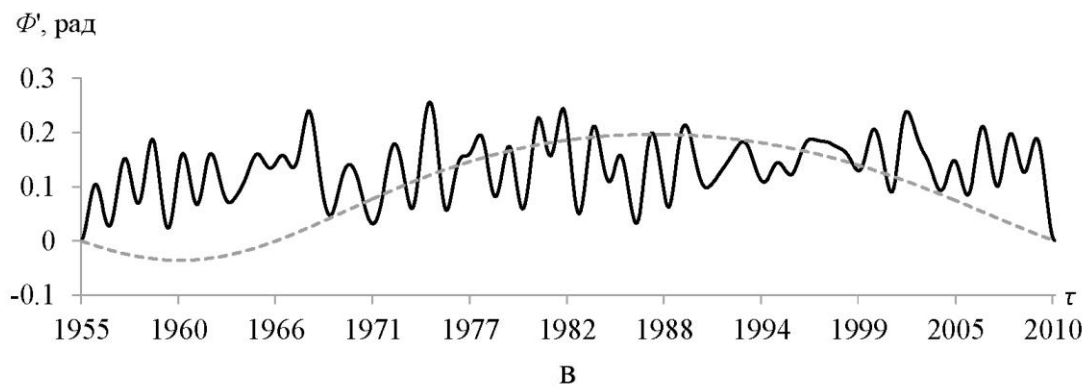
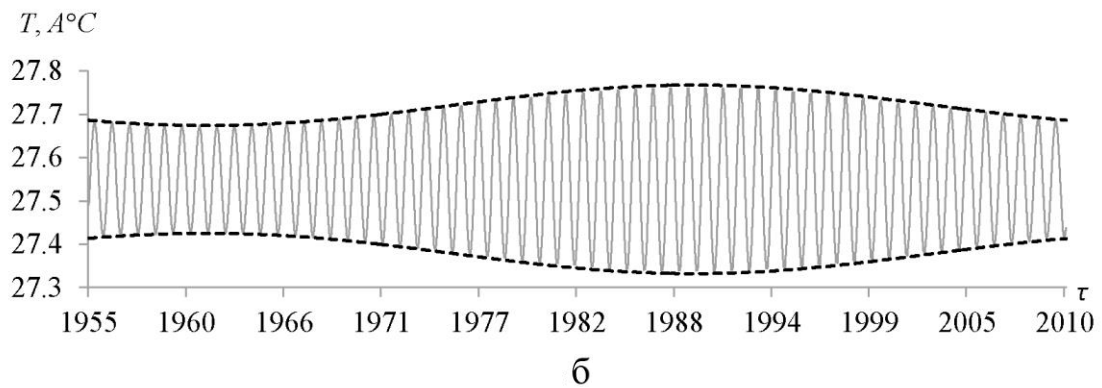
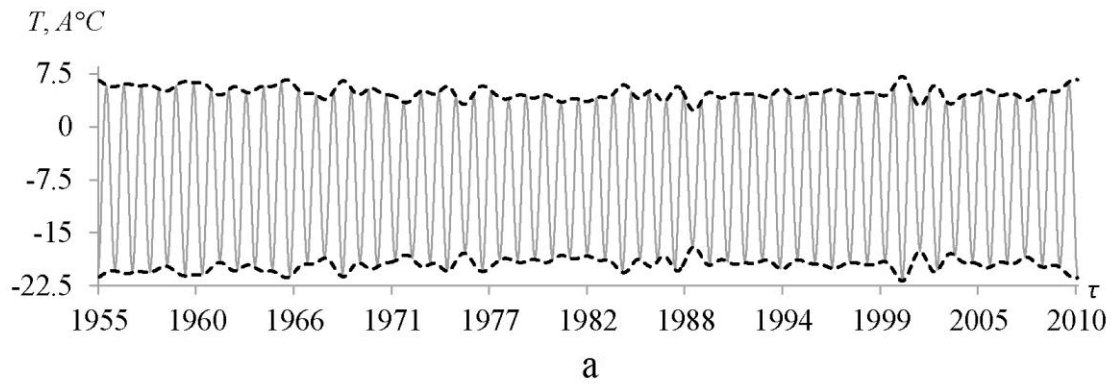
а – полная фаза (штрих), б – полная амплитуда (сплошная) и модельное температурное колебание (серая сплошная), в – исходное температурное колебание (черный пунктир)

Рисунок 2.6 – Температурные колебания $T_o(\tau)$ и их характеристики

пространстве не позволяет задать параметры модели универсальным образом, подходящим для всех вариантов расчетов. Единственным способом является определение параметров модели, используя априорную информацию, а именно численные ряды значений, полученные в результате климатического мониторинга на конкретной территории за ограниченные интервалы времени. Математическое моделирование климатических характеристик требует решения обратной задачи, что предполагает использование системы уравнений (2.19 – 2.24) для определения по функции $T(\tau, L)$, представленной численными значениями неизвестных функций ΔA и $\Delta \Phi$ (2.18). Подробное описание реализации предложенного численного метода, требующего также решения конкретных вычислительных задач при выполнении определенных условий, обеспечивающих точное вычисление значений амплитуды и фазы и исследования свойств вычисляемых функций, рассмотрено далее.

2.2.3 Исследование временных и частотных характеристик составляющих модели приземной температуры в форме квазигармонического колебания

Рассчитанные в соответствии с формулами (2.23) для двух характерных температурных колебаний $T(\tau)$ (рисунок 2.1, а, в) огибающие $A(\tau)$ (рисунок 2.7, а, б) имеют разный характер поведения. Огибающая, характеризующая температурное колебание умеренных широт (рисунок 2.7, а), на выбранном интервале времени изменяется больше, чем огибающая температурного колебания экваториальной зоны (рисунок 2.7, б). Подобные отличия имеют также и преобразованные фазовые функции $\Phi'(\tau)$, полученные путем вычитания из полных фаз прямых, характеризующих фазу несущего колебания. Данный результат является следствием применения малого размера спектрального окна при фильтрации частотного спектра экваториального сигнала с целью соблюдения условия монотонности фазы (рисунок 2.7, в). Огибающая и фаза сигнала экваториальных широт содержат недостаточное для дальнейшего анализа количество информации. Пригодными для дальнейшего анализа являются огибающая и фаза температурного колебания умеренных широт.



а – огибающая «Tomsk» (штрих) и б – огибающая «Ciudad Bolivar» (штрих),
 в – фаза «Tomsk» (сплошная), фаза «Ciudad Bolivar» (штрих),
 г – нормированные модули БПФ огибающей «Tomsk», д – нормированные модули
 БПФ фазы «Tomsk»

Рисунок 2.7 – Характеристики температурных колебаний $T(\tau)$

В частотных спектрах как фазы (рисунок 2.7, г), так и огибающей (рисунок 2.7, д) температурного колебания умеренных широт, наиболее выражены частоты f в интервале от 0 до 40, что соответствует колебаниям с периодами более одного года. В полученных частотных комбинациях содержится уникальная информация о низкочастотных колебаниях огибающей и фазы температурного колебания. Данная информация представляет собой интерес для группировки климата по колебаниям с периодами от нескольких лет до пяти десятилетий. Нужно отметить, что, рассматривая климат как систему с нелинейными элементами, для которой характеристика «входного» или «глобального» сигнала не определена, существует необходимость определения значимых «возмущений», модулирующих колебания температуры.

Важной особенностью является то, что выделенная фаза и выделенная огибающая характеризуют разные физические процессы. Предполагая, что существующая пространственная неоднородность климата, характерная для разных территорий Земли, по-разному отражается на изменениях огибающей и фазы. Данные характеристики являются уникальными для исследования региональных особенностей климата.

Сходство между колебаниями огибающих и фаз приземной температуры разных метеостанций – основа для выделения климатических районов с одинаковыми климатическими закономерностями.

Дальнейшее исследование свойств элементов, входящих в математическую модель (2.14), возможно при построении алгоритма кластеризации массивов температурных колебаний по фазам и огибающим. Исследование элементов, входящих математическую модель, сводиться к выделению групповых свойств, что полезно для определения региональных особенностей климата. Аналогичным образом могут быть поставлены задачи в областях радиофизики, информатики в области анализа данных и искусственного интеллекта.

2.3 Метод динамической кластеризации квазигармонических колебаний

2.3.1 Принцип синхронности, как основа кластеризации

В технических системах синхронное поведение различных процессов или генерируемых сигналов может быть исходно заданным обязательным условием. Опираясь на имеющиеся знания, можно сказать, что природные системы, как и глобальная климатическая система Земли, являются открытыми. Внешнее влияние может воздействовать на климатическую систему Земли напрямую, за счет радиационного форсинга [36, 101], или опосредованно, через различные процессы в атмосфере и на границах сред [102–105]. Циклические изменения внешнего воздействия связаны с устройством солнечной системы и взаимным расположением и движением планет [106, 107]. Устойчивость внутрисистемных процессов обеспечивается множеством управляющих и перераспределяющих энергию механизмов. Колебательные процессы в солнечной системе являются элементами взаимосвязанных подсистем и проявляются во всех компонентах геосферы. Для всех природных объектов характерны процессы накопления и запаздывания отклика, различная степень устойчивости к внешним воздействиям. Форма земного шара, включая характерные особенности подстилающей поверхности, и его движение влияют на приток солнечной энергии к земной поверхности. Можно предположить, что, по сравнению с энергией процессов в самой климатической системе, непосредственное воздействие, обусловленное, например, изменением потока солнечного излучения при колебаниях солнечной активности, невелико [107]. Однако все эти воздействия способны формировать вынужденные колебания значений характеристик климатической системы, которые могут иметь синхронный характер. Под синхронностью в данной работе понимается одновременность проявлений событий, явлений или процессов.

Основным вынуждающим фактором для синхронизации процессов на Земле является солнечная энергия. Вынуждающее внешнее воздействие, генерируемое в солнечной системе, способствует синхронизации колебательных процессов в геосфере Земли. Формируется согласованность по времени и по форме различных

природно-климатических процессов [61]. Энергия, исходящая от Солнца, формирует воздействие на природно-климатические процессы. При этом движения тел в солнечной системе вносят в природные процессы циклическую модуляцию, что, в частности, приводит к смене времен года, к переходу от дневного прогрева к ночному охлаждению. Отдельные составляющие вынуждающего воздействия имеют тесные взаимосвязи. В результате наблюдений они установлены, например, для чисел Вольфа, космических лучей и радиоизлучения [91, 217, 218].

Синхронность является важным свойством солнечно-земных связей, что позволяет сформулировать конструктивный базовый принцип: «Внешнее вынуждающее воздействие синхронизует инициированные им элементарные процессы в геосферах». В данной работе принцип синхронности положен в основу анализа природно-климатических процессов и использован при разработке алгоритма кластеризации.

В задаче построения кластеризации важным является выбор классификационного признака. Под классификационным признаком понимается свойство или характеристика объекта, по которому производится классификация. Классификационный признак лежит в основе физического обоснования принципа группировки. Для построения алгоритма, позволяющего непрерывно производить выделение климатических кластеров, наиболее подходящими классификационными признаками, исходя из ранее проведенного анализа, являются огибающие и фазы температурных сигналов. Уникальность использования данных характеристик, вместо всего температурного сигнала, обоснована тем, что в спектре огибающей нет несущей (годовой) частоты, а для функции фазы составляющая, характерная годовой периодичности, может быть точно вычислена и удалена. Для температурного колебания задача выделения колебания, соответствующего годовому циклу, требует отдельного однозначного решения, что является непростой задачей. Результаты кластеризации непреобразованных температурных колебаний могут приводить к объединению всех элементов выборки вокруг единой годичной закономерности.

Используя каждую характеристику температурного колебания отдельно можно выделять кластеры по фазам и огибающим, получая разные кластеризации, в основе которых разные физические процессы. Исходя из структуры модели температурного колебания (2.14), можно предположить, что огибающая характеризует величину изменения абсолютных значений температуры, а фаза – отношение величины этого изменения ко временному интервалу.

Основываясь на принципе синхронности, формирование кластеров будет происходить на основе согласованного поведения температурных колебаний внутри отдельного кластера. В качестве расстояния между классификационными признаками наиболее подходящим является коэффициент корреляции. Для выполнения расчетов выбран коэффициент корреляции Пирсона. Он относится к числу параметрических статистических критериев. Данный коэффициент имеет более высокую точность вычислений в сравнении с ранговым коэффициентом корреляции Спирмена [164].

2.3.2 Численная реализация метода динамической кластеризации

Предлагаемый алгоритм для простоты идентификации обозначим как метод динамической кластеризации (МДК), хотя более точным названием будет метод кластеризации динамических характеристик.

Объем исходного массива данных зависит от временного интервала фиксации значений температуры и количества фиксирующих станций. Обработка данных больших объемов является трудоемкой задачей. Для решения данной задачи требуется разработка новых современных методов, способных эффективно систематизировать и анализировать получаемую информацию. Под систематизацией понимается выделение существенной части информации при сокращении объема данных на основе алгоритмов кластеризации [147].

Кластеризация разбивает множество элементов на группы – кластеры по определенным признакам. Главное отличие кластеризации от классификации состоит в том, что признаки групп четко не заданы и определяются в процессе работы алгоритма [147]. Исходной информации о климатических кластерах нет,

поэтому разрабатываемый алгоритм будет являться алгоритмом кластеризации, который должен обеспечить формализованную процедуру формирования кластеров, количество которых должно соответствовать количеству выделенных в соответствии с принципом синхронности уникальных закономерностей.

Выявление закономерностей для массивов характеристик температурных колебаний возможно реализовать на основе получения средних оценок. Для выделения уникальных климатических закономерностей необходим итерационный процесс, в котором на каждом шаге будет происходить корректировка рассчитанных оценок. Элементы выборки легко объединить в кластеры вокруг рассчитанных средних оценок, имеющих характер типовых закономерностей. Таким образом, в ходе итерационного процесса реализуется определение центра и состава кластеров. Отдельные кластеры, полученные на начальных уровнях итерации, могут объединяться в новые или поглощаться более крупными кластерами на более высоких уровнях итерации. Отсутствие изменений в составе элементов, входящих в сформированные кластеры, является признаком завершения итерационного процесса.

Численную реализацию метода динамической кластеризации можно представить следующим образом [33, 62, 63]. Климатические данные представлены характеристиками температурных колебаний: огибающими и функциями фаз. Массив характеристик, состоящий из огибающих или фаз, представляет собой множество $M_{\tau,j}^i$, номера элементов этого множества соответствуют номерам метеостанций с $j = 1, 2, \dots, N$, $N = 818$, τ – время, i – порядковый номер итерации. Для расчета взаимной корреляции и преобразований множества в рамках текущей итерации задается идентичное множество $M_{\tau,k}^i$, с номерами метеостанций $k = 1, 2, \dots, N$.

Процесс кластеризации включает расчет корреляционной матрицы $C_{j,k}$ для элементов множеств: $M_{\tau,j}^i$ и $M_{\tau,k}^i$.

Расчет значений взаимной корреляции можно представить в следующем виде [62]:

$$C_{j,k} = \frac{\sum_{\tau=1}^T \left(M_{\tau,j} - \frac{1}{T} \cdot \sum_{\tau=1}^T M_{\tau,j} \right) \cdot \left(M_{\tau,k} - \frac{1}{T} \cdot \sum_{\tau=1}^T M_{\tau,k} \right)}{\sqrt{\sum_{\tau=1}^T \left(M_{\tau,j} - \frac{1}{T} \cdot \sum_{\tau=1}^T M_{\tau,j} \right)^2 \cdot \left(\sum_{\tau=1}^T M_{\tau,k} - \frac{1}{T} \cdot \sum_{\tau=1}^T M_{\tau,k} \right)^2}}, \quad (2.27)$$

где T – количество временных отсчетов.

Далее множество $M_{\tau,k}^i$ разбивается на кластеры. В кластеры входят элементы, соответствующие условию [62]:

$$C_{j,k} = \langle M_j^i, M_k^i \rangle \geq r, \quad (2.28)$$

где r – значение коэффициента взаимной корреляции.

Формируется бинарный массив значений $S_{j,k}$ в соответствии с условием [51, 59, 62]:

$$S_{j,k} = \begin{cases} 0, & \text{если } C_{j,k} < r \\ 1, & \text{если } C_{j,k} \geq r \end{cases}. \quad (2.29)$$

Рассчитывается промежуточная или текущая характеристика для каждого элемента множества $M_{\tau,k}^i$, попавшего в один из кластеров $S_{j,k}$. Текущая характеристика вычисляется, как среднее значение из всех элементов, вошедших в кластер на данном итерационном шаге [62]:

$$M_{\tau,j}^{i+1} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N (S_{j,k})} \cdot \sum_{k=1}^N (M_{\tau,k}^i \cdot S_{j,k}), \text{ при } \sum_{k=1}^N (S_{j,k}) > 0. \quad (2.30)$$

Формируется новое множество $M_{\tau,j}^{i+1}$, элементами которого являются рассчитанные на шаге итерации i текущие характеристики.

Рассчитывается абсолютная разница между значениями элементов массива $M_{\tau,j}^i$ и $M_{\tau,j}^{i+1}$. Если абсолютная разница ни для одного из элементов не достигает заданного уровня ε , итерационный процесс останавливается [62]:

$$\max |M_{\tau,j}^i - M_{\tau,j}^{i+1}| \leq \varepsilon, \quad (2.31)$$

где ε – значение отклонения, $\varepsilon = 1 \cdot 10^{-4}$.

При превышении, хотябы для одного элемента, значения абсолютной разницы между элементами величины отклонения ε , итерационный процесс повторяется. Новый шаг итерации начинается для элементов множества $M_{\tau,j}^{i+1}$ расчетом матрицы корреляций (2.28).

В результате завершения итерационного процесса выделяются типовые функции, характеризующие усреднённые климатические закономерности [63]. Элементы массива $M_{\tau,j}^i$, структурированные вокруг полученных закономерностей в соответствии с заданным уровнем корреляции r , формируют климатические кластеры. Блок – схема описанного метода динамической кластеризации представлена на рисунке 2.8 [53, 59, 63]. Пример численной реализации МДК представлен в Приложении Б.

Для определения климатических кластеров на основе предложенного численного алгоритма была разработана программа для анализа и группировки численных хронологических рядов климатических данных «Climate GR» [71].

Разработанный алгоритм способен обеспечить сокращение объема информации в результате ее объединения в типовые функции.

Выделенные в результате кластеризации типовые функции используются для классификации элементов исходной выборки. Это полезно для формирования однородного пространственного распределения элементов отдельных классов. Обозначенные особенности позволяют говорить о возможности применения разработанного алгоритма для обеспечения климатической классификации.

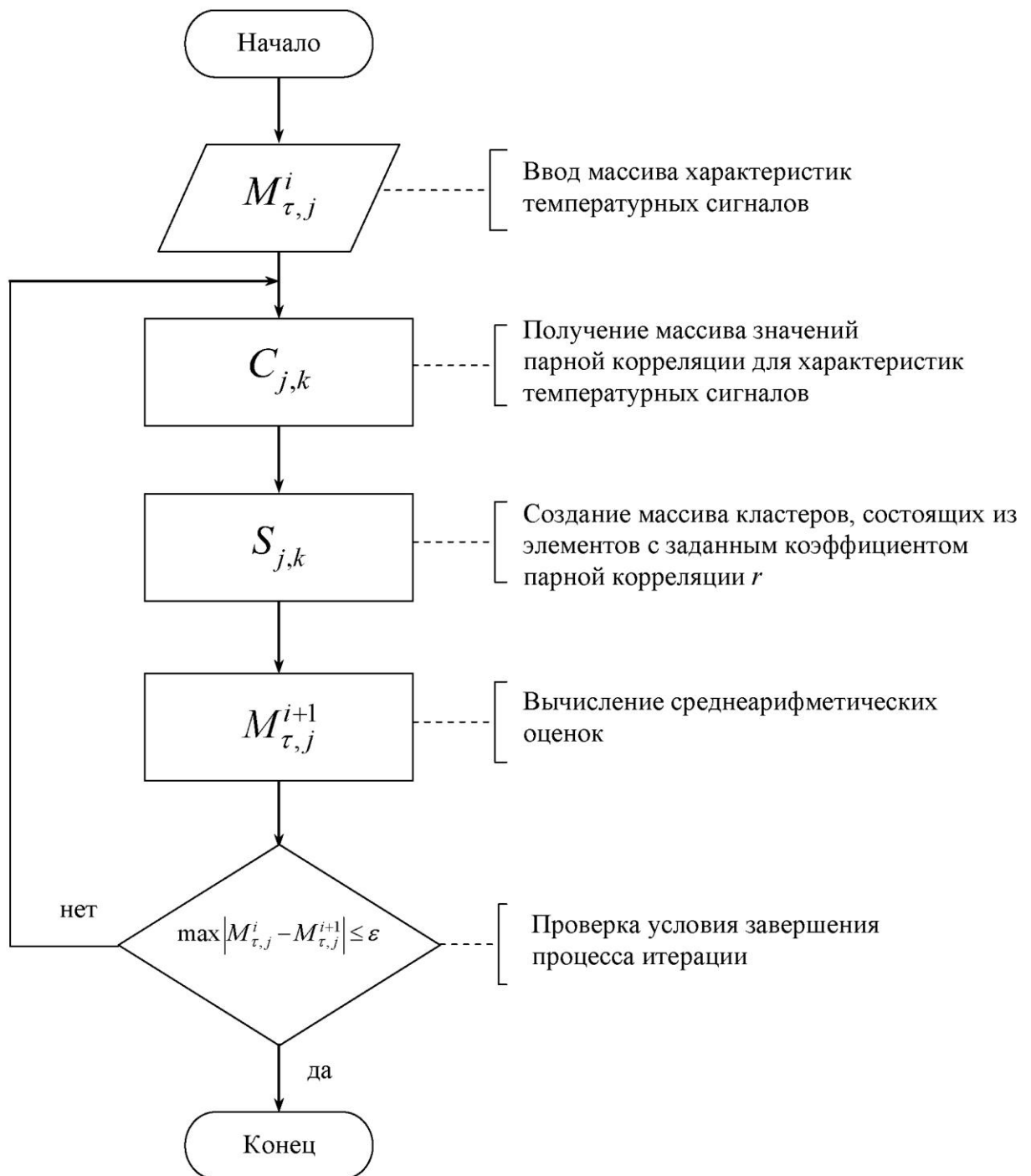


Рисунок 2.8 – Блок-схема метода динамической кластеризации

2.4 Сравнение методов кластеризации с методом динамической кластеризации

Предложенный в работе метод динамической кластеризации (МДК) реализует итерационный подход при поиске центров кластеров, в то же время метод можно считать иерархическим, так как он обеспечивает иерархическую структуризацию кластеров при максимизации значений корреляции между объектами выборки внутри кластеров.

Наиболее близкими и пригодными для сравнения методами являются метод k – средних (k -means) и метод Варда (Ward's method).

Метод k – средних – это метод кластерного анализа, цель которого является разделение m наблюдений на k кластеров ($k \leq m$), при этом каждое наблюдение относится к тому кластеру, к центру которого оно ближе всего [147]. В итерационном процессе метод минимизирует суммарное квадратичное отклонение элементов кластеров от центров этих кластеров [147]. В качестве меры близости используется Евклидово расстояние [147]. Число кластеров k задается исследователем заранее [147]. На первом этапе центры кластеров выбираются случайно или по определенному правилу (например, выбираются центры, максимизирующие начальные расстояния между кластерами) [147]. Далее наблюдения относятся к тем кластерам, чье среднее к ним ближе [147]. Каждое наблюдение принадлежит только к одному кластеру, даже если его можно отнести к двум и более кластерам. Затем центры каждого i -го кластера вычисляются снова [147]. Таким образом, алгоритм k -средних заключается в вычислении на каждом шаге центров для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге [147]. Алгоритм останавливается, когда значения центров перестают изменяться. Неправильный выбор первоначального числа кластеров k может привести к некорректным результатам [147]. Качество кластеризации зависит от первоначального разбиения [147].

В отличие от метода k – средних в МДК количество и состав кластеров определяются в процессе его реализации. Исходными данными являются

численные ряды динамически изменяющихся величин, характеризующих каждый отдельный элемент выборки. В методе рассчитываются средние оценки – типовые функции, они являются центрами кластеров. При поиске центров кластеров каждое наблюдение на начальном этапе для определенного уровня корреляции может принадлежать к двум и более кластерам одновременно. Поиск центров осуществляется в результате итерационного процесса, на каждом этапе которого центры каждого кластера вычисляются заново. Вычисленные средние оценки присваиваются элементам кластеров. Таким образом, центры кластеров становятся новыми элементами соответствующих кластеров и используются для сравнения на следующем этапе итерации.

МДК, по сравнению с методом k – средних, не требует исходной информации о кластерах. Поиск центров кластеров – типовых функций реализуется по всем элементам сразу, что в задачах классификации климата позволяет использовать максимально возможный объем информации при получении средних оценок, характеризующих климатические особенности кластера.

В методе Варда в качестве целевой функции применяют внутригрупповую сумму квадратов отклонений, которая есть не что иное, как сумма квадратов расстояний между каждой точкой (или объектом) и средней по кластеру, содержащему этот объект [147]. На каждом шаге объединяются такие два кластера, которые приводят к минимальному увеличению целевой функции, т.е. внутригрупповой суммы квадратов [147]. Этот метод направлен на объединение близко расположенных кластеров. Кластеры формируются в иерархическом порядке [147].

В МДК в качестве меры близости используется коэффициент корреляции Пирсона. Метод максимизирует внутригрупповую суммарную корреляцию. Значения корреляции внутри и между кластерами являются критерием качества кластеризации. Чем выше значения корреляции внутри кластеров и при этом ниже значения корреляции между кластерами, тем выше качество кластеризации.

На результат кластеризации в МДК не влияет положение элемента в пространстве, определяющим является сходство численных рядов динамически изменяющихся величин, характеризующих каждый отдельный элемент выборки. Основные функциональные отличия МДК от рассмотренных методов кластеризации представлены в таблице 2.1 и таблице 2.2.

Таблица 2.1 – Основные отличия МДК от метода k – средних и метода Варда

Название сравниваемого метода:	Функциональные отличия МДК от сравниваемого метода:
Метод k – средних	Информация о кластерах не задается, а определяется в результате вычисления. В качестве средней рассчитывается типовая функция, которая становится характеристикой кластера. В качестве меры близости используется коэффициент корреляции Пирсона. На начальном этапе каждый элемент может принадлежать к разным кластерам.
Метод Варда	В основу метода положен принцип синхронности. В качестве меры близости используется коэффициент корреляции Пирсона. Метод максимизирует внутригрупповую суммарную корреляцию. Расположение элемента в пространстве, не влияет на результат кластеризации.

Таблица 2.2 – Сравнение МДК с кластерными методами

МДК	Кластерные методы
Не требует задания количества классов	Есть проблема задания количества классов
Кластеры получаются произвольной формы	Метод часто определяет форму получаемых кластеров
Однозначно выделяет кластеры без необходимости последующей оптимизации.	Методы требуют многоэтапной оптимизации, при поиске кластеров.

МДК можно использовать в качестве метода определения числа классов, совмещать с любым методом классификации, использовать в системах обучения без учителя.

Учитывая специфику процесса климатической классификации, сравним МДК с применяемыми методами в данной области исследования. Методология кластерного анализа климатических характеристик рассматривается в работах следующих авторов:

1. Yurdanur Unal, Tayfun Kindap, Mehmet Karaca; Турция (Istanbul Technical University). В предложенном методе регионализация данных реализуется иерархическим методом кластеризации, в котором в качестве метрики используется расстояние между объектами [19]. Под объектами понимаются разные характеристики температурных колебаний и изменения количества осадков. В основу кластеризации положен наиболее используемый в климатических исследованиях метод Варда [19].

2. Салугашвили Руслан Сергеевич, Шерстюков Борис Георгиевич, Россия, (ФГБУ «ВНИИГМИ-МЦД»). Изменения температуры анализируются по признаку положительных и отрицательных тенденций разной интенсивности, что позволяет определять границы климатических кластеров на основе выделения однотипных колебаний среднегодовых температур по признаку положительных и

отрицательных трендов разной интенсивности [14]. В качестве исходных данных использованы среднегодовые значения климатических характеристик. В методе в качестве меры близости используется коэффициент корреляции [14]. Метод предполагает две итерации для определения ядра при коэффициенте корреляции более 0,7 и границ при коэффициенте корреляции более 0,5.

МДК работает со среднемесячными значениями климатических характеристик. Для кластеризации используются функции амплитуды и фазы, вычисленные на основе теории аналитического сигнала. Кластер, его центр и границы, определяется в результате итерационного алгоритма (рисунок 2.4).

3. Arthur T. Degaetano, США, (Cornell University). Предложен гибридный метод, основанный на объединении метода ранговой корреляции Спирмена и критерия расстояния. К недостаткам метода можно отнести субъективность при построении ранжирования.

4. Dario A. Zappalà, Marcelo Barreiro, Cristina Masoller, Испания (Universitat Politècnica de Catalunya). В качестве исходных данных используются временные ряды среднесуточных значений приземной температуры воздуха. Применяется теория аналитического сигнала. Для каждой точки временного ряда вычисляются мгновенные амплитуда, фаза и частота [143]. На основе полученного набора частотных данных строятся карты распределения средней частоты и карты распределения стандартного отклонения частотных колебаний [143].

5. Катаев Сергей Григорьевич, Томский государственный педагогический университет. Разработанный метод выделения структур (МВС) предполагает сравнение элементов по определенным метрикам. Исследованы метрики Евклида и Хемминга [219]. На языке теории графов МВС можно представить в виде двух вариантов. Первый вариант – полный граф, из которого последовательно удаляются ребра со значением больше некоторого порогового значения метрики, после чего исходный граф станет несвязанным. Второй вариант – граф без ребер, где последовательно добавляются ребра до некоторого порогового значения метрики, при котором граф становится связанным [20, 219].

Основные функциональные отличия МДК от рассмотренных методов кластерного анализа климатических характеристик представлены в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Основные отличия МДК от методов кластеризации климатов

Сравниваемый Метод (автор):	Функциональные отличия МДК от сравниваемого метода:
Unal Y. et.al., 2003, Istanbul Technical University	Помимо функциональных отличий указанных в таблице 2.1 в сравнении с методом Варда МДК на основе выделенных типовых функций позволяет построить оценки связанности кластеров и определить уровень подчиненности более мелких климатических кластеров более крупным.
Салугашвили Р.С., Шерстюков Б.Г., ФГБУ «ВНИИГМИ-МЦД	В МДК применяются среднемесячные значения климатических характеристик. Для кластеризации используются вычисленные на основе теории АС характеристики температурных сигналов: амплитуды и фазы. Климатические кластеры, определяются в результате итерационного алгоритма при каждом значении коэффициента корреляции. Значения коэффициента корреляции в МДК определяют иерархические уровни для климатических кластеров.
Arthur T. Degaetano, США, (Cornell University).	Принципиальное отличие МДК от метода ранговой корреляции заключается в том, что построение климатических кластеров основано только на численных значениях климатических характеристик без использования субъективных ранговых оценок.
Dario A. Zappalà, Marcelo Barreiro, Cristina Masoller,	В отличие от сравниваемого метода используются среднемесячные значения приземной температуры. Вычисляются характеристики: амплитуда и полная

Испания (Universitat Politàcnica de Catalunya).	фаза (частота входит в полную фазу). Из полной фазы вычитается составляющая соответствующая годовому колебанию. Оставшиеся сезонные вариации фазы используются в процессе кластеризации. Климатические кластеры формируются на основе значений коэффициентов взаимной корреляции отдельно для вычисленных фазовых или амплитудных характеристик.
Катаев С.Г., ТГПУ	В МДК в качестве меры близости используется коэффициент корреляции Пирсона. МДК позволяет выделять типовые функций являющиеся уникальной характеристикой климатического кластера и на их основе получать оценки связанности кластеров, на разных иерархических уровнях. МДК характерна большая мередиональная дифференциация кластеров [54].

Отличие МДК от существующих методов климатической классификации, использующих методы кластерного анализа, заключается в том, что разработанный метод позволяет реализовать выделение кластеров, не задавая информацию об их количестве. Метод строится на основе анализа модуляций фазы и амплитуды, вычисленных для колебаний приземной температуры. В качестве меры расстояния используется коэффициент корреляции Пирсона, который является критерием оценки связанности кластеров. Разработанный метод динамической кластеризации, позволяет наряду с решением задачи выделения климатических кластеров, решить задачу, обозначенную коллективом авторов в трудах Главной геофизической обсерватории им. А.И. Воейкова [220], по определению подчиненности более мелких климатических классов более

крупным, характерных для разных уровней классификаций, и установлению величин связей между классами.

2.5 Выводы

1. В данной главе предложена математическая модель изменения среднемесячных значений приземной температуры в виде модели колебательного процесса, модулированного по амплитуде и фазе, что позволило рассчитать и использовать данные характеристики для реализации прикладной задачи классификации климатов.

2. В результате исследования элементов модели температурного колебания установлено, что глубина амплитудной и фазной модуляции температурного колебания зависит от географической широты местности, в частотных спектрах огибающей и фазы преобладают спектральные составляющие, частоты которых меньше частоты, соответствующей годовому колебанию. Именно низкочастотные колебания огибающей и фазы температурного колебания позволяют получать уникальные результаты кластеризации климатов.

Введение в математическую модель (2.14) коэффициента, связанного с широтой местности, позволяет ограничивать величину модулирующих амплитуду и фазу колебаний.

3. Монотонность фазы определена в качестве базового условия применения аналитического сигнала (АС) и определения амплитуды и фазы. Разработан численный метод для вычисления элементов квазигармонического колебания, применяющий оптимизацию и гармонизацию частотного спектра.

4. На основе предложенного теоретического подхода и сформулированного принципа синхронности разработан численный метод динамической кластеризации. Метод позволяет выделять из выборки колебаний типовые функции, обеспечивающие формирование кластеров. Полученные типовые функции позволяют реализовать процесс построения моделей колебаний средних

значений приземной температуры (2.14) для каждого климатического кластера и исследовать их свойства.

5. Результаты, изложенные в данной главе, опубликованы в статьях [29–44], в сборниках трудов конференций [50–56, 59, 62–66], в свидетельстве на программу для ЭВМ [71].

3 Исследование метода динамической кластеризации с интерпретацией результатов экспериментов на основе численных и реальных данных

В данной главе представлены результаты численного эксперимента и результаты работы метода динамической кластеризации при исследовании натуральных данных. Интерпретация полученных результатов дана на основе свойств элементов математической модели (2.14).

Метод динамической кластеризации разработан для анализа нестационарных пространственно-неоднородных процессов, к которым относятся природно-климатические процессы. Они характеризуются тем, что формируются под воздействием множества независимых случайных факторов. При этом воздействие каждого отдельного фактора часто является незначительным. Главной задачей метода динамической кластеризации является выделение закономерностей, характерных для изучаемых процессов, и оценка их пространственного распространения.

Имитация влияния независимых случайных факторов на модельные – эталонные колебания создана в численном эксперименте. Результатами проведенного численного эксперимента подтверждена сходимость предложенного метода динамической кластеризации.

Разработанный метод динамической кластеризации применен для исследования натуральных данных, представленных изменениями среднемесячных значений температур, измеренных на метеостанциях Северного полушария Земли. В результате кластеризации массивов натуральных данных получены типовые функции, характерные для отдельных групп данных, и на их основе реализована климатическая классификация. Результаты получены для разных временных масштабов и разных интервалов корреляции.

3.1 Численный эксперимент

3.1.1 Исследования метода динамической кластеризации в численном эксперименте

Целью численного эксперимента является оценка сходимости и устойчивости работы МДК, использующего синхронность как основное свойство климатических кластеров. Значения колебаний, принадлежащих к одному кластеру, должны синхронно изменяться во времени. Это условие является необходимым для эффективной работы метода динамической кластеризации. Форма и величина накладываемого шума определяют отличия между сигналами.

Задача численного эксперимента заключается в оценке работы метода динамической кластеризации при наличии шума разного уровня и вида, имитирующего влияние на эталонные колебания различных факторов.

К параметрам изменяемым в численном эксперименте относятся: форма эталонных колебаний, величина выборки, способ введения шума, его величина и форма. Задается уровень взаимной корреляции между эталонными колебаниями. Эталонные колебания представляются в виде амплитуды и фазы. Учитывая отличительные особенности по форме, эксперименты проведены отдельно для фаз и амплитуд.

Порядок численного эксперимента:

1. Построение эталонных сигналов фазы и амплитуды.

Модель эталонного колебания амплитуды:

$$A(\tau) = a_n + \sum_{i=1}^N K_i^A a_i(\tau) = a_n + \sum_{i=1}^N K_i^A \cos(2\pi \nu_i \tau), \quad (3.1)$$

где τ – время, мес;

a_n – амплитуда несущего колебания, $^{\circ}\text{C}$;

K_i^A – коэффициент пропорциональности, $K_i^A < a_n$;

$a_i(\tau)$ – сигнал, модулирующий амплитуду;

ν_i – частота модулирующего колебания;

i – порядковый номер гармоники, $i = 1, 2..N$;

N – количество модулирующих гармоник.

Начальная фаза $\varphi_0 = 0$.

Модель колебания полной фазы:

$$\Phi(\tau) = \varphi_n(\tau) + \sum_{i=1}^N I_i^\Phi \varphi_i(\tau) = \varphi_n(\tau) + \sum_{i=1}^N I_i^\Phi \cos(2\pi\nu_i\tau), \quad (3.2)$$

где τ – время, мес.;

$\varphi_n(\tau)$ – фаза несущего колебания, рад;

I_i^Φ – индекс фазовой модуляции;

$\varphi_i(\tau)$ – колебания, модулирующие фазу, рад;

ν_i – частота колебания, модулирующего фазу;

i – порядковый номер гармоники;

N – количество модулирующих гармоник.

Модель эталонного колебания фазы. Из модели полной фазы (3.2) вычтена фаза несущего колебания.

$$\Phi'(\tau) = \Phi(\tau) - \varphi_n(\tau) = \sum_{i=1}^N I_i^\Phi \cos(2\pi\nu_i\tau). \quad (3.3)$$

Формы эталонных колебаний изменялись путем варьирования их частотного спектра. Изменялось количество частотных составляющих N . Подготовлены колебания с $N = 4, 6, 12, 24$ в интервале частот от 6 до 30.

2. Построение сигнала с шумом.

На эталонный сигнал аддитивно или мультипликативно накладывался шум, который задавался в частотной области. Шум задавался в интервале от 6 до 30 частот, равном интервалу частот основных гармонических составляющих

эталонного сигнала. Использовался генератор случайных чисел, реализующий равномерное распределение.

Определение уровня шума производилось по отношению СКО, рассчитанному для шума, к СКО, рассчитанному для исходного сигнала.

$$P_A = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S})^2}{\sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A})^2}} \cdot 100\%, \quad P_\Phi = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S})^2}{\sum_{i=1}^N (\Phi'_i - \bar{\Phi}')^2}} \cdot 100\% \quad (3.4)$$

где A, Φ' – эталонная амплитуда, эталонная фаза;

$\bar{A}, \bar{\Phi}'$ – среднеарифметическое значение эталонной амплитуды, фазы;

S – сигнал, являющийся шумом, «сигнал-шум»;

$\bar{S}$ – среднеарифметическое значение для «сигнал-шум».

3. Расчет ошибки кластеризации

Построены 4 эталонных сигнала. Для каждого эталонного сигнала подготовлено 25 вариантов с наложенными шумами. Таким образом, общий объём выборки равен 100 сигналам.

Кластеризация проводилась одновременно для всей выборки сигналов. Результаты кластеризации получены для выборок сигналов, соответствующих по форме амплитудам или фазам. В процессе работы метод динамической кластеризации определял количество и форму действительных сигналов. Действительные сигналы сравнивались с эталонными. Ошибки кластеризации рассчитывались как нормированные среднеквадратические отклонения по формулам:

$$E_A = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\Delta A_i - \bar{\Delta A})^2}{\sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A})^2}} \cdot 100\%, \quad E_\Phi = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\Delta \Phi_i - \bar{\Delta \Phi})^2}{\sum_{i=1}^N (\Phi_i - \bar{\Phi})^2}} \cdot 100\%, \quad (3.5)$$

где A, Φ – эталонная амплитуда, фаза;

ΔA , $\Delta \Phi$ – разность между эталонной и восстановленной амплитудами, фазами $\Delta \Phi = \Phi^T - \Phi$;

$\bar{\Delta A}$, $\bar{\Delta \Phi}$ – среднеарифметическое значение разности амплитуд, фаз;

$\bar{A}$, $\bar{\Phi}$ – среднеарифметическое значение эталонной амплитуды, фазы;

N – количество отсчётов.

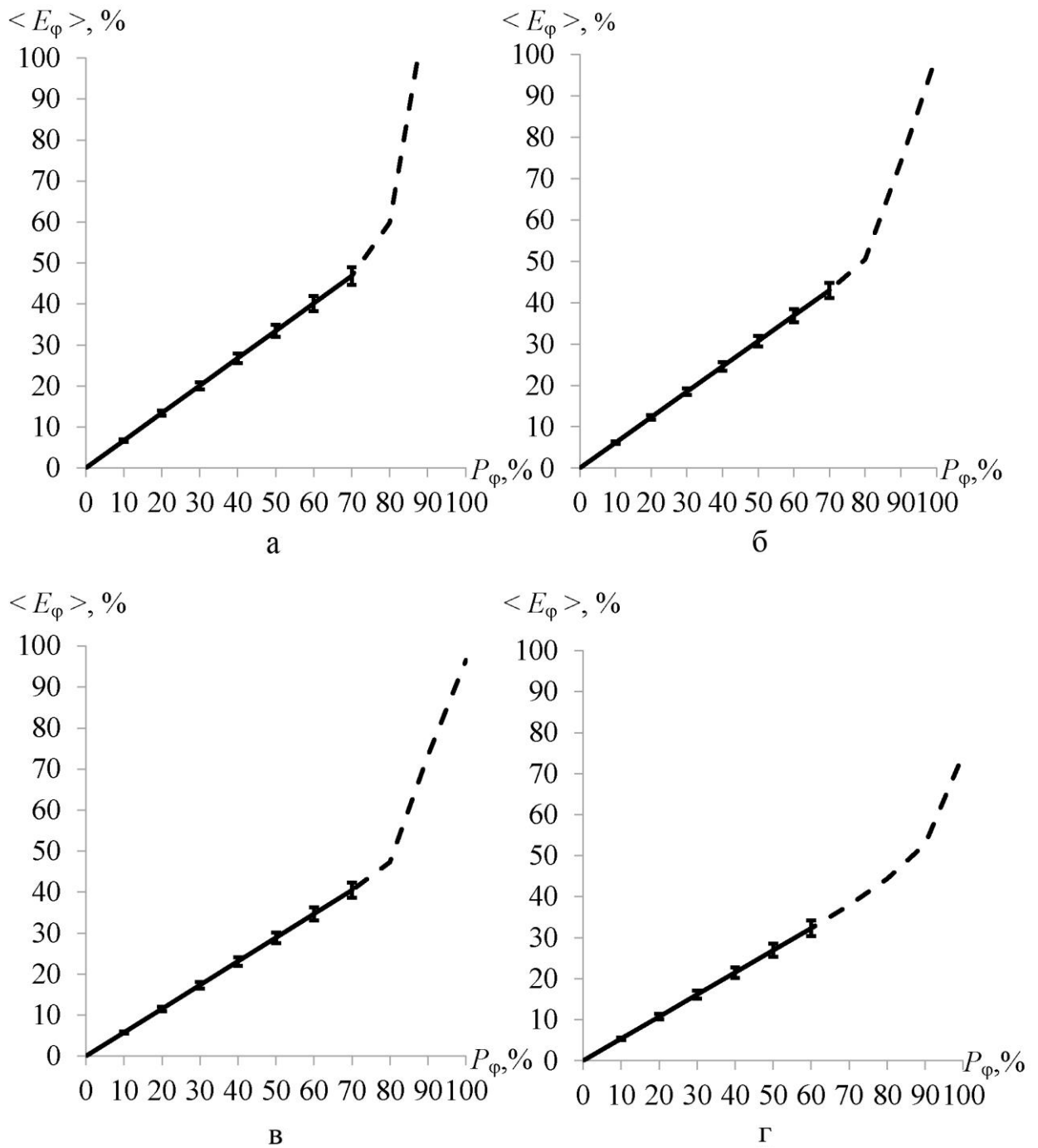
Оценки ошибок определялись при изменении отношения шума к сигналу от 0% до 100%.

4. Описание численного эксперимента

Эталонные сигналы выбирались с требуемым значением взаимной корреляции. Эксперимент проводился отдельно при наложении шума аддитивно или мультипликативно. Исследовались выборки, состоящие из амплитуд или фаз.

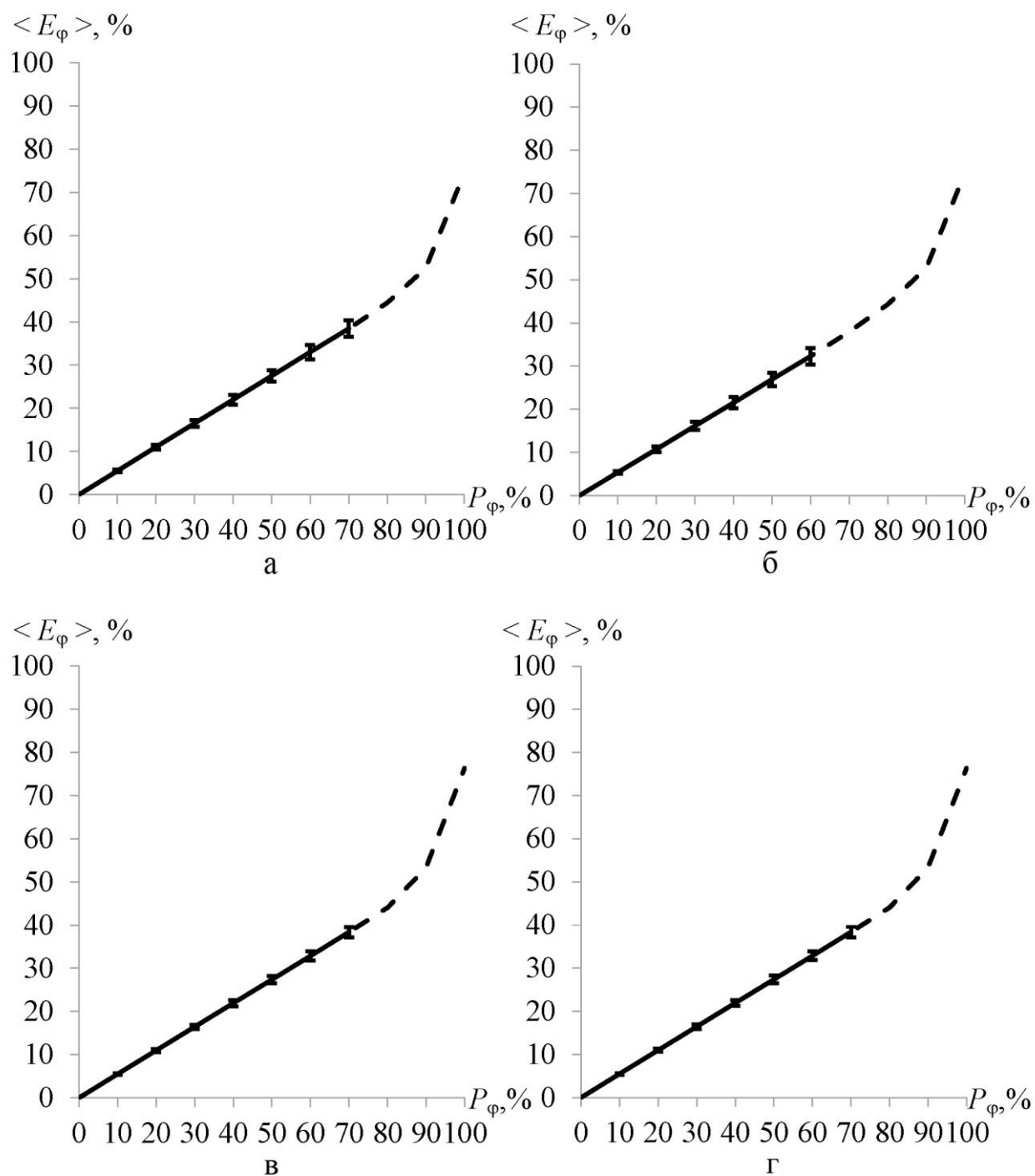
Численный эксперимент проводился для нескольких вариантов. В первом варианте изменялся размер выборки, который задавался путем изменения количества сигналов с шумом, приходящихся на один эталонный сигнал. Во втором варианте изменялась форма эталонного сигнала. В третьем варианте изменялась ширина спектра шума. В четвертом варианте изменялся уровень корреляции между сигналами из выборки.

Условием устойчивой работы метода является равенство между количеством восстановленных k_r и количеством заданных эталонных k_e фазовых функций при малом значении ошибки E . Критерии устойчивой работы метода: $E \leq 1,1P$ и $k_r/k_e = 1$. В зависимости от величины шума в соответствии с критериями устойчивости определяется диапазон устойчивой работы метода. На графиках (рисунки 3.1–3.7) диапазон устойчивой работы метода обозначен сплошными линиями. Результат, при котором количество восстановленных сигналов не равно количеству эталонных, не может быть отнесен к диапазону устойчивой работы метода, так как в этом случае возникает неоднозначность при выборе действительных сигналов. В данной работе определение действительных сигналов реализовано по наибольшему значению коэффициента корреляции между эталонными и восстановленными сигналами. На графиках (рисунки 3.1–3.7) диапазон неустойчивой работы метода обозначен штриховыми линиями.



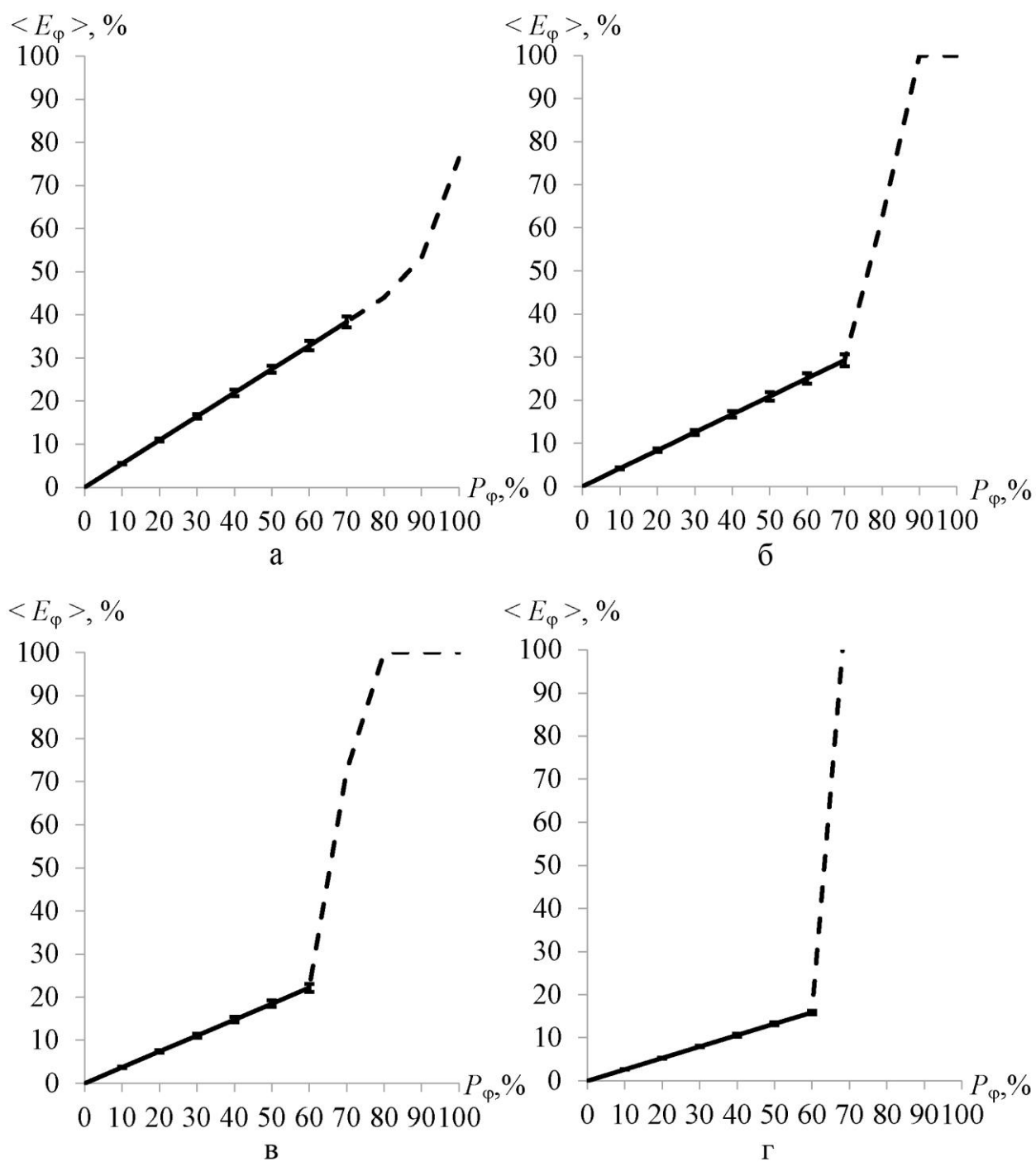
а – 20 сигналов, б – 40 сигналов, в – 60 сигналов, г – 100 сигналов

Рисунок 3.1 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых фаз для разных размеров выборки



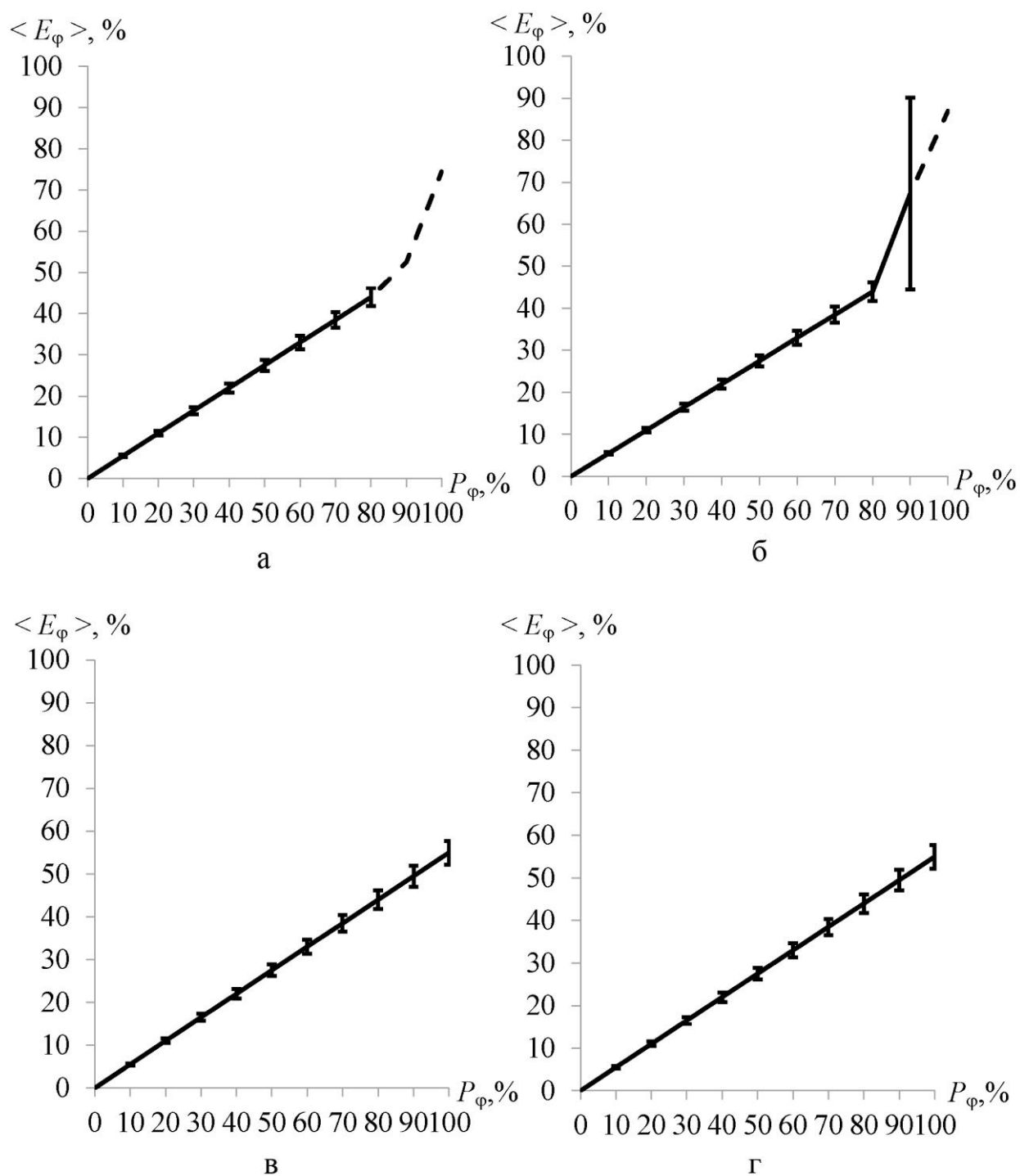
а – 3 гармоника, б – 6 гармоника, в – 12 гармоник, г – 24 гармоника

Рисунок 3.2 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых фаз для сигналов с разным количеством гармонических составляющих



а – 25 частот, б – 50 частот, в – 75 частот, г – 100 частот

Рисунок 3.3 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых фаз для разной ширины спектра шума



а – $r = 0,3$, б – $r = 0,4$, в – $r = 0,5$, г – $r = 0,6$

Рисунок 3.4 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых фаз для разных минимальных значений коэффициента корреляции r

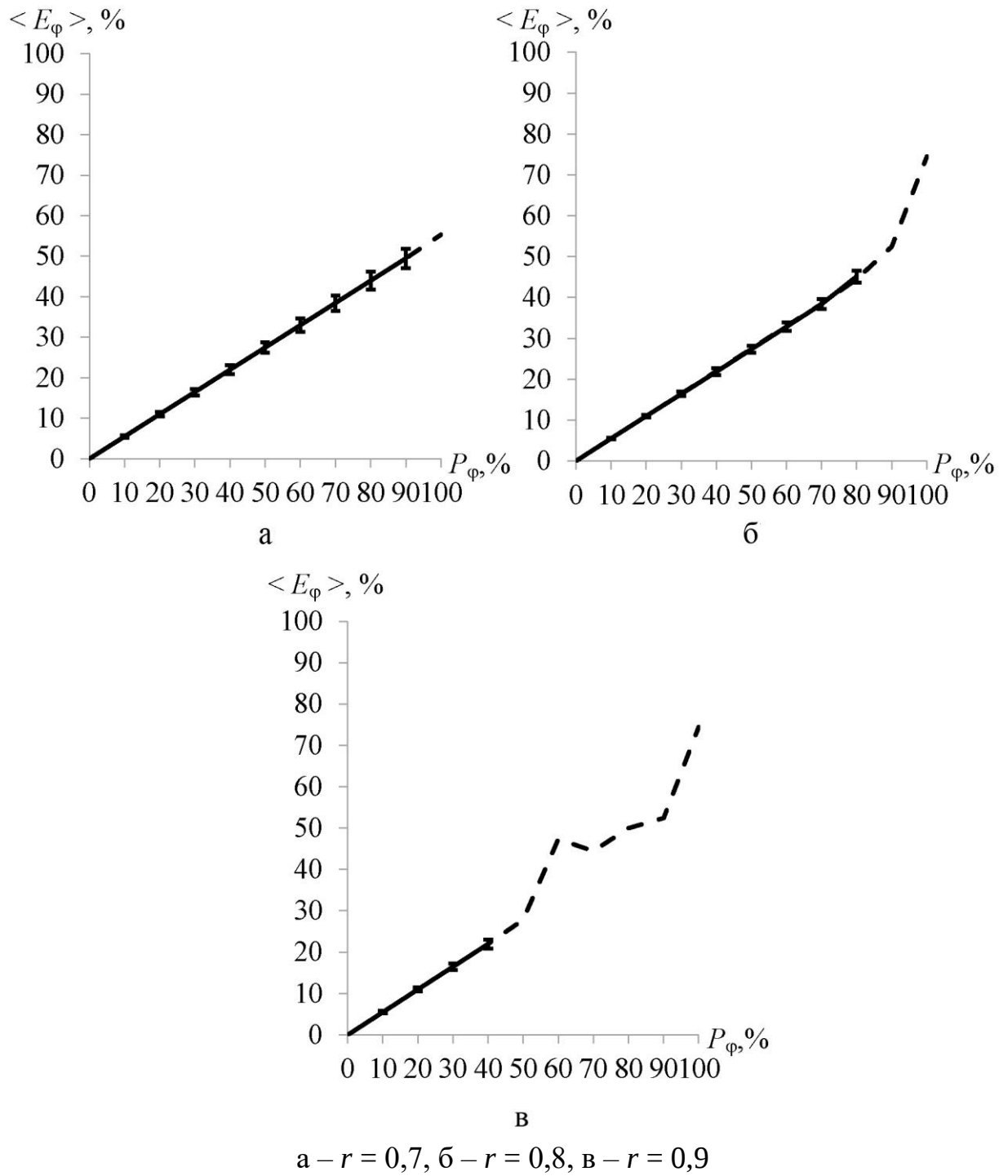


Рисунок 3.5 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых фаз для разных минимальных значений коэффициента корреляции r

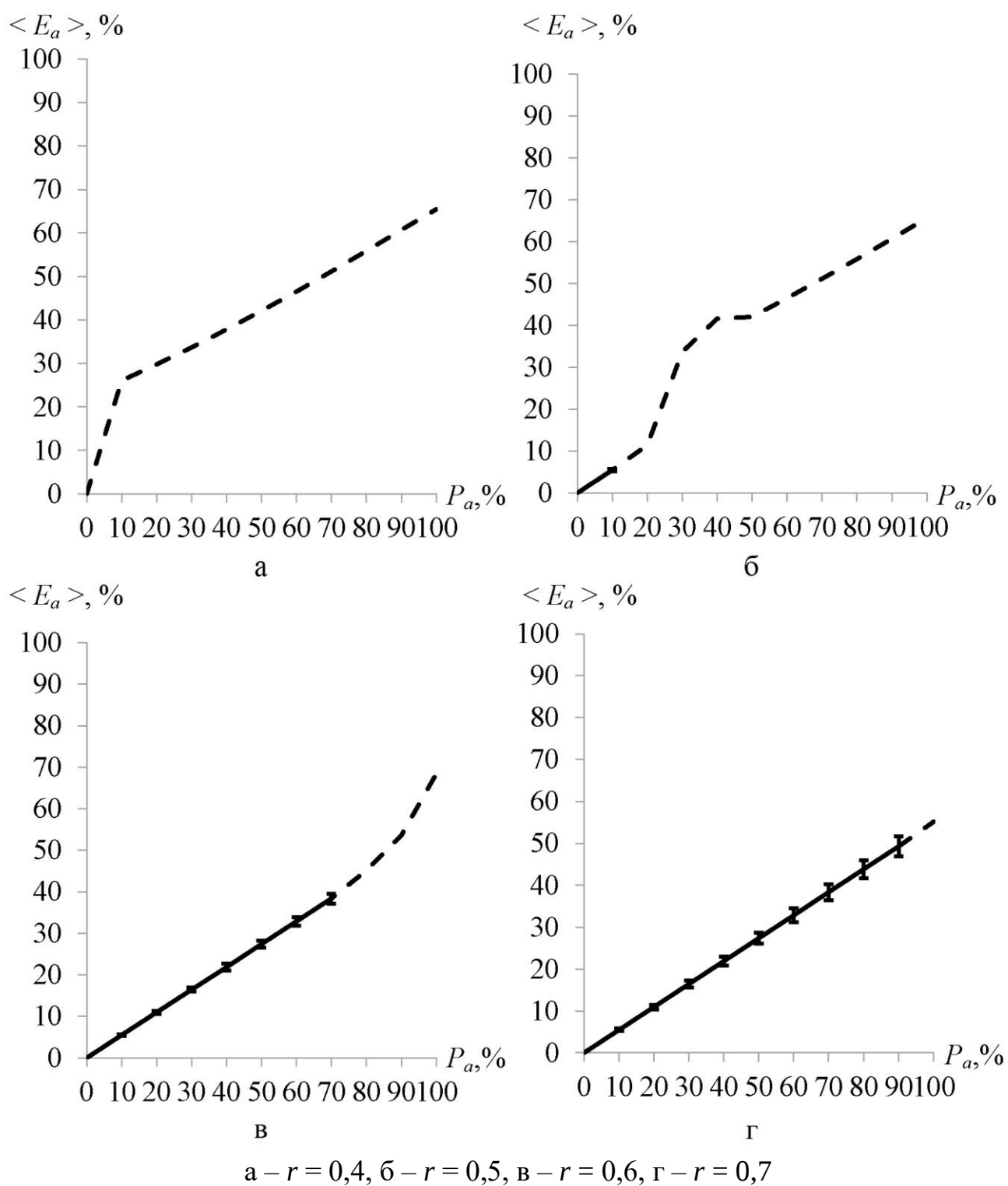


Рисунок 3.6 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых амплитуд для разных минимальных значений коэффициента корреляции r

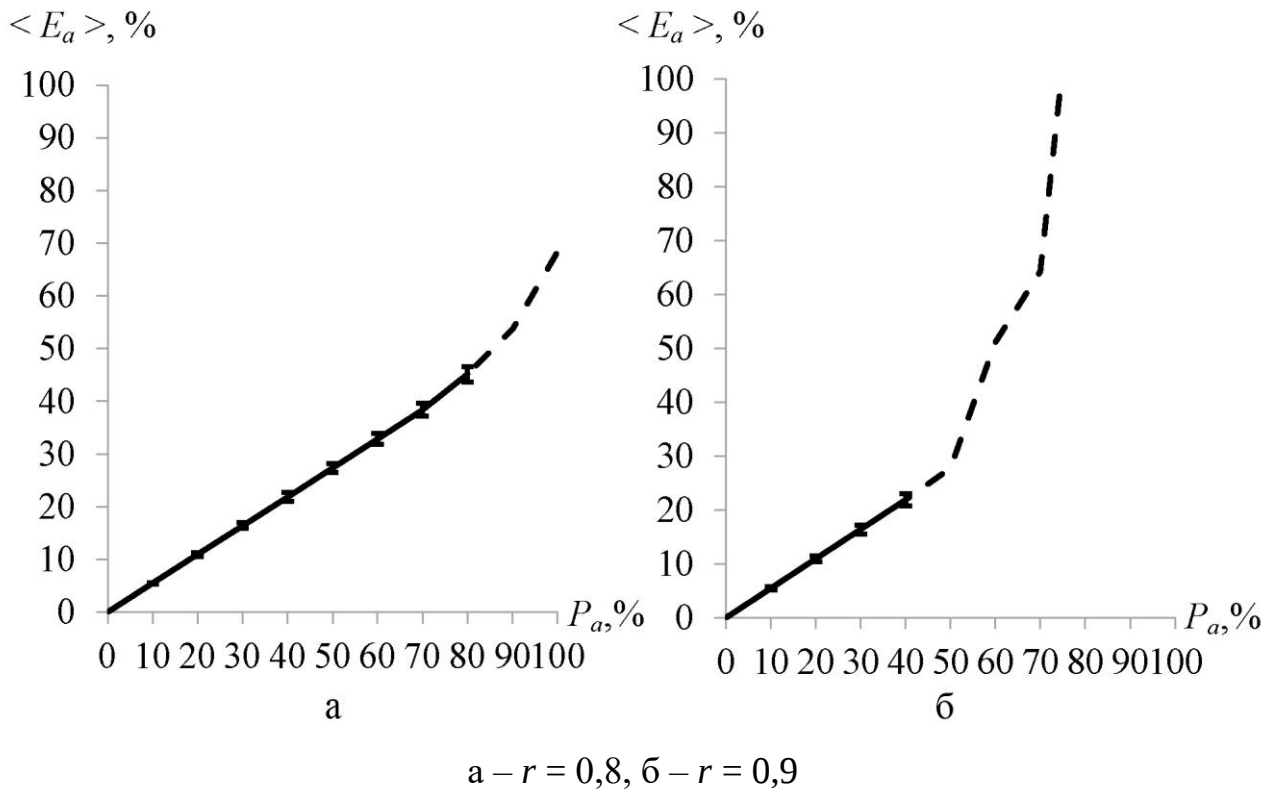


Рисунок 3.7 – Нормированные среднеквадратические ошибки метода динамической кластеризации при вычислении типовых амплитуд для разных минимальных значений коэффициента корреляции r

Эксперимент проводился для каждого уровня шума для выборки из 100 различных реализаций сигналов. Контрольные эксперименты с объемом выборки 225 и 500 сигналов показали, что среднее и дисперсия остаются неизменными, что свидетельствует о наличии статистической устойчивости.

При данном объеме выборки среднее арифметическое $\langle E_A \rangle$ и $\langle E_\Phi \rangle$ будет распределено по закону, близкому к нормальному [221–223]. При проведении численного эксперимента малые значения СКО показывают устойчивость метода кластеризации к входным параметрам. В результате чего средние арифметические $\langle E_A \rangle$ и $\langle E_\Phi \rangle$ будут близки к оценкам максимального правдоподобия [221–223].

3.1.2 Результаты численного эксперимента

Результаты численного эксперимента по исследованию МДК получены при аддитивном наложении шума на эталонный сигнал. Количество эталонных сигналов 4. Максимальное значение коэффициента корреляции между эталонными сигналами составило 0,001.

1. Построение оценок ошибок кластеризации при разном размере выборки.

В эксперименте спектральное окно шума имело ширину 25 частот в интервале значений частот от 5 до 30. Эталонные сигналы построены на 4 гармонических составляющих. Интервал значений коэффициентов корреляции для проведения вычислений от 0,8 до 1.

В разных вариантах вычислений на каждый эталонный сигнал приходилось по 5, 10, 15, 25 сигналов с наложенными шумами. Размер выборки для разных вариантов составил 20, 40, 60, 100 сигналов.

Результаты эксперимента представлены в форме графиков на рисунке 3.1, а – г. Из представленных на графиках оценок видно, что среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки увеличивается с увеличением уровня шума независимо от размера выборки. При этом среднее значение ошибки, вычисленное для области устойчивой работы метода, ниже для выборок с большим объемом.

Метод устойчив до уровня 70 % отношения шума к сигналу при размере выборки 20, 40 и 60 сигналов и до уровня 60 % отношения шума к сигналу при размере выборки 100 сигналов.

2. Построение оценок ошибок кластеризации при разной форме эталонных сигналов.

В эксперименте спектральное окно шума имело ширину 25 частот в интервале значений частот от 5 до 30. Для каждого из эталонных сигналов задавалось по 25 сигналов с шумом. Размер выборки составил 100 сигналов. Интервал корреляции для выборки сигналов от 0,8 до 1.

Модификация формы эталонного сигнала проводилась в частотной области путем задания количества гармоник 3, 6, 12, 24 в границах интервала частот от 5 до 35.

Результаты эксперимента представлены на рисунке 3.2, а – г. Из представленных на графиках оценок видно, что среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки растет с увеличением уровня шума для всех заданных форм эталонных сигналов.

Метод устойчив до уровня 70 % отношения шума к сигналу при эталонных сигналах, состоящих из 3, 12, 24 гармоник, и до уровня 60 % отношения шума к сигналу при эталонных сигналах, состоящих из 6 гармоник. Среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки при устойчивой работе метода изменяется в пределах от -1,35 % до +1,35 % при уровне 60 % отношения шума к сигналу и сохраняется для сигналов разных форм.

3. Построение оценок ошибок кластеризации при разной форме шума.

Для каждого из эталонных сигналов задавалось по 25 сигналов с шумом. Размер выборки составил 100 сигналов. Эталонные сигналы построены на 4 гармонических составляющих. Интервал корреляции для выборки сигналов от 0,8 до 1.

Модификация формы шума проводилась в частотной области путем варьирования количества шумовых частотных составляющих. В эксперименте спектральное окно шума имело ширину 25, 50, 75, 100 частот в интервале значений частот от 0 до 100.

Результаты эксперимента представлены на рисунке 3.3, а – г. Из представленных на графиках оценок видно, что среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки растет с увеличением уровня шума при всех заданных формах шума. С увеличением ширины спектра шума снижается среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки в области устойчивости метода.

Метод устойчив до уровня 70 % отношения шума к сигналу при количестве шумовых частотных составляющих, равном 25, 50, и до уровня 60 % отношения шума к сигналу при количестве шумовых частотных составляющих, равном 75, 100.

4. Построение оценок ошибок кластеризации при разном уровне корреляции.

В эксперименте спектральное окно шума имело ширину 25 частот в интервале значений частот от 5 до 30. Для каждого из эталонных сигналов задавалось по 25 сигналов с шумом. Размер выборки составил 100 сигналов. Эталонные сигналы построены на 4 гармонических составляющих.

Интервал корреляции изменялся путем изменения минимального значения коэффициента корреляции. Для разных вариантов эксперимента минимальное значение коэффициента корреляции задавалось от 0,3 до 0,9 с шагом 0,1 при максимальном значении коэффициента корреляции между эталонными сигналами 0,001.

Результаты эксперимента представлены на рисунках 3.4 и 3.5. Из представленных на графиках оценок видно, что среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки увеличивается с увеличением уровня шума при всех заданных интервалах корреляции.

При разных интервалах корреляции в области устойчивости метода средние значения нормированной среднеквадратической ошибки неизменны для каждого уровня шума. Это также подтверждает правильную работу метода и его сходимость к заданным эталонным значениям с постоянным уровнем точности.

Метод устойчив до уровня 100 % отношения шума к сигналу при минимальных значениях коэффициента корреляции 0,5 и 0,6; до уровня 90 % отношения шума к сигналу при минимальных значениях коэффициента корреляции 0,3 и 0,7; до уровня 80 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,4 и 0,8; до уровня 40 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,9. В области устойчивости при многократном повторении

вычислений при разных минимальных значениях коэффициента корреляции метод обеспечивает одинаковые средние значения нормированной среднеквадратической ошибки.

Проведены аналогичные численные эксперименты для амплитуд, как и для фаз. Результаты экспериментов для амплитуд полностью совпали с результатами экспериментов, реализованных для фаз, как по величине ошибки, так и по области устойчивости. Это означает, что результат работы МДК не зависит от выбранной характеристики.

Важной характеристикой для правильного разделения выборки на отдельные кластеры является изначально заданный уровень взаимной корреляции между эталонными сигналами. Высокие значения коэффициента корреляции между эталонными сигналами, близкие к задаваемому минимальному значению расчетного интервала корреляции, способны значительно влиять на результаты численного эксперимента.

В описанном ранее эксперименте максимальное значение коэффициента взаимной корреляции между эталонными сигналами составило 0,001. Получены также результаты эксперимента при максимальном значении коэффициента взаимной корреляции между эталонными сигналами, равным 0,015. Дополнительно проведены эксперименты при максимальном значении коэффициентов взаимной корреляции между эталонными сигналами, равном 0,1 и 0,2. Во всех однотипных (имеющих одинаковые условия) вариантах экспериментов при взаимной корреляции между эталонными сигналами 0,001; 0,015; 0,1; 0,2 получены идентичные оценки нормированной среднеквадратической ошибки.

Дальнейшая проверка устойчивости метода реализована при максимальном значении коэффициента корреляции между эталонными сигналами, равном 0,4. Результаты эксперимента приведены для амплитуд.

5. Построение оценок ошибок кластеризации при разном уровне корреляции для амплитуд.

В эксперименте спектральное окно шума имело ширину 25 частот в интервале значений частот от 5 до 30. Для каждого из эталонных сигналов задавалось по 25 сигналов с шумом. Шум аддитивный. Размер выборки составил 100 сигналов. Эталонные сигналы построены на 4 гармонических составляющих.

Интервал корреляции изменялся путем изменения минимального значения коэффициента корреляции. Для разных вариантов эксперимента минимальное значение коэффициента корреляции задавалось от 0,4 до 0,9 с шагом 0,1 при максимальном значении коэффициента корреляции между эталонными сигналами 0,4.

Результаты эксперимента представлены на рисунках 3.6 и 3.7. Из представленных на графиках оценок видно, что среднее значение нормированной среднеквадратической ошибки растет с увеличением уровня шума при всех заданных интервалах корреляции.

При разных интервалах корреляции в области устойчивости метода средние значения нормированной среднеквадратической ошибки остаются неизменными для каждого уровня шума.

Устойчивая работа метода при заданном расчетном интервале значений корреляции от 0,4 до 1 не может быть реализована (рисунок 3.6, а). Исходно заданный уровень корреляции между эталонными сигналами в данном численном эксперименте равен 0,4. При таком значении коэффициента корреляции элементы выборки с исходным уровнем корреляции 0,4 попадают в одну группу.

Метод устойчив до уровня 10 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,5, до уровня 40 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,9, до уровня 60 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,6, до уровня 80 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,8, до уровня 90 % отношения шума к сигналу при минимальном значении коэффициента корреляции 0,7.

В результате проведенного численного эксперимента получены идентичные оценки ошибок кластеризации МДК при работе с массивами фаз

(рисунок 3.5, а, б, в) и амплитуд (рисунок 3.6, г и рисунок 3.7, а, б) для следующих интервалов корреляции $[0,7-1]$, $[0,8-1]$, $[0,9-1]$. Идентичные результаты получены по средним значениям нормированной среднеквадратической ошибки, а также по области устойчивости. Из полученных результатов можно предположить о том, что в указанных диапазонах корреляции форма эталонных сигналов на ошибку кластеризации влияния не оказывает.

Результаты, полученные для следующих интервалов корреляции $[0,4-1]$, $[0,5-1]$, $[0,6-1]$ при работе с массивами фазы (рисунок 3.4, б, в, г) и амплитуд (рисунок 3.6, а, б, в) отличаются по оценкам средних значений нормированной среднеквадратической ошибки, а также по области устойчивости.

Причиной таких отличий является высокий уровень взаимной корреляции, заданный для эталонных сигналов амплитуд. В результате область устойчивости метода сужается при увеличении значений ошибки вычисления. Важным параметром для получения устойчивого результата является уровень взаимной корреляции эталонных сигналов.

6. Построение оценок ошибок кластеризации при мультипликативном шуме.

В эксперименте спектральное окно шума имело ширину 25 частот в интервале значений частот от 5 до 30. Для каждого из эталонных сигналов задавалось по 25 сигналов с шумом. Шум мультипликативный. Размер выборки составил 100 сигналов. Эталонные сигналы построены на 4 гармонических составляющих.

Интервал корреляции изменялся путем изменения минимального значения коэффициента корреляции. Для разных вариантов эксперимента минимальное значение коэффициента корреляции задавалось от 0,4 до 0,8 с шагом 0,2.

В данном численном эксперименте максимальное значение коэффициента корреляции между эталонными сигналами не превышало величины 0,001.

Отношение шума к сигналу варьировалось от 0% до 100%.

Все варианты эксперимента показали превышение ошибки более 100 %. В результате всего одной итерации количество кластеров было равно количеству

сигналов в выборке. При наличии мультипликативного шума, величина которого равна или превышает 10 % отношения шума к сигналу, метод динамической кластеризации не является работоспособным.

3.2 Пространственная локализация кластеров

3.2.1 Сходимость итерационного процесса в методе динамической кластеризации

Критерием устойчивости метода динамической кластеризации является его сходимость с заданной точностью к одному и тому же результату при прочих равных условиях.

Во всех проведенных численных экспериментах, результаты которых описаны в параграфе 3.1, итерационный процесс, реализованный в МДК при $\varepsilon = 0,001$, сошёлся к конечному постоянному числу кластеров при конечном числе итераций. При выполнении условия завершения итерационного процесса (2.14) каждая последующая итерация не приводила к изменению значений ошибок вычисления выше, чем $\varepsilon = 0,001$, и изменению состава кластеров. Применение метода динамической кластеризации к выборке, состоящей из 100 уникальных реализаций сигналов, привело к формированию 100 отдельных кластеров при реализации всего 1 итерации. Многократное повторение всех описанных в параграфе 3.1 экспериментов приводило к повторению результатов.

Полученные результаты численного эксперимента подтверждают наличие сходимости в методе динамической кластеризации. Конечность выборки и справедливость неравенства (3.6) определяют сходимость в МДК.

$$\left| \langle M_j^i \rangle \right| \leq \max |M_j^i|. \quad (3.6)$$

Число кластеров не может превышать число сигналов. Число сигналов в выборке определяется конечным числом, равным N . N – число элементов в выборке. В результате выполняемых преобразований в МДК текущие элементы из

любого подмножества выборки в процессе итерации стремятся к конечному числу кластеров. В зависимости от коррелированности сигналов в выборке, участвующих в итерационном процессе, а также от заданного уровня корреляции, число кластеров будет меньше или равно N .

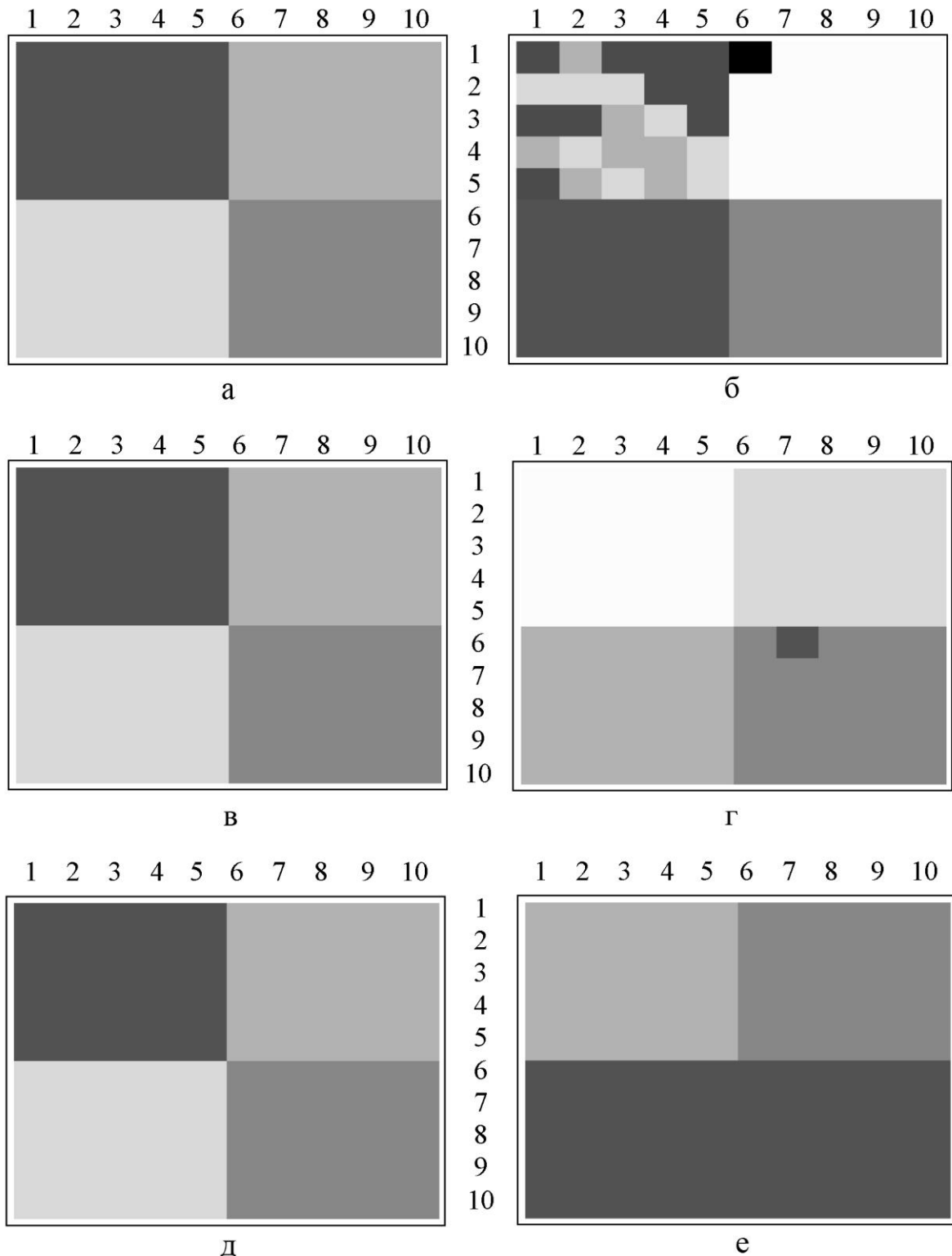
3.2.2 Исследование пространственной локализации кластеров

Подтверждением работоспособности МДК служит результат, при котором пространственная локализация всех элементов, входящих в отдельные кластеры, соответствует заранее заданным координатам. В процессе итерации в методе динамической кластеризации происходит формирование таких характеристик, как число кластеров и состав элементов, входящих в разные кластеры. Применяв метод динамической кластеризации к выборке модельных сигналов на ограниченном временном интервале, мы получим конечное число кластеров и можем определить положение их элементов в соответствии с заданными координатами. Для исследования пространственной локализации кластеров в результате работы метода динамической кластеризации реализован численный эксперимент, в котором были созданы 4 эталонных сигнала, как описано в параграфе 3.1. Для каждого эталонного сигнала были сформированы по 25 реализаций сигналов с шумом. Шум накладывался аддитивно. Все 100 реализаций сигналов были распределены в едином массиве данных по координатам. Распределение производилось таким образом, что сигналам, произведённым от первого эталонного сигнала, присваивались координаты $x = 1...25$, $y = 1...25$, от второго $x = 26...50$, $y = 1...25$, от третьего $x = 1...25$, $y = 26...50$, от четвертого $x = 26...50$, $y = 26...50$. В результате распределения были получены четыре зоны или группы, где сигналы имели единую синхронную составляющую для каждой группы (рисунок 3.8, а, в, д). Группы были расположены рядом, каждая имела две границы с соседними группами, и каждой отдельной группе был присвоен свой оттенок серого цвета. Каждому элементу в группе был присвоен цветовой оттенок, соответствующий оттенку группы.

При наличии устойчивой работы МДК элементы должны остаться в границах своих исходных групп и не изменить присвоенного им цветового оттенка. В случае попадания в результате кластеризации элемента в другую группу, данному элементу присваивается оттенок новой группы. Переход хотя бы одного элемента из своей группы в соседнюю является критерием неустойчивой работы метода.

Метод динамической кластеризации применен для амплитуд. Максимальное значение коэффициента корреляции между эталонными рядами в данном численном эксперименте равно 0,41. Результаты кластеризации в виде пространственного распределения элементов по кластерам при разных уровнях шума представлены на рисунке 3.8. Из полученных результатов можно сделать вывод о том, что устойчивость метода динамической кластеризации и состава групп при минимальном значении коэффициента корреляции $r = 0,8$ сохраняется до отношения шума к сигналу 80 % включительно (рисунок 3.8, а, б). При минимальном значении коэффициента корреляции $r = 0,6$ устойчивость метода сохраняется до отношения шума к сигналу 60 % включительно (рисунок 3.8, г). При минимальном значении коэффициента корреляции $r = 0,4$ метод неустойчив (рисунок 3.8, е). Метод неустойчив при минимальном значении коэффициента корреляции $r = 0,6$ и отношении шума к сигналу, равному и большему 70 %, при минимальном значении коэффициента корреляции $r = 0,8$ при отношении шума к сигналу, равному и большему 90 %.

При отсутствии устойчивой работы метода количество и состав кластеров отличаются от состава исходно заданных групп. Измененные кластеры приобретают новые цвета (рисунок 3.8, б, г, е). Отдельные элементы переходят в состав новых кластеров и приобретают новый цвет, нарушая пространственную связанность исходных групп (рисунок 3.8, б, г). При уровне корреляции $r = 0,4$ две группы сливаются в одну (рисунок 3.8, е).



а – ($r = 0,8$; $P_A = 0-80\%$), б – ($r = 0,8$; $P_A = 90\%$), в – ($r = 0,6$; $P_A = 0-60\%$),
 г – ($r = 0,6$; $P_A = 70\%$), д – ($r = 0,4$; $P_A = 0\%$), е – ($r = 0,4$; $P_A = 10\%$)

Рисунок 3.8 – Схема пространственного распределения элементов выборки при реализации кластеризации для разных уровней корреляции r и уровней шума P_A

Результаты численного эксперимента подтверждают наличие сходимости метода динамической кластеризации, обеспечивающего пространственную согласованность кластеров при минимальных значениях коэффициента корреляции 0,8 и 0,6 до отношения шума к сигналу 60 % включительно. Полученные результаты подтверждают сходимость метода динамической кластеризации до уровня шума к сигналу 60 %. Данный уровень шума можно оценить как высокий, так как его СКО больше половины СКО эталонного сигнала. Предполагая, что в температурных сигналах, измеренных на метеорологических станциях, составляющая шума не мультипликативная, и ее величина не будет превышать границы устойчивости разработанного метода, в этом случае в результате его применения к температурным сигналам будут выделены климатические кластеры. Проверка данного предположения может быть проведена в результате натурного эксперимента.

3.3 Условия кластеризации реальных данных

Целью натурного эксперимента является оценка сходимости, устойчивости и применимости разработанного формализованного метода динамической кластеризации для исследования колебаний средних значений приземной температуры, выделения климатических закономерностей и формирования климатических классов. Применение предлагаемого метода направлено на исследования изменчивости характеристик климатических классов в различных временных масштабах для методического обеспечения системы мониторинга изменений климатических классов (зон) Земли.

Работоспособность численного метода динамической кластеризации может быть обеспечена при выполнении двух необходимых условий его функционирования.

1. Разработанный метод применим для функций, имеющих форму полигармонических колебаний.

2. Колебания, принадлежащие к одному кластеру, должны обладать свойством синхронности.

И третьего условия, определенного на основании результатов численного эксперимента.

3. Уровень шума, определяемый как сумма аддитивных независимых случайных воздействующих колебаний, не должен превышать 60% от полезного (действительного) – восстанавливаемого сигнала.

Задача натурного эксперимента – это выделение из выборки характеристик температурных колебаний синхронных закономерностей – типовых функций и использование этих функций для построения климатических кластеров.

Ранее в данной работе изменения средних значений температуры выбраны в качестве основной метеорологической характеристики, определяющей климатические особенности территории. В силу цикличности вращения Земли вокруг Солнца значения температуры, усредненные за короткие промежутки времени, изменяются периодически. Изменения среднемесячных значений температуры имеют форму колебательного процесса с периодом в один календарный год, что обеспечивает выполнение первого необходимого условия.

Проверка наличия свойства синхронности будет проведена в результате применения метода динамической кластеризации к натурным данным – колебаниям приземной температуры, полученным на метеостанциях. При отсутствии свойства синхронности у температурных колебаний, входящих в выборку, объединения в кластеры в результате кластеризации не произойдет. Второе необходимое условие выполнено не будет. Наличие высокого уровня шума может привести к снижению значимости свойства синхронности, что также нарушит процесс кластеризации, в результате которого точного объединения элементов выборки в отдельные кластеры не произойдет, и будет наблюдаться их неоднородность. Результат кластеризации, при котором будет обеспечено четкое разделение между климатическими кластерами, может быть получен при наличии низкого уровня корреляции между искомыми типовыми функциями, в противном случае произойдет слияние кластеров в один.

В основу метода кластеризации положено предположение о географической обусловленности амплитудной и фазовой модуляции температурных колебаний. Крупномасштабные циркуляционные процессы и локальные географические условия вносят вклад в трансформацию амплитуды и фазы температурного колебания. В натурном эксперименте результаты кластеризации следует получить отдельно для амплитуд и фаз температурных сигналов, учитывая обозначенную в параграфе 2.3.1, уникальность данных характеристик. МДК обеспечивает возможность получения результатов кластеризации на разных уровнях пространственно-временных взаимосвязей между климатическими кластерами. Изменение кластеров в пространстве обеспечивается изменением интервала значений коэффициента взаимной корреляции r , выбранного в параграфе 2.3.1. в качестве меры расстояния между классификационными характеристиками.

3.4 Результаты исследования элементов математической модели на реальных данных

3.4.1 Выделение климатических классов по фазам и огибающим температурных колебаний

В качестве исходных данных для реализации натурального эксперимента использованы колебания средних значений приземной температуры, измеренные на 818 метеорологических станциях Северного полушария Земли за временной интервал с 1955 по 2010 годы включительно [196]. Вычисление характеристик температурных колебаний проведено в соответствии с методом, описанным в параграфе 2.2.1. В связи с тем, что в натурном эксперименте амплитуда не является модельной функцией, а определяется в процессе вычисления, перейдем к понятию огибающей [207].

Метод динамической кластеризации реализован при заданном уровне корреляции $r \geq 0,8$ и уровне отклонения $\varepsilon \leq 0,001$. В результате кластеризации исходных массивов данных, содержащих среднемесячные значения характеристик температурных колебаний, достигнуто конечное число итераций

$i = 11$ при работе метода с фазами и конечное число итераций $i = 10$ при работе метода с огибающими. Достижение конечного числа итераций при неизменном значении отклонения $\varepsilon \leq 0,001$ является подтверждением наличия сходимости итерационного процесса в методе динамической кластеризации при работе с выборкой натуральных данных, состоящих из характеристик измеренных температурных колебаний.

В результате кластеризации было выделено 17 типовых функций по фазам (рисунок 3.9) и 16 типовых функций по огибающим (рисунок 3.10). Типовые функции отражают уникальные закономерности, присущие одновременно всем элементам, входящим в отдельные кластеры [34]. Каждая из выделенных типовых фаз, как и огибающих, имеет уникальную форму [56, 64].

Для определения меры сходства между типовыми функциями были рассчитаны коэффициенты корреляции. У некоторых пар типовых функций коэффициенты корреляции отрицательные. Для большей части связи между типовыми функциями характеризуется значением коэффициента корреляции, соответствующего среднему уровню. Максимальные значения коэффициентов корреляции между типовыми фазами не превышают 0,62, между типовыми огибающими не превышают 0,53. Максимальные значения коэффициентов корреляции наблюдаются между типовыми функциями, соответствующими наиболее близко расположенным кластерам, в соответствии с географическими координатами метеостанций, друг к другу. Полученные значения коэффициентов корреляции между типовыми функциями ниже заданного в методе уровня корреляции $r \geq 0,8$, что обеспечивает достаточный уровень дифференциации между кластерами. Дифференциация кластеров обусловлена региональными климатическими особенностями.

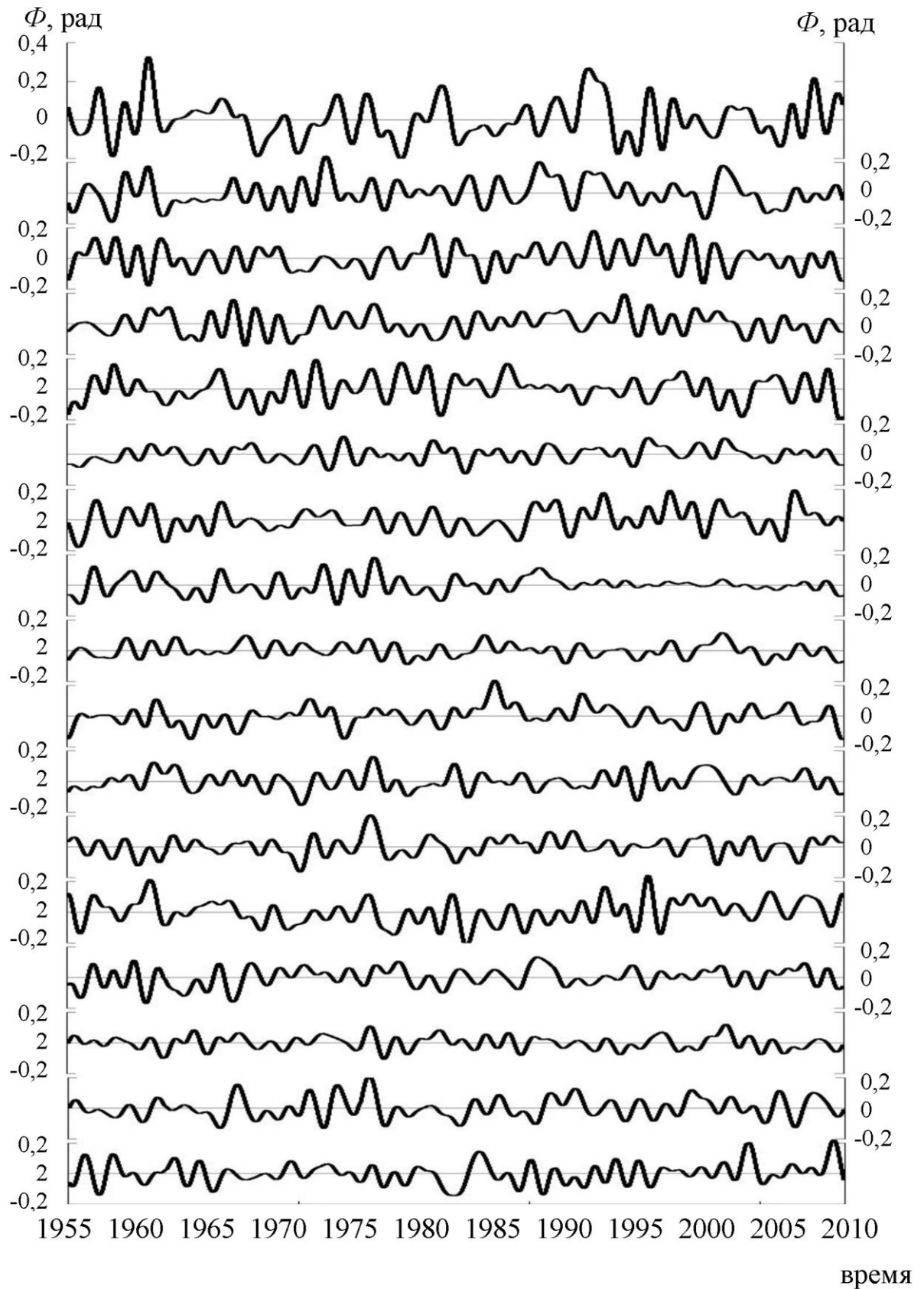


Рисунок 3.9 – Типовые фазы расположены сверху вниз, соответствующие 17-и выделенным климатическим кластерам при уровне взаимной корреляции фаз $r \geq 0,8$. Горизонтальные линии проведены с шагом 0,2 рад

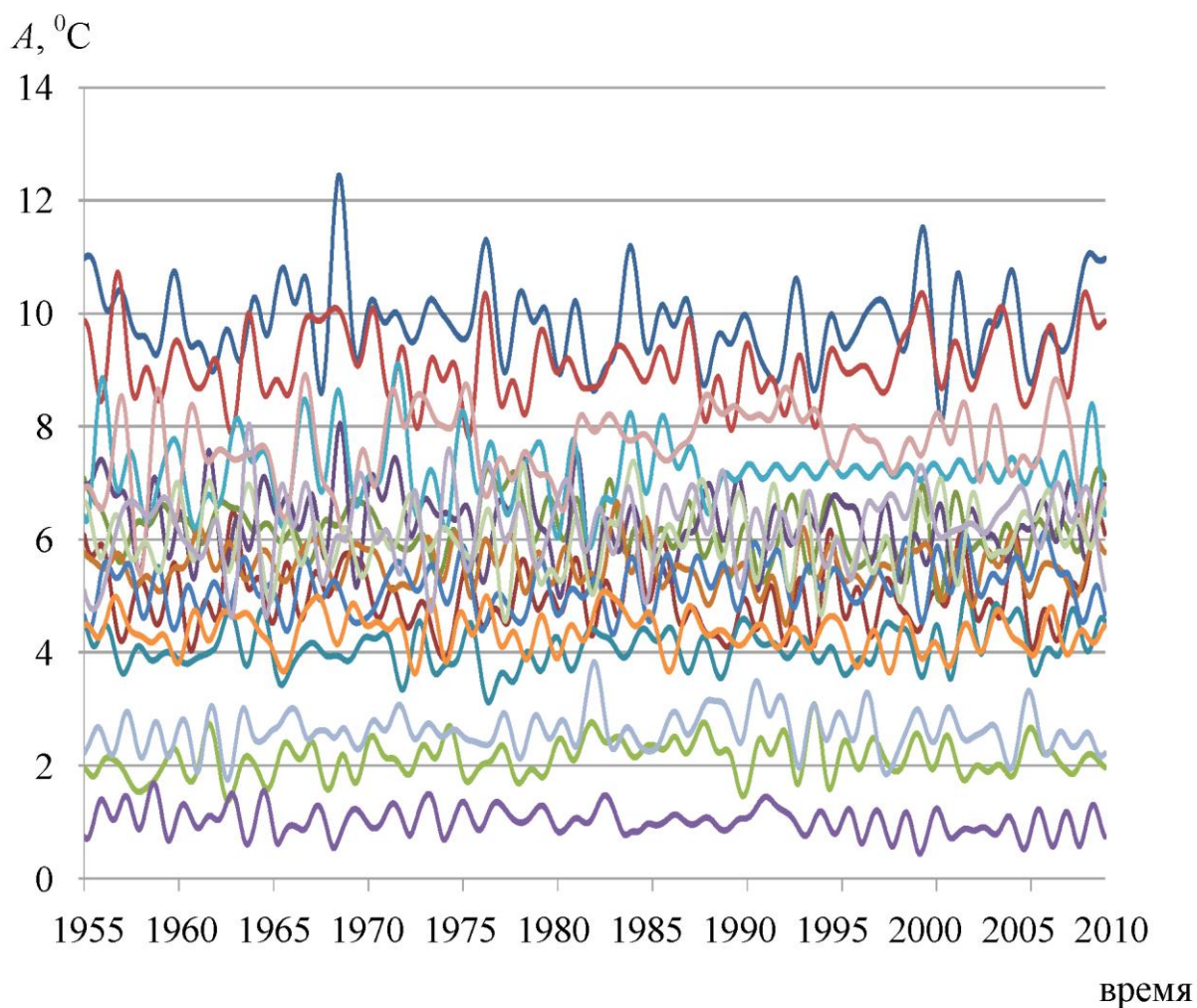


Рисунок 3.10 – Типовые огибающие расположены сверху вниз, соответствующие 16 выделенным климатическим кластерам, при уровне взаимной корреляции огибающих $r \geq 0,8$

При заданном уровне корреляции $r \geq 0,8$ между исходными температурными колебаниями и типовыми функциями построены климатические классы. При заданных условиях существует полное совпадение между составом элементов в кластерах и в соответствующих классах. Распределение в пространстве элементов разных классов проведено в соответствии с географическими координатами соответствующих метеорологических станций. В результате исходное 818 – мерное пространство температурных колебаний структурировалось в 17 – мерное пространство климатических классов по

функциям фаз (рисунок 3.11, а) и 16 – мерное пространство климатических классов по огибающим (рисунок 3.11, б). Климатические классы соответствуют районам, где изменения температуры происходят синхронно. Как видно из рисунка 3.11, получены четкие географические локализации классов, что подтверждает выполнение второго и третьего необходимых условий функционирования метода динамической кластеризации.

Несмотря на то, что метод реализован только на данных приземной температуры, полученные климатические классы (рисунок 3.11, а) соответствуют классической классификации климата по Кеппену [9].

Сравнительный анализ формы и количественного состава климатических классов, представленных для функций фаз (рисунок 3.11, а) и для огибающих (рисунок 3.11, б) позволяет говорить о наличии близких по форме и географическому положению классов: №1, №3, №5, №6, №12, №13, №14.

Отсутствие точного совпадения климатических классов по составу и расположению входящих в них элементов, при равных условиях реализации метода динамической кластеризации, является подтверждением того, что огибающая и фаза содержат информацию, характеризующую разные физические процессы. Можно предположить, что огибающая характеризует величину изменения экстремальных значений температуры, а фаза характеризует скорость протекания данного изменения.

Натурный эксперимент показывает, что существует сходимость в методе динамической кластеризации к конечному числу кластеров как по огибающим, так и по фазам. Кластеры имеют однородную пространственную локализацию, что подтверждает выполнение необходимых условий кластеризации. Количество и состав кластеров не изменяются при многократном повторении процесса кластеризации при неизменных прочих равных условиях.



а



б

а – классификации по фазам, б – классификации по огибающим

Каждый климатический класс обозначен номером от 1 до 17. Станции, не вошедшие в классы, обозначены символом «+»

Результаты получены при уровне взаимной корреляции $r \geq 0,8$

Пространственное распределение климатических классов для временного периода с 1955 по 2010 год

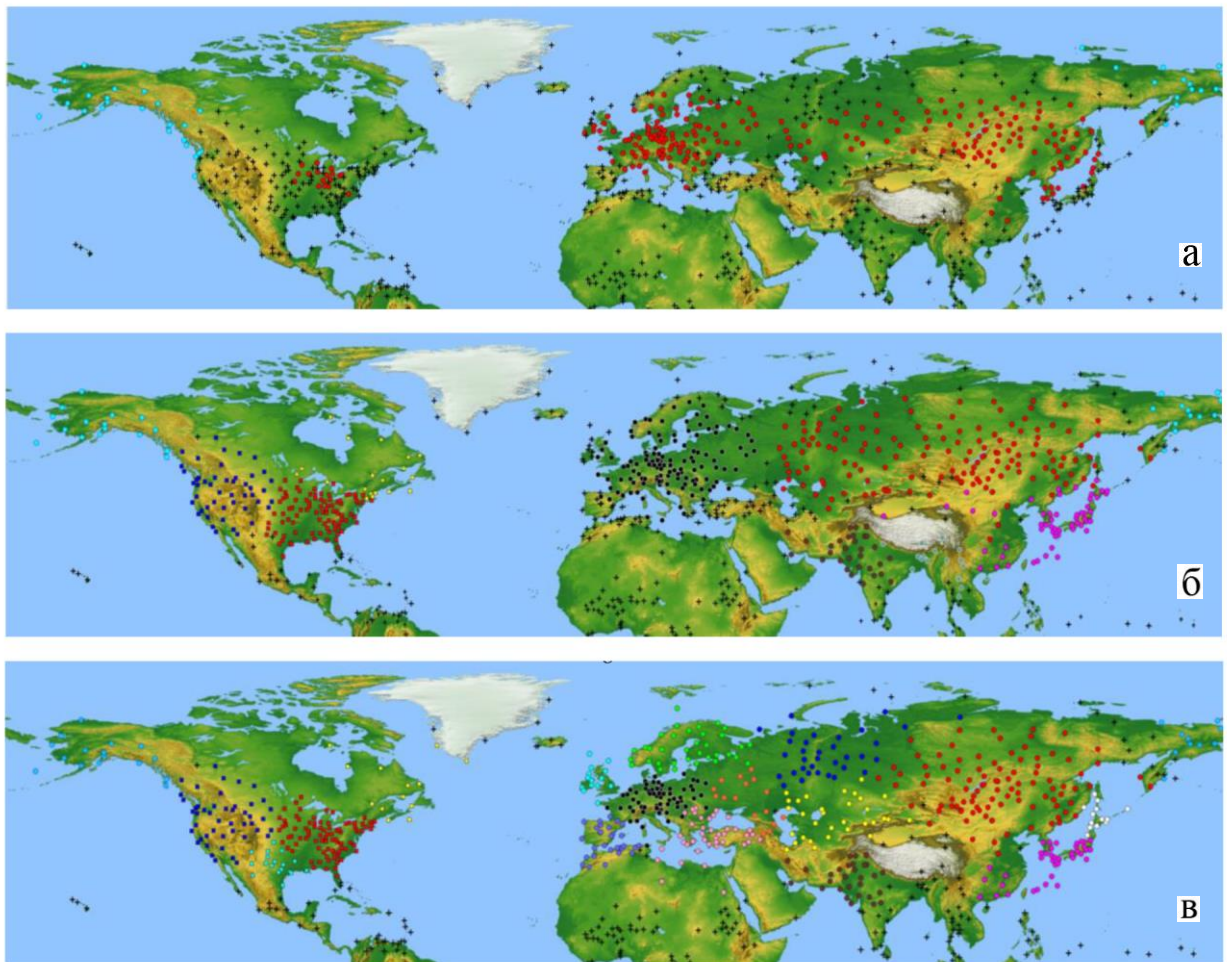
Рисунок 3.11 – Схемы классификации поля приземной температуры Северного полушария Земли

Полученные результаты подтверждают возможность использования метода динамической кластеризации для выделения климатических кластеров по огибающим и функциям фаз температурных колебаний. В совокупности огибающая и фаза характеризуют температурное колебание (2.14), но связаны с разными физическими процессами. Метод динамической кластеризации позволяет исследовать свойства данных характеристик отдельно, что дает возможность получить новую информацию об изменении приземной температуры.

3.4.2 Выделение климатических классов для разных уровней корреляции

Возможность выбора степени дифференциации исследуемого поля температур, в зависимости от поставленной задачи, – это одно из преимуществ предложенного метода кластеризации. Задача данного исследования заключается в выделении кластеров в зависимости от заданного интервала значений коэффициента взаимной корреляции температурных колебаний.

В качестве исходных данных использованы температурные сигналы, полученные на 818 метеорологических станциях Северного полушария Земли за временной интервал с 1955 по 2010 годы включительно [196]. Кластеризация была реализована для трех интервалов значений коэффициента корреляции $r_1 \geq 0,8$; $r_2 \geq 0,6$; $r_3 \geq 0,4$ при $\varepsilon \leq 0,001$. В результате для каждого значения коэффициента корреляции получены, типовые функции. На основе полученных типовых функций при тех же значениях коэффициента корреляции построены климатические классы. В результате работы метода получено разное пространственное распределение климатических классов (рисунок 3.12, 3.13). Из полученных результатов определено, что при повышении минимального значения коэффициента корреляции r увеличивается степень дифференциации классов. В соответствии с результатами классификации по фазам, при $r \geq 0,4$, выделено 2 климатических класса (рисунок 3.12, а), при $r \geq 0,6$, выделено 8 климатических классов (рисунок 3.12, б), при $r \geq 0,8$, выделено 17 климатических классов (рисунок 3.12, в) [29].

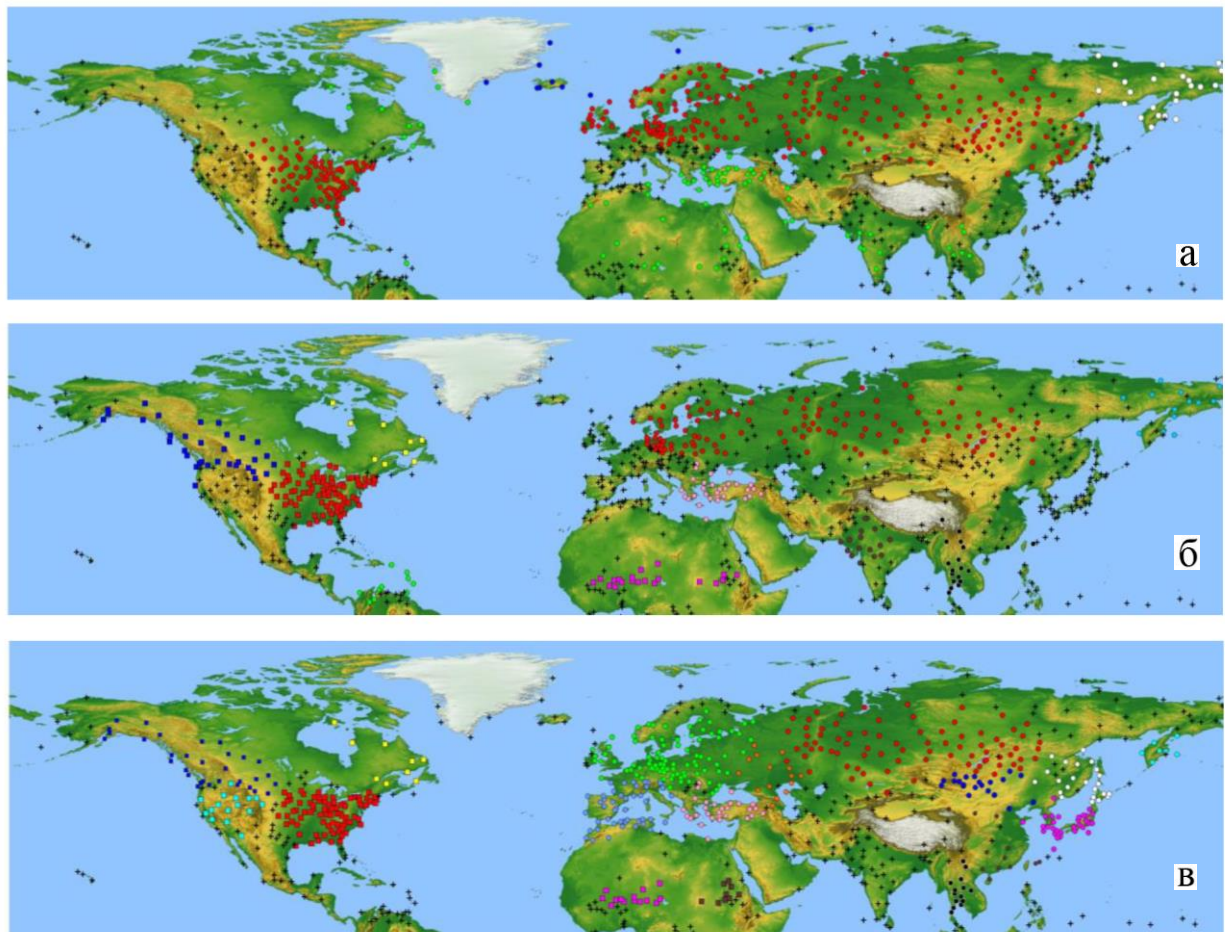


а – $r \geq 0,4$; б – $r \geq 0,6$; в – $r \geq 0,8$

Станции, входящие в класс, обозначены маркерами одного цвета. Станции, не вошедшие в классы, обозначены символом «+»

Пространственное распределение климатических классов для временного периода с 1955 по 2010 год

Рисунок 3.12 – Схемы классификации поля приземной температуры Северного полушария Земли при разных значениях коэффициента корреляции фазовых функций



а – $r \geq 0,4$; б – $r \geq 0,6$; в – $r \geq 0,8$

Станции, входящие в класс, обозначены маркерами одного цвета. Станции, не вошедшие в классы, обозначены символом «+»
 Пространственное распределение климатических классов для временного периода с 1955 по 2011 год

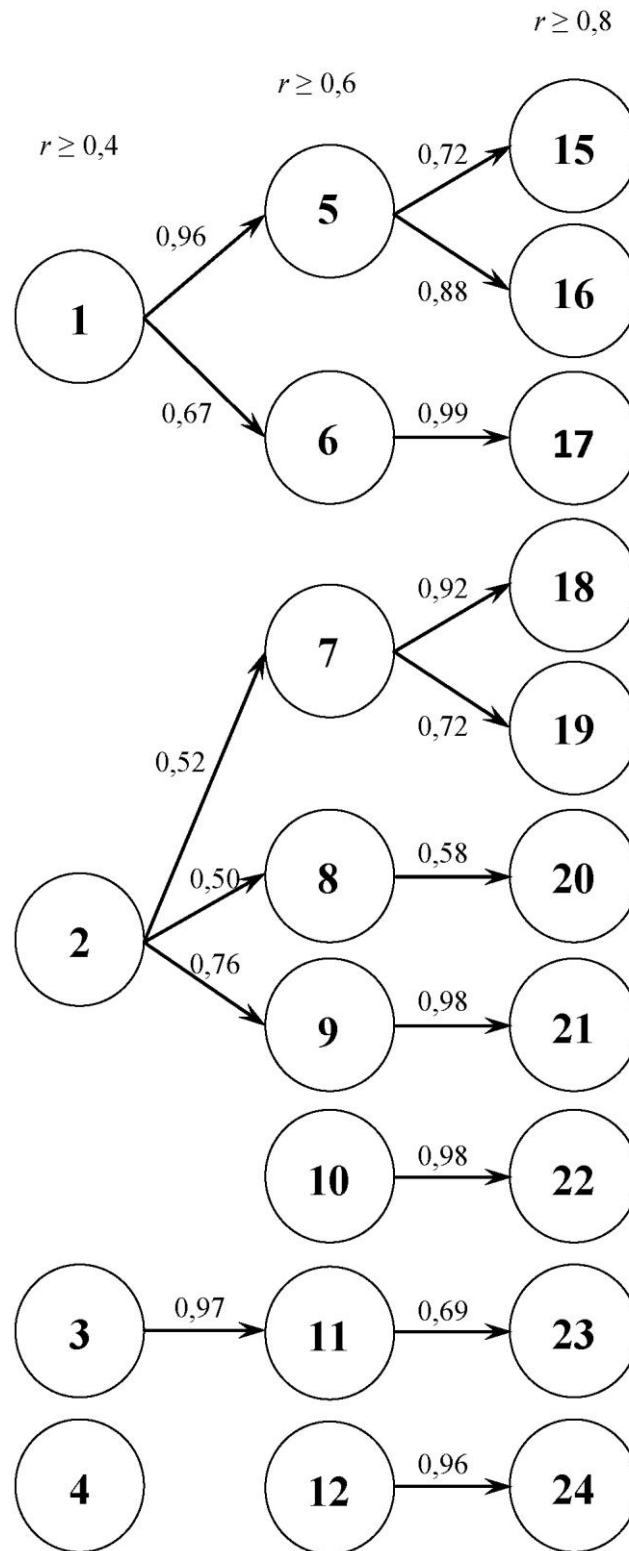
Рисунок 3.13 – Схемы классификации поля приземной температуры Северного полушария Земли при разных значениях коэффициента корреляции огибающих

В соответствии с результатами классификации по огибающим при $r \geq 0,4$ выделено 4 климатических класса (рисунок 3.13, а), при $r \geq 0,6$ выделено 10 климатических классов (рисунок 3.13, б), при $r \geq 0,8$ выделено 17 климатических классов (рисунок 3.13, в) [43].

Синхронное поведение температурных колебаний в пределах выделенных зон поддерживается в значительной степени общегеографическими факторами: особенностями структуры подстилающей поверхности согласно закономерностям климатической компоненты разной степени дифференциации [30, 91, 121].

С увеличением минимального значения корреляции количество классов растет. Можно предположить, что при высоком значении коэффициента корреляции большее влияние на формирование классов оказывают региональные факторы. При низком пороговом значении коэффициента корреляции на формирование классов усиливается влияние глобальных факторов. Следовательно, при разделении температурного поля при разных уровнях корреляции должна существовать связь между мелкими классами, полученными при более высоких уровнях корреляции, и более крупными классами, полученными при низких уровнях корреляции.

Для оценки величины связи между климатическими классами, полученными при разных уровнях корреляции, проведено исследование, основанное на оценке тесноты взаимосвязи между типовыми функциями, полученными в МДК при разных уровнях корреляции. Результаты представлены на примере огибающих (рисунок 3.14). В эксперименте было установлено, что при переходе порогового значения корреляции r от 0,4 до 0,6 происходит разделение класса №1 на два класса №5 и №6 со значениями корреляции 0,96 и 0,67 соответственно. Также происходит разделение класса №2 на три новых класса №7, №8 и №9 со значениями корреляции 0,52, 0,5 и 0,76 соответственно. При переходе значения корреляции r от 0,6 до 0,8 происходит дальнейшее разделение классов: класс №5 делится на два класса №15 и №16 со значениями корреляции 0,72 и 0,88 соответственно, и класс №7 делится на два класса №18 и №19 со значениями корреляции 0,92 и 0,72 соответственно.



На стрелках указаны коэффициенты корреляции между типовыми огибающими соответствующих классов

Рисунок 3.14 – Схема взаимных связей климатических классов при различных значениях коэффициента корреляции: $r \geq 0,4$; $r \geq 0,6$; $r \geq 0,8$

Остальные классы переходят на новый уровень с высокими значениями корреляции (минимальное значение корреляции 0,58). Корреляция между несколькими классами, выделившимися из одного родительского класса, сформированного при более низком уровне корреляции, во всех случаях имеет высокие значения (минимальное значение корреляции 0,78).

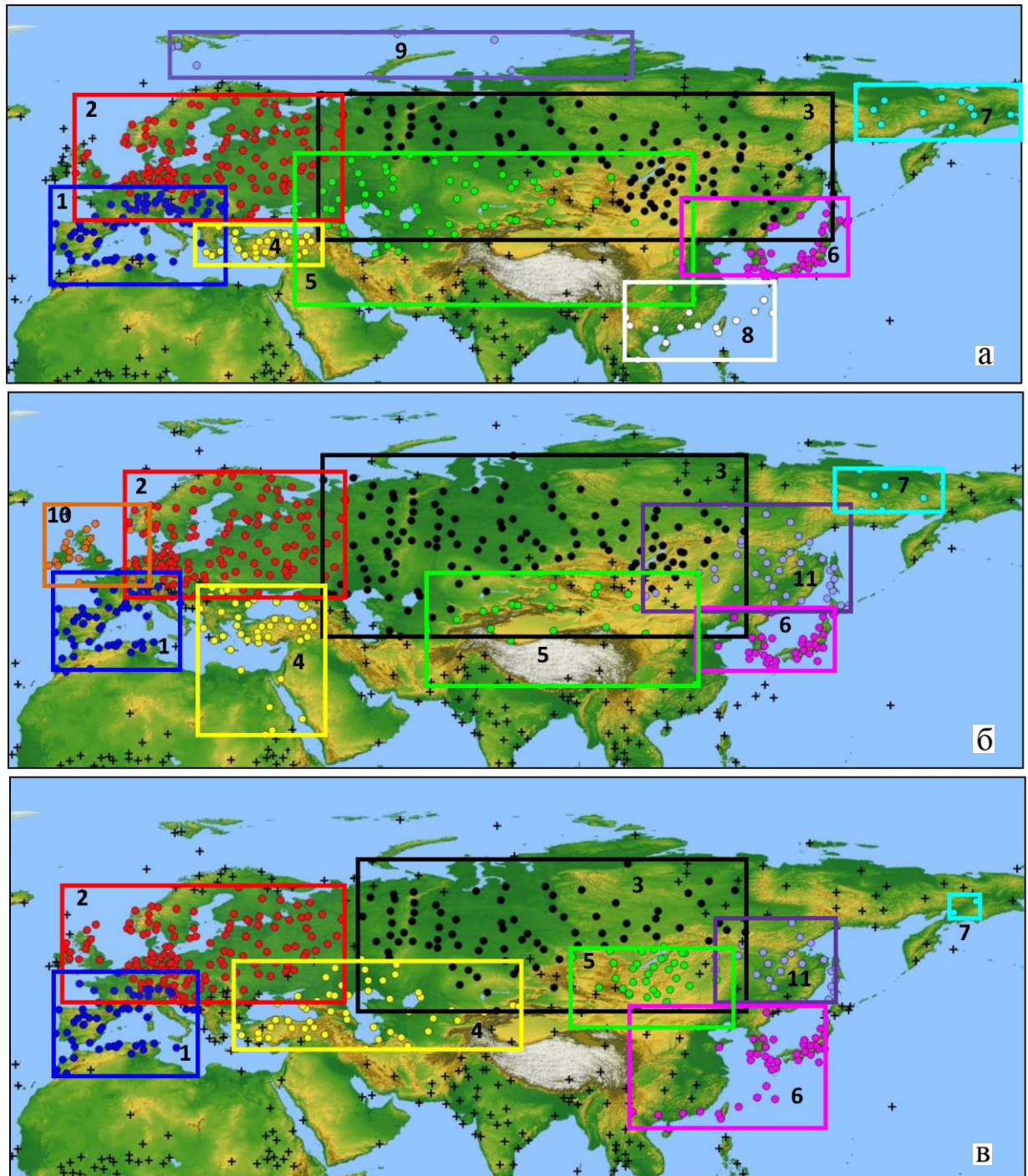
При исследовании результатов классификации по функциям фаз также выявлено наличие связей между классами разных уровней корреляции [29]. Полученный результат позволяет говорить о возможности применения разработанного метода для организации исследований природно-климатических процессов, оказывающих воздействие на формирование климатических структур в разных пространственных масштабах. Это достоинство метода динамической кластеризации позволяет расширить возможности мониторинга изменений климатических классов (зон) Земли системой оценки уровней синхронизации климатических процессов и развития методов системного анализа.

3.4.3 Выделение климатических классов для разных временных периодов

Задача данного натурного эксперимента заключается в определении степени дифференциации классов в структуре температурного поля методом динамической кластеризации для разных временных интервалов [39, 44].

В качестве исходных данных использованы колебания средних значений приземной температуры, полученные на 578 метеорологических станциях Евразии [196]. Результаты кластеризации были получены для огибающих при уровне корреляции $r \geq 0,8$ и уровне отклонения $\varepsilon \leq 0,001$ для трех равных временных интервалов: с 1995 года по 2014 год, с 1975 года по 1994 год, с 1955 года по 1974 год. Для каждого временного интервала получены типовые функции. На основе полученных типовых функций при том же значении коэффициента корреляции построены климатические классы (рисунок 3.15).

На схеме климатической классификации поля приземной температуры Евразии прямоугольниками обозначены границы климатических классов. Грани прямоугольников проведены через крайние элементы классов.



а – с 1955 г. по 1974 г., б – с 1975 г. по 1994 г., в – с 1995 г. по 2014 г.

Станции, входящие в класс, обозначены маркерами одного цвета. Станции, не вошедшие в класс, обозначены символом «+»

Рисунок 3.15 – Схемы климатической классификации поля приземной температуры Евразии по огибающим при $r \geq 0,8$ для разных временных интервалов

Расчет границ классов проведен при помощи разработанной программы [73]. Наложение прямоугольников друг на друга образует совместные переходные зоны между отдельными классами.

В ходе исследования выявлено, что метод динамической кластеризации на каждом из трех выделенных временных интервалов сходится к конечному числу типовых функций, что позволяет получать конечное число климатических классов. На временном интервале с 1995 года по 2014 год выделено 8 классов, на интервале с 1975 года по 1994 год выделено 9 классов, на интервале с 1955 года по 1974 год выделено 9 классов.

Анализ результатов (рисунок 3.15, а, б, в) показывает наличие изменений в климатических классах во времени. Для трех временных интервалов сформированные классы имеют изменения в форме и составе. Изменяется также положение границ климатических классов. Положение границ климатических классов является важным показателем как для оценки климатических изменений, так и для решения задач экономического развития территорий. Проведённый натурный эксперимент показывает, что разработанный метод динамической кластеризации является новым инструментом, пригодным для построения и исследования изменений в климатических классах (зонах) Земли в разных временных масштабах [44], и может быть использован в качестве одного из методов системного анализа.

3.5 Выводы

1. В результате численного эксперимента показано, что метод динамической кластеризации, использующий свойство согласованного поведения колебаний независимо от их вида или формы, обеспечивает сходимость к конечному числу кластеров, элементы которых сохраняют связанную пространственную структуру до отношения аддитивного шума к эталонному сигналу 60 % при максимальном значении корреляции между эталонными рядами не более 0,41 при значении ошибки менее 45 %.

2. Метод динамической кластеризации пригоден для выделения климатических кластеров на основе таких характеристик, как фаза и амплитуда температурного сигнала, что подтверждается сходимостью метода к конечному числу типовых функций и климатических классов при совпадении отдельных результатов с известными классификациями климата (Приложение В).

3. Результаты численного эксперимента и эксперимента на реальных данных показывают, что при наличии свойства синхронности в пространстве исследуемых процессов метод динамической кластеризации обеспечивает сокращение размерности пространства при разных уровнях корреляции, преобразуя исходное пространство в пространство типовых характеристик – функций.

Типовые функции являются центрами кластеров. Они также позволяют построить математическую модель колебания для каждого отдельного кластера. На их основе определяется величина взаимных связей между кластерами.

4. Отличительной особенностью метода кластеризации является то, что он не требует априорной информации о кластерах и позволяет проводить пространственно-временной анализ, используя разные интервалы корреляции.

5. Результаты, изложенные в данной главе, опубликованы в статьях [29–44], в сборниках трудов конференций [50–56, 63–66], в свидетельстве на программу для ЭВМ [68].

4 Методы и алгоритмы для комплексного исследования квазигармонических колебаний климатических, биоклиматических и палеоклиматических характеристик

Климатические характеристики, полученные путем инструментальных измерений, являются наиболее удобными для исследования изменчивости климата и условий окружающей природной среды. Как отмечено ранее в параграфе 1.1, инструментальные методы имеют ограничения во времени и в пространстве. Сеть мониторинга климатических параметров не в состоянии обеспечить метеорологические наблюдения на всей поверхности Земли. Для решения этой задачи и расширения возможностей мониторинга климата как в пространстве, так и во времени прибегают к индикационным методам реконструкции природно-климатических процессов, основанным на наличии связей между составом и структурой природных объектов и параметрами внешней среды. Единое глобальное воздействие влияет на структуру геофизических полей различных климатических характеристик, что, в свою очередь, отражается на различных характеристиках природных объектов. Например, определяет форму и величину прироста стволов дендроиндикаторов или формирует слоистые структуры льда. Природные индикаторы являются достоверным источником недостающей информации о климате. Основная цель использования в работе дендроиндикационных методов заключается в получении для исследования более длительных рядов климатических данных, а также климатических данных для мест, где прямые измерения не ведутся.

Полученные на основе современных методов дендрохронологии численные ряды значений прироста являются интегральными характеристиками климатического сигнала [49, 60, 224]. В работе предлагается использовать эти сигналы для исследования на основе формализованного подхода, предложенного в главе 2.

В данной главе предложена математическая модель колебания значений прироста дендроиндикатора, элементы которой описывают изменения значений

климатических характеристик. Представлен разработанный численный метод, позволяющий реализовать на основе дендроиндикации выделение, моделирование и исследование климатических характеристик, пригодных для климатической классификации. Также представлено описание алгоритма распознавания графических образов сложных кольцевых структур, повышающего точность вычисления прироста и климатических характеристик, полученных на основе методов дендроиндикации. Рассмотрена реализация разработанного алгоритма синхронизации хронологических рядов, построенного с использованием свойств элементов математической модели (2.4).

4.1 Вычисление колебаний климатических характеристик по приросту годовых слоев дендроиндикатора

4.1.1 Квазигармоническая модель колебаний прироста годовых слоев в поперечном сечении ствола дендроиндикатора

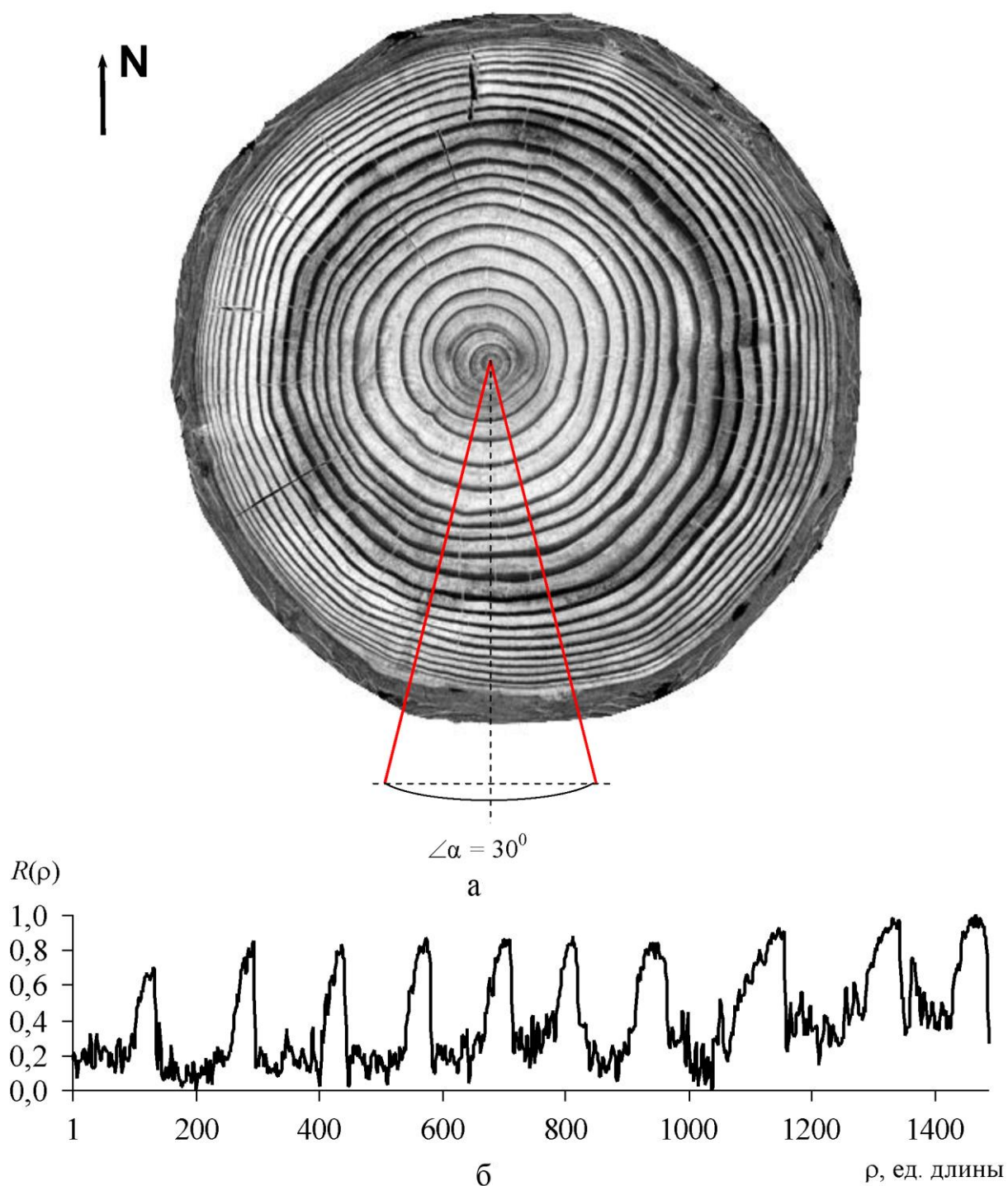
Методы дендрохроноиндикации строятся на климатическом отклике – реакции биологического объекта на климатические изменения [225–227]. Биоиндикация является признанным и актуальным методом исследования [228–230], о чем свидетельствует большое количество публикаций в России и за рубежом. Исследования динамики климата по характеристикам дендроиндикаторов проведены для территорий Урала [231, 232], Алтая, [233, 234], Северной Евразии [235], Средней Сибири [236–238], Западной Сибири [239], Южной Сибири [240–242], Хакасии [243], северо-востока Германии [244], северо-востока Китая [245], Италии [246], Японии [247] и других территорий.

На основе методов дендроиндикации изучают свойства приземной температуры [248–250], гидротермического режима [251], изменчивости осадков [252, 253], периодичности пожаров [254]. Использование методов дендроиндикации позволяет восстанавливать палеоклиматическую информацию [255, 256], исследовать содержание изотопов в древесине [257], проводить

датировку. Методы дендроиндикации используются для построения длительных хронологий [258], исследования глобального потепления [256, 259, 260].

В конкретном биоценозе, в некотором диапазоне значений параметров окружающей среды, реакции организмов на качество этой среды совпадают. Информацию об изменениях, произошедших в окружающей среде, содержат биоиндикаторы [261–263]. Хронологические биоиндикаторы представляют собой живые организмы, которые изменяют свою структуру во времени, реагируя на состояние окружающей среды [261–263]. Наибольший интерес представляют объекты живой природы, содержащие в себе регистрирующие структуры, под которыми понимаются твердые слоистые образования в различных частях тела растений, характеризующиеся неоднородными анатомо-морфологическими характеристиками, возникшими в разные годы, сезоны года и даже в течение суток и сохраняющими такое строение в течение длительного времени [118, 119, 264]. Наиболее известным и широко распространенным примером регистрирующих структур служат годовые слои древесины в стволах, ветвях и корнях деревьев (рисунок 4.1, а). Важной для дендроиндикации особенностью годовых слоев является то, что они ориентированы как во времени, так и в пространстве, поэтому они являются одними из немногих источников упорядоченной информации о состоянии окружающей среды с начала текущего сезона роста и вглубь веков [265].

Основа биоиндикации — это тесная взаимосвязь и взаимозависимость всех элементов географической среды [262]. Дерево, как биологический объект, находится в тесной взаимосвязи с элементами окружающей среды [261–263]. Древесные растения реагируют на сезонные изменения внешних условий изменением процессов роста, при этом размеры клеток древесины и скорость их образования могут возрастать и убывать [118, 119]. Ширина годового кольца, формируемого на поперечном сечении ствола дерева, представляет собой абсолютную скорость роста дерева по радиусу.



а – поперечное сечение лиственницы сибирской (*Larix sibirica* Ledeb., период произрастания с 1975 по 2002 год), линиями выделен сектор, из которого выбирались сечения для анализа,
 б – изменения оптической плотности $R(\rho)$ в одном радиальном направлении. Функция $R(\rho)$ представлена в относительных единицах.

Рисунок 4.1 – Изображения поперечное сечение лиственницы сибирской и изменения оптической плотности в одном радиальном направлении

Скорость роста интегрирует влияние внешних и внутренних факторов и имеет четко определенную единицу измерения, поэтому климатическая составляющая изменчивости прироста имеет и меру, и биофизическое обоснование – скорость роста, а значит, может быть количественно оценена [266]. Годовой прирост древесины может служить индикатором климатических изменений [118, 267].

При разработке модели прироста используется функция общего вида (2.4), предложенную в главе №2. Принимая $S_m = 1$, определяем форму основного колебания, которое будем обозначать символом R .

Рассматривая радиальное сечение дерева, отображенное на рисунке 4.1, б, легко сделать вывод, что функция $R(\rho)$ представляет собой колебательный процесс, период которого – период радиального роста дерева – непостоянен [268]. В конце каждого периода на границе между поздней и ранней древесиной происходят резкие изменения функции плотности, которыми фиксируется время τ при данных значениях отсчётов, соответствующих ρ , что фактически определяет на радиусе временные реперы.

Принимая во внимание свойства радиального роста дерева, а именно то, что радиальный рост не может убывать и меняться скачком во времени τ в пределах вегетационного периода, считаем, что функция роста $\rho(\tau)$ является монотонной и имеет ограниченную производную. По этой причине обратная ей функция $\varphi(\rho)$ также монотонна и, более того, она является строго возрастающей функцией [268].

Сечение $R(\rho)$ содержит шумы, аддитивные основному колебанию. Локальный импульсный шум $h(\rho)$ определен в области ранней древесины, он вызван главным образом недостаточной чистотой обработки поверхности поперечного спила и естественными флуктуациями размера клеток древесины. В виду того, что формирование клеток происходит под действием большого числа различных факторов, данная составляющая имеет случайный характер [268]. Этот

шум занимает внутреннюю область годичного кольца, имеет малую амплитуду по отношению к амплитуде полезного колебания и расположен в области высоких частот. Наряду с высокочастотным шумом имеется низкочастотный шум $l(\rho)$, связанный с наличием возрастных зон на поперечном спиле ствола дерева: сердцевины и заболони. Данная составляющая шума накладывается на полезное колебание в виде колебания, период которого значительно больше периода, соответствующего наибольшему годичному кольцу.

Сделанных наблюдений достаточно для записи математической модели колебания прироста для поперечного сечения ствола дендроиндикатора (4.1) в виде положительной суммы шумов и действительного колебания $U(\rho)$, модулированного по амплитуде и фазе [48, 268]:

$$R(\rho) = C + U(\rho) + h(\rho) + l(\rho) > 0, \quad (4.1)$$

$$U(\rho) = a(\rho) \cos \varphi(\rho), \quad (4.2)$$

$$a(\rho) = 1 + \mu(\rho), \text{ где } |\mu(\rho)| < 1, \quad (4.3)$$

$$\varphi(\rho) = \frac{2\pi}{T} f_c \tau(\rho), \quad (4.4)$$

где $a(\rho)$ – амплитуда колебания;

$\varphi(\rho)$ – фаза колебания;

$\tau(\rho)$ – время роста;

T – период вегетации;

C – постоянная.

Главной и наиболее информативной составляющей модели является фаза $\varphi(\rho)$, так как она связана с функцией роста $\rho(\tau)$ обратно пропорциональной зависимостью $\rho(\tau) = \frac{1}{\varphi(\tau)}$. Для восстановления роста следует найти из выражения

(4.4) фазу, а затем определить обратную ей функцию [268]. После последовательных преобразований функция роста будет иметь вид:

$$\rho(\tau) = \tau^{-1} \left(\frac{T}{2\pi f_c} \right), \quad (4.5)$$

где f_c – частота.

В данном случае функция роста $\rho(\tau)$ дает время появления каждой клетки дерева на исследуемом радиусе в процессе вегетации, т.е. для всех значений ρ в интервале между реперами. Формула (4.5) связывает величину прироста со временем [46–67].

Данные аналитические выражения (4.1 – 4.5) пригодны для создания алгоритма автоматического вычисления колебаний значений климатических характеристик за вегетационный период на макроуровне. Изменения годового прироста характеризуют изменения колебаний значений климатической характеристики, которая может быть полезна при реализации климатической классификации.

4.1.2 Вычисление элементов модели прироста годичных слоев в поперечном сечении ствола дендроиндикатора

В общем случае, для представления колебания в виде двух величин, амплитуды и фазы, используем теорию аналитического сигнала [269]. Ассоциированный действительному сигналу $U(\rho)$ вводится аналитический сигнал $W(\rho)$ в соответствии с формулой (2.16). Однако выражение (4.1) определено только на конечном интервале. В этом случае одним из методов получения оптимальных оценок результатов эксперимента является продолжение функции $R(\rho)$ на всю ось ρ с максимальной гладкостью [269]. Продолжение посредством периодической функции представляет особый интерес, так как именно для таких функций предназначен алгоритм быстрого преобразования Фурье [270], который является базовым при численном анализе сигналов. В этой

связи, какой-либо экспериментальный сигнал целесообразно дополнить функцией, плавно соединяющей его окончание с его началом на следующем периоде [269]. Этого можно достичь, используя собственные фрагменты сигнала, или применяя сплайны [268, 271]. Применим операцию оптимального периодического продолжения символом $\mathbf{C}$. Обратная операция $\mathbf{C}^{-1}$, тогда

$$\begin{aligned}\mathbf{C}R(\rho) &= R(x) = 1 + h(x) + l(x) + a(x)\cos\varphi(x), \\ \mathbf{C}^{-1}R(x) &= R(\rho).\end{aligned}\tag{4.6}$$

После введения АС амплитуду $A(x)$ и фазу $\Phi(x)$ вычисляют по формулам (2.17).

Наиболее важное свойство аналитического сигнала есть причинность его спектра Фурье. Смысл этого термина в том, что спектр АС располагается по одну сторону от начала координат оси частот [272]. Причинность вытекает из свойств преобразования Гильберта, эквивалентного умножению в области частот α на функцию $-i \operatorname{sgn}\alpha$.

Фаза характеризует некоторое расстояние от начала колебания. С точки зрения однозначности измерений, фаза должна быть монотонной. Монотонность фазы $\varphi(\rho)$ в (4.2) вытекает из монотонности радиального роста дерева, что является его фундаментальным свойством. Однако, вовсе не обязательно, что монотонность фазы и причинность его преобразования Фурье реализуются совместно. Именно монотонность фазы вносит определенность в рассматриваемую проблему и позволяет предложить алгоритмы демодуляции годовых колец деревьев. Поскольку функция φ монотонна и строго возрастающая, то обратная ей функция φ^{-1} будет однозначна, и не будет иметь разрывов, что особенно важно для ее численной реализации:

$$\varphi = f_c z x, \quad x = \varphi^{-1}(f_c z), \quad \text{где } z = \frac{2\pi}{T} = \text{const}.\tag{4.7}$$

Применим процедуру гармонизации **E**, вдоль оси x . Преобразование **E** сжимает периоды колебания, которые больше некоторого среднего периода, и растягивает те из них, которые меньше. Обратное преобразование **E**⁻¹ возвращает колебание в исходное состояние. Выполним последовательно преобразования Гильберта **H** и полосовую фильтрацию спектра **b** на частоте f_c и, тогда используя формулы 4.2, 4.3, 4.7, алгоритм преобразований можно выразить следующим образом [268]:

$$\begin{aligned} \mathbf{CE}[1+\mu(x)]\cos\phi(x) &= \left\{1+\mu\left[\phi^{-1}(f_c z)\right]\right\}\cos\left\{\phi\left[\phi^{-1}(f_c z)\right]\right\}= \\ &= \left[\cos f_c u + \mu(u)\cos f_c u\right], \end{aligned} \quad (4.8)$$

$$\mathbf{Hb}\left[\cos f_c u + \mu(u)\cos f_c u\right] = b\sin f_c u, \quad (4.9)$$

$$\mathbf{CE}^{-1}b\sin f_c u = b\sin\left\{f_c \frac{\phi(x)}{f_c}\right\} = b\sin\phi(x). \quad (4.10)$$

Процедура гармонизации спектра и полосовая фильтрация позволяют выделить из колебания с монотонной фазой гармоническое колебание с частотой f_c . Для него находится Гильберт-трансформанта, которая сжимается и растягивается в обратном порядке. При этом амплитуда исходного колебания не сохраняется. В данном случае амплитуда не несет полезной информации, и функция $\mu(x) = \mathbf{C}\mu(r)$ рассматривается как мультипликативный шум.

Преобразование **E** эффективно сжимает спектр радиального сечения и делает возможным применение узкополосного фильтра для выделения полезного колебания из широкополосной смеси [22].

Возникает вопрос о реализации описанных операций. Действительно, для того, чтобы определить фазу $\phi(x)$, зная только $U(x)$, эту фазу уже необходимо знать для осуществления гармонизации спектра. Но здесь можно предположить, что величины

$$\varphi_0(x) = \arctg \left[\frac{\mathbf{Hb}U(x)}{U(x)} \right], \quad (4.11)$$

будет достаточно для осуществления начального преобразования спектра. Затем осуществляется итерационный процесс в соответствии с уравнением

$$\varphi_{n+1}(x) = \arctg \left[\frac{\mathbf{Hb} \varphi_n^{-1}(f_c z)}{\varphi_n^{-1}(f_c z)} \right], z = \frac{\varphi_n(x)}{f_c}. \quad (4.12)$$

Численные эксперименты показали, что четыре итерации по формуле (4.8) увеличивают точность оценки фазы в 5–10 раз по сравнению с (4.12) [22, 268].

В результате выявленной необходимости проведения всех операций численный алгоритм вычисления функции роста $\rho(\tau)$ выглядит так:

$$U(x) = \mathbf{PMC} R(\rho), \quad (4.13)$$

$$V(x) = \mathbf{CE}^{-1} \mathbf{Hb} \mathbf{CE} U(x), \quad (4.14)$$

$$\rho(\tau) = \tau^{-1} \left\{ \mathbf{C}^{-1} \left[\frac{T}{2\pi} \arctg \frac{V(x)}{U(x)} \right] \right\}. \quad (4.15)$$

Здесь символ $\mathbf{M}$ обозначает медианный фильтр для подавления импульсного шума $h(\rho)$ [273], а символ $\mathbf{P}$ полиномиальный фильтр для устранения низкочастотного фона $l(\rho)$ [225, 268, 274].

Полный алгоритм вычисления колебания прироста дерева (рисунок 4.2) состоит из пяти этапов [268]. Подготовка образца – начальный этап, в ходе которого производится сканирование поперечного спила дерева. Полученное изображение представляет собой цифровой массив данных, значения которого определяют изменение уровня цветового изображения пикселей. Из полученного цифрового массива данных выбирается ряд, соответствующий радиусу на поперечном сечении ствола дерева от центра к периферии в одном из азимутальных направлений.

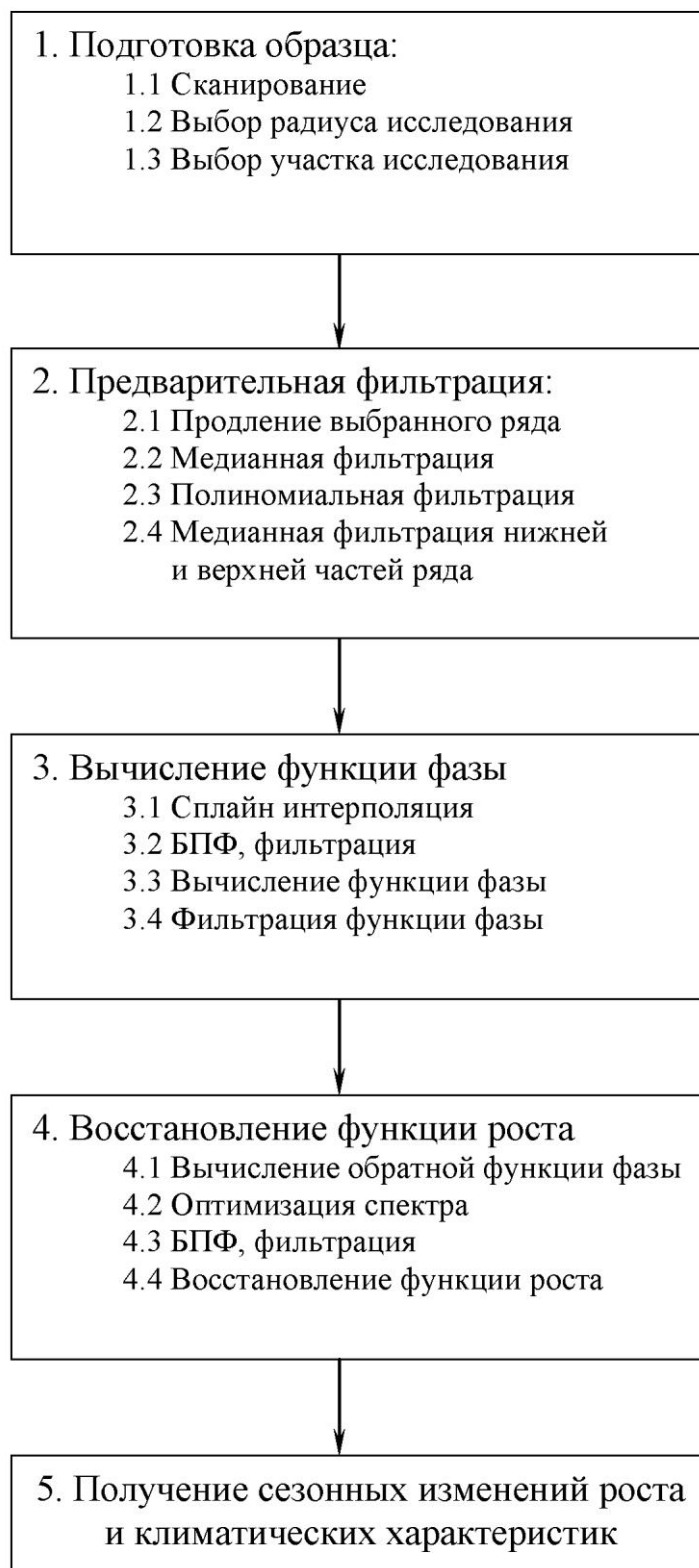


Рисунок 4.2 – Схема алгоритма выделения колебаний значений климатических характеристик по приросту дендроиндикатора на макро уровне

Выбор участка исследования производится путем ограничения выбранного ряда справа и слева. Эта операция необходима для того, чтобы получить возможность исследовать годовичные слои, расположенные в центральной части и таким образом убрать ненужную информацию о годовичных слоях начального периода роста дерева и периода старения. Границей слева является начало первого пригодного для исследования годовичного слоя, границей справа – конец последнего выбранного слоя. Результатом предварительной обработки исходного цифрового массива данных является дискретная цифровая функция, в которой наряду с полезной информацией содержатся шумы.

Алгоритм предварительной фильтрации исходного сигнала состоит из последовательного применения медианной и полиномиальной фильтрации, позволяющих удалить высокочастотную и низкочастотную составляющие шума. Более глубокая фильтрация в частотной области сигнала связана с применением быстрого преобразования Фурье (БПФ), которое применяется при вычислении функции фазы.

При восстановлении функции роста используется процедура гармонизации исходного сигнала (рисунок 4.3). При помощи сплайн-интерполяции рассчитываются значения функции плотности радиального сечения в нормированных значениях фазы. Для реализации данного алгоритма необходимо вычислить обратную функцию фазы. Для чего разработан алгоритм вычисления обратной функции (рисунок 4.4). В данном алгоритме путем изменения реперных значений в процедуре реализации сплайн-интерполяции изменяют фазу на обратную ей функцию.

В результате реализации процедуры гармонизации с обратной фазовой функцией колебания, которые больше некоторого среднего периода, сжимаются, а те, которые меньше, растягиваются (рисунок 4.5, а) [268]. Применяя процедуру гармонизации совместно с полосовой фильтрацией, можно выделить из колебания с монотонной фазой гармоническое колебание с определенной частотой.

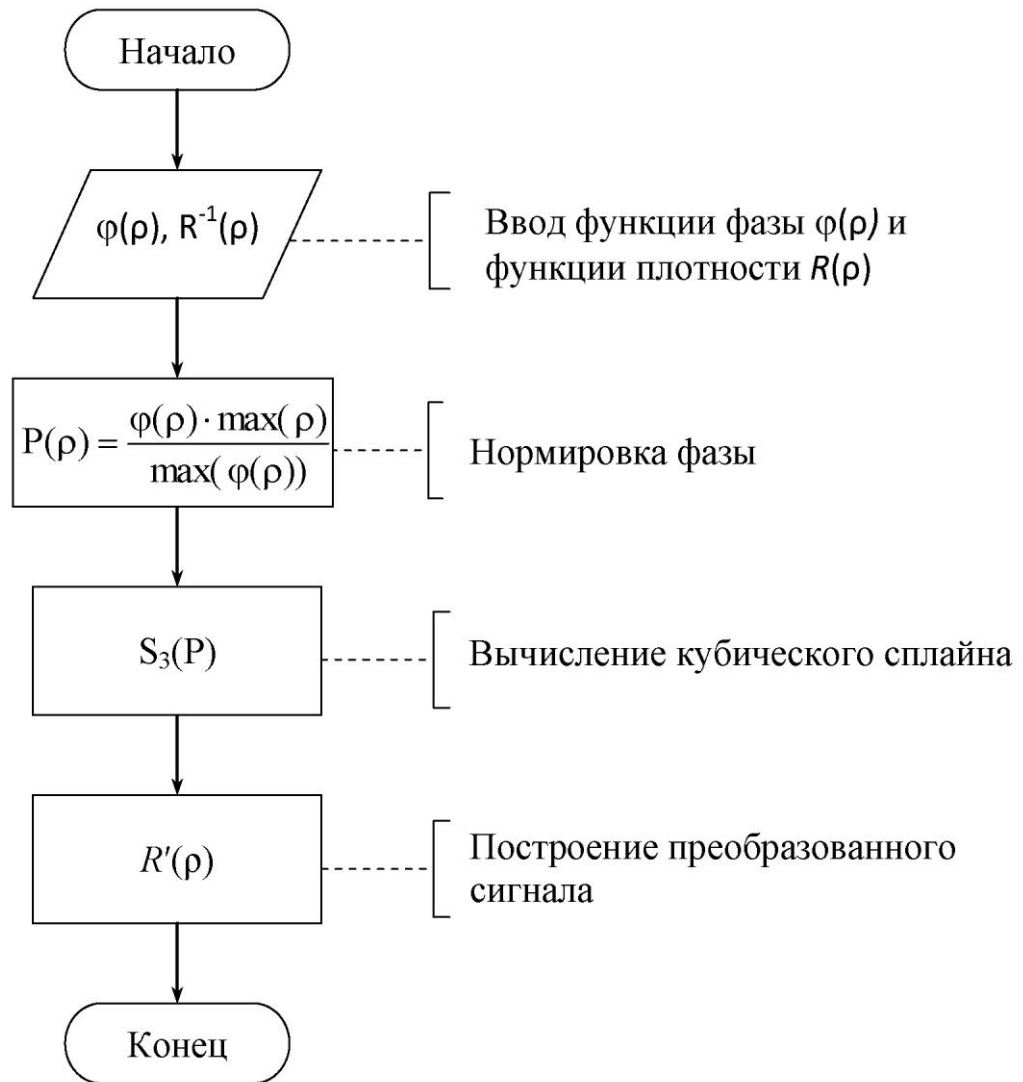


Рисунок 4.3 – Схема процедуры гармонизации - реализация сплайн-интерполяцией

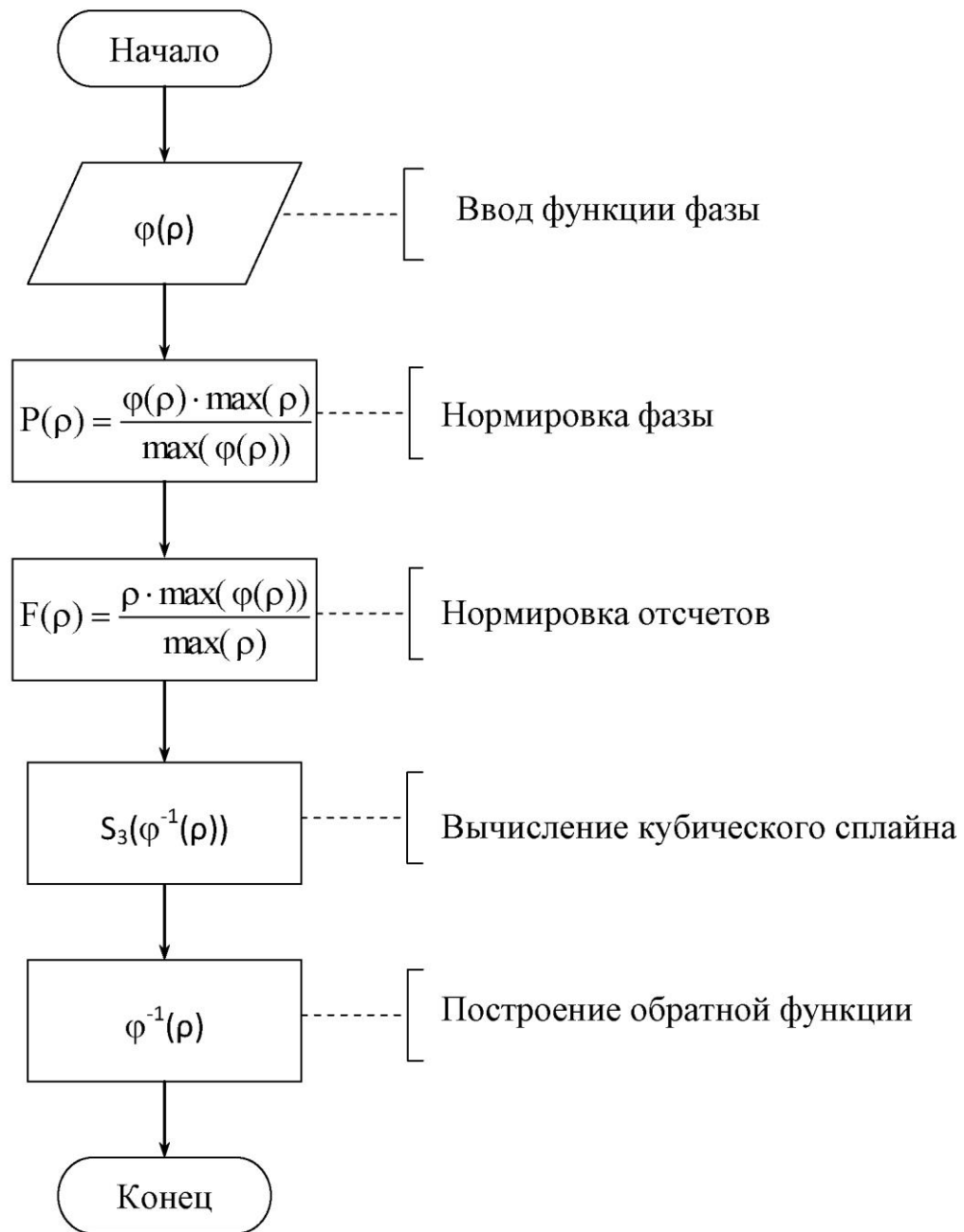
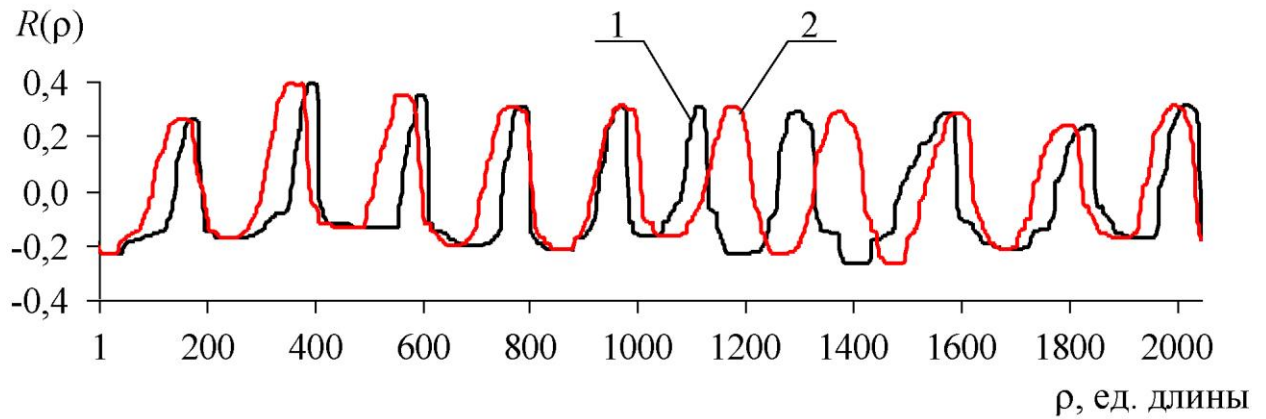
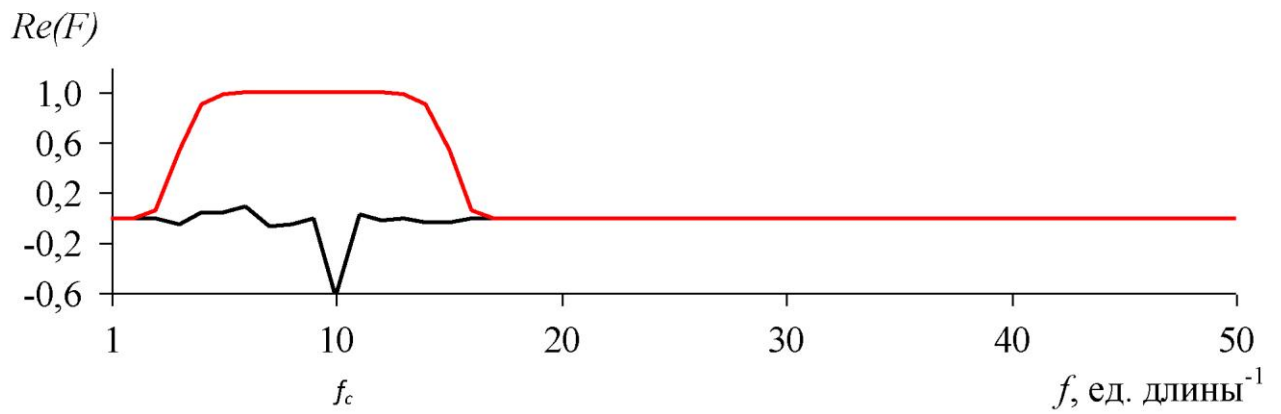


Рисунок 4.4 – Схема алгоритма вычисления обратной функции



а



б

1 – исходный сигнал, 2 – преобразованный сигнал,
 $R(\rho)$ (в относительных единицах)

а – гармонизация спектра исходного сигнала, б – фильтрация со спектральным окном гауссового типа

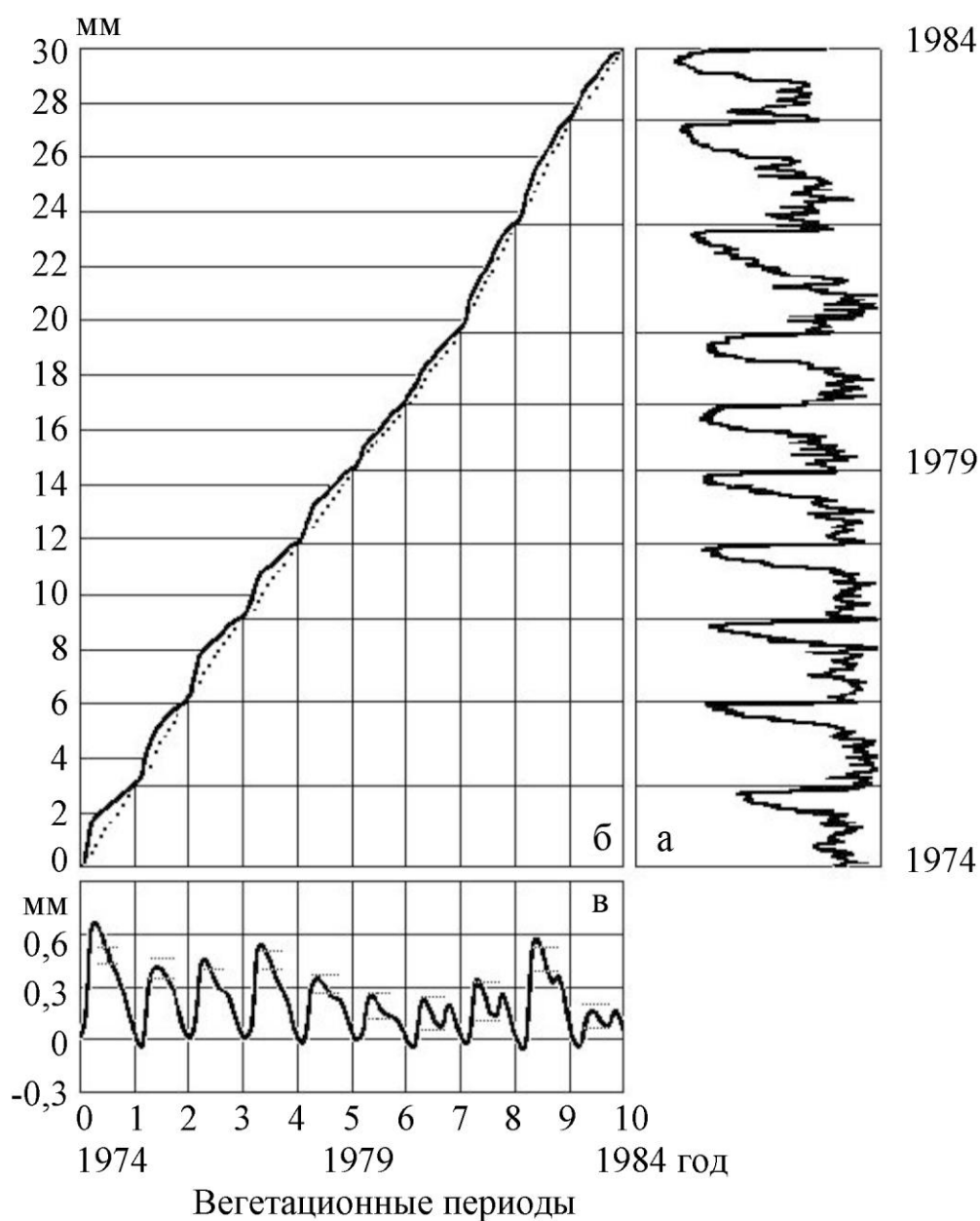
Рисунок 4.5 – Гармонизация сигнала и фильтрация его частотного спектра

Частотный спектр действительной части сигнала после процедуры гармонизации подвергается фильтрации спектральным окном гауссового типа (рисунок 4.5, б). Отфильтрованный сигнал после обратного преобразования Фурье имеет вид гармонического колебания с основной частотой, равной $f_c = 10$. Обратное преобразование возвращает колебание в исходное состояние путем наложения информации о фазе колебания на преобразованный сигнал [268].

Обратная по отношению к фазе колебания монотонная функция, отнесенная ко времени, определяет радиальный рост дерева [268]. Каждый период колебания функции плотности (рисунок 4.6, а), как и каждый элемент дискретной фазы, соответствует одному году. Для анализа сезонного роста переходят от отсчетов к годам путем сопоставления начального значения каждого элемента дискретной фазы году (временному реперу), соответствующего сезону роста (рисунок 4.6, б) [268].

Особенности сезонной динамики отражаются на скоростях каждого из процессов дифференциации клеток (деления, растяжения, утолщения клеточной стенки) [118, 266], что оказывает влияние на изменение картины годичных слоев и всего радиального сечения. Сезонные изменения радиального сечения можно получить в результате вычитания из функции радиального роста кусочно-линейной функции, проведенной через все временные точки [268]. На рисунке 4.6, в представлена оценка сезонных вариаций роста в пределах вегетационного периода $\langle \delta\rho(\tau) \rangle$. Она определялась как среднее арифметическое по девяти реализациям [268].

Представляют интерес оценки с достаточно малой дисперсией, что характеризует устойчивость алгоритмов к входным данным. Тогда оценка $\langle \delta\rho(\tau) \rangle$ распределена нормально и будет центром интервала $\langle \delta\rho(\tau) \rangle \pm \pm \sigma N^{-0,5} t_{N-1}(1-p/2)$, где σ есть выборочное стандартное отклонение функции $\delta\rho(\tau)$. Для доверительной вероятности $p = 0,05$ объема выборки $N = 9$ из таблиц распределения Стьюдента найдем $t_{g(0,975)} = 2,25$, тогда $\langle \delta\rho(\tau) \rangle \pm 0.75\sigma$.



а – радиальное сечение диска дерева $R(\rho)$ в относительных единицах из сектора на рисунок 4.1, а, б – восстановленный радиальный рост $\rho(\tau)$ (сплошная), кусочно-линейная аппроксимация роста (пунктирная), в – оценка сезонных вариаций радиального роста $\langle \delta \rho(\tau) \rangle$, пунктиром показан доверительный интервал

Рисунок 4.6 – Восстановление сезонных вариаций радиального прироста дерева

Этот доверительный интервал показан на рисунке 4.6, в, из его величины следует, что точность оценки приемлема [268].

Исследование математической модели прироста позволило получить функцию $\delta\rho(\tau)$, которая определяет основное колебание значений климатических характеристик во времени в уравнении (2.4). Характеристики полученной функции зависят от широты местности, поэтому в применении к обобщенной модели нужно обозначить $\delta\rho(\tau, L)$. Далее при построении моделей зависимость их параметров от широты местности L будет подразумеваться, но так как операции с этой переменной производиться не будут, она будет опущена.

Значения климатической характеристики принято нормировать на «кривую большого роста», представляющей собой тренд, рассчитываемый методом наименьших квадратов [118].

Для восстановления изменений климатических характеристик на основе предложенных численных алгоритмов анализа дендроиндикаторов разработана программа для расчета индексов прироста годовых слоев дендроиндикатора «DendroM» [72].

4.1.3 Модель прироста трахеид дендроиндикатора в форме квазигармонического колебания

Формирование годовых слоев обусловлено ростом трахеид и формированием уникальной клеточной структуры. Трахеиды хвойных деревьев модифицируются, адаптируясь к изменениям окружающей среды в процессе вегетации [261, 262, 275]. Использование для анализа характеристик годовых слоев на микроуровне позволяет получить более детальную информацию о вариациях радиального прироста с большим временным разрешением внутри вегетационного периода [276]. Данная информация является новой и позволяет дополнить исследуемые климатические колебания $\delta\rho(\tau)$, получение которых описано ранее в параграфе 4.1.2 [48, 67].

На макроуровне измеримым параметром является размер годового кольца, который фиксируется детектором как некоторая функция, видоизмененная

относительно среднего размера трахеид, образовавшихся за сезон роста. При исследовании структуры древесины как физического объекта параметры трахеид измеряются микроскопическими методами. При построении модели используется переменная x в направлении изменения прироста. Микрофотография поперечного среза, представленная на рисунке 4.7, а, характеризует изменение оптической плотности вдоль ряда трахеид. Наблюдаемое распределение вещества вдоль годовичного слоя напоминает процессы, происходящие в системах с отрицательной обратной связью.

Обратная связь в биологических объектах, например, в дереве, может служить системой биологического регулирования процессов роста трахеид.

Применительно к сигналу, соответствующему изменению оптической плотности в ряде трахеид (рисунок 4.7, а, б), обратная связь будет являться стабилизирующим фактором протекания процессов. При построении математической модели колебания прироста дендроиндикатора на микроуровне входной сигнал примет вид $1-b(x)$, а передаточная функция $\exp i\phi(x)$, тогда модель микроструктуры годовичного кольца, характеризующую изменение оптической плотности в ряде трахеид, можно представить в следующем виде [23]:

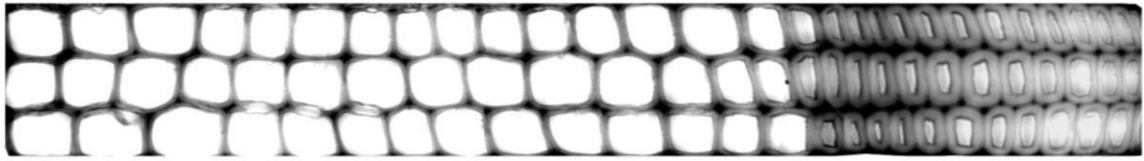
$$C(x) = \left| \frac{1-b(x)}{1-b(x)\exp i\phi(x)} \right|^2 = \frac{(1-b(x))^2}{1-b(x)^2 - 2b(x)\cos\phi(x)}, \quad (4.16)$$

где $C(x)$ – функция, представляющая распределение плотности вещества вдоль ряда трахеид;

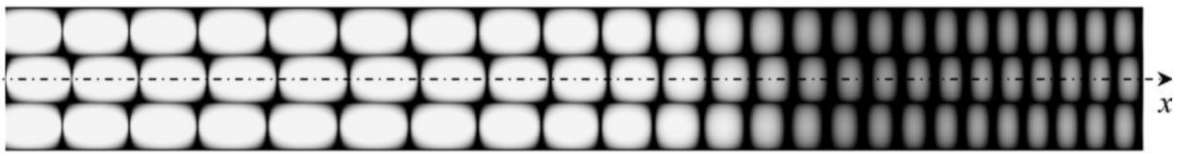
$b(x)$ – функция, связанная с толщиной клеточной стенки, которая уменьшается с ростом $b(x)$ в интервале $(0, 1)$;

$\phi(x)$ – фаза, являющаяся монотонной функцией и определяющая радиальный размер трахеиды. При возрастании фазы размер трахеид уменьшается.

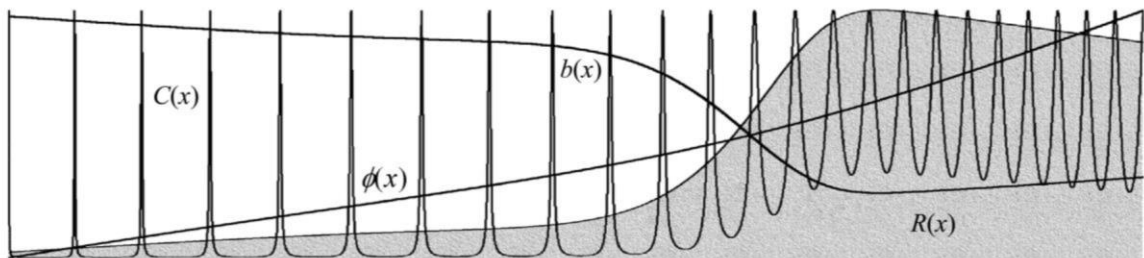
Из рисунка 4.7, б видно, что основные структуры трахеид воспроизводятся моделью (4.16) адекватно натуральному изображению, рисунок 4.7, а.



а



б



в

а – микрофотография поперечного сечения трахеид (*Larix sibirica* Ledeb.);
 б – графическое представление модели поперечного сечения трахеид;
 в – модель плотности вещества вдоль ряда трахеид, где $C(x)$ – распределение плотности вещества вдоль ряда трахеид, $b(x)$ – функция, связанная с толщиной клеточной стенки, $\phi(x)$ – фаза, $R(x)$ – распределение вещества в радиальном сечении годичного кольца.

Рисунок 4.7 – Моделирование сезонного изменения трахеид годичного слоя

В численном эксперименте ошибка моделирования составила 22%. Из выражения (4.16) следует, что параметры трахеид контролируются входными воздействиями $b(x)$ и $\phi(x)$ – в обычных условиях гладкими функциями (рисунок 4.7, в), описывающими процесс модуляции [277, 278]. Информация о состоянии окружающей среды и о внутренних процессах в дереве включена в эти входные воздействия. В рамках модели они являются независимыми величинами, но их взаимосвязь возникает вне модели, как результат оптимизации проводящей и опорной функций ствола.

Под воздействием входных функций знакопеременное колебание $b(x) \exp i\phi(x)$ может обеспечивать «переключение» процессов роста, что соответствует переходу от формирования ранней древесины к формированию поздней, с характерным изменением радиального размера клеток и толщины клеточной стенки [118]. Подобные функциональные изменения, запрограммированные в росте дерева, отражает функция фазы $\phi(x)$. На границе, характеризующей сезонные изменения роста, производная функции $\phi'(x)$ изменяет знак.

Пусть радиальный размер трахеид достаточно мал, такой, что в пределах трахеиды $\phi(x)=2\pi nx$, где $n=1,2,\dots$, а $b(x)=b_n=\text{const}$. При этих условиях получено аналитическое выражение для количества вещества в радиальном сечении трахеид:

$$R_n = 2 \int_0^{\frac{n}{2}} C(x) dx = \frac{2(1-b_n)}{\pi n(1+b_n)} \arctg \left(\frac{1+b_n}{1-b_n} \tg(\pi nx) \right) \bigg|_0^{\frac{n}{2}} = \frac{1-b_n}{n(1+b_n)}. \quad (4.17)$$

Экспериментально наблюдается сглаженное распределение вещества в радиальном сечении годичного кольца $R(x)$ (рисунок 4.7, в), высокочастотные составляющие функции $C(x)$ подавляются сверткой с апертурой детектора $\Omega(x)$, в результате чего выражение (4.10) примет следующий вид:

$$R(x) = C(x) \otimes \Omega(x) \approx \frac{1-b(x)}{1+b(x)} \quad (4.18)$$

Модель (4.16) пригодна для разработки на ее основе численных алгоритмов, позволяющих производить восстановление колебаний значений климатических характеристик по сезонным изменениям роста трахеид дендроиндикаторов (на микроуровне).

4.1.4 Вычисление элементов модели прироста трахеид дендроиндикатора

Полный алгоритм выделения колебаний значений климатических характеристик на микроуровне, на основе параметров сезонных изменений роста трахеид, состоит из шести основных этапов (рисунок 4.8). Первый этап – это подготовка образца. На этом этапе выделяется исходный сигнал, соответствующий оптической плотности вещества трахеид. Второй этап – фильтрация изображения: медианная и полиномиальная [279]. Третий этап – вычисление основных частотных составляющих сигнала, соответствующих периодичности изменений плотности в ряде трахеид. Функции фазы $\phi(x)$ и амплитуды $b(x)$ вычисляются, как составляющие математической модели (4.16), в соответствии с известным математическим аппаратом [280, 281]. На четвертом этапе по восстановленным функциям $b(x)$ и $\phi(x)$ определяется плотность $C(x)$ (4.16). Набор обратных функций ϕ , полученных в результате исследования модели (4.16), описывают колебания значений климатических характеристик во времени для последовательных вегетационных периодов, на которых определена функция $\delta\rho(\tau)$.

В натурном эксперименте обрабатывались микрофотографии трахеид сосны (*Larix sibirica* Ledeb.), соответствовавшие годичным слоям разных лет и разных деревьев. Общий объем выборки натуральных сигналов состоял из 60 различных рядов трахеид. В результате реализации алгоритма восстановления исследуемых функций по натурным образцам выделялся исходный сигнал, соответствующий оптической плотности вещества трахеид, подвергаемый

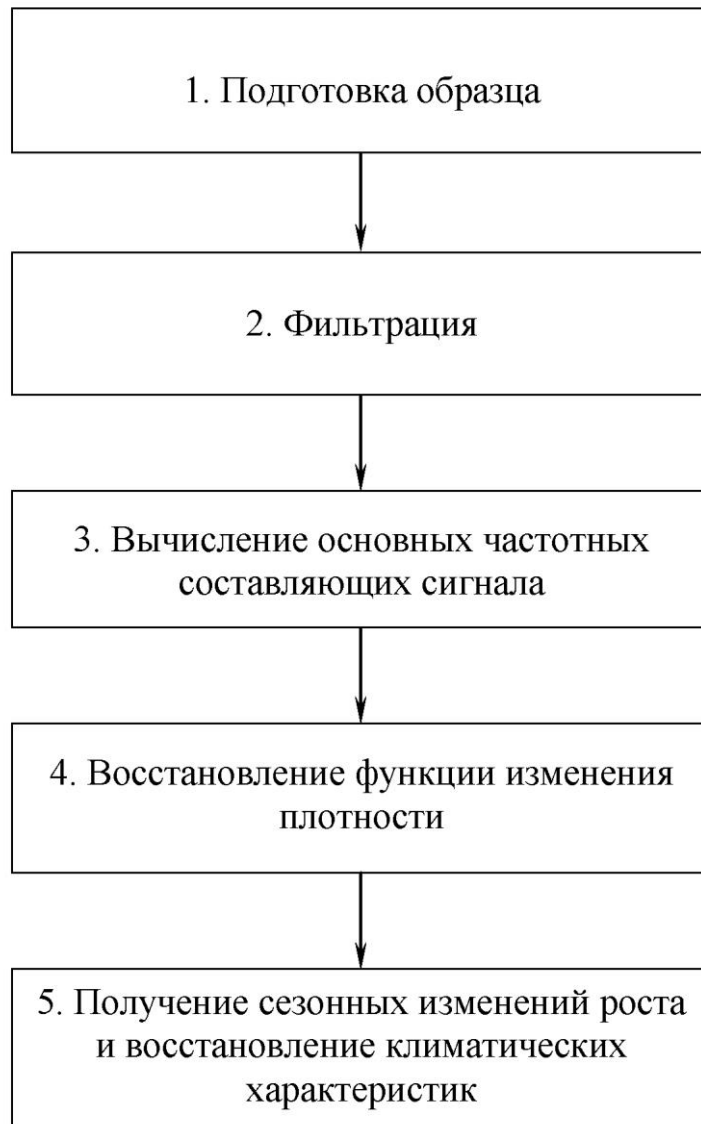


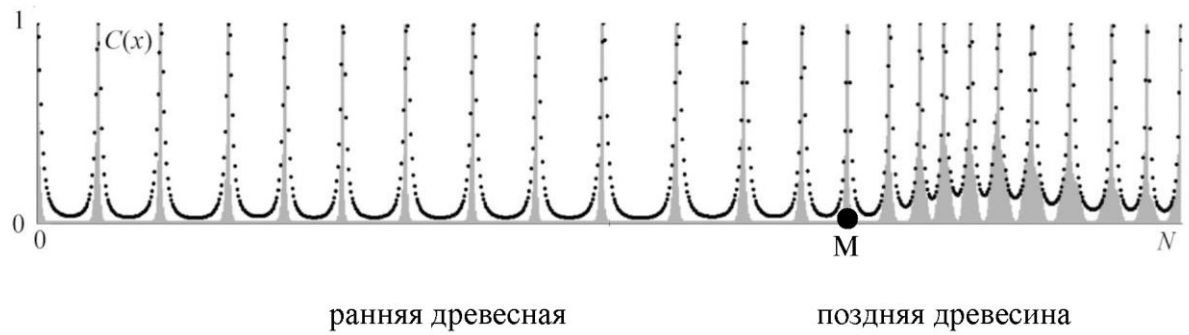
Рисунок 4.8 – Схема алгоритма выделения колебаний значений климатических характеристик на основе параметров сезонных изменений роста трахеид

фильтрации и вычислению основных частотных составляющих сигнала, соответствующих периодичности колебания плотности в ряде трахеид. Вычисленная плотность $C(x)$ (рисунок 4.9, а) сравнивалась с исходной экспериментальной плотностью. Совпадение исходной и восстановленной функций оценивалось коэффициентом корреляции.

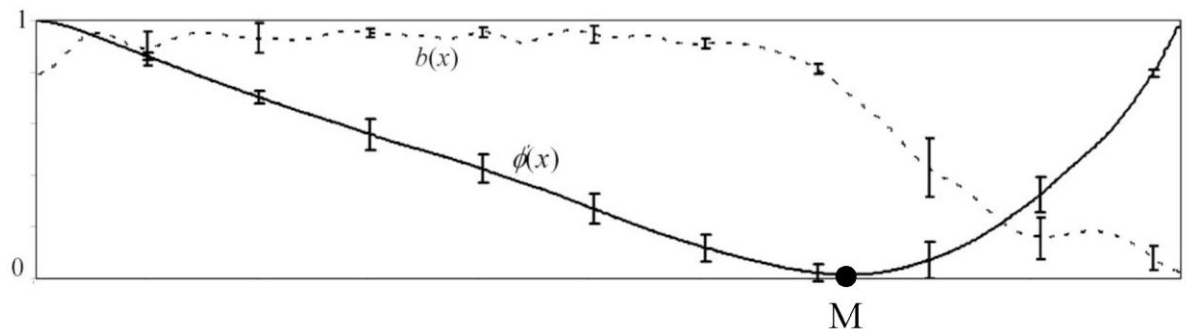
Полученные результаты (рисунок 4.9, б) отражают наличие закономерности формирования функции $\phi(x)$ и $b(x)$ для всей выборки натуральных сигналов. Низкий уровень дисперсии полученных функций относительно средних оценок подтверждает устойчивость и применимость модели (4.9) к работе с натурными образцами [23].

Наименьшее значение коэффициента корреляции, равное 0,76, для всего выборочного ансамбля, характеризует разработанную математическую модель, как достаточно точно описывающую наблюдаемый дендроиндикационный объект, что позволяет говорить о применимости составляющих модель функций для восстановления сезонных вариаций прироста в годичном слое дендроиндикатора на микроуровне. Вычисленная в результате применения алгоритма (рисунок 4.8) функция фазы $\phi'(x)$, полученная путем вычитания прямой, проведенной через начальное и конечное значение функции $\phi(x)$ (рисунок 4.9, б), является дополнением климатического колебания, выделенного при анализе годичного слоя на макро-уровне (рисунок 4.6, в). Функция фазы $\phi'(x)$ характеризует сезонную динамику усредненных по декадам [118, 282] значений температуры. Точка экстремума М на функции $\phi'(x)$ определяет границу перехода от формирования ранней древесины к поздней [23], что является новой информацией.

Основным отличием разработанного метода от существующих [118, 276 265] является то, что он позволяет по восстановленным параметрам радиального роста дерева на микроуровне получать климатические характеристики как непрерывные функции времени за период его вегетации. Анализ прироста трахеид показал наличие общей закономерности сезонного роста у деревьев различных климатипов [25], что соответствует принципу синхронности.



а



б

а – восстановленные функции: амплитуда $b(x)$, фаза $\phi(x)$, б – экспериментальная плотность вещества трахеид (серый тон), соответствует микрофотография поперечного сечения трахеид (*Larix sibirica* Ledeb.), восстановленная плотность вещества трахеид $C(x)$ (пунктир)

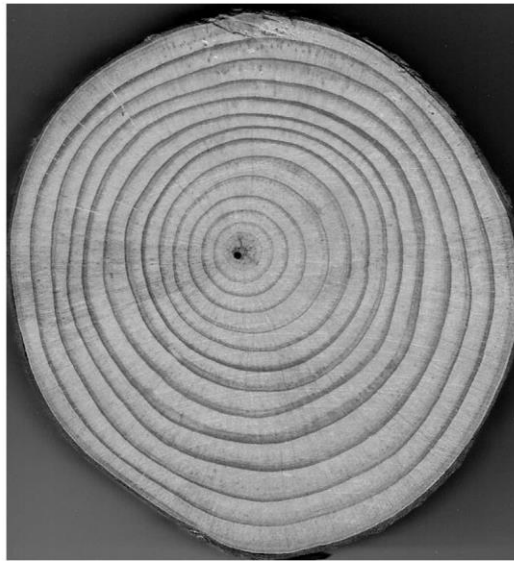
Рисунок 4.9 – Элементы модели прироста трахеид дендроиндикатора

4.2 Исследование колебаний климатических характеристик по площадям приростов годичных слоев дендроиндикаторов

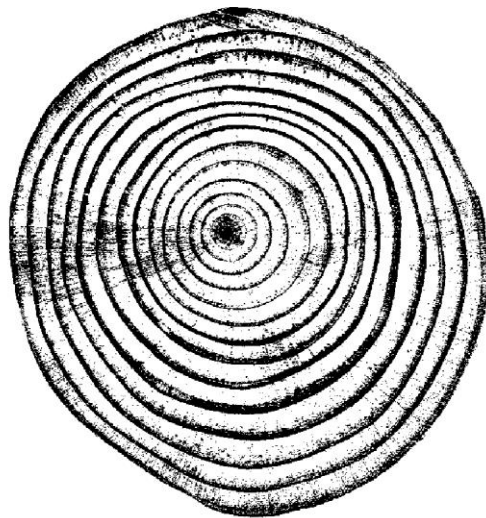
4.2.1 Алгоритм распознавания графических образов сложных кольцевых структур

Радиальный прирост деревьев – это комплексный индикационный показатель, позволяющий проследить изменение состояния дендроиндикатора в течение всей жизни и восстановить климатическую составляющую из интегральной совокупности воздействий. Анализ радиального прироста часто ведется по кернам, содержащим информацию о приросте в одном или нескольких поперечных сечениях дерева. При таком подходе остается неучтенной большая часть информации, так как на климатическое воздействие дерево реагирует приростом биомассы по всему годичному слою. Актуальной задачей является получение более полной информации о ежегодном радиальном приросте дерева, основываясь на азимутальном анализе картины годичных слоев, отраженной на поперечном спиле ствола дендроиндикатора (рисунок 4.10, а).

Решение данной задачи сводится к определению параметров графической картины – границ годичных колец. Рассматривая существующие методы распознавания образов [283–285], встает вопрос об обеспечении точности распознавания образа колец, который предполагает достижение максимально возможного совпадения восстановленного графического изображения с исходным образом. Необходима разработка численного алгоритма, позволяющего с высокой точностью определить границы годичных слоев и рассчитать площади для каждого отдельного годичного слоя.



а



б

а – изображение в градациях серого цвета; б – бинарное изображение

Рисунок 4.10 – Изображение поперечного спила сосны обыкновенной (*Pinus sylvestris*)

Для точного восстановления границ годовых слоев разработан новый алгоритм, реализующий распознавание образа кольцевых структур, основанный на кластерном анализе. Каждая единица совокупности в кластерном анализе рассматривается как точка в заданном признаковом пространстве. Значение каждого из признаков у данной единицы служит ее координатой в этом пространстве. Таким образом, признаковое пространство – это область варьирования всех признаков совокупности изучаемых явлений [286–288]. Если предположим, что это пространство подобно пространству, имеющему евклидову метрику, то, тем самым, получим возможность измерять расстояния между точками признакового пространства. Евклидово расстояние вычисляется по тем же правилам, как и в обычной евклидовой геометрии [148] вычисляется расстояние между точками на плоскости, т. е. в двухмерном пространстве, по формуле:

$$D = \sqrt{(x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2}, \quad (4.19)$$

где x_A, y_A и x_B, y_B – координаты точек А и В;

D – расстояние между точками А и В.

На основе расчета расстояний, являющихся мерой близости отдельных объектов, построен алгоритм группировки элементов графического массива (рисунок 4.10). Классификационной группой в графической картине поля является отдельный годичный слой. Объединение отдельных элементов графического массива в группы, соответствующих отдельным годичным слоям, производится по признаку расстояния элемента от центра.

Графическая картина поля годовых слоев является неоднородной, поэтому не удастся описать годичное кольцо простым уравнением окружности:

$$R^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2, \quad (4.20)$$

где x_0, y_0 – координаты центра окружности;

R – радиус окружности.

Расстояние, определенное как признак группировки элементов массива, не может быть задано одним значением радиуса R на протяжении всего годичного слоя. Невозможно получить точную группировку и при использовании радиусов вписанной и описанной окружностей вследствие того, что области в пределах этих двух окружностей в графической картине поля годичных слоев будут иметь пересечения с контурами соседних годичных слоев. Элементы массива по признаку расстояния будут принадлежать одновременно к областям разных годичных слоев.

Для решения данной проблемы предлагается использовать ограниченную область или сегмент графического изображения, в пределах которого критерии расстояний для отдельных годичных слоев будут отличными друг от друга. Обозначим эту область как область однородности прироста [67]. Введение сегмента однородности является особенностью предлагаемого алгоритма распознавания образа концентрических колец неоднородной формы. Таким образом, принимая в качестве признака группировки радиус начального элемента, дополнительно задается сегмент однородности, в пределах которого происходит группировка элементов массива. Алгоритм выделения колебаний значений климатических характеристик по площадям прироста годичных слоев дендроиндикаторов, реализующий точное распознавание образа кольцевых структур, состоит из следующих последовательных этапов (рисунок 4.11) [26].

На первом этапе производится медианная и полиномиальная фильтрация изображения по всем радиусам [274, 279]. На втором этапе изображение (рисунок 4.10, а) переводится в бинарный вид (рисунок 4.10, б) относительно выбранной границы интенсивности цвета каждого пикселя. На третьем этапе оператором задаются координаты центра слоев и угол однородности. На четвертом этапе производится определение радиусов годичных слоев – расстояние вдоль одного радиуса от центра до границ годичного слоя, определяемого по изменению цвета пикселя. В результате формируется массив радиусов или расстояний.

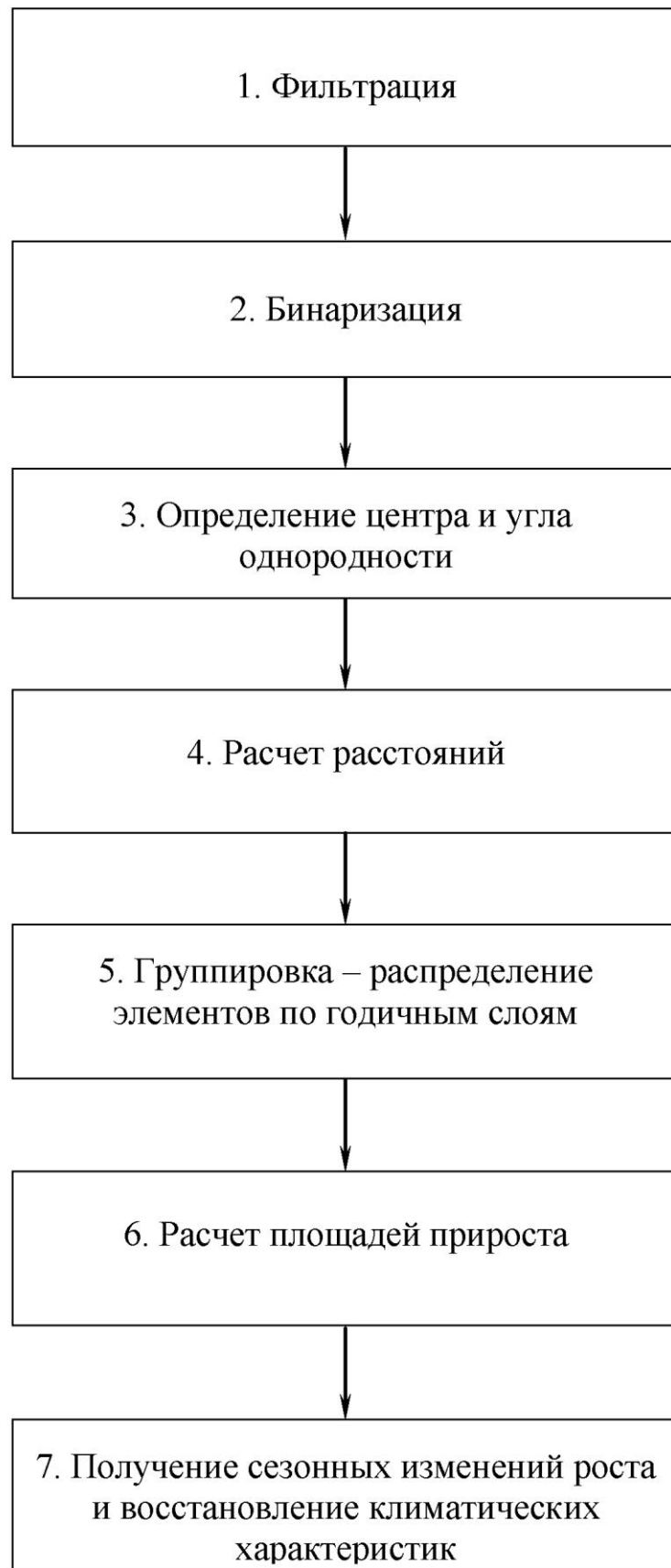
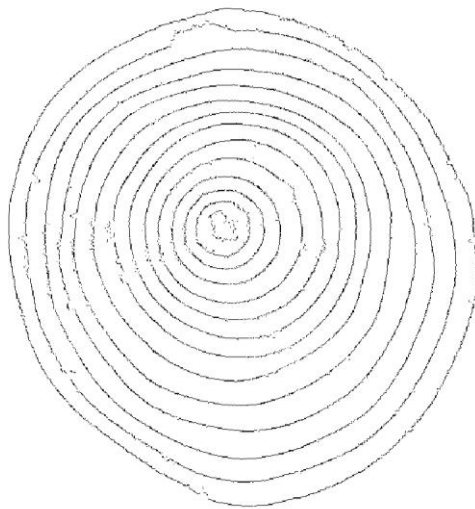


Рисунок 4.11 – Схема алгоритма выделения колебаний значений климатических характеристик по площадям прироста годичных слоев дендроиндикаторов

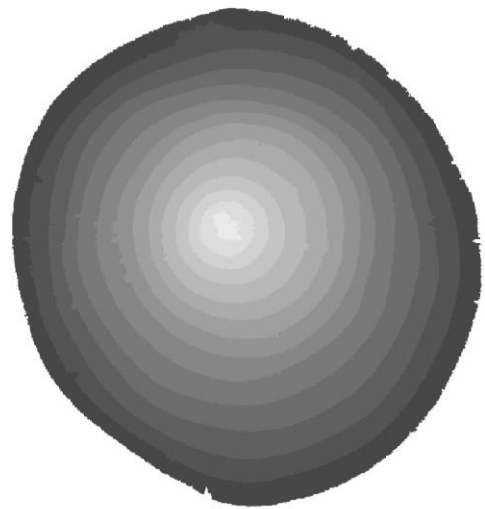
На пятом этапе реализуется группировка элементов массива путем сравнения расстояний между элементами соседних рядов на заранее заданном интервале однородности. Одновременно проводится точная оценка принадлежности элемента к одной из групп. В случае наличия точки разрыва или потери элемента реализуется процедура восстановления элемента. Элементы массива, не определенные хотя бы в одну из групп, относятся к группе шум и обнуляются. Проводятся проверки: наличия выпадающих колец, наличия разрывов, наличия монотонного возрастания значений расстояний годовых колец и наличия пересечений годовых слоев. Реализуется фильтрация значений расстояний для каждой группы с целью минимизации ошибки группировки, вызванных резкими локальными изменениями. На шестом этапе вычисляется площадь прироста для каждого отдельного годового слоя как произведение количества пикселей, лежащих в границах двух соседних колец, на их размер. На седьмом этапе восстанавливаются сезонные изменения роста и колебания значений климатических характеристик по площадям прироста годовых слоев дендроиндикаторов.

Результаты работы алгоритма на натурном образце, соответствующем поперечному спилу ствола сосны обыкновенной (*Pinus sylvestris*), представлены на рисунке 4.12, а, б. Для выбранного натурального образца выделены границы годовых слоев (рисунок 4.12, а), построена картина прироста в виде поля, где каждый слой имеет свой оттенок серого цвета (рисунок 4.12, б), выполнено наложение выделенных границ годовых слоев на исходное графическое изображение (рисунок 4.12, в) и на картину прироста в виде поля (рисунок 4.12, г). Совпадение выделенных границ с границами годовых слоев натурального образца показывает высокую точность реализованного алгоритма.

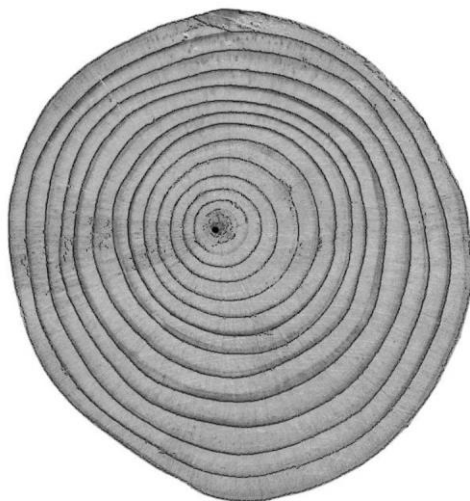
Все неточности определения границ связаны с различными изменениями в графическом отображении картины поперечного сечения, обусловленными в большинстве своем биологическими особенностями роста и формирования древесины ствола дерева.



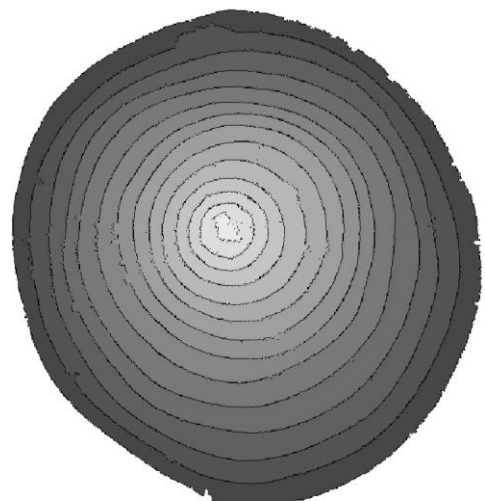
а



б



в



г

а – вычисленные границы; б – картина прироста в виде слоев в градациях серого цвета; в – наложение вычисленных границы на исходное графическое изображение; г – наложение вычисленных границ на картину слоев

Рисунок 4.12 – Графическое представление групп годовых слоев в полярной системе координат

Для сравнения точности вычисления, проведен численный эксперимент на модельном изображении, где кольца задавались в форме эллипсов. Сравнение проводилось с методом расчета площадей слоев по средним радиусам (наиболее используемый способ вычисления [118, 289], определенным в двух азимутальных направлениях. По результатам численного эксперимента ошибка определения площадей по средним радиусам может достигать 45 % и более в зависимости от диаметра и азимутальной неоднородности формы годовичных слоев. Ошибка вычисления с использованием алгоритма группировки не превышает 20 %. Для представленного натурального образца (рисунок 4.10, а) ошибка определения площадей по средним радиусам относительно значений, полученных при помощи разработанного алгоритма группировки, лежит в интервале от 1,37 до 34,97 % в зависимости от годовичного слоя.

Точность значения площадей прироста в 2 и более раз выше, чем значения радиального прироста, вычисленные для одного или нескольких радиусов. Значения площадей годовичных слоев являются абсолютными показателями прироста, для них не требуется дополнительных вычислительных преобразований. Значения величины радиального прироста отдельного годовичного слоя в одном радиальном направлении изменяются (снижаются) от центра ствола к периферии, что обусловлено биологическими особенностями роста дерева. Поэтому для получения индексов прироста вычитают кривую «большого роста», что сказывается на точности вычислений [118]. Климатический сигнал, получаемый по площадям, является наиболее полноценным и не имеет дополнительных искажений.

4.2.2 Оценка неоднородности прироста годовичных слоев дендроиндикаторов

На поперечном сечении ствола дерева год за годом формируются годовичные слои. Каждый слой представляет ежегодное нарастание древесины по диаметру [118]. В результате ежегодного прироста под влиянием климатоэкологических воздействий годовичные слои приобретают неоднородную структуру и значительные отличия по форме в разных азимутальных направлениях

(рисунок 4.10). Алгоритм выделения колебаний значений климатических характеристик по площадям прироста годовых слоев дендроиндикаторов, реализующий точное распознавание образа кольцевых структур (рисунок 4.11), позволяет восстановить картину поля отдельных годовых слоев, несущих информацию о пространственной неоднородности распределения биомассы, и может быть использован при оценке пространственной неоднородности воздействующих на дерево в процессе роста внешних климатических и экологических факторов. Неоднородность дерева является не только индикатором климатоэкологического воздействия, но и количественной характеристикой прироста биомассы, качества древесины, характеристик древостоя. Неоднородность прироста древесины используется при экспертной оценке рубок по принадлежности дерева к конкретному древостою.

В данной работе предложен алгоритм оценки неоднородности прироста годовых слоев дендроиндикаторов, основанный на геометрических характеристиках годовых колец деревьев [27, 49, 67], сформированных на поперечном сечении ствола дерева в виде однородной картины концентрических окружностей. Использование данного алгоритма совместно с алгоритмом, реализующим точное распознавание образа кольцевых структур, позволяет получить количественную оценку неоднородности прироста.

В основу математического описания для построения однородной картины поперечного сечения ствола дерева положены следующие предположения:

1. Однородная структура годовых слоев может быть построена, если прирост биомассы в стволе дерева для каждого отдельного года постоянен, а значит, площадь ежегодного прироста дерева в радиальном направлении S_i есть величина постоянная (в расчетах необходимо делать поправку для начального периода роста и периода старения дерева [118]).

$$S_i = \text{const}, i = 1, 2, \dots N, \quad (4.21)$$

где i – текущий годичный слой;

S_i – площадь текущего слоя;

N – количество годовичных слоев.

2. Ежегодный радиальный прирост с каждым последующим годом монотонно снижается.

$$\Delta R_i = R_i - R_{i-1}, R_0 = 0, \Delta R_i \neq \Delta R_{i+1}, \text{ причем } \Delta R_i > \Delta R_{i+1}, \quad (4.22)$$

где ΔR_i – величина ежегодного радиального прироста;

R_i – радиус от центра до i -го слоя.

Исходя из сформулированных предположений, средняя площадь ежегодного прироста отдельного годовичного слоя определяется путем деления общей площади поперечного сечения ствола дерева на количество годовичных колец, сформированных за весь период роста:

$$\bar{S} = \frac{\pi \cdot R_n^2}{N}, \quad \bar{S}_i = S_i - S_{i-1}, S_0 = 0, i = 1, 2, \dots N, \quad (4.23)$$

где $\bar{S}$ – средняя площадь ежегодного прироста;

R_n – максимальный радиус.

Используя формулу для определения площади окружности, радиусы окружностей, соответствующих годовичным слоям, можно рассчитать по следующим уравнениям:

$$R_i = \sqrt{\frac{R_n^2}{N} + R_{i-1}^2}, \quad R_1 = \sqrt{\frac{R_n^2}{N}}, \quad i = 1, 2, \dots N, \quad (4.24)$$

В соответствии с (4.23) и ежегодный радиальный прирост определяется уравнением:

$$\Delta R_i = \sqrt{\frac{R_n^2}{N} + R_{i-1}^2} - \sqrt{\frac{R_n^2}{N} + R_{i-2}^2}, \quad i = 2, 3, \dots N. \quad (4.25)$$

На основе данного математического представления разработан алгоритм построения однородной картины поперечного сечения ствола дерева (рисунок 4.13).

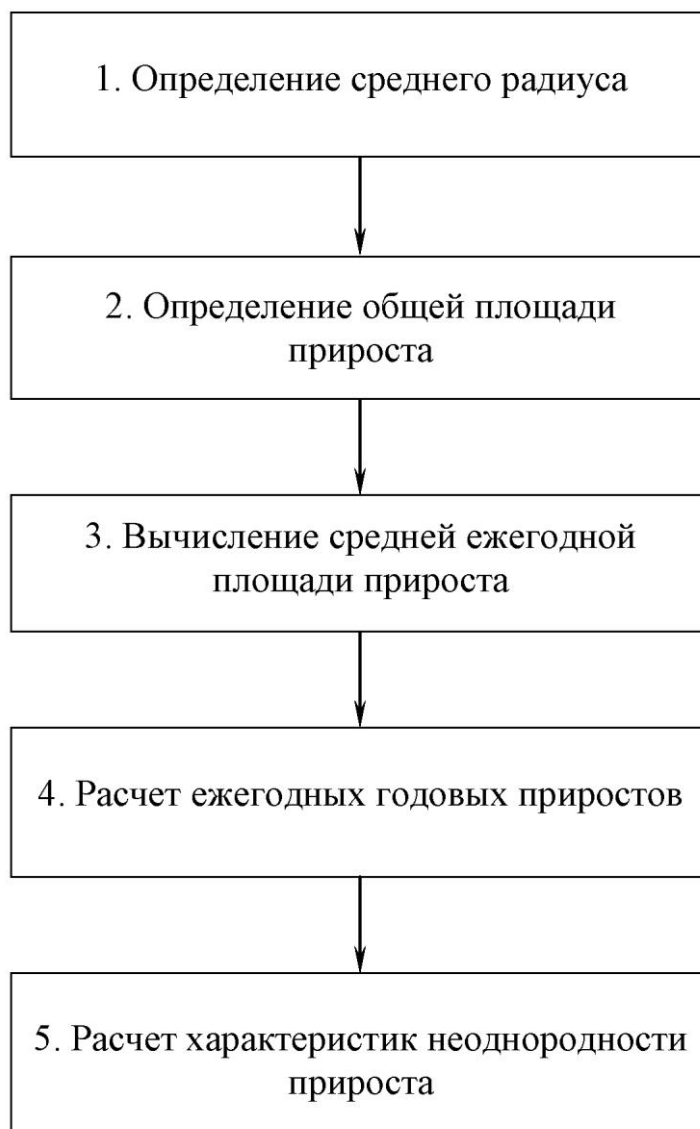


Рисунок 4.13 – Схема алгоритма оценки неоднородности прироста годичных слоев дендроиндикаторов

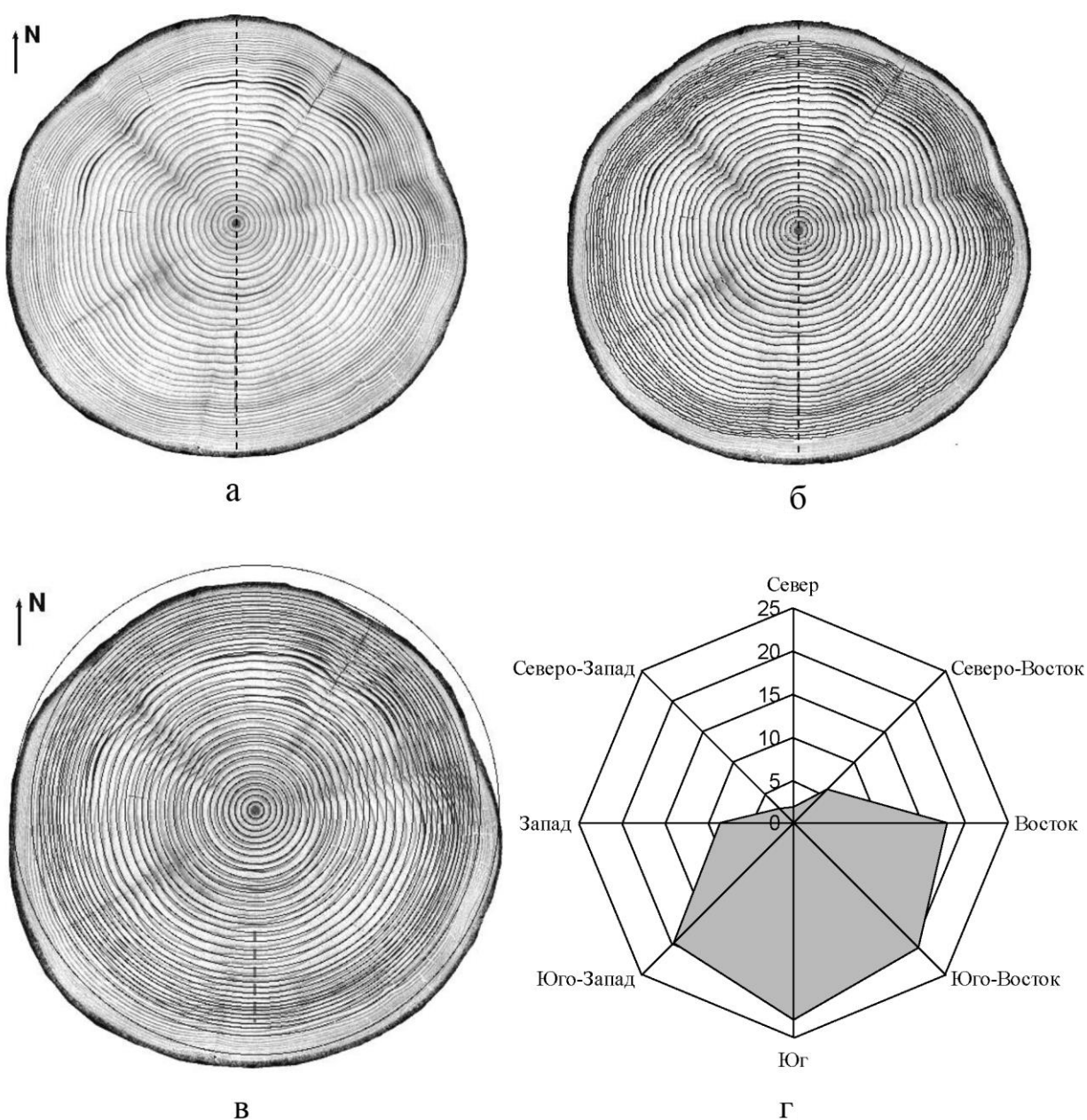
Алгоритм состоит из следующих этапов: Первый – определение среднего значения радиуса максимального годичного кольца. Второй – определение общей

площади прироста по среднему значению радиуса максимального годовичного кольца. Третий – вычисление средней ежегодной площади прироста годовичных слоев (4.23) и расчет ежегодных приростов (4.25). Четвертый – представление однородной картины поперечного сечения ствола дерева и расчет характеристик неоднородности прироста.

В ходе численного моделирования для поперечного сечения ствола ели (*Picea*) (рисунок 4.14, а) построена однородная картина сечения (рисунок 4.14, в) сосны обыкновенной (*Pinus sylvestris*). Из графического представления, наложенного на картину поперечного сечения сосны обыкновенной, видно, насколько реальные годовичные кольца отличаются от концентрических окружностей, полученных в результате математического моделирования однородной картины (рисунок 4.14, в). Используя полученную в результате моделирования однородную картину и результаты выделения границ годовичных слоев, полученные при помощи алгоритма точного распознавания колец (рисунок 4.14, б), получаем оценки пространственной неоднородности интегрального радиального прироста годовичных слоев в процентах от общей площади прироста (рисунок 4.14, г).

Размер азимутальной неоднородности годовичных слоев рассчитан в виде отклонений интегрального прироста годовичных слоев от картины концентрических окружностей в восьми азимутальных направлениях, соответствующих сторонам света. В соответствии с полученными результатами расчета (рисунок 4.14, г) можно сделать вывод о том, что наибольший интегральный прирост древесины в стволе дерева определен в четырех азимутальных направлениях: Юго-запад – 19,81 %, Юг – 23,04 %, Юго-восток – 20,8 %, Восток – 17,94 %.

Результаты проведенного исследования подтверждают возможность использования предлагаемого алгоритма для построения точных значений индексов прироста, формирования однородных структур годовичных слоев с учетом биологических особенностей роста деревьев.



а – поперечное сечение ствола ели (*Picea*) в градациях серого цвета, б – контуры границ годовичных слоев, выделенные алгоритмом распознавания графических образов сложных кольцевых структур, наложенные на исходное изображение, в – кольцевые структуры, полученные при помощи моделирования, наложенные на картину поперечного сечения ствола ели (*Picea*), г) пространственная неоднородность интегрального радиального прироста годовичных слоев в процентах от общей площади прироста

Рисунок 4.14 – Графические представления поперечного сечения ствола ели (*Picea*)

Разработанный алгоритм может быть применен как для изучения азимутальной неоднородности роста и формирования древесины в стволе дерева, так и для решения обратной задачи – восстановления площадей прироста по известному распределению неоднородности. Азимутальная неоднородность может использоваться для оценки качества древесины, оценки неоднородности климатических параметров и восстановления климатических характеристик.

4.3 Алгоритм синхронизации хронологических рядов

В силу отсутствия прямых измерений традиционных характеристик климата до определенного момента времени и для определенной территории актуальна возможность восстановления данной информации из природных объектов, являющихся индикаторами климатических изменений. Длительные ряды биоиндикационных данных создают объективные основы для ретроспективного анализа и прогноза таких изменений [290–292].

Важной задачей при восстановлении колебаний климатических характеристик является установление временных границ и периодичностей. Индикационные ряды не всегда имеют четкие границы между отдельными годами. Может присутствовать, также, временное смещение информации, обусловленное различными природными процессами и особенностями индикатора [293–294].

Для восстановления периодичностей между хронологическими рядами разработан алгоритм синхронизации [24, 28, 57]. В данном алгоритме ряд с известными хронологическими параметрами выступает в качестве эталонного. Подлежащий восстановлению хронологический ряд рассматривается как смесь полезного климатического сигнала и шума. Шум может быть связан с естественными локальными флуктуациями. Однако предполагается, что более значимым источником шума является погрешность в датировке. Модель этой погрешности представим как некоторую трансформацию временной шкалы путем ее сжатия и растяжения, но без разрывов и смещений. В рамках предлагаемой

модели предполагается, что неправильная датировка приводит к десинхронизации хронологий.

Синхронизовать хронологии можно путем применения обратной трансформации временной шкалы [57]. Такие подходы применялись в параграфе 4.1.2. на основе алгоритма «сжатие-растяжение» [22, 58], который реализует однозначное, непрерывное и обратимое преобразование колебательного процесса.

На первом этапе алгоритма синхронизации хронологических рядов (рисунок 4.15) определяются две последовательности координат значимых экстремумов обеих хронологий. На втором этапе обе последовательности интерполируются сплайнами. На третьем этапе получают функции, имеющие смысл фазовых характеристик ϕ хронологий, как колебательных процессов. Для полученных функций фаз находят обратные функции путем вращения исходных фаз вокруг биссектрисы первого квадранта системы координат. Все эти операции возможны, когда функции фаз априорно монотонны и имеют ограниченную производную [295]. На четвертом этапе вычислений производится процедура гармонизации восстанавливаемых хронологии. При этом используется ее обратная фаза. Затем выполняется обратная процедура с использованием фазы для эталонной хронологии. Тем самым обе хронологии синхронизируются путем перевода восстанавливаемой хронологии во временные координаты эталонной хронологии. Последний этап вычислений предназначен для получения кривой пересчета исходных дат восстанавливаемой хронологии в новые временные координаты.

В качестве примера проведен натурный эксперимент с выбранной искаженной в результате физических особенностей и природных процессов, полученной из кернов льда, изотопной $\delta^{18}\text{O}$ -хронологией. В качестве эталонной используется изотопная древесно-кольцевая $\delta^{18}\text{O}$ -хронология, которая привязана к временной шкале с точностью до года.

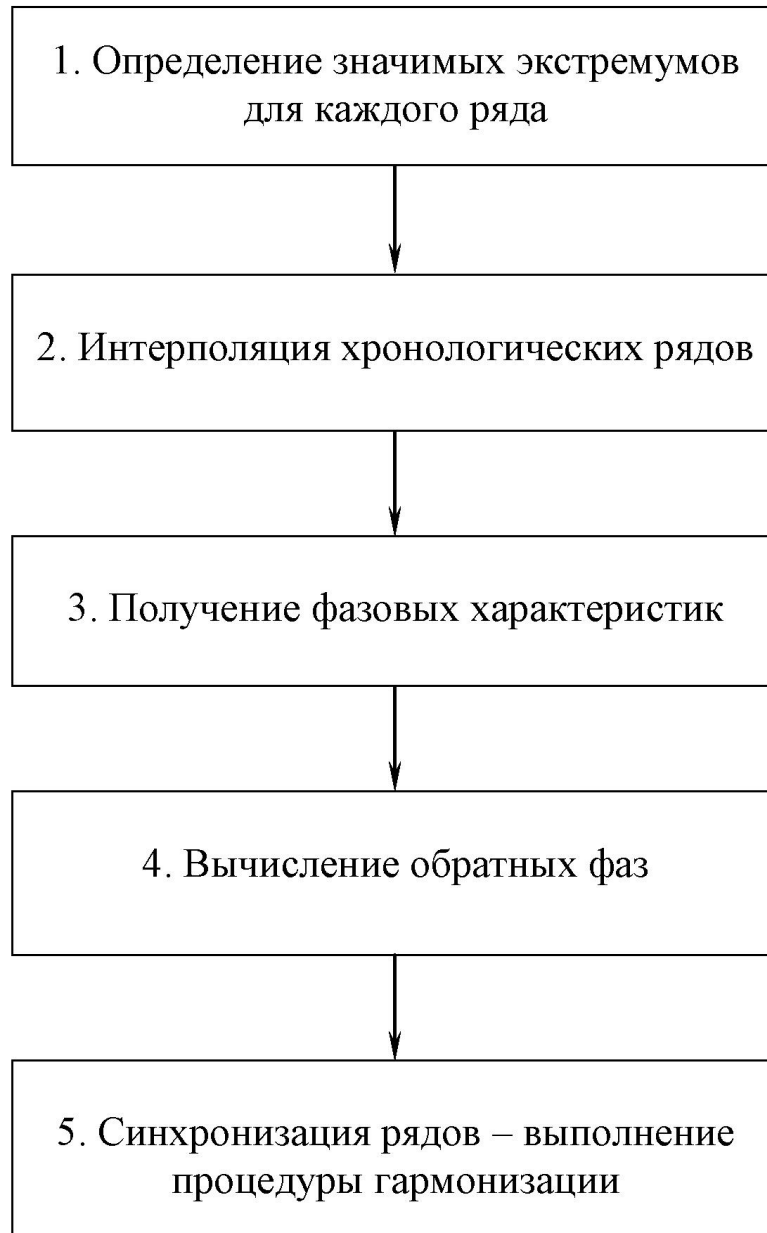
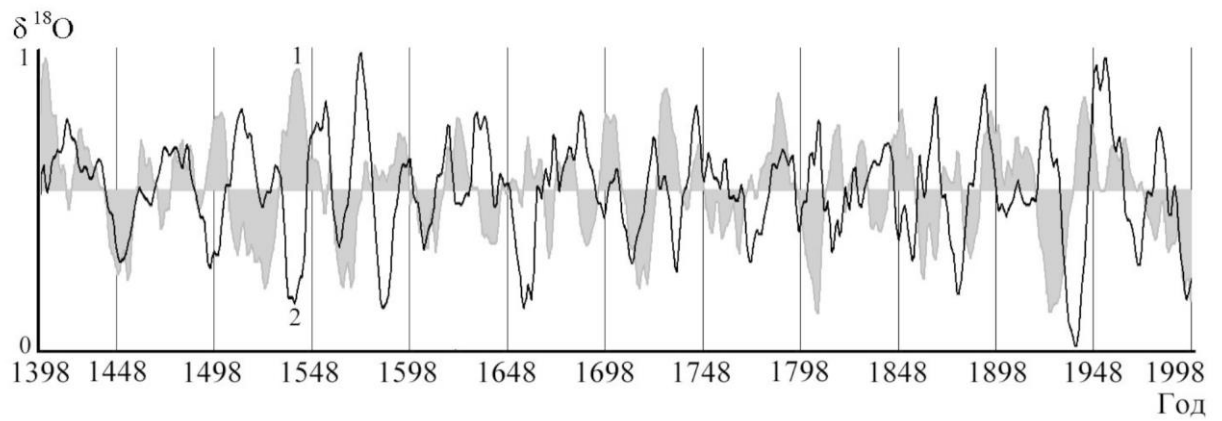


Рисунок 4.15 – Схема алгоритма синхронизации хронологических рядов

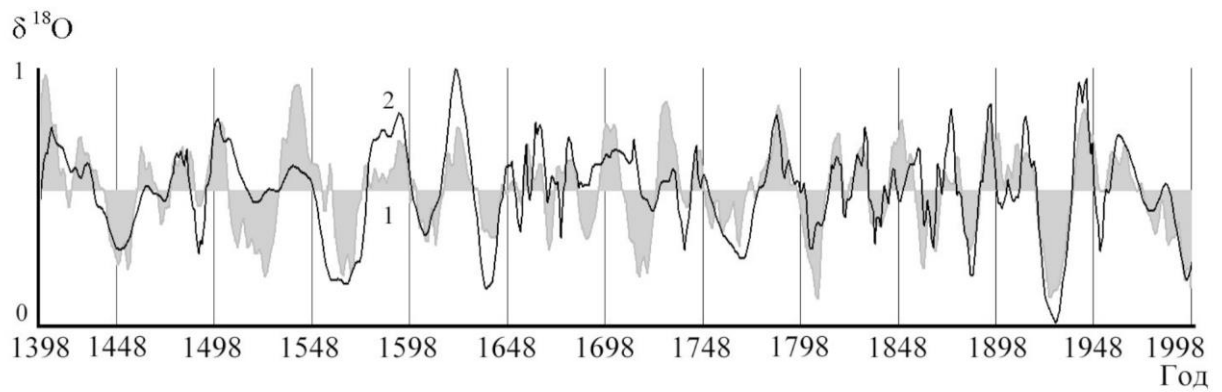
Изотопы кислорода фиксируются в целлюлозе древесины годовых колец и в слоях ледников, а отношение их концентраций зависит от температуры воздуха. В результате уникальную информацию о характеристиках климата, в том числе и о химическом составе атмосферы, минеральных и органических осадках и др. за прошлые столетия, которая содержится в ледовых кернах, становится возможным точно сопоставлять во времени и прогнозировать.

Анализируемые изотопные древесно-кольцевая и ледовая хронологии характеризуют изменения одной и той же физической величины – концентрации изотопа кислорода ^{18}O во времени в двух достаточно удаленных точках на земной поверхности (рисунок 4.16, а). Ледовая изотопная $\delta^{18}\text{O}$ -хронология получена из кернов льда скважины GISP2 – Гренландия, древесно-кольцевая изотопная $\delta^{18}\text{O}$ -хронология – Байкальский хребет. Рассчитанный для данных рядов коэффициент корреляции равен - 0,07.

Древесно-кольцевые хронологии имеют абсолютную календарную датировку, в то время как ледовые хронологии не имеют реального погодичного разрешения. Несмотря на то, что вышеописанные экспериментальные данные разнесены географически, они не противоречат принципу синхронности, описанному в параграфе 2.3.1, предполагающему наличие естественного механизма синхронизации хронологий, который может быть обусловлен глобальностью полезного сигнала, а также его временным и пространственным усреднением. Особенность предлагаемого метода в том, что он дает возможность непрерывного датирования рядов данных на всем временном интервале эталонного ряда. По результатам датировки предлагаемым методом хронологии были синхронизированы (рисунок 4.16, б), рассчитанный коэффициент корреляции хронологий увеличился от -0,07 до 0,66. Для выполнения датировок в автоматическом режиме на основе предложенного численного алгоритма была разработана программа для датирования численных хронологических рядов «ChronoD» [70].



а



б

а – исходные хронологии, б – синхронизованные хронологии

Рисунок 4.16 – Одиннадцатилетние нормированные средние значения концентраций изотопа $\delta^{18}\text{O}$ для древесины (силуэт – 1), льда (сплошная линия – 2)

4.4 Выводы

1. В данной главе математическая модель для радиального прироста годовичных слоев дендроиндикатора (4.1), дополненная математической моделью прироста трахеид дендроиндикатора в форме квазигармонического колебания (4.16). Модели разработаны для анализа прироста дендроиндикатора и определения климатических характеристик.

2. В результате применения метода вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания к биоиндикационному объекту произведены вычисления колебаний радиального прироста дерева и значений климатических характеристик с высоким (декадным) для существующих методов дендроиндикации временным разрешением. Таким образом, реализовано применение разработанного метода для исследования морфологической структуры дендроиндикатора, изменения которой обусловлены, в том числе, и климатическим воздействием.

3. Совместное применение метода динамической кластеризации и метода вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания позволило разработать алгоритм распознавания графических образов сложных кольцевых структур. В применении к кольцевым структурам, сформированным на поперечном сечении дендроиндикатора, алгоритм обеспечил повышение точности определения прироста и значений климатических характеристик. Суммарная вычислительная ошибка разработанного алгоритма, подтвержденная в численном эксперименте, не превышает 20 % от эталонных значений, что позволяет развивать автоматические методы дендроиндикации, получать информацию о приросте по всему радиальному сечению, выделять климатические характеристики по площадям прироста и производить оценку неоднородности прироста годовичных слоев, сформированных на поперечном сечении ствола деревьев.

4. На основе свойств элементов, входящих в предложенную математическую модель колебания (4.1) и процедуры гармонизации (рисунок 4.3),

разработан алгоритм синхронизации хронологических рядов. Применение алгоритма для синхронизации ледовых изотопных хронологий по древесно-кольцевым изотопным хронологиям обеспечило увеличение значения коэффициента корреляции от 0,07 до 0,66.

5. Результаты, изложенные в данной главе, опубликованы в статьях [21–28, 45–49], в сборниках трудов конференций [57, 58, 60], в свидетельствах на программу для ЭВМ [70, 72], в монографии [67].

5 Программный комплекс для исследования казигармонических колебаний

В данной главе рассматривается разработанный программный комплекс, реализующий методы и алгоритмы моделирования и исследования, включая метод кластеризации колебаний численных значений физических величин, применяемый для анализа и оценки климатических характеристик. Программный комплекс позволяет обеспечить междисциплинарную интегрированность данных. В нем заложена возможность использования для исследования климатических характеристик, измеренных на метеостанциях, а также полученных в результате анализа дендроиндикаторов и палеоклиматических данных. С использованием массивов измеренных и вычисленных климатических характеристик программный комплекс позволяет осуществлять классификацию климатов. Выделение климатических классов и оценка их изменчивости во времени расширяют возможности мониторинга климата и имеют прикладное значение при решении фундаментальной проблемы, связанной с глобальным изменением климата. В связи с чем, комплекс, объединяющий разработанные численные методы и алгоритмы, получил название: «Программный комплекс климатозэкологического мониторинга» (ПК КЭМ). В основу ПК КЭМ положены численные методы и алгоритмы обработки данных, предложенные в данной работе в главе 2 и главе 4. Реализованные в виде комплекса программ алгоритмы позволяют проводить исследование, моделирование климатических характеристик и климатических классов. Разработан визуальный язык позволяющий автоматизировать вычислительные процессы, сократить время выполнения многократно повторяющихся операций и сделать работу с программным комплексом более простой и наглядной.

В программном комплексе предусмотрен интерактивный режим работы, обеспечивающий ввод и вывод данных на удаленные вычислительные машины. Особенностью мониторинга климата является необходимость математической обработки большого объема данных, а также систематизации и хранения больших массивов информации. Обеспечение увеличения производительности в

программном комплексе реализуется на основе разработанного алгоритма для параллельных вычислений. Для хранения информации разработана база данных. Решение задачи сокращения объема климатической информации обеспечивается в ПК КЭМ за счет структуризации информации на основе метода динамической кластеризации с выделением конечного числа климатических кластеров. Исследования климатических кластеров реализуются в ПК КЭМ с использованием оценок их информационных и географических параметров.

5.1 Описание программного комплекса

Актуальность разработки методов и средств мониторинга подобного рода заключается в том, что климатические классы (зоны) Земли определяют порядок организации жизни людей на определенной территории, следствием изменений в климатических зонах Земли будет смена данного порядка.

В виду сложности климатической системы, общедоступных средств оперативного мониторинга изменений в климатических зонах Земли в виде программных комплексов не предложено. Существующие программные комплексы, имеющие интерактивный доступ к ресурсам, можно разделить на несколько групп. Первая группа – это размещенные в сети интернет страницы, на которых представлена информация о климатических зонах в виде картографического материала [296]. Климатические карты соответствуют классическим классификациям, описанным ранее в параграфе 1.4. Существуют также карты с результатами палеоисследований. Вторая группа – это программы интерактивного доступа к результатам наблюдений метеорологических характеристик, проводимых с практическими и научными целями [196]. К третьей группе относятся программные комплексы, построенные на результатах математического моделирования климатических процессов [297]. В основу таких комплексов положены физические модели, описывающие природно-климатические процессы. Данные программы используют результаты инструментальных наблюдений, метеорологического и климатического

моделирования, в частности, данные реанализа. Достоинства и недостатки методов реализованных в данных комплексах, рассмотрены в данной работе в параграфе 1.3.

Разработанные и представленные в данной работе методы и алгоритмы реализованы в виде уникального комплекса программ для исследования квазигармонических колебаний и обеспечения мониторинга изменений, происходящих в климатических классах, на основе анализа климатических характеристик.

При создании программного комплекса климатоэкологического мониторинга решены следующие основные задачи:

1. Реализованы предложенные в работе формализованные методы и алгоритмы, обеспечивающие получение новой информации, позволяющей расширить знания о климате в тех районах, где нет метеостанций, и прямые измерения не ведутся, а также позволяющие внести информацию об изменениях климата за более длительные периоды времени, чем те, которые получены в результате прямых измерений.

2. Реализован метод динамической кластеризации (МДК), использующий принцип синхронности и обеспечивающий выделение климатических кластеров.

3. Реализован интерактивный доступ к программному комплексу для большого числа удаленных пользователей.

4. Разработана параллельная реализация МДК для увеличения производительности и обеспечения обработки больших массивов данных.

5. Реализован мониторинг климатических кластеров на основе оценки изменений их географических и информационных критериев.

6. Разработан визуальный язык для моделирования и исследования квазигармонических колебаний, в том числе и для применения к климатическим характеристикам.

В ПК КЭМ сформирована комплексная система оценки климатической информации. В эту систему входит разработанное математическое описание, база данных, содержащая исходные данные об источнике климатической информации

(название, номер, широта, долгота, высота), климатические характеристики (температура и др.), вычисленные характеристики (огибающая, фаза), типовые характеристики (региональные климатические закономерности), характеристики климатических кластеров.

Разработанный новый программный комплекс климатоэкологического мониторинга (ПК КЭМ) позволяет проводить выделение климатических кластеров с построением их визуальных образов на географических картах. В отличие от существующих методов в разработанном программном комплексе производится определение уникальных типовых закономерностей изменения климатических характеристик, являющихся центрами соответствующих климатических кластеров. Полученные уникальные типовые закономерности климатических характеристик и описывающие их математические модели являются основой для построения упрощенной визуальной модели климатических кластеров. Исследования свойств упрощенной визуальной модели для разных временных интервалов позволяют получить набор информационных и статистических характеристик климатических кластеров, необходимый для решения задачи оценки изменений, происходящих в климатической системе. Визуальная модель климатических кластеров может использоваться с целью сопоставления изменений ее структуры или отдельных ее параметров с параметрами окружающей среды, что может быть полезно при изучении и прогнозировании климатических изменений [67]. На основе визуальной модели климатических кластеров можно решать задачу по исследованию и наглядному отображению изменения характеристик кластеров в зависимости от региональных особенностей территории, таких как, например, свойства подстилающей поверхности.

5.2 Схема работы программного комплекса

Структуру программного комплекса климатоэкологического мониторинга можно представить в виде схемы (рисунок 5.1), которая включает три блока.

Первый блок «Мониторинг климатических Зон» на основе массивов климатических характеристик обеспечивает поиск типовых закономерностей и построение климатических кластеров. Данный блок позволяет производить мониторинг и моделирование климатических кластеров.

Второй блок «Индикационные характеристики» реализует алгоритмы, позволяющие выделять климатические характеристики из дендроиндикаторов [21, 67, 298]. Возможность применения климатических характеристик, полученных с использованием дендроиндикаторов для мониторинга изменений климатических кластеров, является уникальной особенностью комплекса. Для восстановления дендроиндикационных климатических характеристик в ПК КЭМ реализованы метод выделения климатических характеристик из годовых слоев дендроиндикаторов на макро- и микроуровнях. Увеличение информационной наполненности климатических характеристик реализуется при помощи алгоритма точного вычисления прироста по площадям годовых слоев дендроиндикаторов. Корректировка дендроиндикационных климатических характеристик реализуется с применением оценки пространственной неоднородности прироста биомассы дендроиндикаторов. Для восстановления нарушенных периодичностей климатических характеристик, полученных из разных природных индикационных объектов, реализован алгоритм синхронизации хронологических рядов. Все реализованные алгоритмы описаны в главе 4.

Третий блок «Мониторинг по метеодатчикам» реализует накопление и визуализацию метеопараметров, получаемых от метеорологического оборудования Института мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской академии наук. Данный блок обеспечивает мониторинг измеряемых метеорологических характеристик в реальном времени.

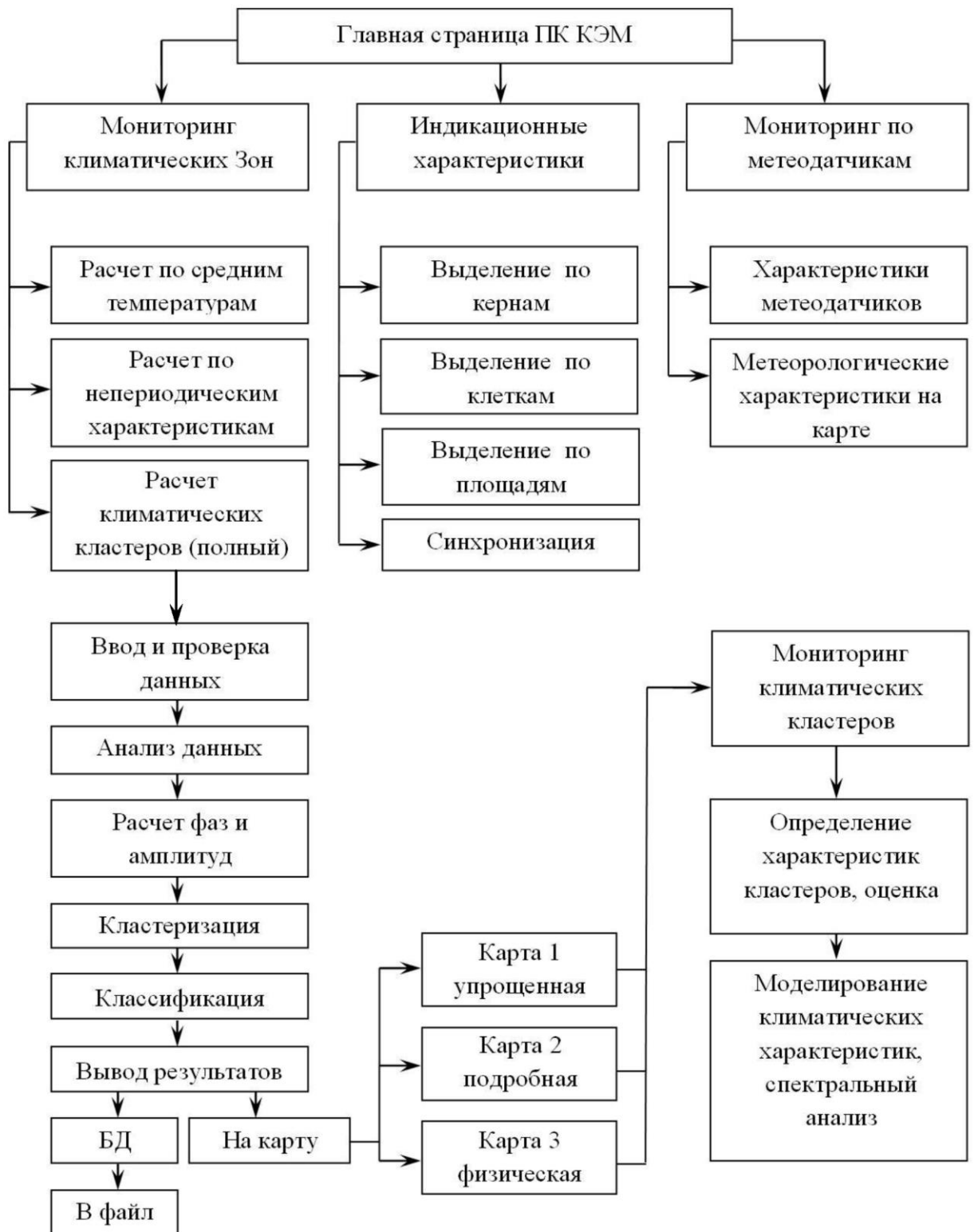


Рисунок 5.1 – Схема программного комплекса климатозоологического мониторинга

В соответствии со схемой, первый блок «Мониторинг климатических Зон» (рисунок 5.1) требует более подробного описания. В качестве входных данных для расчета могут использоваться метеорологические характеристики, полученные на метеостанциях, а также характеристики, восстановленные с использованием дендроиндикаторов. Характеристики, восстановленные с использованием дендроиндикаторов, представляются в виде значений индексов, характеризующих изменения температуры в месте географического нахождения биоиндикатора или вместе сбора образца (фиксируется код образца, широта, долгота места сбора). В качестве основных входных данных используются массивы, содержащие климатические характеристики, соответствующие изменениям среднемесячных значений приземной температуры, а также географические координаты мест получения климатических данных (широта, долгота, высота над уровнем моря и номер метеостанции).

В блоке «Мониторинг климатических Зон» выделение климатических классов может быть реализовано для трех типов данных. Первый – «Расчет по средним температурам» выделяет кластеры по средним значениям температуры, определённым для заданного временного интервала. Второй – «Расчет по непериодическим характеристикам» выделяет кластеры для данных, представляющих собой непериодические изменения климатических характеристик. Например, по среднемесячным значениям температуры каждого января за 55 лет. Третий – «Расчет климатических классов (полный)» представляет собой полный поэтапный расчет с использованием периодически изменяющихся климатических характеристик. В третьем расчёте при вводе данных производится проверка массива на содержание ошибок (пропуски, ошибки символов, правильность указания разделителя разрядов, оценка периодичности).

«Анализ данных» – реализует вывод данных в виде графиков во временном и частотном диапазонах с целью их предварительной визуальной проверки оператором. «Расчет фаз и амплитуд» реализует алгоритм БПФ, вводит

аналитический сигнал, реализует частотную фильтрацию сигнала, выполняет расчет амплитуд и фаз.

В процедуре «Кластеризация» в результате реализации МДК, описанного в главе 2, по фазовым или амплитудным характеристикам, в соответствии с заданным оператором интервалом значений корреляции, выделяются типовые климатические закономерности и кластеры. «Классификация» позволяет провести группировку исходного массива данных в соответствии с выделенными типовыми климатическими закономерностями. Полученные результаты сохраняются в базу данных. Результаты могут быть выведены в файл. Климатические кластеры визуализируются на трех типах географических карт: упрощенной, представленной контурами континентов, подробной, имеющей подробные региональные масштабы, физической, обеспечивающей сопоставление полученных результатов с географическими объектами (физическая карта необходима для оценки подстилающей поверхности).

Мониторинг климатических кластеров реализуется на основе определения характеристик климатических кластеров и оценки их изменения для разных временных периодов. Моделирование климатических характеристик ведется с использованием выделенных типовых фаз и амплитуд для отдельных климатических кластеров. Данные характеристики являются составляющими модели (2.14). Реализованный в ПК КЭМ спектральный анализ позволяет проводить исследование фазовых и амплитудных модуляции температурного колебания. Результаты анализа модуляции являются основой для вычисления коэффициентов и индексов K_i^A , I^ϕ для амплитуды и фазы и установления их взаимосвязи с глобальными циклами и характеристиками подстилающей поверхности в математической модели (2.14).

5.3 Режим работы программного комплекса

Реализация программного комплекса климатозоологического мониторинга основана на «облачных» вычислениях. Под «облачными» вычислениями

понимается предоставление пользователю компьютерных ресурсов и мощностей в виде интернет-сервиса. Достоинство такой реализации программного комплекса в том, что конечному пользователю вычислительные ресурсы предоставляются в готовом виде. Такой подход позволяет стандартизировать программное обеспечение для разных операционных систем (Windows, Linux, MacOS). Реализованное решение облегчает обеспечение доступа к данным широкому кругу заинтересованных исследователей. Большое преимущество «облачной» реализации в том, что ее вычислительная мощность теоретически не ограничена, что требуется при выполнении задачи обработки больших массивов климатических данных. В облаке терминал является мощным вычислительным устройством, способным не только накапливать промежуточную информацию, но и непосредственно управлять глобальной системой вычислительных ресурсов.

Практическая реализация метода динамической кластеризации реализована на языке программирования C# с использованием технологии ASP.NET MVC 5 в среде Microsoft Visual Studio 2019, что позволяет обеспечить решение задачи интерактивного доступа к программному комплексу для большого количества исследователей.

Приложение построено в соответствии с моделью «Model-View-Controller» (MVC), «Модель-Вид-Контроллер» (рисунок 5.2), состоящей из трех компонентов [299]: Модель (model) – отвечает за данные, а также определяет структуру приложения. Представление (view) – отвечает за взаимодействие с пользователем, определяет внешний вид приложения и способы его использования. Контроллер (controller) – отвечает за связь между компонентами Модель (model) и Вид (view). Контроллер (controller) определяет реакцию на действия пользователя [299].

В данной программной реализации (рисунок 5.2) одна модель «Dano», которая отвечает за хранение рассчитанных данных и контроллер «HomeController», который связывает модель с представлениями «Index.html» и «Map.html». Передача данных между представлениями и контроллером осуществляется с помощью формата «JSON». Отображение географической

карты (Map.html) реализовано на стороне клиента на языке программирования JavaScript с использованием библиотеки «Anychart». Для удобства реализации некоторые методы вынесены в отдельные классы. Код программы представлен в Приложении Г.

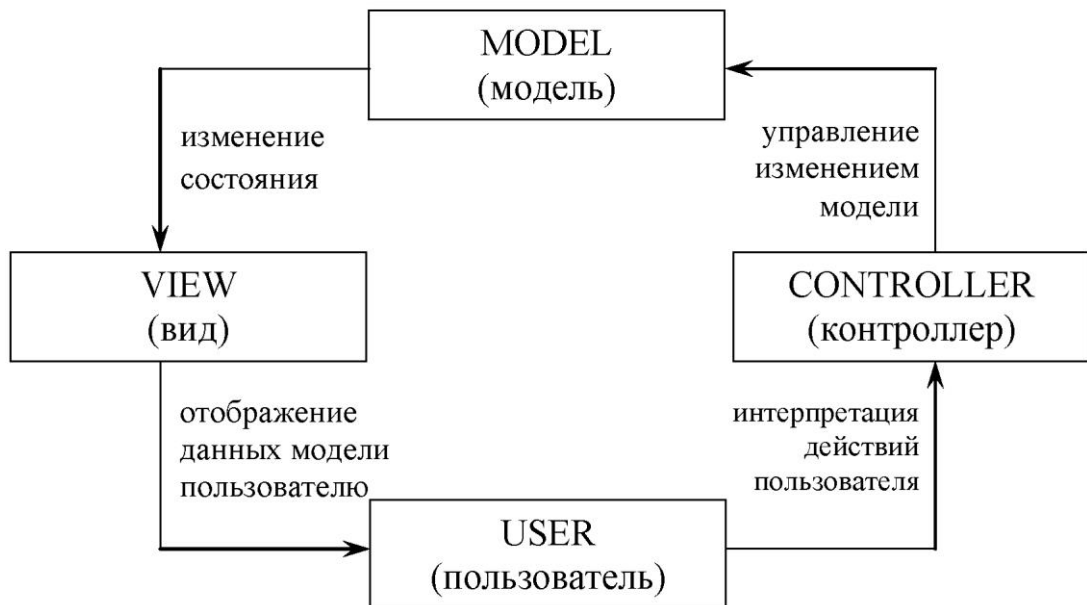
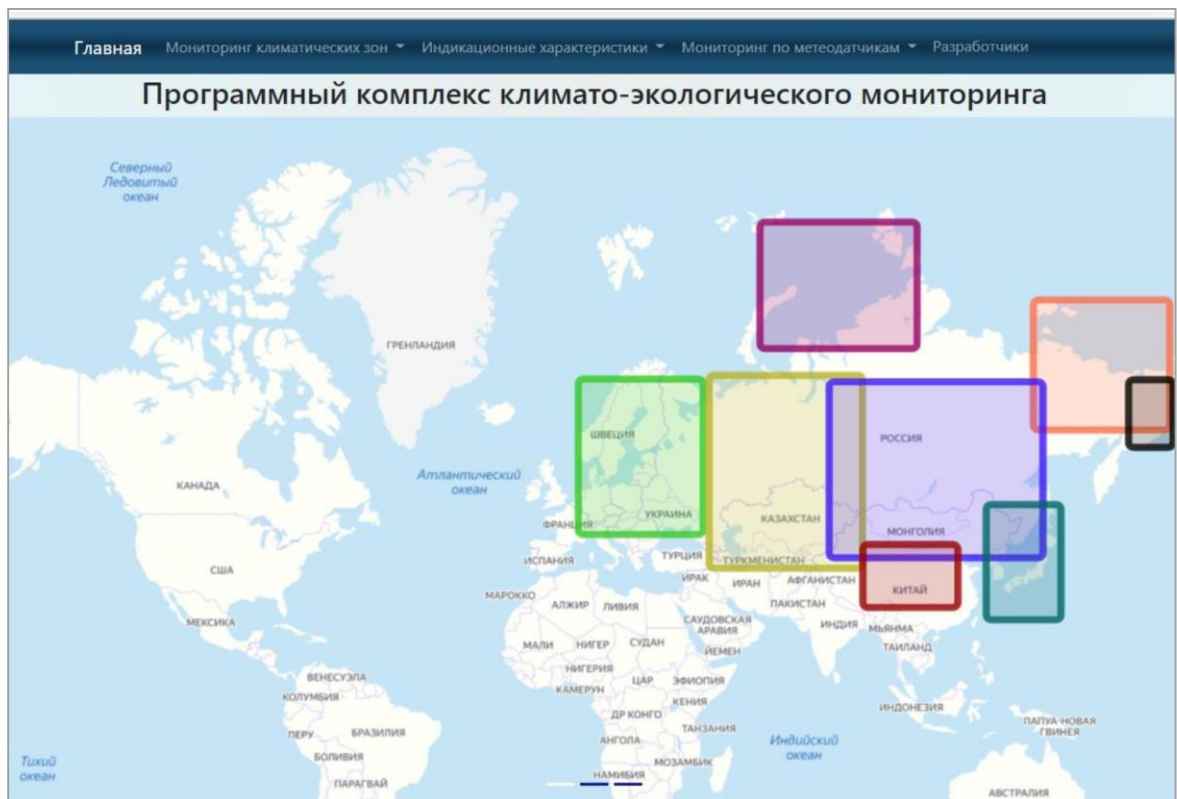


Рисунок 5.2 – Модель Model-View-Controller (MVC), «Модель-Вид-Контроллер»

Работа ПК КЭМ реализуется в интерактивном режиме. На рисунке 5.3, а изображена начальная страница. На рисунке 5.3, б изображена страница веб-приложения ввода входных данных, на примере расчета по средним температурам. Требуемый массив данных должен содержать необходимую информацию о значениях температуры, долготы, широты и номере метеостанции. При нажатии на кнопку «рассчитать» заполненные данные отправляются на сервер, где происходит их обработка.



а

Главная Мониторинг климатических зон Индикационные характеристики Мониторинг по метеодатчикам Разработки

Программный комплекс климато-экологического мониторинга

Файл температур:

Файл координат:

Дополнительные параметры в файле координат

Данные получены за период с: по:

Периодичность данных:
☒ Среднемесячные ☐ Среднесуточные

Отчеты: ☐ В строку ☒ В столбец

Координаты: ☐ В строку ☒ В столбец

б

Рисунок 5.3 – Страницы веб-приложения: а – начальная страница, б – ввода входных данных, представление Index.html

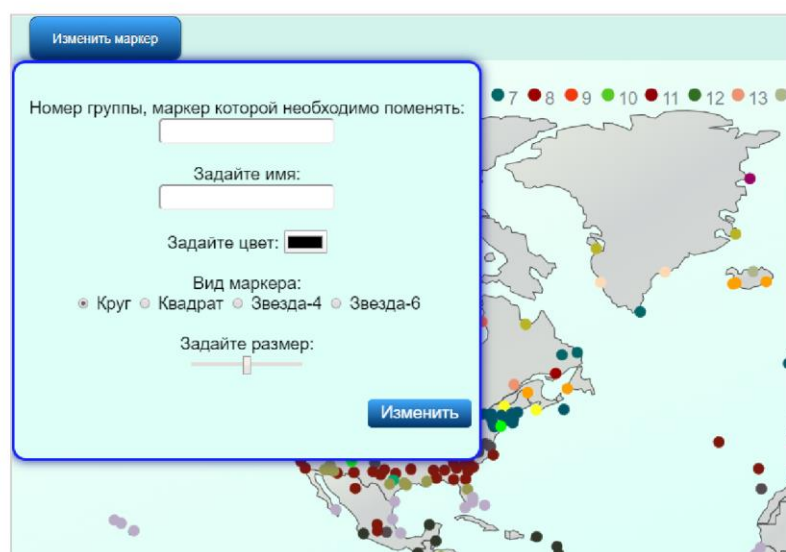
В процессе вычисления используются постоянные и временные массивы данных. Первый постоянный массив – это исходные данные. Второй постоянный массив – это расчетный, образованный из первого путем замены значений расчётными. Третий временный массив – это массив сравнения, содержащий значения, идентичные массиву, являющемуся исходным для текущей итерации. В процессе кластеризации дополнительно создается временный массив, содержащий значения взаимной корреляции. При выполнении условия завершения итерационного процесса (2.28) формируется окончательный постоянный массив, содержащий информацию о составе и характеристиках выделенных климатических кластеров (географические координаты, номера кластеров, количество элементов и др.). После завершения расчета, полученные данные отправляются на сторону клиента, где происходит формирование визуального образа климатического кластера на карте в соответствии координатами. В ПК КЭМ реализована визуализация климатических кластеров на географической карте Земли, на которой отображаются маркеры в виде геометрических объектов разных цветов в соответствии с географическими координатами (координаты метеостанций или мест сбора образцов). Каждому кластеру соответствует маркер своего цвета.

Станции, не вошедшие ни в один из кластеров, обозначаются символом «+» или не обозначаются совсем (рисунок 5.4, а). Реализована возможность изменять название, имя, цвет, вид и размер маркера (рисунок 5.4, б). Изменять можно тип карты.

В результате работы ПК КЭМ формируется база данных БД (рисунок 5.5), которая включает в себя основные характеристики, необходимые для обеспечения процесса мониторинга и моделирования изменений климатических кластеров.



а



б

а – карта №1 (упрощенная), б – изменение маркера

Рисунок 5.4 – Страницы веб-приложения (представление Map.html)

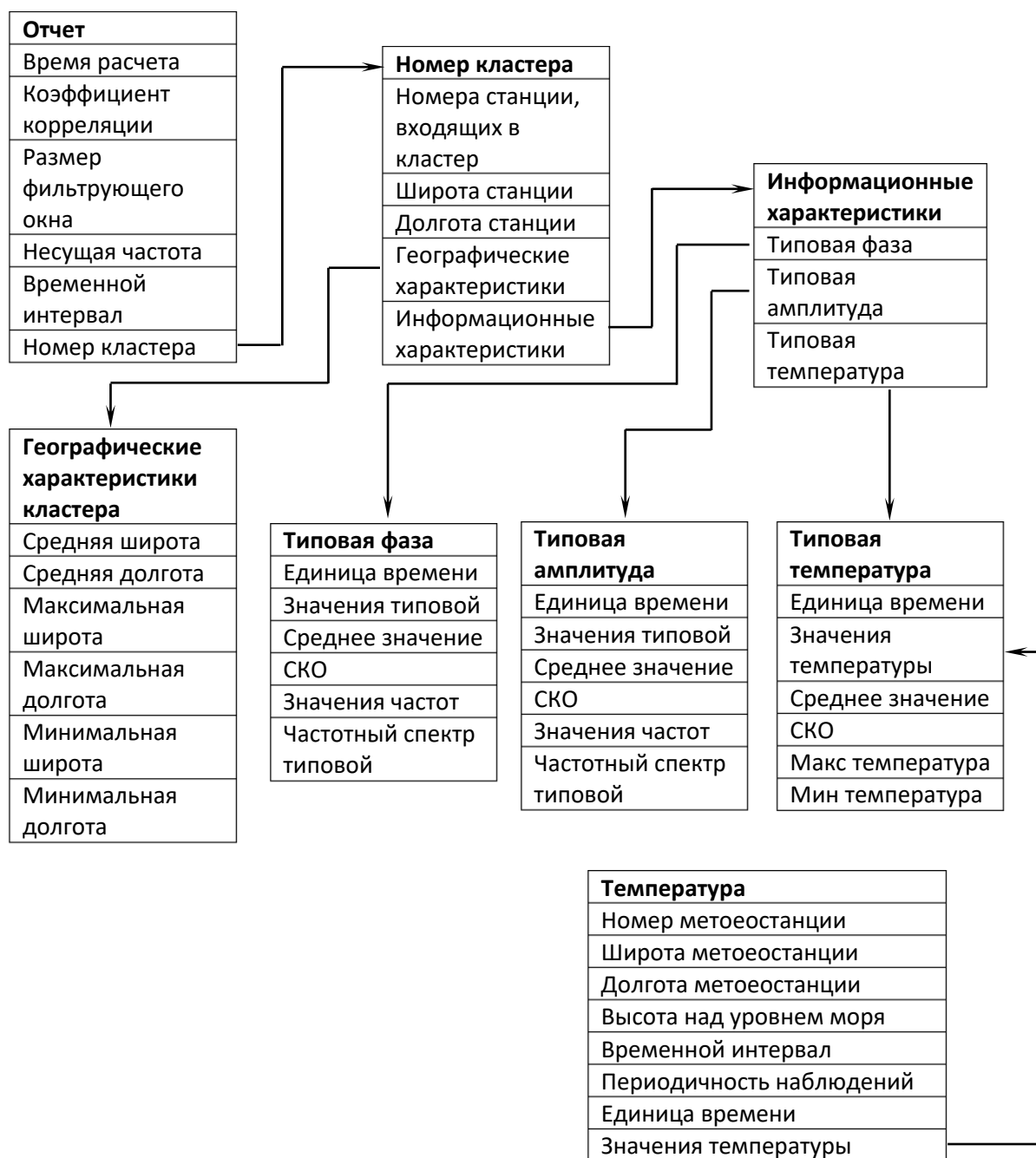


Рисунок 5.5 – Схема структуры базы данных, формируемой ПК КЭМ

5.4 Работа программного комплекса на примере моделирования климатических характеристик, построения и оценки климатических классов

Предложенный в работе метод динамической кластеризации, реализованный в виде комплекса программ, позволяет объединять климатические характеристики в уникальные климатические классы и отображать их на географические карты (рисунок 5.4, а) [30]. Исследование, описанное в параграфе 3.4.3, показывает, что климатические кластеры в разные интервалы времени имеют отличия (рисунок 3.15). С учетом существующих глобальных климатических изменений востребован механизм мониторинга изменений климатических классов. Полученные климатические классы и их изменения являются частью глобальной картины изменений климатических зон Земли. Описание климатических классов в виде формализованных характеристик необходимо для решения задачи мониторинга и моделирования зонального изменения климата [30]. Климатические классы могут характеризоваться географическими (геометрическими) и информационными характеристиками. Географические характеристики описывают положение и размер классов. Информационные характеристики связаны с природными процессами, характеризующими каждый отдельный класс, представляются в виде функциональных зависимостей и оценочных критериев.

Для определения географических критериев разработан алгоритм, позволяющий получить визуальное представление климатических классов на поверхности земного шара в виде блоков прямоугольной формы (рисунок 3.15), в границах которых сохраняются однородные климатические характеристики. Достоинством представления климатических классов в форме четырехугольника является простота вычисления и возможность определения областей пересечения классов. Блок-схема алгоритма представлена на рисунке 5.6. На первом этапе алгоритма осуществляется поиск значений максимальной и минимальной широты и долготы – граничные значения для каждого отдельного класса. На втором этапе реализуется визуализация класса, при которой каждый класс представляется в

форме четырёхугольника, построенного по граничным значениям класса. На третьем этапе вычисляются координаты геометрических центров классов, рассчитываемые как средние по граничным значениям. Четвертый и пятый этапы алгоритма предусматривают расчет расстояний между геометрическими центрами классов и определение близких классов по минимальному значению расстояния.



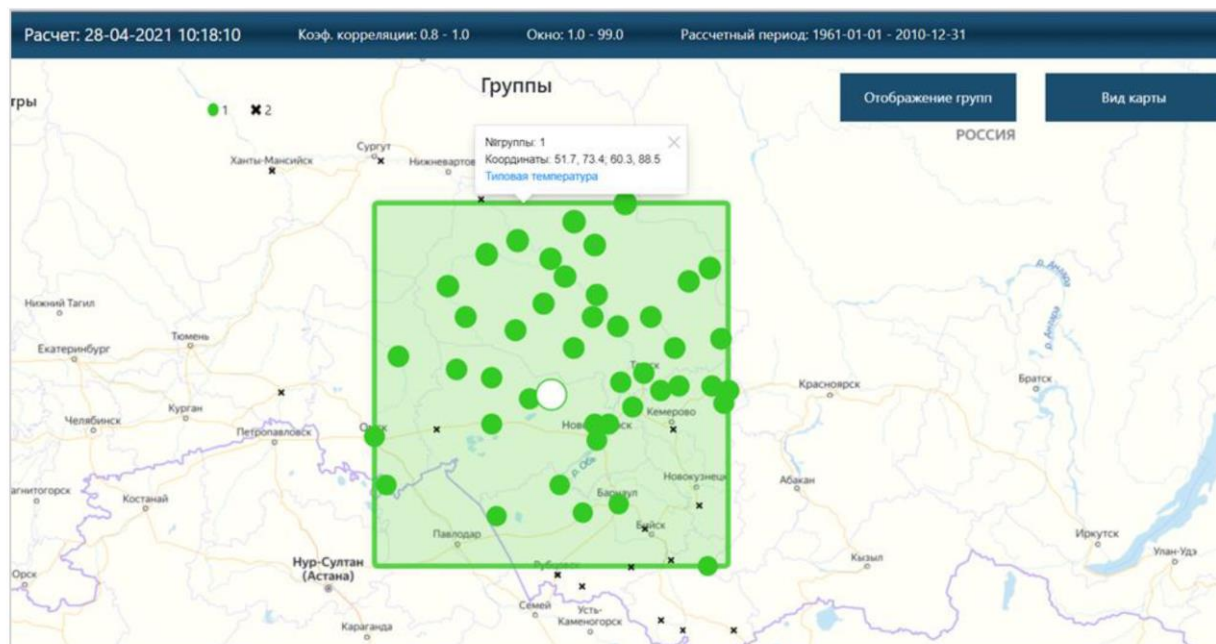
Рисунок 5.6 – Блок-схема алгоритма выделения географических критериев и визуализации климатических кластеров

Для определения границ климатических классов на основе предложенного алгоритма (рисунок 5.6) разработана программа для определения границ климатических классов «Climatic boundaries» [68].

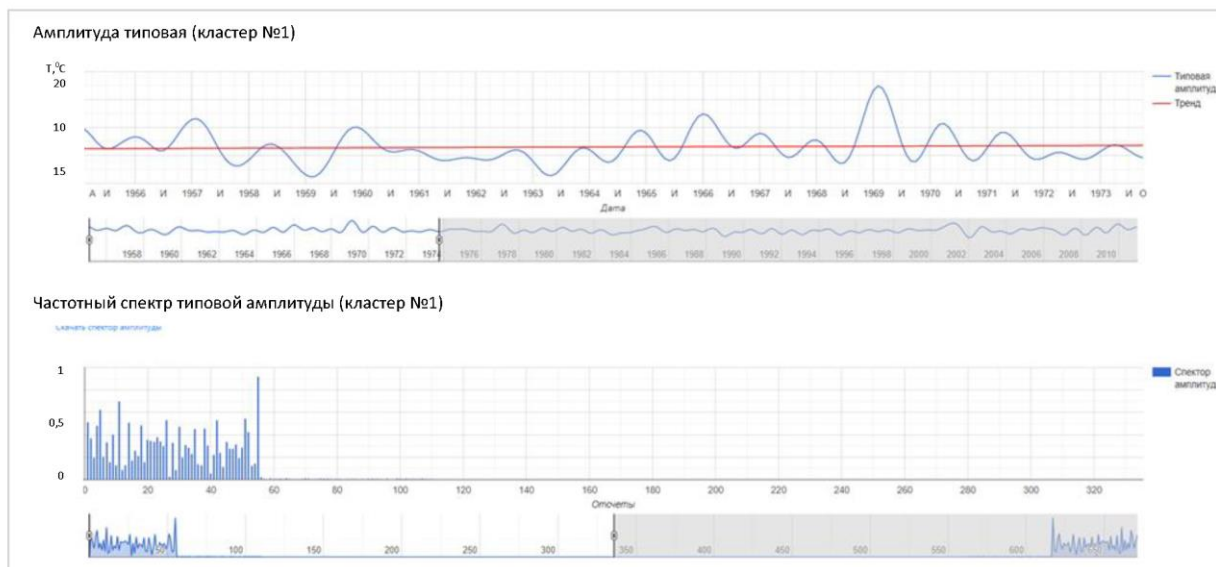
Графические характеристики классов позволяют оценить их положение, направление перемещения в разные интервалы времени, изменение их границ [66]. Визуализация, получаемая на основе географических характеристик, позволяет определить границы классов (рисунок 5.7, а) и зоны их пересечения (рисунок 3.15), которые могут быть переходными зонами с учетом тенденции глобальных климатических изменений, что необходимо для решения задач мониторинга, а также моделирования климатических изменений.

Информационные характеристики позволяют описать выделенные климатические классы в виде функциональных зависимостей и численных критериев. Данные характеристики связаны с исходными температурными сигналами и их составляющими, объединение которых в кластеры происходит в методе динамической кластеризации в соответствии с принципом синхронности. К информационным характеристикам класса относятся типовые климатические характеристики (типовая фаза, типовая огибающая, типовая температура). Информационными критериями являются для каждого отдельного класса средние значения типовых характеристик (рисунок 5.7, б) и их статистические оценки. Основными информационными характеристиками являются типовые функции, характеризующие климатические изменения, составляющих температурного колебания за отдельные интервалы времени. Важными для оценки циклов климатических изменений являются спектральные составляющие выделенных типовых функций (рисунок 5.7, в). В ПК КЭМ информационные характеристики рассчитываются в автоматическом режиме и размещаются в базе данных (рисунок 5.5).

Мониторинг климатических классов для разных временных интервалов проводится в соответствии с алгоритмом (рисунок 5.8). На первом этапе определяется близость расположения центров классов по наименьшему расстоянию между географическими центрами. На втором этапе вычисляются коэффициенты корреляции для близких классов и оценивается их мера сходства. На третьем этапе для всех типовых функций вычисляются спектральные



а



б



в

а – карта №2 (подробная), визуализация кластера №1, б – температурная характеристика – средняя оценка для кластера №1, в – спектр типовой амплитуды для кластера №1

Рисунок 5.7 – Страницы веб-приложения



Рисунок 5.8 – Блок-схема алгоритма анализа климатических классов разных временных периодов

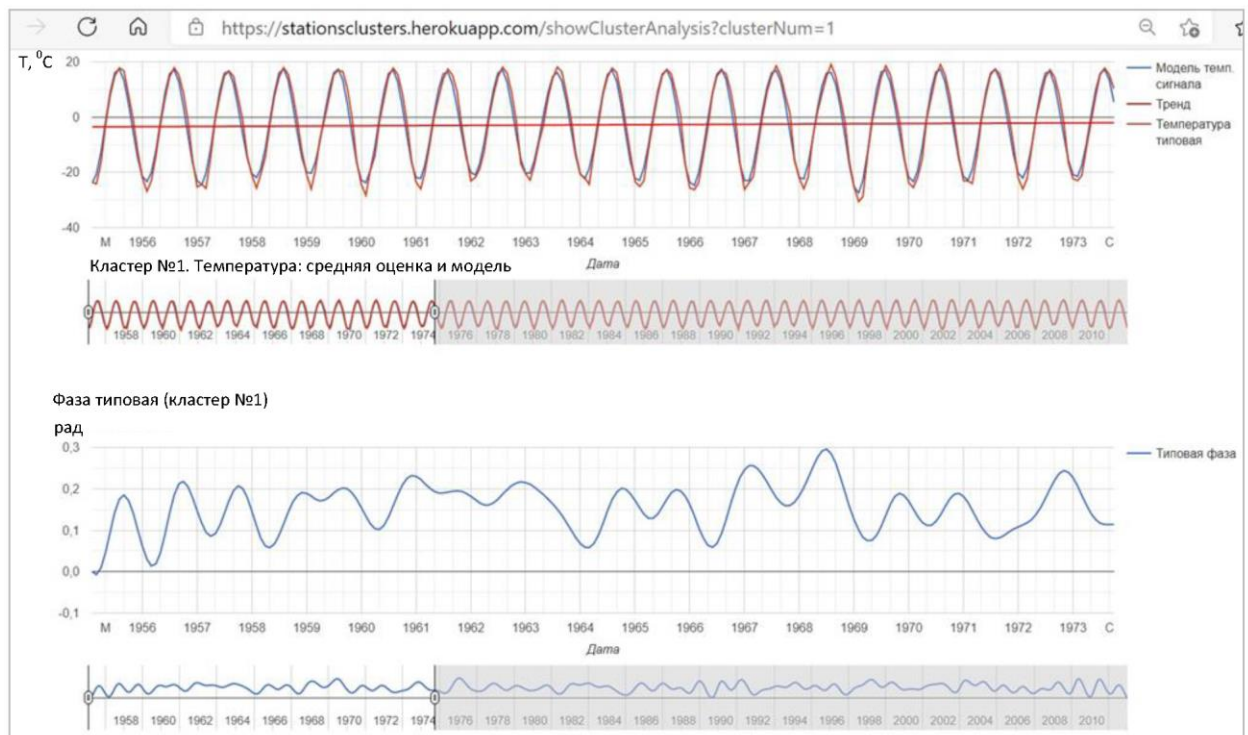
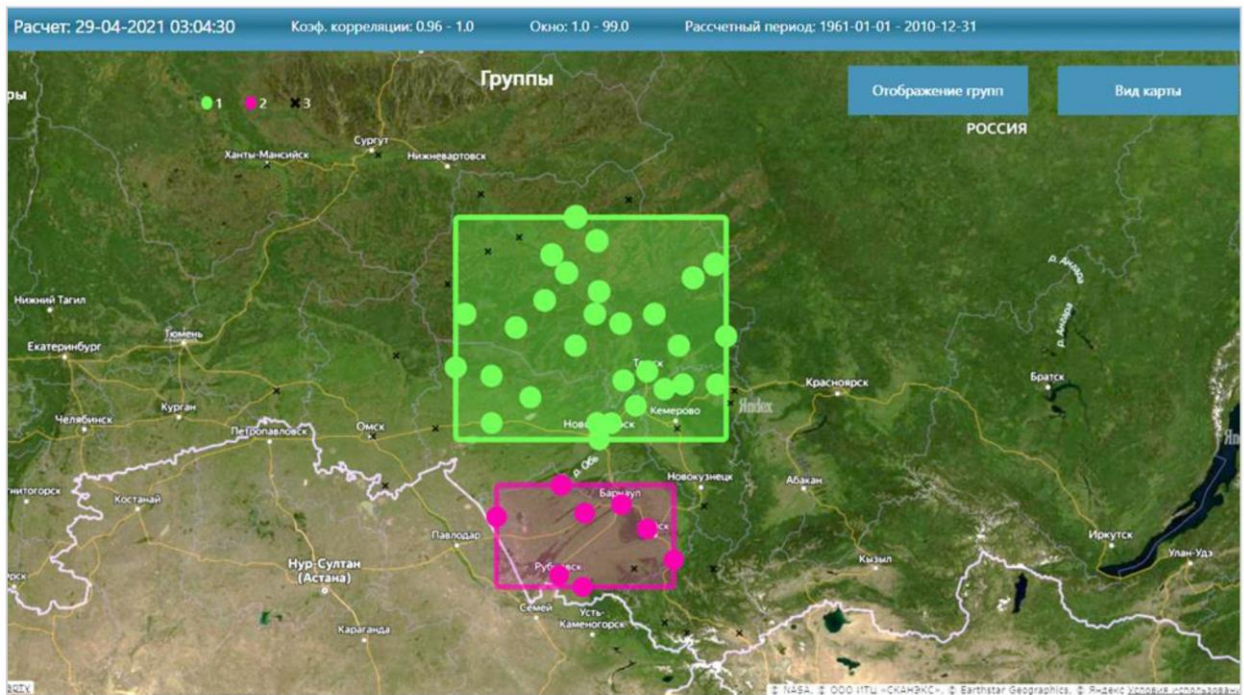
составляющие. На четвертом этапе производится разделение спектральных составляющих близких классов. Выделяются составляющие, сходные по знаку и имеющие наибольшие значения для сравниваемых классов. Производится разделение спектра на частоты, соответствующие уникальным (локальным) и системным свойствам климатического класса. На пятом этапе из уникальных составляющих строятся модели типовых характеристик.

В результате выполненных действий каждый климатический класс характеризуется набором географических и информационных характеристик, пригодных для анализа и моделирования закономерностей, характеризующих климатические классы. Формируется база данных необходимая для обеспечения задач мониторинга и моделирования климатических классов.

Моделирование климатических кластеров основано на двух характеристиках температурного сигнала – амплитуде и фазе. В программном комплексе каждому визуальному образу климатического кластера (рисунок 5.9, а) ставится в соответствие выделенные типовые функции: амплитуда и фаза (рисунок 5.9, б). С использованием данных типовых функций строится математическая модель температурного колебания (рисунок 5.9, б). Для моделирования применяется модель, описанная в главе 2, формула (2.14). Построение математической модели решает научную задачу исследования и моделирования климатических характеристик и климатических процессов. При помощи модели можно исследовать локальные и системные свойства природно-климатических процессов.

Математическая модель (2.14) пригодна для восстановления информации потерянной в результате сбоев при измерениях на метеостанциях, расположенных в границах соответствующего климатического класса.

Фазовая и амплитудная характеристики модели связаны с процессами получения передачи и переноса энергии. Через эти характеристики могут устанавливаться взаимосвязи с климатическими процессами, происходящими в атмосфере с учетом особенностей подстилающей поверхности, рельефом местности и географического положения климатического класса.



а – карта (физическая), б – типовая температурная характеристика отдельного класса, модель температурного сигнала и типовая фаза

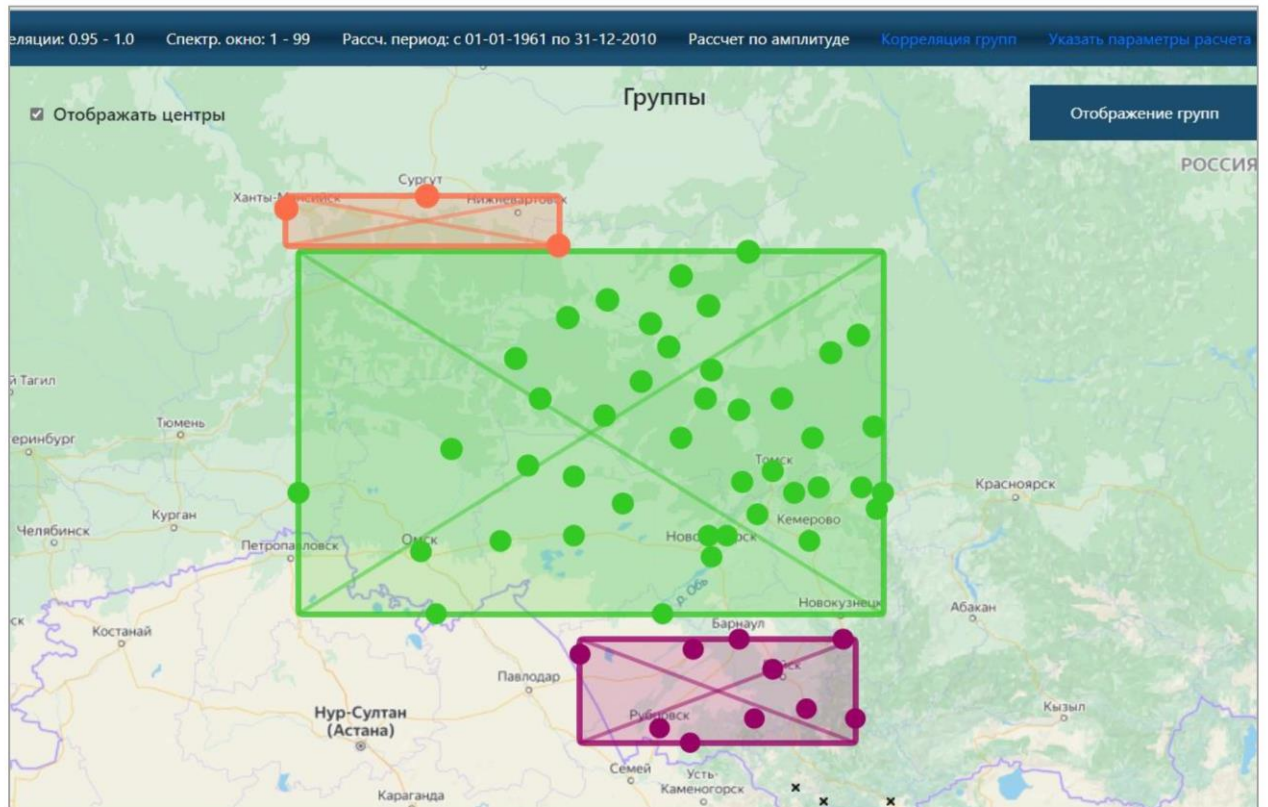
Рисунок 5.9 – Страницы веб-приложения

На рисунке 5.9, а показаны две визуальные модели климатических классов расположенных на территориях с отличающейся подстилающей поверхностью. Исследование взаимосвязи приземной температуры и характеристик подстилающей поверхности реализуется через построение, модулирующих

амплитуду и фазу функций: $\Delta A(\tau, L) = \sum_{i=1}^N K_i^A(L) a_i(\tau)$, $\Delta \Phi(\tau, L) = \sum_{i=1}^N I_i^\Phi(L) \varphi_i(\tau)$.

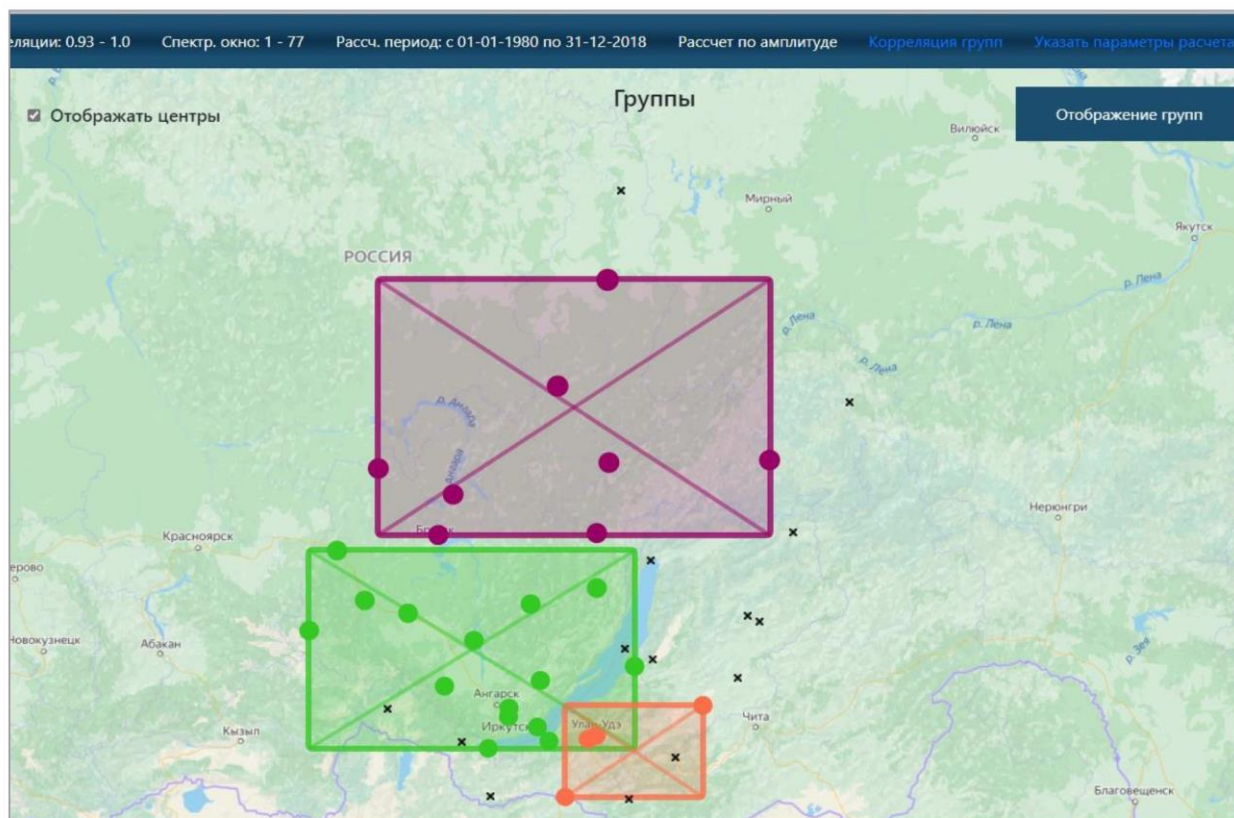
Коэффициенты и индексы K_i^A , I_i^Φ модуляции определяются на основе спектрального анализа фазы и амплитуды (рисунок 5.7, в). Результаты спектрального анализа сохраняются в базу данных и выводятся в отдельный файл, пригодный для дальнейшего использования при построении моделей (2.14).

С использованием МДК появляется возможность исследовать свойства климатической системы на разных уровнях иерархической структуры ее элементов – климатических классов, полученных для разных уровней корреляции климатических характеристик. ПК, основанный на МДК позволяет выделять климатические классы для разных территорий, характеризующихся разным уровнем взаимной корреляции между климатическими характеристиками [300]. На рисунке 5.10 представлены результаты климатической классификации для территории Западной Сибири (Томская область, Новосибирская область, Кемеровская область, Алтайский край, Ханты-Мансийский автономный округ), полученные по огибающим (амплитудам) при заданном интервале значений коэффициента корреляции от 0,95 до 1. На рисунке 5.11 представлены результаты классификации для территории Восточной Сибири (Байкальская природная территория, Иркутская область, Республика Бурятия), полученные по огибающим (амплитудам) при заданном интервале значений коэффициента корреляции от 0,93 до 1.



Станции, входящие в класс, обозначены маркерами одного цвета. Станции, не вошедшие в классы, обозначены символом «x»

Рисунок 5.10 – Климатические классы для территории Западной Сибири



Станции, входящие в классы, обозначены маркерами одного цвета. Станции, не вошедшие в классы, обозначены символом «×»

Рисунок 5.11 – Климатические классы для территории Восточной Сибири (Байкальская природная территория)

5.5 Реализация метода динамической кластеризации для параллельных вычислений

При реализации задачи динамической кластеризации с использованием большого объема данных быстро проявляется недостаток имеющихся вычислительных мощностей, заключающийся, как правило, в увеличении времени отклика системы [21, 45, 298].

Среди ранее возникших (в 1990-х гг.) технологий обработки данных, позволяющих увеличить вычислительную производительность, получили распространение grid-вычисления. Это направление первоначально рассматривалось как возможность использования свободных ресурсов процессоров и развития системы добровольной аренды вычислительных мощностей. Ряд проектов (GIMPS, distributed.net, SETI@home) доказали, что такая модель вычислений достаточно эффективна. Сегодня эта технология применяется для решения научных, математических задач, где требуются значительные вычислительные ресурсы. Облачные вычисления и grid-вычисления имеют много схожих черт в архитектуре и применяемых принципах. Облачные технологии являются более перспективными благодаря значительно более гибкой платформе для работы с удаленными вычислительными ресурсами [21].

Используя технологии распределённых вычислений, можно существенно расширить возможности программного комплекса климатологического мониторинга. Естественным решением является распределение информационного, программного и технического обеспечения на несколько параллельных потоков, что дает возможность увеличить скорость обработки информации путем распределения между различными вычислителями, используя как мощности отдельных вычислительных ядер процессоров, так и мощности различных вычислительных центров. Реализация мониторинга климатических зон в высокопроизводительных вычислительных системах с новыми эффективными распределёнными методами обработки дает возможность получить новые

результаты и качественные оценки параметров окружающей среды. Для выполнения данной задачи необходима параллельная реализация МДК.

Анализ существующих аппаратно-программных средств реализации параллельных вычислений показал, что не существует универсальных решений [301]. Существующие программные комплексы и системы достаточно универсальны, ориентированы на широкий класс исследований и выполнение часто используемых задач, они плохо учитывают специфику требований конкретной исследовательской задачи.

Для решения задачи повышения вычислительной производительности на основе проведённого структурного анализа метода динамической кластеризации (рисунок 2.4) и особенностей задачи климатического мониторинга, разработана параллельная реализация МДК (рисунок 5.12) [53, 59, 302].

Исходный массив M содержит ограниченное количество температурных сигналов, равное N . Каждый сигнал может быть обработан отдельно, поэтому максимальное количество потоков может быть равным или меньшим N . На рисунке 5.12 сплошными линиями обозначены потоки распределения частей исходного массива данных $M(j)^i$, где j – номер части массива $j = 1, 2, \dots, N$, переданной отдельному вычислителю, i – порядковый номер итерации. При создании бинарного массива значения элементов используется промежуточный массив кластеров $S(j)$, формируемый для выделенной части, который требует обращения к массиву значений взаимной корреляции C . Формирование массива значений взаимной корреляционной матрицы C требует обращения к результатам всех вычислителей. Определение значений частей $M(j)^{i+1}$ требует обращения к элементам всего исходного массива M^i . Вычисление условия завершения итерационного процесса выполняется для выделенного массива. Для полного завершения работы требуется выполнение условия завершения итерационного процесса одновременно для всех вычислителей.

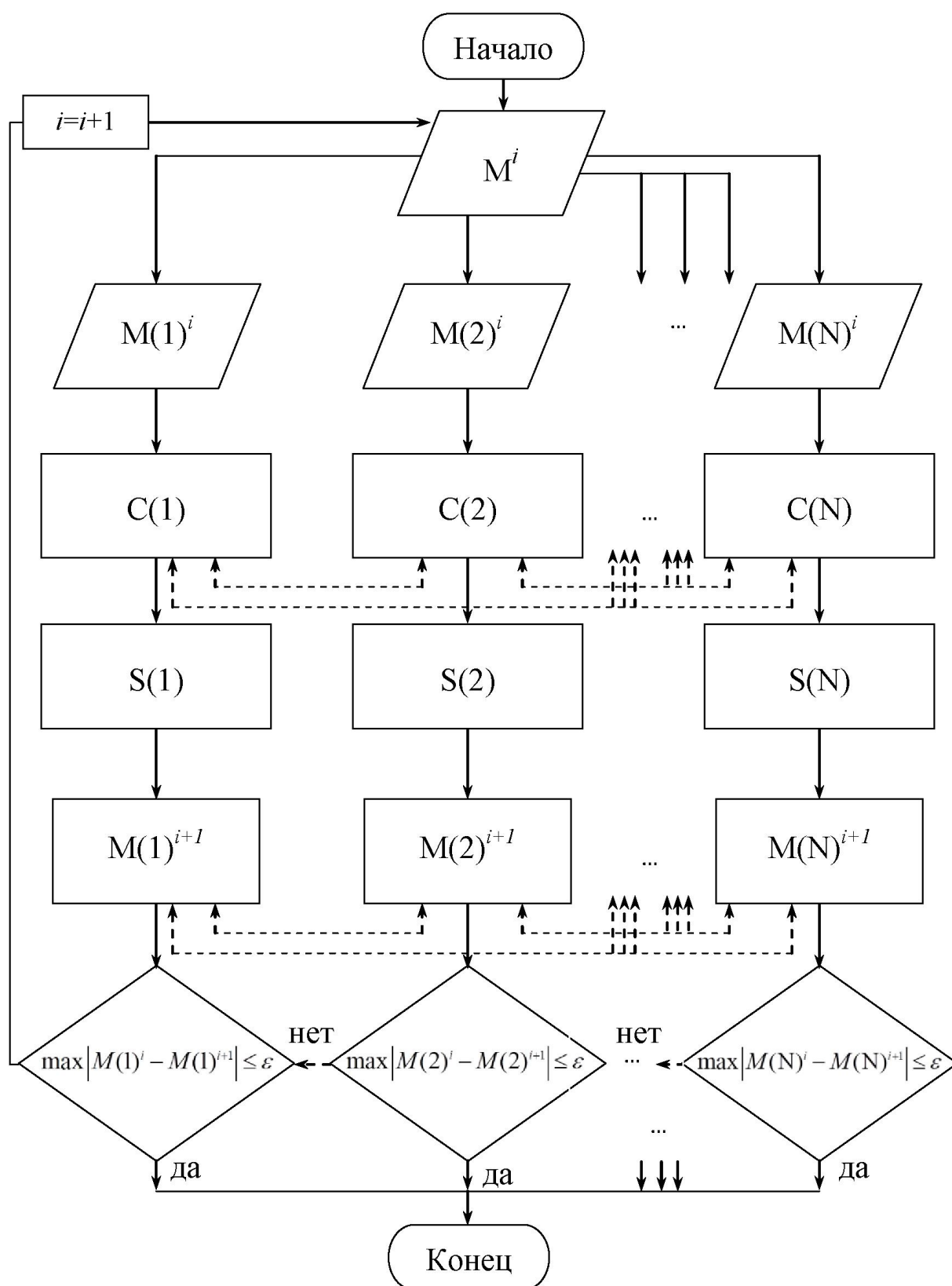


Рисунок 5.12 – Блок-схема параллельного вычисления расчетных блоков МДК при выполнении итерационного процесса

Планирование и диспетчирование обработки климатозэкологических данных должно быть возложено на специальный коммуникационный сервер. Взаимодействие всех вычислителей с комплексом обработки осуществляется только через коммуникационный сервер. Основной задачей коммуникационного сервера является обеспечение оптимальной загрузки имеющихся в его распоряжении вычислителей.

В качестве критерия, определяющего качество параллельной реализации метода динамической кластеризации и его программной реализации, было выбрано время выполнения операций. Оптимизация осуществлялась по минимальному значению времени выполнения операций [37]. Время вычисления операций при реализации параллельных вычислений складывается из трех составляющих: времени выполнения отдельных операций (направления выполнения операций обозначены на рисунке 5.12 сплошными линиями), времени обращения к хранилищу данных (направления выполнения операций обозначены на рисунке 5.12 штриховыми линиями), времени работы менеджера, распределяющего операции.

Если принять затраты времени на работу менеджера выполнения операций значительно меньшими, чем затраты времени на выполнение отдельных операций или обращение вычислительных единиц к хранилищу данных, то время выполнения метода динамической кластеризации в его параллельной реализации сократится кратно количеству распределенных потоков вычисления.

Для оценки времени, затраченного на параллельную реализацию вычислений, проведен численный эксперимент. В качестве исходных данных принят массив из 818 рядов, каждый из которых содержал 672 значения. Общее количество значений – 549696. Численный эксперимент проводился при наличии минимального числа вычислителей, равного 1 и максимального, равного 818. Производительность всех вычислителей, участвовавших в расчете, идентичная.

Расчет времени проводился для четырех отдельных операций:

- 1) расчет значений парной корреляции для массива климатических сигналов;

2) формирование массива кластеров из климатических сигналов с заданным коэффициентом парной корреляции;

3) вычисление среднеарифметических оценок из выделенных в кластеры климатических сигналов;

4) расчет абсолютной разности между значениями текущего и предыдущего массивов и проверка условия завершения работы.

В результате эксперимента установлено, что увеличение производительности будет обеспечено за счет параллельного выполнения расчетных операций. При параллельных вычислениях потребовалось в 6,47 раза меньше времени, чем при обычной реализации данных вычислений на одной вычислительной машине при прочих равных условиях с использованием одинаковых исходных данных. Результаты представлены в таблице 5.1.

Таблица 5.1 – Время выполнения вычислительных операций

Вычислительная операция	Последовательная реализация		Параллельная реализация	
	Время выполнения операции (мин)	Время обращения к массивам данных (мин)	Время выполнения операции (мин)	Время обращения к массивам данных (мин)
1 Расчет значений парной корреляции для массива климатических сигналов	0,22	0	0,2	1,37
2. Формирование массива кластеров из климатических сигналов с заданным коэффициентом парной корреляции	2,54	0	0,2	1,36

Таблица 5.1 – Время выполнения вычислительных операций

3. Вычисление среднеарифметических оценок из выделенных в кластеры климатических сигналов	26,13	0	0,2	1,36
4. Расчет абсолютной разности между значениями текущего и предыдущего массивов и проверка условия сходимости.	6,5	0	0,1	0,68
ИТОГО:	29,99	0	0,7	4,77
ВСЕГО:	35,39		5,47	

Из результатов эксперимента видно, что при параллельной реализации большая часть затраченного времени тратится на обращения к массивам данных, примерно в 6,2 раза больше, чем используется времени при выполнении всех вычислительных операций. Поэтому определяющим при использовании схемы с параллельными вычислениями будет значение скорости передачи данных.

Переход к выбору параллельной реализации будет оправдан при выполнении следующего условия:

$$\frac{T_p}{T} = \frac{T_t + T_c}{T} < 1, \quad (5.1)$$

где T_p – общее время выполнения вычислений при параллельной реализации;

T – общее время выполнения вычислений при последовательной реализации;

T_t – общее время, затрачиваемое на передачу данных;

T_c – общее время, затрачиваемое на выполнение вычислений.

Для обеспечения вычислений при большом объеме исходного массива климатических данных на основе предложенного метода (рисунок 5.12)

разработана программа параллельного вычисления расчетных блоков для классификации температурных полей «Parallel» [69].

5.6 Язык визуальных расчетных компонентов для моделирования, анализа и кластеризации квазигармонических колебаний

Разработанный ПК КЭМ реализует сложный математический аппарат, включающий в себя кластерный, корреляционный, спектральный и статистический анализ данных. В нем используются описанные в данной работе математические модели, методы и алгоритмы. ПК КЭМ можно отнести к сложной технической управляемой системе, использование которой предполагает многократное проведение вычислительного эксперимента над компьютерными моделями и операции над разными массивами данных при варьировании значений параметров их компонентов согласно сценарию исследования. Работа, связанная с анализом и оценкой климатических данных, производится на разных стадиях подготовки и вывода результатов, что требует от исследователя знаний о примененных в ПК КЭМ методах и моделях. Данный программный комплекс разработан для использования специалистами из разных областей знаний. Сложность выполняемых процессов может сократить круг исследователей, способных освоить заложенные в нем методы, модели и алгоритмы. С целью автоматизации процессов целесообразно перейти к средствам визуального программирования, которые позволяют упростить задачу пошагового анализа данных и перейти через разработанный пользовательский интерфейс к методу визуального конструирования исследования, понятному большому кругу пользователей.

В качестве технологии проектирования и кодирования методов и алгоритмов программного обеспечения в ПК КЭМ использована технология графосимволического программирования базирующаяся на графическом способе представления программ [303]. Данная технология программирования предполагает представление алгоритмов программ и других компонентов, их

спецификации, в виде визуальной, графической формы и структурированного процедурного программирования. В качестве универсальной алгоритмической модели используется абстрактная модель, основанная на графе состояний. Граф в данном случае заменяет текстовую (вербальную) форму описания алгоритма программы, при этом реализуется представление алгоритма в визуальной форме и происходит декомпозиция основных компонент описания алгоритма программного продукта. Допускается построение иерархических алгоритмических моделей с неограниченным уровнем вложенности. Структура алгоритмической модели зависит от выбранного способа декомпозиции объекта программирования на множество состояний и множество событий [303].

Для достижения цели автоматизации процессов программирования необходимо решить задачу, направленную на построение языка визуальных расчетных компонентов, используемых для анализа и моделирования климатических данных. Набор визуальных компонентов необходим для формирования на визуальном уровне многоуровневой системы базовых блоков, к классу которых относятся панели визуализации ввода-вывода данных, панели выполнения расчетных операций.

В основу языка визуальных расчетных компонентов положены объекты – визуальные блоки, представляющие совокупность свойств – параметров и методов, данных и события отражающие изменение состояния объекта или внешнего воздействия. Объекты объединены в классы в соответствии с присущими им свойствами и методами (рисунок 5.13). Классы «Стрелка» и «Блок» являются «Элементами диаграммы». «Стрелка» и «Блок» имеют все поля, методы и события, как и базовый класс «Элемент диаграммы». Подобная реализация классов предложена с целью избежания дублирования свойств.

Классы являются «Схемой» для построения объектов. Класс «Блок» может содержать объект «Блок классификации» с определенными данными, функциями и т.д. Визуальные блоки отражают выполняемые методы, реализованные на языке Java на стороне сервера и на языке C# на стороне клиента. Внутри блоков реализованы алгоритмы, позволяющие адаптировать блоки между собой.



Рисунок 5.13 – Схема структурных элементов языка визуальных расчетных компонентов

Отдельными протоколами описаны правила использования и передачи данных между блоками. Визуальные блоки встроены в программный комплекс как отдельные программные модули.

Работу визуальных компонентов можно продемонстрировать на примере представления компонента – Блок «Кластеризация». Программный код представлен в Таблице 5.2, Таблице 5.3 и и Таблице 5.4.

Таблица 5.2 – Код реализации компонента – Блок «Кластеризация»

```

<div id="classes" class="diagramElement" data-link="/countClasses"
data-form-id="formClassesId" onclick="ajaxResolve(this)">
  <div class="diagramInside unselectable">
    <a>Кластеризация </a><br>
    <span></span>
  </div>
</div>
  
```

Таблица 5.3 – Код взаимодействия компонента Блок «Кластеризация» с сервером

```
//Функция, выполняющаяся при выполнении блока
function ajaxResolve(element){
    //Асинхронная отправка запроса на сервер
    $.ajax({
        //Получения адреса запроса из атрибутов блока
        url: element.dataset.link
        //Указание данных для передачи
        data: new FormData($form[0])
        //При успешном выполнении запроса
        success: function (data) { //В блоке отображается какая-либо
доп. информация об успешном расчёте
            element.lastElementChild.lastElementChild.textContent =
data;
        },
        //При возникновении ошибки
        error: function() {
            //В блоке отображается «Ошибка»
            element.lastElementChild.lastElementChild.textContent =
"Ошибка";
        }
    });
}
```

Таблица 5.4 – Код реализации метода: «Расчет кластеров» на сервере для компонента Блок «Кластеризация»

```
//В скобках указан адрес запроса
@GetMapping("/countClasses")
@ResponseStatus(value = HttpStatus.OK)
//Параметры метода - данные, переданные в запросе
public void countClasses(@RequestParam(required = false) String
classCoefDOWN,
                        @RequestParam(required = false) String
classCoefUP){
    //Данные запоминаются в статическом классе, доступ к
полям которого может осуществляться из любой точки приложения
    ResolveForm.classCoefDOWN = Double.parseDouble(classCoefDOWN);
    ResolveForm.classCoefUP = Double.parseDouble(classCoefUP);
    //Вызов метода для расчета кластеризации в классе модульного
расчета
    ModulesCalc.ClassesCalc();
}
```

В первом элементе “div” data-link – адрес обращения на сервер, data-form-id – идентификатор формы для получения данных для отправки на сервер (см. диаграмму классов поля (данные) класса «Блок», onclick – событие щелчка мыши на блок (см. диаграмму классов события класса «Элемент диаграммы»)), при котором вызывается функция для отправки запроса на сервер.

Технология языка визуальных расчетных компонентов по программированию модели алгоритма исследования включает следующие этапы:

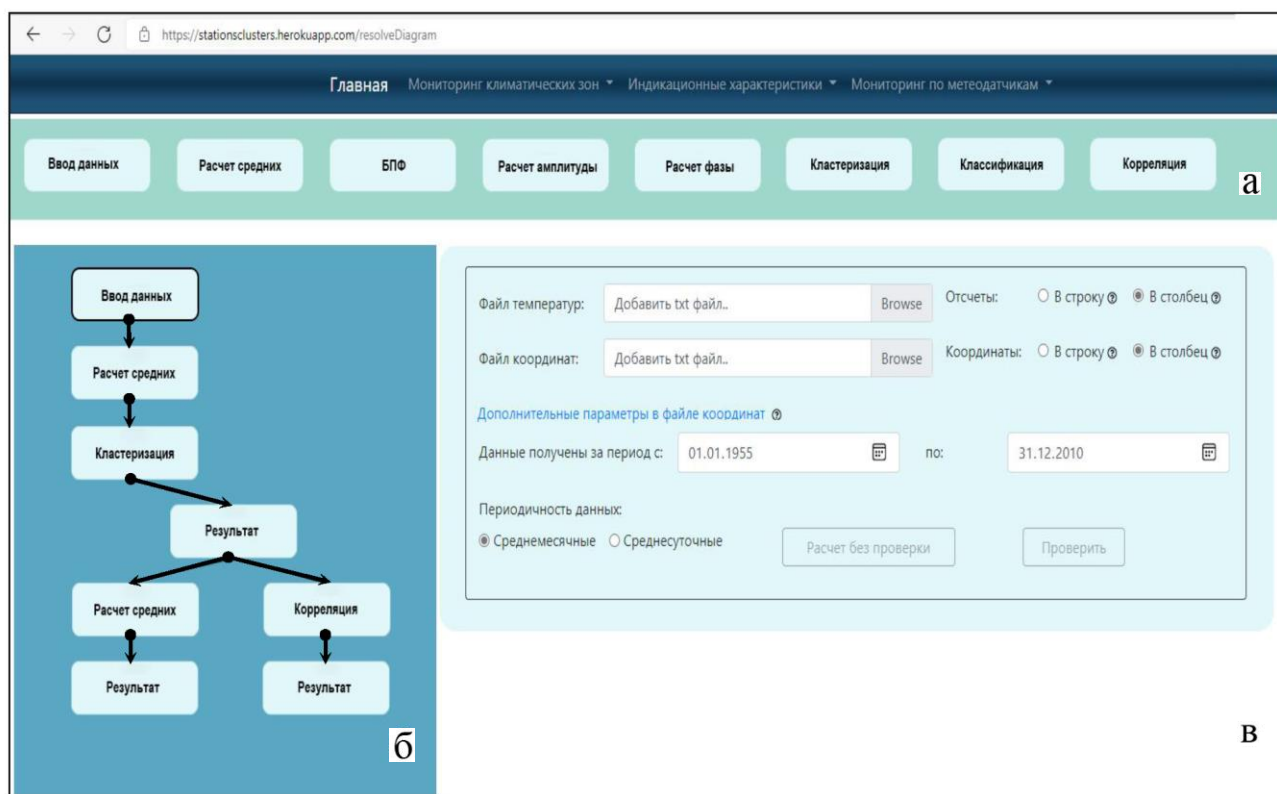
1. Определяется цель проекта, в соответствии с которой формируется представление об общей структуре визуальной модели алгоритма исследования. Определяются необходимые визуальные компоненты – Блоки в соответствии с задачами исследования.

2. Для построения модели определяются состояния – события каждого блока. Блоки выстраиваются исследователем в требуемом порядке в соответствии с задачами исследования. Набор методов, выполняемых над каждым отдельным блоком, определен в рамках визуального языка заранее.

3. Обозначаются связи между визуальными блоками через отдельный класс «Связь – стрелка».

4. Компиляция визуального алгоритма исследования реализуется после вызова блока «Результат» до уровня соответствующего блока вывода результатов согласно установленным связям.

Визуализация модели алгоритма реализуется в замкнутой экранной области на стороне клиента, в которой производится построение алгоритма в виде связанных блоков и вывод результатов анализа данных и моделирования, а также располагаются органы управления параметрами и характеристиками (рисунок 5.14). Визуальная модель алгоритма исследования создается путем переноса визуальных блоков из области выбора визуальных компонентов в область проектирования. В процессе работы визуальная модель алгоритма исследования может быть многократно преобразована в новый вид, что соответствует изменению состояния визуальной модели алгоритма. Язык визуальных расчетных компонентов может быть представлен визуальным уровнем, состоящим из визуальных компонентов – блоков, реализующих методы и модели, средств отображения данных, средств интерактивного управления параметрами и логическим уровнем, под которым понимается сценарий функционирования визуальных компонентов и определяются условия их взаимосвязи, параметры принимаемых и выдаваемых данных.



а – область выбора визуальных компонентов (блоков) – «Палитра»,
 б – область проектирования модели алгоритма – «Диаграмма»,
 в – область ввода-вывода данных

Рисунок 5.14 – Страницы веб-приложения для построения визуальной модели алгоритма

Таким образом, в работе предложен визуальный язык, позволяющий автоматизировать вычислительные процессы и сделать работу с программным комплексом более простой и наглядной.

5.7 Выводы

1. В данной главе представлено описание разработанного программного комплекса, реализующего предложенные в работе алгоритмы в виде интерактивного приложения с использованием технологии ASP.Net MVC framework языка программирования C# компании Microsoft, что обеспечило

возможность получения результатов моделирования и исследования свойств математических моделей квазигармонических колебаний в оперативном режиме.

2. Предложен метод визуального программирования, встроенный в разработанный программный комплекс, для моделирования и исследования свойств математических моделей квазигармонических колебаний.

3. Предложена параллельная реализация метода динамической кластеризации, позволяющая применять его для распределённых вычислений, обеспечивающая увеличение вычислительной производительности программного комплекса. На основе экспериментальных данных показано увеличение производительности в параллельной реализации в 6,5 раза.

4. Разработан алгоритм визуализации климатических классов, позволяющий осуществлять оценку изменения их границ.

5. Разработана структура базы данных, формируемая программным комплексом. В базу данных включены географические и информационные критерии классов за разные временные периоды.

6. Результаты, изложенные в данной главе, опубликованы в статьях [21, 37], в сборниках трудов конференций [45, 52, 59, 298, 302], в свидетельствах о регистрации программы для ЭВМ [68–73].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации предложено решение крупной научной проблемы – создание системы математических методов и алгоритмов моделирования и идентификации элементов квазигармонических колебаний и их кластеризации для анализа нестационарных пространственно-неоднородных процессов, обеспечивающей работу с реальными климатическими характеристиками (полученными в результате инструментальных измерений, использования методов биоиндикации и изучения палеоклиматической информации) и позволяющей выделять климатически обусловленные региональные закономерности и, на их основе, климатические классы. Проблема имеет важное научное и народнохозяйственное значение. Решение направлено на информационное обеспечение процессов управления в области рационального природопользования и достижения оптимального социально-экономического развития.

В результате формулирования и создания системы математических методов и алгоритмов, а также разработки программного комплекса для кластеризации природно-климатических процессов, моделируемых квазигармоническими колебаниями, получены следующие результаты:

1. Для описания колебаний среднемесячных значений приземной температуры и значений прироста трахеид дендроиндикатора сформулированы математические модели, разработанные на основе АС, представленные в форме квазигармонического колебания, модулированного по амплитуде и фазе. В модели введены параметры, ограничивающие глубину модуляции амплитуды и фазы в зависимости от уникальных особенностей исследуемых процессов. Введение параметров ограничения модуляции позволило повысить адекватность моделей.

2. Анализ элементов математической модели колебания средних значений приземной температуры показал, что глубина модуляции амплитуды и фазы – элементов, входящих в математическую модель, связана с географической широтой местности. Свойства элементов модели (амплитуды и фазы) с учетом

установленной зависимости позволяют решить прикладную задачу классификации климатов. Введение в модель параметра широты позволяет повысить устойчивость методов кластеризации квазигармонических колебаний к нестационарности и пропускам в данных.

3. Математическая модель непрерывного радиального прироста трахеид дендроиндикатора позволила связать радиальный прирост ствола дерева с колебанием значений приземной температуры. Использование данной модели обеспечило возможность получения климатических характеристик на основе исследования изменений морфологической структуры дендроиндикатора (биологического объекта, используемого в качестве индикатора климатических изменений) и применение их при решении задачи классификации климатов.

4. Предложен для анализа свойств амплитуды и фазы разработанный на основе обобщения теории аналитического сигнала численный метод вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания с применением оптимизации спектральной полосы частот квазигармонического колебания. Оптимизация спектральной полосы совместно с гармонизацией сигнала позволила расширить область применения разработанного метода для квазигармонических колебаний наиболее сложной формы.

5. На основе анализа и обобщения методов группировки предложен новый численный метод кластеризации, использующий синхронность изменений значений однотипных характеристик как базовый принцип. В результате численного и натурного экспериментов показано, что при наличии синхронности в изменениях значений однотипных характеристик разработанный метод преобразует исходное пространство колебаний значений численных величин в пространство средних типовых функций, сокращая его размерность в зависимости от заданного интервала корреляции. На основе выделенных типовых функций новый метод позволяет формировать кластеры без априорной информации об их количестве и определять для каждого кластера модель типового колебания. Типовые функции, полученные при помощи разработанного метода

кластеризации для разных уровней корреляции, дают возможность оценить тесноту связи между кластерами.

6. Доказана сходимость нового метода кластеризации к конечному числу кластеров, основанная на результатах численного эксперимента и эксперимента на основе реальных данных.

7. Разработан алгоритм распознавания графических образов сложных кольцевых структур, основанный на обобщении метода кластеризации и метода вычисления элементов модели в форме квазигармонического колебания.

8. Разработан интерактивный программный комплекс, в основу которого положены предложенные в работе математические модели и численные методы, реализованные в виде созданных визуальных расчетных компонентов, упрощающих и ускоряющих процесс выполнения моделирования и анализа квазигармонических колебаний. Комплекс применим для обеспечения решения задачи климатической классификации. В программном комплексе предложена реализация метода кластеризации для параллельных вычислений, обеспечивающая увеличение вычислительной производительности в 6,5 раза.

Одним из основных перспективных направлений дальнейшего развития научного исследования является использование разработанных математических моделей, метода исследования квазигармонических колебаний и метода кластеризации для развития методов системного анализа сложных колебательных систем, а также использование разработанных численных методов для решения фундаментальной проблемы, связанной с изучением изменений климата и оценки устойчивости климатической системы.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И ОПРЕДЕЛЕНИЙ

АС – Аналитический сигнал

АМ – амплитудная модуляция

БД – база данных

БПФ – быстрое преобразование Фурье

МДК – метод динамической кластеризации

ММ – математическая модель

ПК КЭМ – программный комплекс «Климатоэкологического мониторинга»

ПО – программное обеспечение

ФМ – фазовая модуляция

ЭВМ – электронно-вычислительная машина

Рамочная конвенция Организации Объединенных Наций об изменении климата (РКИКООН) Конвенция была принята 9 мая 1992 года в Нью-Йорке и подписана в ходе Встречи на высшем уровне “Планета Земля” в Рио-де-Жанейро в 1992 году более чем 150 странами и Европейским сообществом. Ее конечная цель заключается в “стабилизации концентраций парниковых газов в атмосфере на таком уровне, который не допускал бы опасного антропогенного воздействия на климатическую систему”. Она содержит обязательства для всех Сторон. В соответствии с Конвенцией Стороны, включенные в приложение I (все страны ОЭСР и страны с переходной экономикой), стремятся к 2000 году вернуться к уровням выбросов парниковых газов, не контролируемых Монреальским протоколом, который существовал в 1990 году. Конвенция вступила в силу в марте 1994 года. В 1997 году РКИКООН приняла Киотский протокол [1].

Климат обычно определяется как средний режим погоды или в более строгом смысле как статистическое описание средней величины и изменчивости соответствующих количественных параметров в течение периода времени, который может варьироваться от нескольких месяцев до тысяч или миллионов лет. Согласно определению Всемирной Метеорологической Организации

классическим периодом для усреднения этих переменных является период в 30 лет. Соответствующими количественными параметрами чаще всего являются такие приземные переменные, как температура, осадки и ветер. В более широком смысле климат представляет собой состояние климатической системы, включая ее статистическое описание [1].

Климатическая система представляет собой весьма сложную систему, состоящую из пяти основных компонентов: атмосферы, гидросферы, криосферы, литосферы и биосферы, и взаимодействий между ними. Климатическая система эволюционирует во времени под воздействием своей собственной внутренней динамики и в силу внешних воздействий, таких как извержения вулканов, колебания солнечной радиации и антропогенные воздействия, такие как изменение состава атмосферы и изменения в землепользовании [1].

Изменение климата означает изменение состояния климата, которое может быть определено (например, с помощью статистических тестов) через изменения в средних значениях и/или вариабельности его параметров и которое сохраняется в течение длительного периода, обычно десятилетий или больше. Изменение климата может быть вызвано естественными внутренними процессами или внешними воздействиями, такими как модуляции солнечных циклов, извержения вулканов и продолжительные антропогенные изменения в составе атмосферы или в землепользовании ... [1].

Изменчивость климата означает колебания среднего состояния и других статистических параметров (таких, как средние квадратичные отклонения, встречаемость экстремальных явлений и т.д.) климата во всех пространственных и временных масштабах, выходящих за пределы отдельных метеорологических явлений. Изменчивость может быть обусловлена естественными внутренними процессами в климатической системе (внутренняя изменчивость) или колебаниями внешнего естественного или антропогенного воздействия (внешняя изменчивость) [1].

Палеоклимат: климат в периоды, предшествующие разработке измерительных приборов, включая исторические и геологические эпохи, для которых имеются только косвенные климатические данные.

Приземная температура воздуха, измеренная в хорошо вентилируемых будках на высоте 1,5 м от земли [1].

Ансамбль: Подборка модельных имитаций, характеризующая предсказание климата или проекцию. Различия в начальных условиях и формулировании модели приводит к разным эволюциям смоделированной системы и могут сообщить информацию о неопределенности, связанной с ошибкой модели или ошибкой в начальных условиях в случае прогнозов климата, а также о неопределенности, связанной с ошибкой модели и с внутренней изменчивостью климата в случае климатических проекций [1].

Реанализы: это оценки исторических данных о температуре атмосферы и ветрах или о температуре и течениях океана, а также о других количественных параметрах, которые осуществляются посредством обработки прошлых метеорологических или океанографических данных с использованием самых последних достижений в области прогнозирования погоды или моделей циркуляции океана и методов ассимиляции данных. Использование фиксированной ассимиляции данных позволяет избежать эффектов, связанных с изменением системы анализа, которые присутствуют в оперативных анализах.

Древесные кольца: концентрические кольца вторичной древесины, видимые при поперечном разрезе ствола древесного растения. Разница между плотной, межклеточной древесиной одного сезона и крупноклеточной весенней древесиной следующей весны позволяет оценить возраст дерева, а ширину или плотность колец можно связать с такими параметрами климата, как температура и количество осадков [1].

Климатические зоны: крупные подразделения земной поверхности, выделенные на основе общности климатических условий [304].

Мониторинг: комплексная система наблюдений, оценки и прогноза изменений состояния биосферы или её отдельных элементов под влиянием

антропогенных воздействий. Мониторинг может быть локальным, региональным и глобальным. В мониторинге состояние биосферы характеризуется геофизическими, физико-географическими, геохимическими, биологическими параметрами [305].

Метеорология: наука об атмосфере, о ее составе, строении, свойствах и протекающих в ней физических и химических процессах [91].

Климатология: это раздел общей метеорологии, которая изучает закономерности формирования климатов, распределение их по земному шару, а также изменения климата в прошлом и будущем [91].

Интерактивный режим: режим взаимодействия процесса обработки информации системы обработки информации с человеком, выражающийся в разного рода воздействиях на этот процесс, предусмотренных механизмом управления конкретной системы и вызывающих ответную реакцию процесса [306].

Математическая модель: модель, в которой сведения об объекте моделирования представлены в виде математических символов и выражений. [307, 308].

Математическое моделирование: исследование каких-либо явлений, процессов или систем объектов путем построения, применения и изучения их математических моделей [307, 308].

Численный метод: представление математической модели в форме алгоритма, который может быть реализован в виде компьютерной программы [307, 308].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. IPCC, 2013: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change / T. F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner [et al.]. – UK, Cambridge : Cambridge University Press, 2013. – 1535 p.
2. Фролов, А. В. Климатология: история и современность / А. В. Фролов // Фундаментальная и прикладная климатология. – 2015. – Т. 1. – С. 5–8.
3. Климатическая доктрина Российской Федерации : доктрина : утверждена указом Президента Российской Федерации № 812 от 26 окт. 2023 г. // Гарант : информ.-правовой портал. – М., 2023. – URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/407782529/?ysclid=lsvmtq63dw830416462> (дата обращения: 05.04.2024).
4. Национальный план мероприятий второго этапа адаптации к изменениям климата на период до 2025 года : национальный план мероприятий : утверждён распоряжением Правительства Российской Федерации № 559-р от 11 марта 2023 г. // Гарант : информ.-правовое обеспечение. – М., 2025. – URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/406426879/?ysclid=lsvncr0ryc206020857> (дата обращения: 05.04.2024).
5. Гражданская защита : энциклопедия : в 4 т. / под общей ред. В. А. Пучкова. – М. : ФГБУ ВНИИ ГОЧС (ФЦ), 2015. – Т. 2 : К–О. – 624 с.
6. Supan, A. Die Temperaturzonen der Erde / A. Supan // Petermanns Geographische Mitteilungen. – 1879. – Bd. 25. – S. 349–358.
7. Köppen, W. Klassifikation der Klimate nach Temperatur, Niederschlag und Jahreslauf / W. Köppen // Petermanns Mitteilungen. – 1918. – S. 194–203. URL: http://koeppen-geiger.vu-wien.ac.at/pdf/Koppen_1918.pdf (дата обращения: 02.06.2024).
8. Köppen, W. Das geographische System der Klimate / W. Köppen. – Berlin, Germany : Verlag von Gebrüder Bornträger, 1936. – 44 s.

9. McKnight, T. L. Climate Zones and Types: The Köppen System / T. L. McKnight, D. Hess // *Physical Geography: A Landscape Appreciation*. – 2000. – P. 200–201.
10. Григорьев, А.А. Классификация климатов СССР / А. А. Григорьев, М. И. Будыко // *Известия Академии наук СССР. Серия географическая*. – 1959. – № 3. – С. 3–19.
11. Алисов, Б. П. Климатология / Б. П. Алисов, Б. В. Полтараус. – М. : Изд-во Моск. ун-та, 1974. – 298 с.
12. Поляков, Д. В. Применение кластерного анализа для оценки температурно-влажностных условий в период активной вегетации на территории юга Западной Сибири и его связь с гидротермическим коэффициентом Т. Г. Селянинова / Д. В. Поляков, И. В. Кужевская // *Вестник Томского государственного университета*. – 2012. – № 360. – С. 188–192.
13. World map of the Köppen-Geiger climate classification updated / M. Kottek, J. Grieser, C. Beck [et al.] // *Meteorologische Zeitschrift*. – 2006. – № 15 (3). – S. 259–263.
14. Кондратюк, В. И. О выделении информативно однородных зон по климатическим данным / В. И. Кондратюк, Т. П. Светлова, И. В. Далюк // *Труды Главной геофизической обсерватории им. А. И. Воейкова*. – 2003. – № 551. – С. 51–57.
15. Закусилов, В. П. Использование компонентного анализа для характеристики атмосферной циркуляции над западным географическим районом / В. П. Закусилов, П. В. Закусилов // *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: География. Геоэкология*. – 2009. – № 2. – С. 67–71.
16. Салугашвили, Р. С. Колебания климата на территории первого естественного синоптического района и климатическое районирование / Р. С. Салугашвили // *Ученые записки Казанского университета. Серия Естественные науки*. – 2012. – Т. 154. – Кн. 3. – С. 216–227.
17. Кирста, Ю. Б. Декомпозиция метеорологических полей Северного полушария Земли: 1. Метод пространственной кластеризации континентальных

метеорологических полей / Ю. Б. Кирста, Н. Ю. Курепина, О. В. Ловцкая // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. – 2014. – № 5. – С. 58–62.

18. DeGaetano, A. T. Spatial grouping of United States climate stations using a hybrid clustering approach / A. T. DeGaetano // International Journal of Climatology. – 2001. – № 21. – P. 791–807.

19. Unal, Y. Redefining the climate zones of Turkey using cluster analysis / Y. Unal, T. Kindap, M. Karaca // International Journal of Climatology. – 2003. – № 23. – P. 1045–1055.

20. Метод выделения структур как способ увеличения связанности региональных и глобальных полей температуры / В. А. Крутиков, С. Г. Катаев, В. А. Тартаковский [и др.] // Оптика атмосферы и океана. – 2014. – Т. 27. – № 3. – С. 224–231.

21. Вычислительные технологии в задачах обработки дендроэкологических данных / И. А. Ботыгин, Ю. В. Волков, В. Н. Попов, В. А. Тартаковский // Известия ТПУ. – 2005. – Т. 308, № 6. – С. 170–174. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=9119370> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

22. Исследование численного алгоритма операции «сжатие-растяжение», применяемой для восстановления биоиндикационных данных / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский, В. Н. Попов, И. А. Ботыгин // Известия ТПУ. – 2006. – Т. 309, № 3. – С. 170–174. – URL: https://elibrary.ru/author_items.asp (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

23. Волков, Ю. В. Математическая модель микроструктуры годовичных слоёв деревьев / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Известия ТПУ. – 2009. – Т. 314, № 5. – С. 117–120. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=12883803> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

24. Волков, Ю. В. Алгоритм синхронизации хронологических рядов / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Известия ТПУ. – 2009. – Т. 315, № 5. – С. 61–64.

– URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=13220657> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

25. Волков, Ю. В. Алгоритм совместной фильтрации рядов клеточных структур годовых колец деревьев / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Известия ТПУ. – 2010. – Т. 317, № 5. – С. 125–129. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=15515066> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

26. Волков, Ю.В. Алгоритм анализа площадей годовых слоёв деревьев / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Известия ТПУ. – 2011. – Т. 319, № 5. – С. 112–117. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=17086818> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

27. Волков, Ю. В. Алгоритм восстановления площадей прироста, основанный на геометрических особенностях годовых колец деревьев / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Известия ТПУ. – 2012. – Т. 321, № 5. – С. 146–149. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=18783680> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

28. Древесно-кольцевые изотопные хронологии Прибайкалья и их связь с ледовой изотопной хронологией Гренландии / В. А. Воронин, В. А. Тартаковский, Ю. В. Волков [и др.] // Оптика атмосферы и океана. – 2008. – Т. 21, № 1. – С. 60–64. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=11515484> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

29. Классификация климата путём анализа фазы температурных рядов / В. А. Тартаковский, В. А. Крутиков, Ю. В. Волков, Н. Н. Чередыко. – DOI 10.15372/AOO20150806 // Оптика атмосферы и океана. – 2015. – Т. 28, № 8. – С. 711–717. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=23868033> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

30. Волков, Ю. В. Структура температурного поля Северного полушария в период современных климатических изменений / Ю. В. Волков, Н. Н. Чередыко, В. А. Тартаковский. – DOI 10.15372/AOO20220209 // Оптика атмосферы и океана. – 2022. – Т. 35, № 2S (397). – С. 143–149. – URL:

<https://elibrary.ru/item.asp?id=47988509> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

31. Volkov, Yu. V. Analysis of temperature signals and their clusterization algorithm / Yu. V. Volkov. – DOI 10.3103/S8756699019030051 // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2019. – Vol. 55, № 3. – P. 243–248. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=41697891> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

32. Volkov, Y.V. Estimate of stability of the dynamic clustering algorithm for temperature signals / Y. V. Volkov. – DOI 10.3103/S8756699020060126 // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2020. – Vol. 56, № 6. – С. 580–585. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=46769301> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

33. Волков, Ю. В. Численный метод кластеризации климатических данных / Ю. В. Волков, А. В. Кавешников. – DOI 10.25743/ICT.2023.28.6.005 // Вычислительные технологии. – 2023. – Т. 28, № 6. – С. 46–56. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=59076862> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

34. Climate classification in the Northern Hemisphere using phases of temperature signals / N. N. Cheredko, V. A. Tartakovsky, V. A. Krutikov, Yu. V. Volkov. – DOI 10.1134/S1024856017010043 // Atmospheric and Oceanic Optics. – 2017. – Vol. 30, № 1. – P. 63–69. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29499518> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

35. Трансформация пространственной структуры поля приземной температуры Северного полушария / Н. Н. Чередыко, В. А. Тартаковский, Ю. В. Волков, В. А. Крутиков. – DOI 10.31857/S2587556620010057 // Известия Российской Академии Наук. Серия географическая. – 2020. – № 1. – С. 47–55. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42340202> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

36. Application of a principle of synchronicity to an analysis of climatic processes / V. A. Tartakovsky, V. A. Krutikov, Yu. V. Volkov, N. N. Cheredko. – DOI

10.1088/1755-1315/48/1/012002 // IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. – 2016. – V. 48. – P. 012002. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29474876> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

37. Development and study of a parallel algorithm of iteratively forming latent functionally-determined structures for classification and analysis of meteorological data / V. A. Sorokin, Yu. V. Volkov, A. I. Sherstneva, I. A. Botygin. – DOI 10.1088/1755-1315/48/1/012012 // IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. – 2016. – V. 48. – P. 012012. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29473784> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

38. Climate classification in the Northern Hemisphere using envelopes of temperature signals / Y. V. Volkov, V. A. Tartakovsky, N. N. Cheredko [et al.]. – DOI 10.1088/1755-1315/211/1/012003 // IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. – 2018. – V. 211. – P. 012003. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38708674> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

39. Cheredko, N. N. Climate clusters of Eurasia against the background of global climate change / N. N. Cheredko, V. A. Tartakovsky, Y. V. Volkov. – DOI 10.1088/1755-1315/386/1/012009 // IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. – 2019. – V. 386. – P. 012009. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=43226221> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

40. Volkov, Yu. V. Features of the structure of surface air temperature field in the Northern Hemisphere / Yu. V. Volkov, N. N. Cheredko. – DOI 10.1117/12.2288296 // 23th International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics : proceedings, Irkutsk, July 03–07, 2017. – SPIE, 2017. – 104666S. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=35499654> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

41. Study of phase clustering method for analyzing large volumes of meteorological observation data / Y. V. Volkov, V. A. Krutikov, I. A. Botygin [et al.]. – DOI 10.1117/12.2286873 // 23th International Symposium on Atmospheric and Ocean

Optics: Atmospheric Physics : proceedings, Irkutsk, July 03–07, 2017. – SPIE, 2017. – 104665L. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=35537284> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

42. Northern Hemisphere temperature field structure in various time frames / N. N. Cheredko, V. A. Tartakovsky, Y. V. Volkov, V. A. Krutikov. – DOI 10.1117/12.2504479 // 24th International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics : proceedings, Tomsk, July 02–05, 2018. – SPIE, 2018. – 1083384. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38667325> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

43. Classification of climate in the Northern Hemisphere by the envelope of temperature signals / Y. V. Volkov, V. A. Tartakovsky, N. N. Cheredko [et al.] – DOI 10.1117/12.2505454 // 24th International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics : proceedings, Tomsk, July 02–05, 2018. – SPIE, 2018. – 108338Z. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=38647663> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

44. External factors in the formation of climate clusters of Eurasia / N. N. Cheredko, Y. V. Volkov, V. A. Tartakovsky [et al.]. – DOI 10.1117/12.2540714 // 25th International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics : proceedings, Novosibirsk, July 01–05, 2019. – SPIE, 2019. – 112087M. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=43235294> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

45. Information technology of tree-ring processing / I. A. Botygin, V. N. Popov, Y. V. Volkov, V. A. Tartakovsky. – DOI 10.1109/KORUS.2004.1555260 // The 8th Russian-Korean International Symposium on Science and Technology (KORUS 2004) : proceedings, Tomsk, Russia, June 26 – July 03, 2004. – University of Ulsan, 2004. – P. 15–17. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=20803563> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

46. Mathematical model of the radial cross section of tree rings / P. A. Akulov, V. A. Tartakovsky, Yu. N. Isaev [et al.]. – DOI 10.1109/IFOST.2012.6357810 // 7th International Forum on Strategic Technology (IFOST): conference proceedings, Tomsk,

Russia, September 18–21, 2012. – IEEE, 2013. – P. 1-5. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=20483970> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

47. Mathematical model for the research of environmental changes on the basis of biological indication / V. N. Popov, Yu. V. Volkov, V. A. Tartakovsky, I. A. Botygin. – DOI 10.1109/IFOST.2012.6357812 // 7th International Forum on Strategic Technology (IFOST): conference proceedings, Tomsk, Russia, September 18–21, 2012. – IEEE, 2013. – P. 1–4. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=20484444> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

48. Математическая модель радиального сечения годовых колец деревьев / В. А. Тартаковский, Ю. Н. Исаев, В. Д. Несветайло [и др.] // Автометрия. – 2003. – Т. 39, № 5. – С. 118–127. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=17665030> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

49. Волков, Ю. В. Способ оценки неоднородности прироста годовых слоёв деревьев / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Вестник науки Сибири. – 2014. – № 1 (11). – С. 53–60. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=21495123> (дата обращения: 23.04.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

50. Волков, Ю. В. Фазовая группировка климатических данных / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // XI Сибирское совещание по климато-экологическому мониторингу, г. Томск, 21–23 сентября 2015. – Томск : Изд-во ИМКЭС СО РАН, 2015. – С. 12–13. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=24663048> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

51. Волков, Ю. В. Метод фазовой группировки температурных данных / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский, Н. Н. Чередыко // Двенадцатое Сибирское совещание и школа молодых учёных по климато-экологическому мониторингу : тезисы докладов российской конференции / под ред. М. В. Кабанова, г. Томск, 17–20 октября 2017. – Томск : Изд-во ООО Офсет центр, 2017. – С. 203–204. – URL:

<https://www.elibrary.ru/item.asp?id=30609845> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

52. Крутиков, В. А. Новые подходы в анализе геофизических данных / В. А. Крутиков, В. А. Тартаковский, С. Г. Катаев, Ю. В. Волков, Э. В. Иванова, Н. Н. Чередыко // Системы контроля окружающей среды — 2017 : тезисы докладов Международной научно-технической конференции / Институт природно-технических систем ; отв. ред. Е. В. Вышкваркова. — 2017. — С. 51.

53. Сорокин, В. А. Разработка и исследование итеративного параллельного алгоритма формирования скрытых функционально-детерминированных структур для классификации и анализа метеорологических данных / В. А. Сорокин, Ю. В. Волков, А. И. Шерстнёва, И. А. Ботыгин // Enviromis 2016 : международная конференция и школа молодых учёных по измерению, моделированию и информационным системам для изучения окружающей среды, г. Томск, 11–16 июля 2016. – Томск : Изд-во Томский центр научно-технической информации, 2016. – С. 62–65. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=27615932> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

54. Волков, Ю. В. Исследование методов кластеризации температурных рядов / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский, С. Г. Катаев // Тринадцатое Сибирское совещание и школа молодых учёных по климато-экологическому мониторингу : тезисы докладов российской конференции / под ред. М. В. Кабанова. г. Томск, 15–19 октября 2019. – Томск : Аграф-Пресс, 2019. – С. 255–256. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=42348491> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

55. Тартаковский, В. А. Синхронизм как сущностное свойство климатической системы Земли / В. А. Тартаковский, В. А. Крутиков, Ю. В. Волков, Н. Н. Чередыко, Л. А. Огурцов // Enviromis 2016 : международная конференция и школа молодых учёных по измерению, моделированию и информационным системам для изучения окружающей среды, г. Томск, 11–16 июля 2016. – Томск : Изд-во Томский центр научно-технической информации,

2016. – С. 4–7. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=27615914> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

56. Тартаковский, В. А. Выделение климатических кластеров в Северном полушарии на основе применения аналитического сигнала к температурным рядам / В. А. Тартаковский, Ю. В. Волков, Н. Н. Чередыко, Д. А. Калашникова // CITES 2017 : Международная молодёжная школа и конференция по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде, Таруса - Звенигород, 28 августа – 07 сентября 2017. – Томск : Томский центр научно-технической информации, 2017. – С. 105–108. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=30704527> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

57. Volkov, Yu. V. Algorithm of a chronological series synchronization / Yu. V. Volkov, V. A. Tartakovsky, P. A. Akulov, D. A. Kalashnikova // Proceedings of IFOST-2016 : 11th International Forum on Strategic Technology. Novosibirsk, 01–03 June 2016. – P. 342–344. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=26730256> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

58. Акулов, П. А. Датирование ледовой изотопной хронологии по древесно-кольцевым изотопным хронологиям / П. А. Акулов, Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Энергетика: эффективность, надёжность, безопасность : материалы трудов XXI Всероссийской научно-технической конференции. Т. 1. г. Томск, 02–04 декабря 2015. – Томск : ООО Скан, 2015. – С. 32–34. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25747767> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

59. Ботыгин, И. А. Итеративный параллельный алгоритм формирования климатических кластеров для классификации температурных полей / И. А. Ботыгин, Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // Восьмая Сибирская конференция по параллельным и высокопроизводительным вычислениям, г. Томск, 28–30 октября 2015. – Томск : Изд-во ТГУ, 2015. – С. 26–31. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25451618> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

60. Volkov, J. V. Analysis of environment ecological parameters by means of tree-rings / J. V. Volkov, V. N. Popov, V. A. Tartakovsky // Proceedings — 6th Russian-Korean International Symposium on Science and Technology, KORUS 2002. — 2002. — P. 208–210. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=27139154> (дата обращения: 16.05.2026). — Режим доступа: для авториз. пользователей.

61. Маркелова, А. Н. Оценка согласованности природно-климатических процессов / А. Н. Маркелова, Н. Н. Чередыко, Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский // CITES-2015. г. Томск, 26–30 июня 2015. — Томск : Изд-во Томский центр научно-технической информации, 2015. — С. 85–87. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25744247> (дата обращения: 16.05.2026). — Режим доступа: для авториз. пользователей.

62. Плотникова, В. В. Мониторинг региональных климато-экологических особенностей территории / В. В. Плотникова, Ю. В. Волков // Экология и безопасность в техносфере: современные проблемы и пути решения : сборник трудов Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых, аспирантов и студентов, г. Юрга, 23–25 ноября 2017. — Томск : Изд-во ТПУ, 2017. — С. 378–383. — URL: <https://earchive.tpu.ru/handle/11683/46639> (дата обращения: 16.05.2026).

63. Сорокин, В. А. Численная реализация алгоритма фазовой группировки на примере температурных рядов / В. А. Сорокин, Д. С. Рохмистров, Ю. В. Волков, П. Б. Завьялов // Молодёжь и современные информационные технологии : сборник трудов XIII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных / под ред. Т. Е. Мамоновой, г. Юрга, 23–25 ноября 2017. — Томск : Изд-во ТПУ, 2017. — С. 44–45. — URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=25796060> (дата обращения: 16.05.2026). — Режим доступа: для авториз. пользователей.

64. Волков, Ю. В. Применение огибающей температурных колебаний для выделения климатических кластеров / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский, Н. Н. Чередыко, В. Г. Максимов // Международная конференция и школа молодых учёных по измерениям, моделированию и информационным системам для

изучения окружающей среды: ENVIROMIS-2018 / Институт мониторинга климатических и экологических систем СО РАН, Институт вычислительной математики РАН, Томск, 05 июня – 11 июля 2018. – Томск : Изд-во ТНЦ, 2018. – С. 8–12. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=37091724> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

65. Чередыко, Н. Н. Роль внешних факторов в формировании климатических кластеров Евразии / Н. Н. Чередыко, Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский, В. А. Крутиков // Системы контроля окружающей среды — 2019 : тезисы докладов Международной научно-технической конференции, г. Севастополь, 12–13 сентября 2019. – Севастополь : Изд-во ФГБУ Институт природно-технических систем, 2019. – С. 141. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=41231050> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

66. Зайцев, В. А. Мониторинг изменения положения и границ климатических кластеров в разные временные интервалы / В. А. Зайцев, И. А. Ботыгин, Ю. В. Волков // Современные технологии, экономика и образование : сборник материалов II Всероссийской научно-методической конференции, г. Томск, 02–04 сентября 2020. – Томск : Изд-во ТПУ, 2020. — С. 252–254. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=44813659> (дата обращения: 16.05.2026). – Режим доступа: для авториз. пользователей.

67. Методы и алгоритмы восстановления климатоэкологической информации на основе дендрохроно-индикаторов: монография / И. А. Ботыгин, Ю. В. Волков, В. Н. Попов, В. А. Тартаковский. – Томск: Изд-во ТПУ, 2015. – 185 с. – ISBN 978-5-4387-0531-4.

68. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2019665560. Программа для определения границ климатических кластеров «Climatic boundaries» / Ю. В. Волков (RU) ; правообладатель ФГБУН ИМКЭС СО РАН (RU). – № 2019664405 ; заявл. 13.11.2019 ; опубл. 25.11.2019, Бюл. № 12. – 1 с.

69. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2018612044. Программа параллельного вычисления расчетных блоков алгоритма

классификации температурных полей «Parallel» / Ю. В. Волков (RU), В. А. Сорокин (RU), В. А. Тартаковский (RU), И. А. Ботыгин (RU) ; правообладатель ФГБУН ИМКЭС СО РАН (RU). – № 2017663026 ; заявл. 14.12.2017; опубл. 09.02.2018, Бюл. № 2. – 1 с.

70. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2016612960. «ChronoD» / Ю. В. Волков (RU), В. А. Тартаковский (RU) ; правообладатель ФГБУН ИМКЭС СО РАН (RU). – № 2015661893 ; заявл. 07.12.2015; опубл. 20.04.2016. – 1 с.

71. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2016611146. «Climate GR» / Ю. В. Волков (RU), В. А. Тартаковский (RU) ; правообладатель ФГБУН ИМКЭС СО РАН (RU). – № 2015661892 ; заявл. 07.12.2015; опубл. 20.02.2016. – 1 с.

72. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2013610158. «DendroM» / Ю. В. Волков (RU), В. А. Тартаковский (RU) ; правообладатель ФГБУН ИМКЭС СО РАН (RU). – № 2012619390 ; заявл. 01.11.2012 ; опубл. 09.01.2013. – 1 с.

73. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2020615324. Программный комплекс климато-экологического мониторинга «ССЕМ» / Ю. В. Волков (RU), А. Р. Харченко (RU) ; правообладатель ФГБУН ИМКЭС СО РАН (RU). – № 2020613933 ; заявл. 03.04.2020 ; опубл. 21.05.2020, Бюл. №6. – 1 с.

74. Гусев, А. Ф. Прикладная теория колебаний: учебное пособие / А. Ф. Гусев, М. В. Новоселова. – Тверь: Тверской государственный технический университет, 2017. – 160 с.

75. Бабаков, И. М. Теория колебаний / И. М. Бабаков. – М.: Дрофа, 2004. – 592 с.

76. Бутенин, Н. В. Теория колебаний / Н. В. Бутенин. – М.: Высшая школа, 1963. – 187 с.

77. Ильин, М. М. Теория колебаний: учебник для вузов / М. М. Ильин, К. С. Колесников, Ю. С. Саратов. – М.: Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана, 2001. – 271 с.

78. Некоркин, В. И. Лекции по основам теории колебаний: учебное пособие / В. И. Некоркин. – Нижний Новгород: Нижегородский государственный университет, 2011. – 233 с.
79. Мандельштам, Л. И. Лекции по теории колебаний / Л. И. Мандельштам. – М.: Наука, 1972. – 470 с.
80. Крылов, Н. М. Введение в нелинейную механику / Н. М. Крылов, Н. Н. Боголюбов. – Москва–Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2004. – 352 с.
81. Математическая энциклопедия : энциклопедия : в 5 т. / гл. ред. И. М. Виноградов. – М.: Советская энциклопедия, 1977. – Т. 1: А–Г. – 576 с.
82. Вибрации в технике: справочник: в 6 т. / В. Н. Челомей (пред. ред. совета); под ред. И. И. Блехмана. – М.: Машиностроение, 1979. – Т. 2. Колебания нелинейных механических систем. – 351 с.
83. Боголюбов, Н. Н. Асимптотические методы в теории нелинейных колебаний: 4-е изд., испр. и доп. / Н. Н. Боголюбов, Ю. А. Митропольский. – М.: Наука, 1974. – 504 с.
84. Попов, Е. П. Приближённые методы исследования нелинейных автоматических систем / Е. П. Попов, И. П. Пальтов. – М.: Государственное издательство физико-математической литературы, 1960. – 792 с.
85. Elsner, J. B. Singular Spectrum Analysis: A New Tool in Time Series Analysis / J. B. Elsner, A. A. Tsonis. – New York: Plenum Press, 1996. – xiii, 164 p.
86. Huang, N. E. A review on Hilbert-Huang transform: method and its applications to geophysical studies / N. E. Huang, Z. Wu // Reviews of Geophysics. – 2008. – Vol. 46. – RG2006/2008. – Paper number: 2007RG000228.
87. Grinsted, A. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series / A. Grinsted, J. C. Moore, S. Jevrejeva // Nonlinear Processes in Geophysics. – 2004. – Vol. 11. – P. 561–566.
88. Вишератин, К. Н. Практические методы оценивания спектральных параметров / К. Н. Вишератин, Ф. И. Карманов. – Обнинск: ИАТЭ, 2008. – 60 с.

89. Вишератин, К. Н. Межгодовые вариации и тренды среднезональных рядов общего содержания озона, температуры и зонального ветра / К. Н. Вишератин // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. – 2007. – Т. 43, № 4. – С. 67–85.
90. Вишератин, К. Н. Фазовые соотношения между квазидесятилетними колебаниями общего содержания озона и 11-летним циклом солнечной активности / К. Н. Вишератин // Геомагнетизм и аэрономия. – 2012. – Т. 52, № 1. – С. 99–108.
91. Хромов, С. П. Метеорология и климатология: учебник для вузов / С. П. Хромов, М. А. Петросянц. – Москва: Издательство МГУ, КолосС, 2006. – 582 с.
92. Кабанов, М. В. Региональный мониторинг атмосферы: монография / М. В. Кабанов. – Томск: Издательство СО РАН, 1997. – 210 с.
93. Израэль, Ю. А. Экология и контроль состояния природной среды / Ю. А. Израэль. – М.: Гидрометеиздат, 1984. – 560 с.
94. Peel, M. C. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification / M. C. Peel, B. L. Finlayson, T. A. McMahon // Hydrology and Earth System Sciences. – 2007. – Vol. 4, is. 2. – P. 439–473.
95. Globally Extended Köppen–Geiger climate classification and temporal shifts in terrestrial climatic types / R. V. Rohli, T. A. Joyner, St. J. Reynolds [et al.] // Physical Geography. – 2015. – Vol. 36, is. 2. – P. 142–157.
96. Stern, H. Objective classification of Australian climates / H. Stern, G. De Hoedt, J. Ernst // Australian Meteorological Magazine. – 2000. – Vol. 49. – P. 87–96.
97. Zhang, X. Spatiotemporal change in geographical distribution of global climate types in the context of climate warming / X. Zhang, X. Yan // Climate Dynamics. – 2014. – Vol. 43. – P. 595–605.
98. Shifts of climate zones in multi-model climate change experiments using the Köppen climate classification / H. Franziska, J. Körper, T. Spangehl, U. Cubasch // Meteorologische Zeitschrift. – 2012. – Vol. 21, No. 2. – P. 111–123.

99. Changes in Köppen-Geiger climate types under a future climate for Australia: hydrological implications / R. S. Crosbie, D. W. Pollock, F. S. Mpelasoka [et al.] // *Hydrology and Earth System Sciences*. – 2012. – Vol. 16. – P. 3341–3349.
100. Михеев, В. А. Климатология и метеорология: учебное пособие / В. А. Михеев. – Ульяновск: УлГТУ, 2009. – 114 с.
101. Abdussamatov, H. I. About the long-term coordinated variations of the activity, radius, total irradiance of the Sun and the Earth's climate / H. I. Abdussamatov // *Multi-Wavelength Investigations of Solar Activity: Proceedings IAU Symposium*. – 2004. – Cambridge : Cambridge Univ. Press, 2004 – P. 541–542.
102. Barriopedro, D. Solar modulation of Northern Hemisphere winter blocking / D. Barriopedro, R. Garcia-Herrera, R. Huth // *Journal of Geophysical Research*. – 2008. – Vol. 113, iss. D14. – Paper number: D14118.
103. Veretenenko, S. V. Nature of long-term correlations between cloud state and variations in galactic cosmic ray flux / S. V. Veretenenko, M. G. Ogurtsov // *Geomagnetism and Aeronomy*. – 2015. – Vol. 55, No. 4. – P. 442–449.
104. Влияние гелиогеофизических возмущений на термобарические и климатические характеристики тропосферы Земли / Г. А. Жеребцов, В. А. Коваленко, С. И. Молодых [и др.] // *Космические исследования*. – 2008. – Т. 46, № 4. – С. 368–377.
105. Influence of Galactic Cosmic Rays on atmospheric composition and dynamics / M. Calisto, E. Rozanov, T. Peter, I. Usoskin // *Atmospheric Chemistry and Physics*. – 2011. – Vol. 11, No. 9. – P. 4547–4556.
106. Scafetta, N. Discussion on the spectral coherence between planetary, solar and climate oscillations: a reply to some critiques / N. Scafetta // *Astrophysics and Space Science*. – 2014. – Vol. 354, No. 2. – P. 275–299.
107. Lean, J. L. How natural and anthropogenic influences alter global and regional surface temperatures: 1889 to 2006 / J. L. Lean, D. H. Rind // *Geophysical Research Letters*. – 2008. – Vol. 35, Iss. 18.

108. Пьянова, Э. А. Исследование трансформации воздушного потока над термически и орографически неоднородной подстилающей поверхностью / Э. А. Пьянова // Вычислительные технологии. – 2005. – Т. 10, Ч. 2. – С. 106–111.
109. Кислов, А. В. Пространственно-детализированный климатический прогноз температуры воздуха и осадков в Восточной Сибири на основе учёта локальных особенностей подстилающей поверхности / А. В. Кислов, Г. В. Суркова // Метеорология и гидрология. – 2009. – № 3. – С. 43–51.
110. Хантемиров, Р. М. Динамика древесной растительности и изменения климата на севере Западной Сибири в голоцене : автореф. дис. ... д-ра биол. наук / Р. М. Хантемиров. – Екатеринбург, 2009. – 39 с.
111. Наурзбаев, М. М. Дендроклиматический анализ длительных изменений температурного режима в Субарктике Евразии : автореф. дис. ... д-ра биол. наук / М. М. Наурзбаев. – Красноярск, 2005. – 38 с.
112. Наурзбаев, М. М. 1957-летняя древесно-кольцевая хронология по востоку Таймыра / М. М. Наурзбаев, Е. В. Ваганов // Сибирский экологический журнал. – 1999. – № 2. – С. 159–165.
113. Воронин, В. И. Анализ многовековой хронологии лесных пожаров и прогноз их возникновения в Байкальском регионе / В. И. Воронин, Р. Г. Шубкин // Пожарная безопасность. – 2007. – № 3. – С. 64–70.
114. Многовековая цикличность динамики природных условий, зафиксированная в сверхдлинной древесно-кольцевой хронологии «Муя» / В. И. Воронин, В. А. Осколков, В. А. Буянтуев [и др.] // Евразия в кайнозое. Стратиграфия, палеоэкология, культуры. – 2017. – № 6. – С. 72–78.
115. Рыгалова, Н. В. Создание длительных древесно-кольцевых хронологий для лесостепной зоны Алтайского края и их использование в исторических исследованиях / Н. В. Рыгалова // Известия Алтайского государственного университета. Исторические науки и археология. – 2018. – № 5 (103). – С. 201–206.

116. Рыбак, О. О. Анализ изотопных рядов в ледяных кернах и морских донных осадках / О. О. Рыбак, Е. А. Рыбак // Материалы гляциологических исследований. – 2006. – № 101. – С. 17–23.

117. Бляхарчук, Т. А. Комплексные палеоэкологические исследования донных отложений озера Манжерокское в предгорьях Алтая / Т. А. Бляхарчук, Е. Ю. Митрофанова, А. Н. Эйрих // Труды Карельского научного центра РАН. – 2015. – № 9. – С. 81–99.

118. Ваганов, Е. А. Рост и структура годовичных колец хвойных / Е. А. Ваганов, А. В. Шашкин. – Новосибирск: Наука, 2000. – 232 с.

119. Ваганов, Е. А. Роль дендроклиматических исследований в разработке глобальных и региональных экологических проблем (на примере азиатской части России) / Е. А. Ваганов, С. Г. Шиятов // Сибирский экологический журнал. – 1999. – № 2. – С. 111–116.

120. Воронин, В. И. Сверхдлинные сибирские древесно-кольцевые хронологии – надёжные архивы для палеоклиматических реконструкций / В. И. Воронин, Р. М. Хантемиров, М. М. Наурзбаев // Развитие жизни в процессе абиотических изменений на Земле : материалы III Всероссийской научно-практической конференции, Иркутск, 23–30 сентября 2014 г. – Изд-во ИГ им. В. Б. Сочавы СО РАН, 2014. – Т. 3. – С. 409–415.

121. Моделирование климата и его изменений / В. П. Дымников, В. Н. Лыкосов, Е. М. Володин [и др.] // Современные проблемы вычислительной математики и математического моделирования. – 2005. – Т. 2. – С. 37–173.

122. The ICON (ICOsahedral Non-hydrostatic) modelling framework of DWD and MPI-M: Description of the non-hydrostatic dynamical core / G. Zängl, D. Reinert, P. Ripodas, M. Baldauf // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. – 2015. – Vol. 141. – P. 563–579.

123. Qaddouri, A. The Canadian Global Environmental Multiscale model on the Yin-Yang grid system / A. Qaddouri, V. Lee // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. – 2011. – Vol. 137. – P. 1913–1926.

124. Byron, A. B. The NCAR Climate System Model, Version One / A. B. Byron, R. G. Peter // *Journal of Climate*. – 1998. – Vol. 11. – P. 1115–1130.

125. Description of the NCAR Community Atmosphere Model (CAM 5.0) / Community Earth System Model. – URL: http://www.cesm.ucar.edu/models/cesm1.2/cam/docs/description/cam5_desc.pdf (дата обращения: 20.05.2020).

126. Толстых, М. А. Глобальная полулагранжева модель численного прогноза погоды / М. А. Толстых. – М. ; Обнинск : ОАО ФОР, 2010. – 111 с.

127. Hortal, M. Aspects of the numerics of the ECMWF model / M. Hortal // *Recent developments in numerical methods for atmospheric modelling : proceedings of the ECMWF Seminar, Reading, UK, September 7–11, 1998*. – Reading, 1999. – P. 127–143.

128. Володин, Е. М. Моделирование изменений климата в XX–XXII столетиях с помощью совместной модели общей циркуляции атмосферы и океана / Е. М. Володин, Н. А. Дианский // *Известия РАН. Физика атмосферы и океана*. – 2006. – Т. 42, № 3. – С. 291–306.

129. Володин, Е. М. Воспроизведение возможных будущих изменений климата в XXI веке с помощью модели климата INM-CM5 / Е. М. Володин, А. С. Грицун // *Известия РАН. Физика атмосферы и океана*. – 2020. – Т. 56, № 3. – С. 255–266.

130. Володин, Е. М. Воспроизведение современного климата с помощью совместной модели общей циркуляции атмосферы и океана INMCM 4.0 / Е. М. Володин, Н. А. Дианский, А. В. Гусев // *Известия РАН. Физика атмосферы и океана*. – 2010. – Т. 46, № 4. – С. 448–466.

131. Володин, Е. М. Модель общей циркуляции атмосферы и океана с углеродным циклом / Е. М. Володин // *Известия РАН. Физика атмосферы и океана*. – 2007. – Т. 43, № 3. – С. 298–313.

132. Толстых, М. А. Глобальные модели атмосферы: современное состояние и перспективы развития / М. А. Толстых // *Труды*

Гидрометеорологического научно-исследовательского центра Российской Федерации. – 2016. – № 359. – С. 5–32.

133. Модели, предназначенные для оценки будущих изменений климата / В. М. Катцов, В. П. Мелешко, В. А. Говоркова [и др.]. – С. 112–151. – URL: <http://climate2008.igce.ru/v2008/v1/vI-5.pdf> (дата обращения: 15.03.2020).

134. Володин, Е. М. Воспроизведение современного климата. Сравнение с данными наблюдений и других моделей / Е. М. Володин. – URL: <https://docplayer.ru/126647789-Vosproizvedenie-sovremennogo-klimata-sravnenie-s-dannymi-nablyudeniy-i-drugih-modeley.html> (дата обращения: 18.03.2020).

135. Климат и его изменения: математическая теория и численное моделирование / В. П. Дымников, Е. М. Володин, В. Я. Галин [и др.] // Сибирский журнал вычислительной математики. – 2003. – Т. 6, № 4. – С. 347–379.

136. Дымников, В. П. Моделирование климата и его изменений: современные проблемы / В. П. Дымников, В. Н. Лыкосов, Е. М. Володин // Вестник Российской академии наук. – 2012. – Т. 82, № 3. – С. 227–235.

137. Дымников, В. П. Проблемы моделирования климата и его изменений / В. П. Дымников, В. Н. Лыкосов, Е. М. Володин // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. – 2006. – Т. 42, № 5. – С. 618–636.

138. Душина, И. В. Атлас. География. Материки, океаны, народы и страны / И.В. Душина, А.А. Летягин. – Москва : Издательский центр «Вентана-Граф», 2019. – 64 с.

139. Зоркальцев В. И. Многолетние вариации температуры и их влияние на экономику и энергетику / В.И. Зоркальцев. – Новосибирск : Академическое изд-во «Гео», 2017. – 179 с. – ISBN: 978-5-9909583-9-5.

140. Чубуков, Л. А. Комплексная климатология / Л. А. Чубуков. – Москва : Издательство АН СССР, 1949. – 95 с.

141. Костин, С. И. Основы метеорологии и климатологии: учебное пособие / С. И. Костин. – Ленинград : Гидрометеиздат, 1955. – 325 с.

142. Вайсберг, Д. Погода на Земле: метеорология / Д. Вайсберг ; пер. с англ. А. Г. Бройдо. – Ленинград : Гидрометеиздат, 1980. – 247 с.

143. Zappala, D. A. Mapping atmospheric waves and unveiling phase coherent structures in a global surface air temperature reanalysis dataset / D. A. Zappala, M. Barreiro, C. Masoller // *Chaos*. – 2020. – № 30. – Paper number. 011103.
144. Шерстюков, Б. Г. Региональные и сезонные закономерности изменений современного климата / Б. Г. Шерстюков. – Обнинск : Изд-во ВНИГМИ-МЦД, 2008. – 302 с.
145. Climate Divisions for Alaska Based on Objective Methods / P. A. Bieniek, U. S. Bhatt, R. L. Thoman [et al.] // *Journal of Applied Meteorology and Climatology*. – 2012. – Vol. 51. – P. 1276–1289.
146. Русин, И. Н. Принципы климатического районирования и климатический прогноз / И. Н. Русин, Г. И. Мосолова // *Вестник Санкт-Петербургского государственного университета*. – 2010. – Сер. 7. – Вып. 2. – С. 99–108.
147. Воронцов, К. В. Лекции по алгоритмам кластеризации и многомерного шкалирования / К. В. Воронцов. – Москва : МГУ, 2007. – 18 с.
148. Мандель, И. Д. Кластерный анализ / И. Д. Мандель. – Москва : Финансы и Статистика, 1988. – 176 с.
149. Jain, A. Data clustering: A review / A. Jain, M. Murty, P. Flynn // *ACM Computing Surveys*. – 1999. – Vol. 31, № 3. – P. 264–323.
150. Миркин, Б. Г. Методы кластер-анализа для поддержки принятия решений: обзор / Б. Г. Миркин. – Москва : Издательский дом Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», 2011. – 88 с.
151. Cluster Analysis / B. S. Everitt, S. Landau, M. Leese, D. Stahl. – Noida : John Wiley & Sons, 2011. – 352 p.
152. Калинина, В. Н. Введение в многомерный статистический анализ : учебное пособие / В. Н. Калинина, В. И. Соловьёв. – Москва : Издательство ГУУ, 2003. – 92 с.
153. Lance, G. N. A general theory of classification sorting strategies. 1. Hierarchical systems / G. N. Lance, W. T. Williams // *The Computer Journal*. – 1967. – Vol. 9, № 4. – P. 373–380.

154. Bansal, N. Correlation Clustering / N. Bansal, A. Blum, S. Chawla // Machine Learning. – 2004. – Vol. 56. – P. 89–113.
155. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности / С. А. Айвазян, В. М. Бухштабер, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин. – Москва : Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
156. Статистические методы для ЭВМ / под ред. К. Энслейн, Г. О. Хартли, Р. Р. Хокинг [и др.]; перевод с англ. Г. В. Мартынова, А. Т. Терехина. – М.: Наука, 1986. – Гл. 11: Методы иерархической классификации. – С. 269–300.
157. Xu, R. Clustering / R. Xu, D. C. Wunsch. – Hoboken : Wiley and IEEE Press, 2009. – 368 p.
158. Data Mining and Knowledge Discovery Handbook / ed. L. Rokach, O. Maimon . – Boston : Springer, 2005. – Ch. 15 : Clustering Methods. – P. 321–352.
159. Empirical Analysis of Data Clustering Algorithms / P. Nerurkar, A. Shirke, M. Chandane, S. Bhirud // Procedia Computer Science. – 2018. – Vol. 125. – P. 770–779.
160. A review of clustering techniques and developments / A. Saxena, M. Prasad, A. Gupta [et al.] // Neurocomputing. – 2017. – Vol. 267. – P. 664–681.
161. Wang, S. Crop type mapping without field-level labels: Random forest transfer and unsupervised clustering techniques / S. Wang, G. Azzari, D. B. Lobell // Remote Sensing of Environment. – 2019. – Vol. 222. – P. 303–317.
162. Impacts of spatial clustering of urban land cover on land surface temperature across Köppen climate zones in the contiguous United States / C. Wang, Y. Li, S. W. Myint [et al.] // Landscape and Urban Planning. – 2019. – Vol. 192. – Paper number: 103668.
163. Delgado, A. Environmental conflict analysis using an integrated grey clustering and entropy-weight method: A case study of a mining project in Peru / A. Delgado, I. Romero // Environmental Modelling & Software. – 2016. – Vol. 77. – P. 108–121.

164. Гитис, Л. Х. Статистическая классификация и кластерный анализ / Л. Х. Гитис. – Москва : Изд-во Московского гос. горного ун-та, 2003. – 157 с. – ISBN 5-7418-0010-6.
165. Subspace clustering guided unsupervised feature selection / P. Zhu, W. Zhu, Q. Hu [et al.] // Pattern Recognition. – 2017. – Vol. 66. – P. 364–374.
166. Kile, H. Data reduction via clustering and averaging for contingency and reliability analysis / H. Kile, K. Uhlen // International Journal of Electrical Power & Energy Systems. – 2012. – Vol. 43, is. 1. – P. 1435–1442.
167. A study of graph-based system for multi-view clustering / H. Wang, Y. Yang, B. Liu, H. Fujita // Knowledge-Based Systems. – 2019. – Vol. 163. – P. 1009–1019.
168. PAGA: graph abstraction reconciles clustering with trajectory inference through a topology preserving map of single cells / F. A. Wolf, F. K. Hamey, M. Plass [et al.] // Genome Biology. – 2019. – № 20. – Article number: 59.
169. Zhu, X. Spectral rotation for deep one-step clustering / X. Zhu, Y. Zhu, W. Zheng // Pattern Recognition. – 2020. – Vol. 105. – Article number: 107175.
170. Huang, D. Ensemble clustering using factor graph / D. Huang, J. Lai, C. Wang // Pattern Recognition. – 2016. – Vol. 50. – P. 131–142.
171. Zhang Y. Design and Application of Multi Dimensional Data Clustering Analysis Platform based on the Combination of Deep Learning and K-means Algorithm / Y. Zhang // 4th International Conference on Distributed Computing and Electrical Circuits and Electronics (ICDCECE) : book of abstracts, Ballari, India, April 25-26, 2025. – IEEE, 2025. – P. 1–6.
172. Ding, Y. Kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm based on genetic algorithm / Y. Ding, X. Fu // Neurocomputing. – 2016. – Vol. 188. – P. 233–238.
173. Xing Z. K-means Clustering: A Review of the Past 70 Years / Z. Xing, W. Zhao // SSRN. – 2025. – Paper number: 5842722. – URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5842722 (access date: 21.12.2025).
174. Nguyen Da, T. Optimizing K-means clustering center selection with density-based spatial cluster in radial basis function neural network for load forecasting

of smart solar microgrid / T. Nguyen Da, M. Y. Cho, P. Nguyen Thanh // *Electrical Engineering*. – 2025. – Vol. 107. – P. 8963–8978.

175. GBCT: Efficient and Adaptive Clustering via Granular-Ball Computing for Complex Data / S. Xia, B. Shi, Y. Wang [et al.] // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. – 2025. – Vol. 36, № 7. – P. 12159–12172.

176. An adaptive k-means clustering algorithm based on grid and domain centroid weights for digital twins in the context of digital transformation / W. Cai, F. Yang, B. Yao [et al.] // *Journal of Big Data*. – 2025. – Vol. 12, is. 1. – Paper number: 130.

177. Evolving fuzzy and neuro-fuzzy approaches in clustering, regression, identification, and classification: A Survey / I. Škrjanc, J. A. Iglesias, A. Sanchis [et al.] // *Information Sciences*. – 2019. – Vol. 490. – P. 344–368.

178. Fuzzy clustering with the entropy of attribute weights / J. Zhou, L. Chen, C. L. P. Chen [et al.] // *Neurocomputing*. – 2016. – Vol. 198. – P. 125–134.

179. Thong, P. H. A novel automatic picture fuzzy clustering method based on particle swarm optimization and picture composite cardinality / P. H. Thong, L. H. Son // *Knowledge-Based Systems*. – 2016. – Vol. 109. – P. 48–60.

180. A multitask multiview clustering algorithm in heterogeneous situations based on LLE and LE / Y. Zhang, Y. Yang, T. Li, H. Fujita // *Knowledge-Based Systems*. – 2019. – Vol. 163. – P. 776–786.

181. Yu, H. A tree-based incremental overlapping clustering method using the three-way decision theory / H. Yu, C. Zhang, G. Wang // *Knowledge-Based Systems*. – 2016. – Vol. 91. – P. 189–203.

182. Azimi, R. A hybrid method based on a new clustering technique and multilayer perceptron neural networks for hourly solar radiation forecasting / R. Azimi, M. Ghayekhloo, M. Ghofrani // *Energy Conversion and Management*. – 2016. – Vol. 118. – P. 331–344.

183. Xu, Y. Weighted Multi-view Clustering with Feature Selection / Y. Xu, C. Wang, J. Lai // *Pattern Recognition*. – 2016. – Vol. 53. – P. 25–35.

184. Denoeux, T. Evidential clustering of large dissimilarity data / T. Denoeux, S. Sriboonchitta, O. Kanjanatarakul // Knowledge-Based Systems. – 2016. – Vol. 106. – P. 179–195.
185. Armano, G. Multiobjective clustering analysis using particle swarm optimization / G. Armano, M. R. Farmani // Expert Systems with Applications. – 2016. – Vol. 55. – P. 184–193.
186. Semi-supervised deep embedded clustering / Y. Ren, K. Hu, X. Dai [et al.] // Neurocomputing. – 2019. – Vol. 325. – P. 121–130.
187. Deep clustering: Discriminative embeddings for segmentation and separation / J. R. Hershey, Z. Chen, J. Le Roux, S. Watanabe // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) : book of abstracts, Shanghai, China, March 20-25, 2016. – IEEE, 2016. – P. 31–35.
188. Spectral–Spatial Sparse Subspace Clustering for Hyperspectral Remote Sensing Images / H. Zhang, H. Zhai, L. Zhang, P. Li // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2016. – Vol. 54, No. 6. – P. 3672–3684.
189. K-PCD: A new clustering algorithm for building energy consumption time series analysis and predicting model accuracy improvement / H. Yang, M. Ran, H. Feng, D. Hou // Applied Energy. – 2025. – Vol. 377(5). – Paper number: 124584.
190. Дистанционная информационно-вычислительная технология анализа годовых колец деревьев / Ю. В. Волков, В. Н. Попов, В. А. Тартаковский, И. А. Ботыгин // Enviromis 2004 : материалы международной конференции по измерениям, моделированию и информационным системам для изучения окружающей среды, Томск, 17–25 июля, 2004. – Томск, 2004. – С. 62–65.
191. Чередыко, Н. Н. Региональные климатические кластеры на территории Евразии на фоне изменения глобального климата / Н. Н. Чередыко, В. А. Тартаковский, Ю. В. Волков // CITES 2019 : материалы международной конференции по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде, Москва, 27 мая – 6 июня, 2019. – Томск, 2019. – С. 68–71.
192. Чередыко, Н. Н. К вопросу оценки влияния естественных факторов на изменения приземных характеристик климата / Н. Н. Чередыко, В. А.

Тартаковский, Ю. В. Волков // CITES 2017 : материалы международной конференции по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде, Звенигород, 28 августа – 7 сентября, 2017. – Томск, 2017. – С. 90–93.

193. Исследование региональной специфики поля приземной температуры / Н. Н. Чередыко, В. А. Тартаковский, Ю. В. Волков, В. А. Крутиков, И. А. Ботыгин // Системы контроля окружающей среды 2017 : тезисы докладов международной научно-технической конференции, Севастополь, 6–9 ноября, 2017. – Институт природно-технических систем, 2017. – С. 89.

194. Региональные особенности влияния Солнца на климатическую систему / Ю. В. Волков, Н. Н. Чередыко, В. А. Тартаковский, В. А. Крутиков // XII Сибирское совещание по климато-экологическому мониторингу : тезисы докладов, Томск, 17–20 октября, 2017. – Томск, 2017. – С. 24–25.

195. Пространственные закономерности ландшафтной дифференциации на основе свойства синхронности природно-климатических процессов / Н. Н. Чередыко, В. А. Тартаковский, В. А. Крутиков, Ю. В. Волков // Ландшафтная география в XXI веке : материалы международной научной конференции, Симферополь, 11–14 сентября, 2018. – Симферополь, 2018. – С. 192–194.

196. Архив Университета Восточной Англии: Met Office. – Devon, 2024. – URL: <http://www.metoffice.gov.uk>, <http://www.cru.uea.ac.uk>. (дата обращения: 07.09.2024).

197. Слабнов, В. Д. Численные методы: учебник / В. Д. Слабнов. – Санкт-Петербург: Лань, 2020. – 392 с.

198. Марчук, Г. И. Методы вычислительной математики / Г. И. Марчук. – М.: Изд-во «Наука», 1977. – 456 с.

199. Коберниченко, В. Г. Основы цифровой обработки сигналов: учебное пособие / В. Г. Коберниченко. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2018. – 150 с.

200. Глинченко, А. С. Цифровая обработка сигналов: курс лекций / А. С. Глинченко. – Красноярск: ИПК СФУ, 2008. – 242 с.

201. Владимиров, В. С. Уравнения математической физики: учебник для вузов / В. С. Владимиров, В. В. Жаринов. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 400 с.
202. Владимиров, В. С. Уравнения математической физики / В. С. Владимиров. – М.: Наука, 1967. – 436 с.
203. Толстых, О. Д. Уравнения математической физики: учебное пособие / О. Д. Толстых, В. Е. Гозбенко. – Иркутск: ИрГУПС, 2008. – 119 с.
204. Гоноровский, И. С. Радиотехнические цепи и сигналы: учебное пособие / И. С. Гоноровский. – Москва: Дрофа, 2006. – 719 с.
205. Баскаков, С. И. Радиотехнические цепи и сигналы: учебник / С. И. Баскаков. – Москва: Высшая школа, 2003. – 462 с.
206. Каганов, В. И. Радиотехнические цепи и сигналы. Компьютеризированный курс: учебное пособие / В. И. Каганов. – Москва: Форум, Инфра-М, 2011. – 432 с.
207. Трахтман, А. М. Основы теории дискретных сигналов на конечных интервалах / А. М. Трахтман. – Москва: Советское радио, 1975. – 208 с.
208. Лебедько, Е. Г. Теоретические основы передачи информации / Е. Г. Лебедько. – Санкт-Петербург: Лань, 2011. – 352 с.
209. Кузнецов, А. П. Линейные колебания и волны: учебное пособие / А. П. Кузнецов. – Москва: Физматлит, 2008. – 128 с.
210. Алдошин, Г. Т. Теория линейных и нелинейных колебаний / Г. Т. Алдошин. – Санкт-Петербург: Лань, 2013. – 320 с.
211. Джиган, В. И. Адаптивная фильтрация сигналов: теория и алгоритмы / В. И. Джиган. – Москва: Техносфера, 2013. – 528 с.
212. Теория электрической связи: учебное пособие / К. К. Васильев, В. А. Глушков, А. В. Дормидонтов, А. Г. Нестеренко; под общ. ред. К. К. Васильева. – Ульяновск: УлГТУ, 2008. – 452 с.
213. Gabor, D. Theory of communication / D. Gabor // Journal of the IEE. – 1946. – Vol. 93, no. 26. – P. 429–441.

214. Вакман, Д. Е. Амплитуда, фаза, частота – основные понятия теории колебаний / Д. Е. Вакман, Л. А. Вайнштейн // Успехи физических наук. – 1977. – Т. 123, № 5. – С. 657–682.

215. Tartakovsky, V. A. Causality and demodulation of optical monotone-phase signal / V. A. Tartakovsky // Atmospheric and Oceanic Optics. – 2002. – Vol. 15, no. 1. – P. 78–86.

216. Тартаковский В. А. Многомерный аналитический сигнал и исследование фазы световой волны : дис. ... д-ра физ.-мат. наук / В. А. Тартаковский. – Томск, 1999. – 254 с.

217. Дымников, В. П. Устойчивость и предсказуемость крупномасштабных атмосферных процессов / В. П. Дымников. – М.: ИВМ РАН, 2007. – 283 с.

218. Тартаковский, В. А. Синхронный анализ рядов чисел Вольфа и температуры с метеостанций Северного полушария Земли / В. А. Тартаковский // Оптика атмосферы и океана. – 2015. – Т. 28, № 2. – С. 182–188.

219. Катаев, С. Г. Алгоритмические и программные средства аналитического и неразрушающего контроля параметров природной среды на основе метода выделения структур : дис. ... д-ра техн. наук / С. Г. Катаев. – Томск, 2012. – 354 с.

220. Кондратюк, В. И. Пути и проблемы климатического районирования территории Российской Федерации / В. И. Кондратюк, Т. П. Светлова, К. М. Иванова // Труды Главной геофизической обсерватории им. А. И. Воейкова. – 2015. – № 577. – С. 34–46.

221. Трофимова, Е. А. Теория вероятностей и математическая статистика: учебное пособие / Е. А. Трофимова, Н. В. Кисляк, Д. В. Гилёв. – Екатеринбург: Издательство Уральского университета, 2018. – 160 с.

222. Гусаров, В. М. Статистика: учебное пособие для вузов / В. М. Гусаров. – Москва: ЮНИТИ, 2001. – 464 с.

223. Гмурман, В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика: учебное пособие для вузов / В. Е. Гмурман. – Москва: Высшая школа, 2004. – 479 с.

224. Фонти, М. В. Климатический сигнал в параметрах годовых колец (плотности древесины, анатомической структуре и изотопном составе) хвойных и лиственных видов деревьев в различных природно-климатических зонах Евразии : дис. ... д-ра биол. наук / М. В. Фонти. – Красноярск, 2020. – 45 с.

225. Fritts, H. C. Tree-ring and climate / H. C. Fritts. – London, New York, San Francisco: Academic Press, 1976. – 567 p.

226. Методы дендрохронологии. Ч. I. Основы дендрохронологии. Сбор и получение древесно-кольцевой информации: учебно-методическое пособие / С. Г. Шиятов, Е. А. Ваганов, А. В. Кирдянов [и др.] ; отв. ред.: Е. А. Ваганов, С. Г. Шиятов. – Красноярск: ИЦ КрасГУ, 2000. – 80 с.

227. Fritts, H. C. Tree rings and climate / H. C. Fritts // Journal of Quaternary Science. – 2004. – Vol. 19, № 1. – P. 99–100.

228. Розенберг, Г. С. Биоиндикация: теория, методы приложения / Г. С. Розенберг. – М.: Наука, 1983. – 163 с.

229. Битвинскас, Т. Т. Дендроклиматические исследования / Т. Т. Битвинскас. – Л.: Гидрометеиздат, 1974. – 172 с.

230. Schweingruber, F. H. Trees and wood in dendrochronology. Morphological, anatomical, and tree-ring analytical characteristics of trees frequently used in dendrochronology / F. H. Schweingruber. – Berlin, Heidelberg: Springer, 1993. – 402 p.

231. Агафонов, Л. И. Изменения климата прошлого столетия и радиальный прирост сосны в степи Южного Урала / Л. И. Агафонов, В. В. Кукарских // Экология. – 2008. – № 3. – С. 173–180.

232. Шиятов, С. Г. Дендрохронология верхней границы леса на Урале / С. Г. Шиятов. – М.: Наука, 1986. – 136 с.

233. Магда, В. Н. Климатический отклик прироста деревьев в горных лесостепях Алтае-Саянского региона / В. Н. Магда, Е. А. Ваганов // Известия Российской академии наук. Серия географическая. – 2006. – № 5. – С. 92–100.

234. Овчинников, Д. В. Дендрохронологические характеристики лиственницы сибирской (*Larix sibirica* Ldb.) на верхней границе леса в Горном

Алтае / Д. В. Овчинников, Е. А. Ваганов // Сибирский экологический журнал. – 1999. – № 2. – С. 145–152.

235. Наурзбаев, М. М. Изменчивость приземной температуры воздуха на севере Евразии по данным тысячелетних древесно-кольцевых хронологий / М. М. Наурзбаев, Е. А. Ваганов, О. В. Сидорова // Криосфера Земли. – 2003. – Т. 7, № 2. – С. 84–91.

236. Региональные особенности радиального прироста лиственницы на севере Средней Сибири по тысячелетним древесно-кольцевым хронологиям / О. В. Сидорова, Е. А. Ваганов, М. М. Наурзбаев [и др.] // Экология. – 2007. – № 2. – С. 99–103.

237. Зависимость радиального прироста лиственницы Гмелина на севере Средней Сибири от локальных условий произрастания / М. А. Табакова, А. В. Кирдянов, М. В. Брюханова, А. С. Прокушкин // Журнал Сибирского федерального университета. Биология. – 2011. – Т. 4, № 4. – С. 314–324.

238. Многолетняя изменчивость анатомических параметров годичных колец лиственницы, сосны и ели в криолитозоне Средней Сибири / М. В. Фонти, В. В. Фахрутдинова, Е. В. Калинина [и др.] // Лесоведение. – 2018. – № 6. – С. 403–416.

239. Велисевич, С. Н. Влияние климатических факторов на радиальный прирост кедра и лиственницы в экотопах с различной влажностью почвы на юге Западной Сибири / С. Н. Велисевич, О. В. Хуторной // Журнал Сибирского федерального университета. Биология. – 2009. – Т. 2, № 1. – С. 117–132.

240. Бабушкина, Е. А. Климатический сигнал в радиальном приросте хвойных в лесостепи Юга Сибири и его зависимость от локальных условий местопроизрастания / Е. А. Бабушкина, Л. В. Белокопытова // Экология. – 2014. – № 5. – С. 323–341.

241. Fonti, P. Tracheid anatomical responses to climate in a forest-steppe in Southern Siberia / P. Fonti, E. A. Babushkina // Dendrochronologia. – 2016. – № 39. – P. 32–41.

242. Характеристики ранней и поздней древесины *Pinus sylvestris* в семиаридных природных зонах Южной Сибири / Е. А. Бабушкина, Л. В. Белокопытова, Т. В. Костякова, В. И. Кокова // Экология. – 2018. – № 3. – С. 174–183.

243. Бабушкина, Е. А. Влияние климатических факторов на клеточную структуру годовых колец хвойных, произрастающих в различных топоэкологических условиях лесостепной зоны Хакасии / Е. А. Бабушкина, Е. А. Ваганов, П. П. Силкин // Журнал Сибирского федерального университета. Биология. – 2010. – № 3. – С. 159–176.

244. Climate signals derived from cell anatomy of Scots pine in NE Germany / W. Liang, I. Heinrich, S. Simard [et al.] // Tree Physiology. – 2013. – Vol. 33. – P. 833–844.

245. Altitudinal disparity in growth of Dahurian larch (*Larix gmelinii* Rupr.) in response to recent climate change in northeast China / X. Bai, X. Zhang, J. Li [et al.] // Science of the Total Environment. – 2019. – № 670. – P. 466–477.

246. *Pinus cembra* L. tree-ring record for late spring to late summer temperature in the Rhaetian Alps, Italy / R. Cerrato, M. C. Salvatore, B. E. Gunnarson [et al.] // Dendrochronologia. – 2019. – № 53. – P. 22–31.

247. Suzuki, M. Phenological comparison of the onset of vessel formation between ring-porous and diffuse-porous deciduous trees in a Japanese temperate forest / M. Suzuki, K. Yoda, H. Suzuki // IAWA Journal. – 1996. – Vol. 17. – P. 431–444.

248. Трансформация климатического отклика в радиальном приросте деревьев микроэкологическими условиями их произрастания / Е. А. Бабушкина, А. А. Кнорре, Е. А. Ваганов, М. В. Брюханова // География и природные ресурсы. – 2011. – № 1. – С. 159–166.

249. Briffa, K. R. Large scale temperature inferences from tree rings: a review / K. R. Briffa, T. J. Osborn, F. H. Schweingruber // Global and Planetary Change. – 2004. – № 40. – P. 11–26.

250. Schweingruber, F. H. Tree Rings: Basics and Applications of Dendrochronology / F. H. Schweingruber. – Dordrecht: Reidel, 1988. – 276 p.

251. Динамика радиального прироста сосны обыкновенной (*Pinus sylvestris* L.) как индикатор гидротермического режима лесостепи Западного Забайкалья / А. В. Демина, Л. В. Белокопытова, С. Г. Андреев [и др.] // Сибирский экологический журнал. – 2017. – № 5. – С. 553–566.

252. Мазепа, В. С. Влияние осадков на динамику радиального прироста хвойных в субарктических районах Евразии / В. С. Мазепа // Лесоведение. – 1999. – № 6. – С. 14–22.

253. The effect of drought on cell wall thickness and radial dimension of tracheids of *Picea abies* (L.) Karst. / J. Hacura, V. Gryc, H. Vavrčík [et al.] // Wood Research. – 2015. – Vol. 60, No. 2. – P. 175–188.

254. Пнюшкина, И. П. Дендрохронологический подход в исследовании горимости лесов Эвенкии / И. П. Пнюшкина, М. К. Арбатская // Сибирский экологический журнал. – 1999. – № 2. – С. 167–173.

255. Guiot, J. ARMA techniques for modeling tree-ring response to climate and for reconstruction variations of paleoclimates / J. Guiot // Ecological Modeling. – 1986. – Vol. 33. – P. 149–171.

256. Palaeoclimate constraints on the impact of 2°C anthropogenic warming and beyond / H. Fischer, K. J. Meissner, A. C. Mix [et al.] // Nature Geoscience. – 2018. – Vol. 11, № 7. – P. 474–485.

257. Twentieth century trends in tree ring stable isotopes ($\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{18}\text{O}$) of *Larix sibirica* under dry conditions in the forest steppe in Siberia / A. A. Knorre, R. T. W. Siegwolf, M. Saurer [et al.] // Journal of Geophysical Research: Biogeosciences. – 2010. – Vol. 115, is. G3. – P. 1–12.

258. К вопросу о возможности построения сверхдолгосрочных дендрошкал в южной Прибалтике [On the question of the possibilities of construction of supra-long chronologies in the southern Baltic region] // Условия среды и радиальный прирост деревьев / Т. Т. Битвинскас. – Каунас: Литовский институт ботаники, 1978. – С. 45–51.

259. Vicente-Serrano, S. M. A multi-scalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index–SPEI / S. M.

Vicente-Serrano, S. Beguería, J. I. López-Moreno // *Journal of Climate*. – 2010. – Vol. 23. – P. 1696–1718.

260. Шашкин, А. В. Динамика прироста площадей сечения стволов у деревьев в разных районах Сибири в связи с глобальными изменениями температуры / А. В. Шашкин, Е. А. Ваганов // *Лесоведение*. – 2000. – № 3. – С. 3–6.

261. Вайнерт, Э. Биоиндикация загрязнений наземных экосистем / Э. Вайнерт, Р. Вальтер, Т. Ветцель [и др.]; под ред. Р. Шуберта; пер. с нем. Г. И. Лойдиной, В. А. Турчаниновой. – М.: Мир, 1998. – 350 с.

262. Тишин, Д. В. Дендрэкология (методика древесно-кольцевого анализа): учебно-методическое пособие / Д. В. Тишин. – Казань: Казанский университет, 2015. – 36 с.

263. Cook, E. R. *Methods of Dendrochronology: Applications in the Environmental Sciences* / E. R. Cook, L. A. Kairiukstis. – Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1990. – 394 с. – ISBN 0-7923-0586-8.

264. A Modified Algorithm for Estimating the Radial Cell Size in the Vaganov-Shashkin Simulation Model / M. I. Popkova, I. I. Tychkov, E. A. Babushkina, V. V. Shishov // *Journal of Siberian Federal University. Biology*. – 2015. – № 8. – P. 495–513.

265. Шиятов, С. Г. Дендрохронология, её принципы и методы / С. Г. Шиятов // *Записки Всесоюзного ботанического общества*. – 1973. – № 6. – С. 53–81.

266. Шашкин, А. В. Имитационная модель климатически обусловленной изменчивости прироста хвойных (на примере сосны обыкновенной в степной зоне) / А. В. Шашкин, Е. А. Ваганов // *Экология*. – 1993. – № 5. – С. 3–9.

267. Кирдянов, А. В. Разделение климатического сигнала, содержащегося в изменчивости ширины и плотности годовых колец древесины / А. В. Кирдянов, Е. А. Ваганов // *Лесоведение*. – 2006. – № 6. – С. 71–75.

268. Волков, Ю. В. Математическая модель сечения годовичных колец и алгоритм непрерывного восстановления радиального роста дерева : автореф. дис. ... канд. техн. наук / Ю. В. Волков. – Томск, 2004. – 20 с.
269. Vakman, D. On the analytic signal, the Teager-Kaiser energy algorithm, and other methods for defining amplitude and frequency / D. Vakman // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1996. – Vol. 44, No. 4. – P. 791.
270. Нуссбаумер, Г. Быстрое преобразование Фурье и алгоритмы вычисления свёрток: пер. с англ. Ю. Ф. Касимова, И. П. Пчелинцева / Г. Нуссбаумер. – Москва: Радио и связь, 1985. – 248 с.
271. Квасов, Б. И. Методы изометрической аппроксимации сплайнами / Б. И. Квасов. – Москва: Физматлит, 2006. – 360 с.
272. Нуссенцвейг, Х. М. Причинность и дисперсионные соотношения / Х. М. Нуссенцвейг. – М.: Мир, 1976. – 461 с.
273. Питербарг, Л. И. Устранение «выбросов» в рядах гидрофизических измерений с помощью медианной фильтрации / Л. И. Питербарг, В. А. Гриценко // Океанология. – 1983. – Т. 23, Вып. 1. – С. 161–163.
274. Вержбицкий, В. М. Численные методы. Математический анализ и обыкновенные дифференциальные уравнения / В. М. Вержбицкий. – М.: Высш. шк., 2001. – 328 с.
275. VS-Cambium-Developer: новый подход к моделированию функционирования камбиальной зоны хвойных под воздействием факторов окружающей среды / Д. А. Белоусова, В. В. Шишов, Е. А. Бабушкина, Е. А. Ваганов // Экология. – 2021. – № 5. – С. 335–345.
276. Силкин, П. П. Рентгенографический и гистометрический анализ структуры годовичных колец древесины хвойных : автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук / П. П. Силкин. – Красноярск, 2005. – 21 с.
277. Проблемы оптического контроля / Э. А. Витриченко, В. П. Лукин, Л. А. Пушной, В. А. Тартаковский. – Новосибирск: Наука. Сиб. отд-ние, 1990. – 351 с.

278. Doroslovacki, M. I. On nontrivial analytic signals with positive instantaneous frequency / M. I. Doroslovacki // *Signal Processing*. – 2003. – No. 83. – P. 655–658.

279. Сергиенко, А. Б. Цифровая обработка сигналов / А. Б. Сергиенко. – СПб.: Питер, 2003. – 608 с.

280. Трахтман, А. М. Введение в обобщённую спектральную теорию сигналов / А. М. Трахтман. – М.: Советское радио, 1972. – 352 с.

281. Cohen, L. On an ambiguity in the definition of the amplitude and phase of a signal / L. Cohen, P. Loughlin, D. Vakman // *Signal Processing*. – 1999. – No. 79. – P. 301–312.

282. Силкин, П. П. Масса клеточных стенок трахеид ранней и поздней древесины в годовичных кольцах лиственницы / П. П. Силкин // *Лесоведение*. – 1999. – № 6. – С. 54–61.

283. Лепский, А. Е. Математические методы распознавания образов / А. Е. Лепский, А. Г. Броневиц. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. – 155 с.

284. Местецкий, Л. М. Математические методы распознавания образов / Л. М. Местецкий. – М.: МГУ, 2002. – 139 с.

285. Загоруйко, Н. Г. Алгоритмы обнаружения эмпирических закономерностей / Н. Г. Загоруйко, В. Н. Ёлкина, Г. С. Лбов. – Новосибирск: Наука, 1985. – 110 с.

286. Многомерный статистический анализ в экономических задачах: компьютерное моделирование в SPSS: учебное пособие для вузов / И. В. Орлова, Н. В. Концевая, В. Б. Турундаевский [и др.]. – Москва: Вузовский учебник, 2014. – 310 с.

287. Жамбю, М. Иерархический кластер-анализ и соответствия / М. Жамбю; перевод с фр. Б. Г. Миркина; предисловие С. А. Айвазяна, Б. Г. Миркина. – Москва: Финансы и статистика, 1988. – 342 с.

288. Петрунин, Ю. Ю. Информационные технологии анализа данных. Data Analysis : учебное пособие для вузов / Ю. Ю. Петрунин. – Москва : КДУ, 2010. – 292 с. – ISBN 978-5-91304-809-7.

289. Николаева, С. А. Метод реконструкции развития деревьев и древостоев с учётом дендроэкологической информации / С. А. Николаева, Д. А. Савчук // Новые методы в дендроэкологии. – Иркутск : Изд-во Ин-та географии им. В. Б. Сочавы СО РАН, 2007. – С. 181–183.

290. Сидорова, О. В. Динамика климата позднего голоцена севера Евразии по данным ледниковых кернов Гренландии и длительных древесно-кольцевых хронологий / О. В. Сидорова, М. М. Наурзбаев, Е. А. Ваганов // Известия РАН. Серия география. – 2007. – № 1. – С. 95–106.

291. Хантемиров, Р. М. Древесно-кольцевая реконструкция летних температур на севере Западной Сибири за последние 3248 лет / Р. М. Хантемиров // Сибирский экологический журнал. – 1999. – № 2. – С. 185–191.

292. Southon, J. A. First step to reconciling the GRIP and GISP2 Ice-Core chronologies / J. A. Southon // Quaternary Research. – 2002. – № 57. – P. 32–37.

293. Comparison of oxygen isotope records from the GISP2 and GRIP Greenland ice cores / P. M. Grootes, M. Stuiver, J. W. C. White [et al.] // Nature. – 1993. – № 366. – P. 552–554.

294. Schwander, J. Dating ice cores / J. Schwander // PAGES News. – 2006. – Vol. 14, № 1. – P. 21–22.

295. Тартаковский, В. А. Условия причинности и демодуляция оптических сигналов с монотонной фазой / В. А. Тартаковский // Оптика атмосферы и океана. – 2002. – Т. 15, № 1. – С. 91–100.

296. Koeppen-Geiger Climate Classification Map. – Austria, 2022. – URL: <http://koeppen-geiger.vu-wien.ac.at> (дата обращения: 20.10.2022).

297. Шульгина, Т. М. Разработка и применение комплекса программ для анализа региональных изменений климата на основе данных моделирования : автореф. дис. ... канд. техн. наук / Т. М. Шульгина. – Томск, 2012. – 15 с.

298. Технология и программные средства удалённого использования вычислительных ресурсов для обработки данных в области дендроэкологии / Ю. В. Волков, В. А. Тартаковский, В. Н. Попов, И. А. Ботыгин // CITES 2003 : материалы международной конференции по вычислительно-информационным

технологиям для наук об окружающей среде, Томск, 1–11 сентября, 2003. – Томск, 2003. – С. 45.

299. Burbeck, S. Applications programming in Smalltalk-80™: How to use Model-View-Controller (MVC) / S. Burbeck // Smalltalk-80. – 1992. – Vol. 2, № 5. – URL:

https://www.researchgate.net/publication/238719652_Applications_programming_in_smalltalk-80_how_to_use_model-view-controller_mvc, (access date: 08.11.2020).

300. Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории / под ред. И. В. Бычкова, Д. П. Гладкочуба, Г. М. Ружникова. – Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2022. – Гл. 3 : Формирование концептуальных основ оценки экологических рисков состояния растительного покрова. – С. 91–138.

301. Малиновский, А. А. Типы управляющих биологических систем и их приспособительное значение / А. А. Малиновский // Проблемы кибернетики. – 1961. – № 4. – С. 151–181.

302. Волков, Ю. В. Разработка и исследование алгоритма балансировки нагрузки на основе обобщённой характеристики вычислителей / Ю. В. Волков, И. А. Ботыгин, А. Е. Нагиев // Девятая Сибирская конференция по параллельным и высокопроизводительным вычислениям : сборник трудов конференции, Томск, 10–12 октября, 2017. – Томск, 2017. – С. 92–97.

303. Коварцев, А. Н. Методы и технологии визуального программирования : учебное пособие / А. Н. Коварцев, В. В. Жидченко, Д. А. Попова-Коварцева. – Самара : ООО «Офорт», 2017. – 197 с.

304. Словарь ботанических терминов / под общ. ред. д-ра биол. наук И. А. Дудки. – Киев : Наукова Думка, 1984. – С. 307.

305. Биологический энциклопедический словарь / гл. ред. М. С. Гиляров ; редкол.: А. А. Бабаев, Г. Г. Винберг, Г. А. Заварзин и др. – М. : Сов. энциклопедия, 1986. – С. 863.

306. ГОСТ 15971–90. Системы обработки информации. Термины и определения : государственный стандарт Союза ССР : дата введения 1992-01-01. – М. : Издательство стандартов, 1991. – 14 с.

307. ГОСТ Р 57412-2017. Компьютерные модели в процессах разработки, производства и эксплуатации изделий : нац. стандарт Рос. Федерации : дата введения 2017-07-01. – М. : Стандартинформ, 2018. – 15 с.

308. ГОСТ Р 57412-2025. Компьютерные модели и моделирование. Термины и определения : нац. стандарт Рос. Федерации : дата введения 2026-02-01. – М. : Российский институт стандартизации, 2026. – 16 с.

Приложение А

Численная реализация алгоритма расчета амплитуды и фазы в среде Mathcad

Алгоритм расчета амплитуды и фазы температурных сигналов

1. Считывание массива значений температур и координат станций

ORIGIN := 0

T := READPRN("station_818_ok.txt")

xy := READPRN("xy_818_ok.txt")

nc := cols(*T*) *nc* = 818

nr := rows(*T*) *nr* = 672

номер метостанций по порядку

T =

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	-3.8	-8	-16.1	-3.5	-3.4	2.5	-0.2	-3	0.7
1	-6	-7	-21.8	-6.7	-3.5	0.5	-2.6	-5.7	-1.6
2	-2.8	-4.8	-13.4	-5.4	-2.1	1.9	-0.4	-1.7	1.5
3	-0.9	-4.6	-5.9	-1.3	-0.4	3.8	2.6	2	5.4
4	3.2	-1.7	1.8	2.3	4.1	5.2	5.7	5.8	7.9
5	6.1	1	6.4	4.9	7.5	9	9.6	10.5	12.4
6	10.5	4.8	12.2	7.9	11.4	12.7	13.7	15.3	16.5
7	10.8	5.1	11.8	9.1	12	13.7	13.9	14.7	16.4
8	8.9	4.7	6.7	7	10.7	12.6	11.4	10.6	...

xy =

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	69.7	74.5	69.5	70.4	67.3	62.9	63.7	63.5
1	18.9	19	25.5	31.1	14.4	6.5	9.6	10.9
2	1025	1028	1065	1098	1152	1212	1241	1271
3	1	2	3	4	5	6	7	...

2. Интерполяция сплайнами

ORIGIN := 1

k := 1..*nr* *l* := 1..*nc*

J_k := *k*

Spline^(*l*) := *lspline*(*J*, *T*^(*l*))

N_x := 2¹¹

N_x = 2048

Kshatie := $\frac{\text{rows}(T)}{N_x}$

i := 1..*N_x*

$$I_i := i$$

$$I_i := \frac{\text{rows}(T)}{N_x} \cdot i$$

$$T2^{(i)} := \text{interp}(Spline^{(i)}, J, T^{(i)}, I)$$

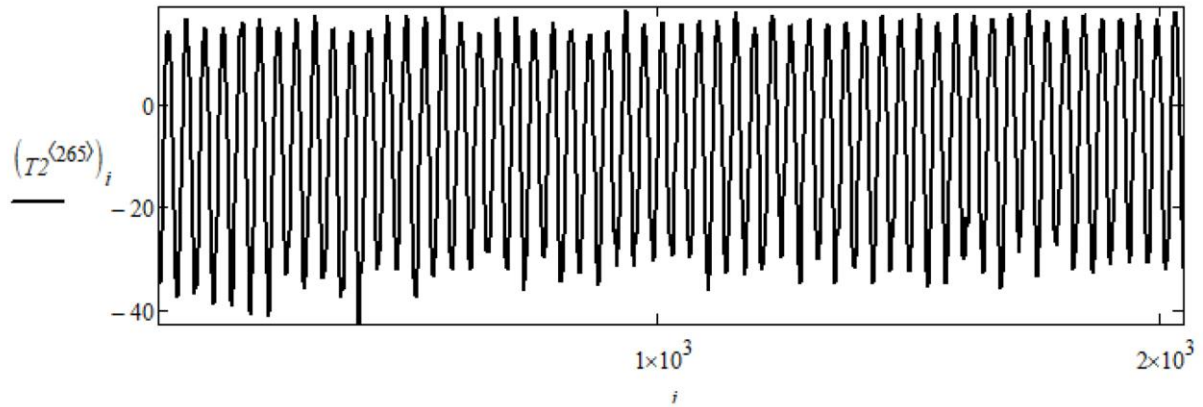


Рис. 1. Температурный сигнал (метостанция г. Томск)

3. Быстрое преобразование Фурье

$$TF^{(i)} := \text{cfft}(T2^{(i)}) \quad \text{прямое преобразование}$$

3.1. Расчет модуля спектра

$$Mod(F) := \begin{array}{l} \text{for } c \in 1 \dots \text{cols}(F) \\ \quad \text{for } r \in 1 \dots \text{rows}(F) \\ \quad \quad M_{r,c} \leftarrow \sqrt{\text{Re}(F_{r,c})^2 + \text{Im}(F_{r,c})^2} \\ \quad \quad M \\ \quad M \\ M \end{array} \quad M := Mod(TF)$$

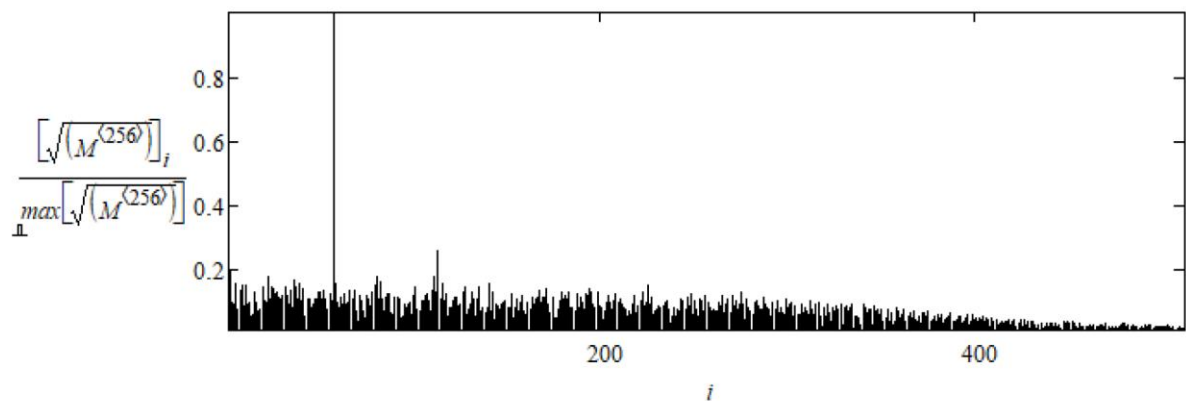


Рис. 2. Нормированный модуль спектра

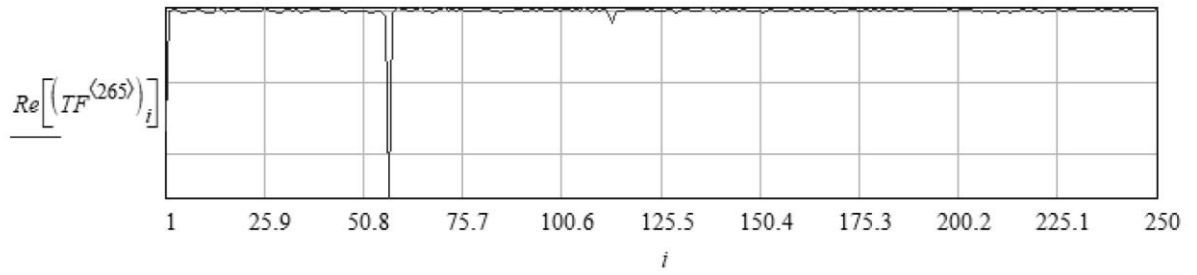


Рис. 3. Действительная часть сигнала

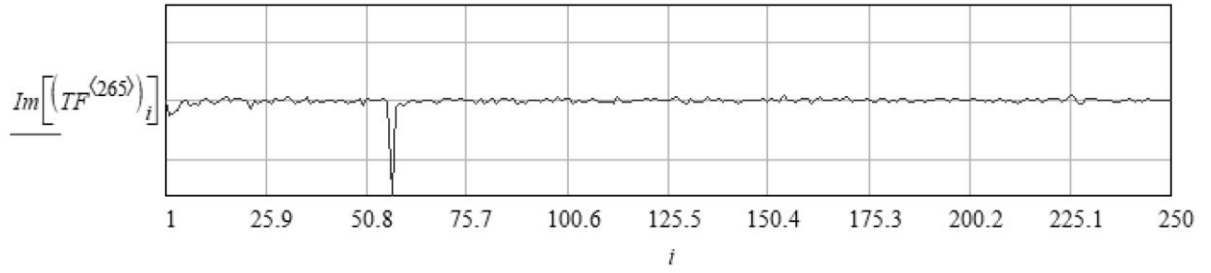


Рис. 4. Мнимая часть сигнала

3.2. Фильтрация частот

$$Filtr(F, a, b) := \begin{array}{|l} \text{for } c \in 1..cols(F) \\ \quad \text{for } r \in 1..rows(F) \\ \quad \quad M_{r,c} \leftarrow 0 \text{ if } r \leq a \\ \quad \quad M_{r,c} \leftarrow 0 \text{ if } r \geq b \\ \quad \quad M_{r,c} \leftarrow F_{r,c} \text{ if } a < r < b \\ \quad \quad M \\ \quad M \\ M \end{array}$$

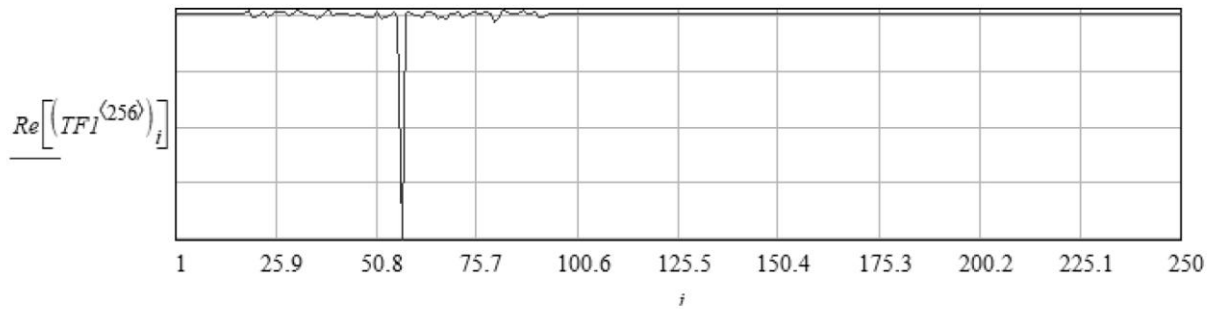
$$TF1 := Filtr(F, 17, 97)$$


Рис. 5. Действительная часть сигнала после фильтрации

$$TF2^{(l)} := \text{icfft}(TF1^{(l)}) \quad \begin{array}{l} \text{обратное} \\ \text{преобразование} \end{array} \quad T3 := \text{Re}(TF2)$$

4. Расчет фаз

$$Faza(F) := \begin{array}{|l} \text{for } c \in 1..cols(F) \\ \quad \begin{array}{|l} \text{for } r \in 1..rows(F) \\ \quad \quad K_{r,c} \leftarrow \arg(\text{Re}(F_{r,c}) + j \cdot \text{Im}(F_{r,c})) \\ \quad \quad K \\ \quad K \\ K \end{array} \end{array}$$

$$\phi := Faza(TF2)$$



Рис. 6. Фаза

4.1 Сшивание фазы

$$Shivka(f) := \begin{array}{|l} \text{for } col \in 1..cols(f) \\ \quad c \leftarrow 0 \\ \quad d \leftarrow f_{2,col} - f_{1,col} \\ \quad n \leftarrow rows(f) \\ \quad \text{for } r \in 1..n \\ \quad \quad dd \leftarrow d \\ \quad \quad d \leftarrow f_{r+1,col} - f_{r,col} \text{ if } r < n \\ \quad \quad cc \leftarrow c \\ \quad \quad cc \leftarrow c - 2 \cdot \pi \text{ if } dd > \pi \\ \quad \quad cc \leftarrow c + 2 \cdot \pi \text{ if } -dd > \pi \\ \quad \quad f_{r,col} \leftarrow f_{r,col} + cc \\ \quad \quad c \leftarrow cc \\ \quad f \\ f \end{array}$$

$$\Phi := -Shivka(\phi)$$

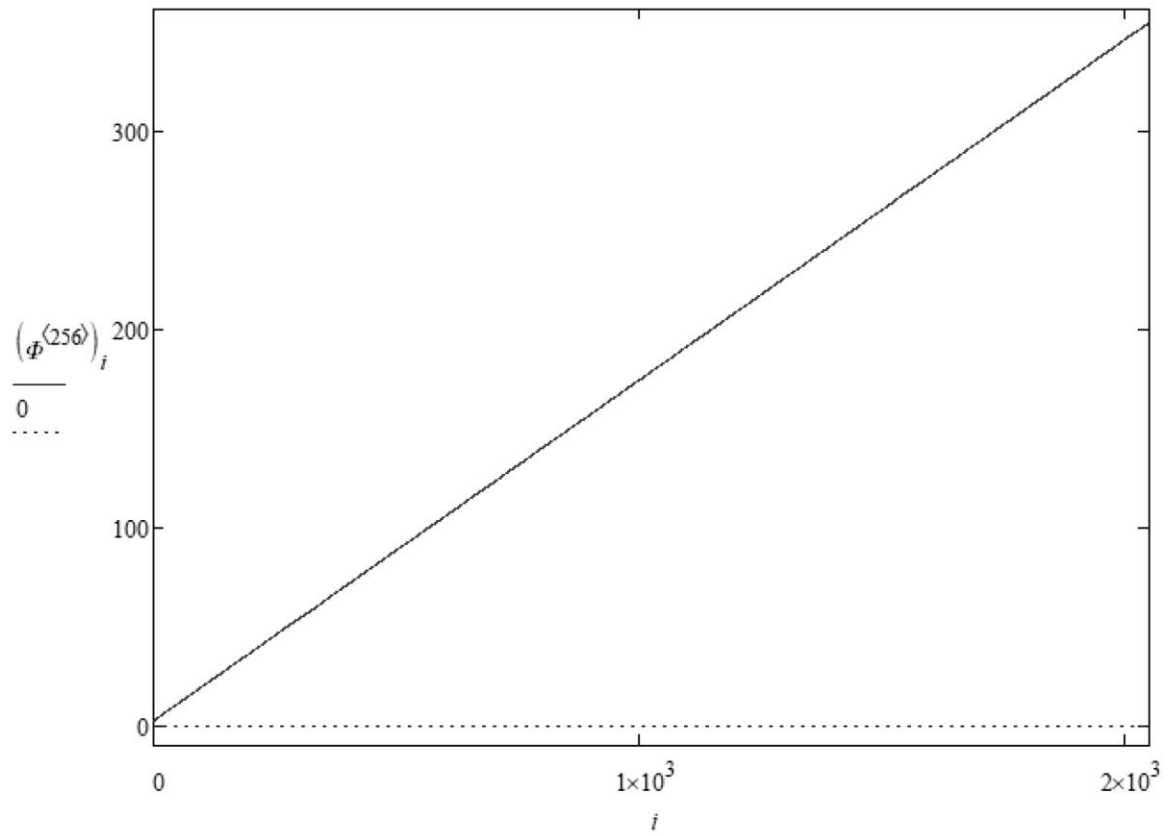


Рис. 7. Функция фазы

4.2 Проверка выполнения условия монотонности фазы

$$Proizv(K) := \begin{cases} \text{for } c \in 1 \dots cols(K) \\ \quad \text{for } r \in 1 \dots rows(K) - 1 \\ \quad \quad D_{r+1,c} \leftarrow K_{r+1,c} - K_{r,c} \\ \quad D \end{cases}$$

$$PR := Proizv(\Phi)$$

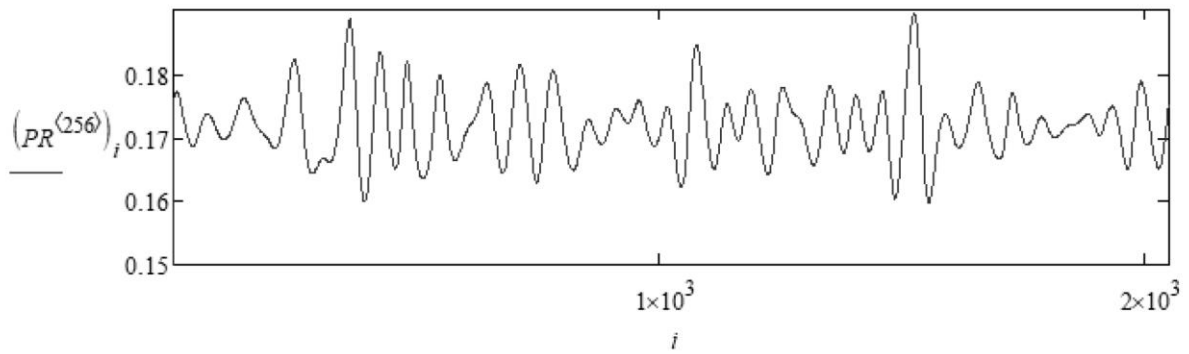


Рис. 8. Производная фазы

4.3 Выделение изменений фазы

```

Prataja(F) :=
  for c ∈ 1..cols(F)
  |
  | k ← (F_rows(F),c - F1,c) / (rows(F) - 1)
  | for r ∈ 1..rows(F)
  | | S_{r,c} ← F_{r,c} - k·(r - 1) - F1,c
  | | S
  | S
  S

```

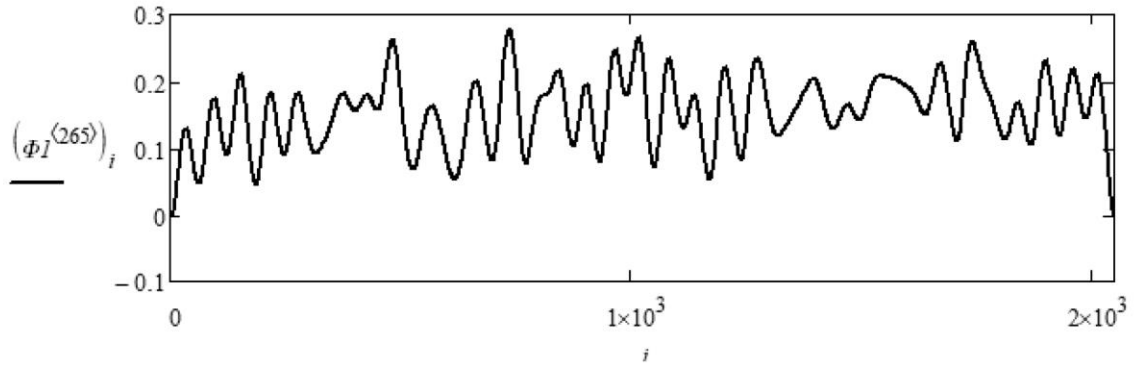
$$\Phi I := Prataja(\Phi)$$


Рис. 9. Изменения фазы

5 Расчет огибающей

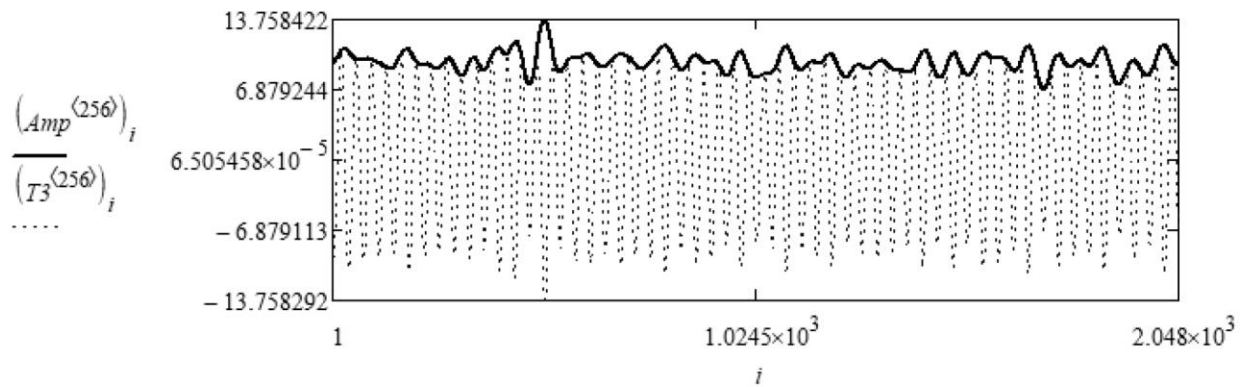
$$Amp^{(i)} := Mod(TF2^{(i)})$$


Рис. 10. Огибающая (сплошная)

$$WRITEPRN("Amplituda.txt") := Amp$$

$$WRITEPRN("Faza.txt") := \Phi I$$



Рисунок А.1 – Блок-схема алгоритма вычисления температурных характеристик: амплитуд и фаз с оптимизацией спектра сигнала

Приложение Б

Численная реализация алгоритма динамической кластеризации температурных сигналов в среде Mathcad

Алгоритм динамической кластеризации температурных сигналов

1. Считывание массива значений характеристик температуры и координат станций

ORIGIN := 1

I := 1 номер итерации

H := READPRN("0-Data-Fazi\00-FazaVse.txt")

CoordH := READPRN("0-Data-Fazi\00-CoordVse.txt")

При I > 1

H := READPRN("0-Data-Fazi\01-Tipovie.txt")

cols(H) = 818

rows(H) = 672

	1	2	3	4	5	6
1	-0.016	-0.013	-0.015	-0.011	-0.02	-0.026
2	-0.029	-0.017	-0.028	-0.013	-0.04	-0.068
3	-0.028	$9.982 \cdot 10^{-4}$	-0.029	$4.339 \cdot 10^{-3}$	-0.047	-0.111
4	-0.012	0.041	-0.018	0.038	-0.04	-0.15
5	0.016	0.101	$3.974 \cdot 10^{-3}$	0.083	-0.018	-0.181
6	0.053	0.173	0.034	0.134	0.015	-0.204
7	0.094	0.247	0.068	0.184	0.055	...

	1	2	3	4	5	6
1	69.7	74.5	69.5	70.4	67.3	62.9
2	18.9	19	25.5	31.1	14.4	6.5
3	$1.025 \cdot 10^3$	$1.028 \cdot 10^3$	$1.065 \cdot 10^3$	$1.098 \cdot 10^3$	$1.152 \cdot 10^3$	$1.212 \cdot 10^3$
4	1	2	3	4	5	...

2. Расчет взаимной корреляции

r := 1..cols(H) - 55 i := 1..rows(H)

Сравнение всех фаз для всех станций

Расчет коэффициента взаимной корреляции между станциями

k := 1..cols(H) j := 1..cols(H)

$CS_{k,1} := \text{corr}(H^{(k)}, H^{(j)})$

	1	2	3	4	5	6
1	1	0.667	0.873	0.842	0.879	0.623
2	0.667	1	0.65	0.664	0.589	0.415
3	0.873	0.65	1	0.877	0.745	0.476
4	0.842	0.664	0.877	1	0.672	0.404
5	0.879	0.589	0.745	0.672	1	0.827
6	0.623	0.415	0.476	0.404	0.827	1
7	0.705	0.405	0.55	0.503	0.88	...

3. Выделение элементов со значением коэффициента корреляции большим или равным r

```

Videll1(D,g) :=
  for c ∈ 1..cols(D)
    a ← 0
    kol ← 1
    for r ∈ 1..rows(D)
      R ← r if Dr,c ≥ g
      a ← a + 1 if Dr,c ≥ g
      Aa,c ← R if Dr,c ≥ g
      kol ← 1 if a ≠ 0
      kol ← 0 if a = 0
    A
  A ← 0 if kol = 0
  F ← rows(A)
  b ← 1
  A
A
A

```

$$A := \text{Videll}(\text{CS}, r)$$
[illegible]

Выстраивания значений в порядке возрастания номеров, исключая повторения и нули

```

UbrPovtor(D) :=
  R1,1 ← 0
  Rrows(D),cols(D) ← 0
  t ← 1
  for c ∈ 1..cols(D)
    for r ∈ 1..rows(D)
      V ← 0
      for r1 ∈ 1..rows(R)
        V ← 1 if Dr,c = Rr1,c
      R
      t ← t + 1 if V = 0
      Rt,c ← Dr,c if V = 0
      R1,c ← t - 1 if V = 0
      R
    t ← 1
  R

```

R := UbrPovtor(A)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	8	1	9	7	8	7	8	9	8	11	12	10
2	1	2	1	1	1	5	5	5	6	6	8	1
3	3	0	3	3	5	6	6	6	7	7	9	3
4	4	0	4	4	6	7	7	7	8	8	10	4
5	5	0	12	12	7	8	8	8	9	9	11	5
6	12	0	13	19	8	9	9	9	10	10	14	12
7	13	0	19	20	12	10	10	10	11	11	15	13
8	19	0	20	169	13	14	13	11	15	14	16	19
9	169	0	169	0	14	0	14	14	26	15	17	...

Определение координат:

c := 1..cols(R)

B_{1,c} := c

R1 := stack(B,R)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...

4. Расчет типовых

```

Gr1(D,M,H) := for h ∈ 1..H
               r2 ← 0
               N ← 0
               for r1 ∈ 3..rows(M)
                 c1 ← Mr1,h
                 r2 ← r2 + 1 if c1 ≠ 0
                 if c1 ≠ 0
                   for r ∈ 1..rows(D)
                     Nr,r2 ← Dr,c1
                     N
                   N
                 N
               for m ∈ 1..rows(N)
                 f ← 0
                 for cn ∈ 1..cols(N)
                   f ← f + Nm,cn
                   f
                 Fm,h ←  $\frac{f}{\text{cols}(N)}$ 
                 F
               F

```

G := Gr1(H,R1,cols(H))

	1	2	3	4	5	6
1	-0.016	-0.013	-0.014	-0.015	-0.019	-0.021
2	-0.029	-0.017	-0.028	-0.029	-0.045	-0.053
3	-0.03	$9.982 \cdot 10^{-4}$	-0.029	-0.029	-0.065	-0.084
4	-0.018	0.041	-0.02	-0.018	-0.077	-0.11
5	$4.859 \cdot 10^{-3}$	0.101	$2.799 \cdot 10^{-4}$	$4.861 \cdot 10^{-3}$	-0.081	-0.129
6	0.036	0.173	0.027	0.035	-0.076	-0.141
7	0.072	0.247	0.059	0.07	-0.063	-0.143
8	0.11	0.314	0.092	0.105	-0.043	-0.137
9	0.146	0.369	0.123	0.139	-0.019	-0.124
10	0.178	0.406	0.152	0.17	$7.853 \cdot 10^{-3}$	-0.105
11	0.205	0.423	0.177	0.195	0.035	-0.082
12	0.225	0.422	0.196	0.215	0.061	-0.058
13	0.239	0.4	0.21	0.229	0.082	...

WRITEPRN("0-Data-Fazi\01-Tipovie.txt") := G

Сравнение типовых

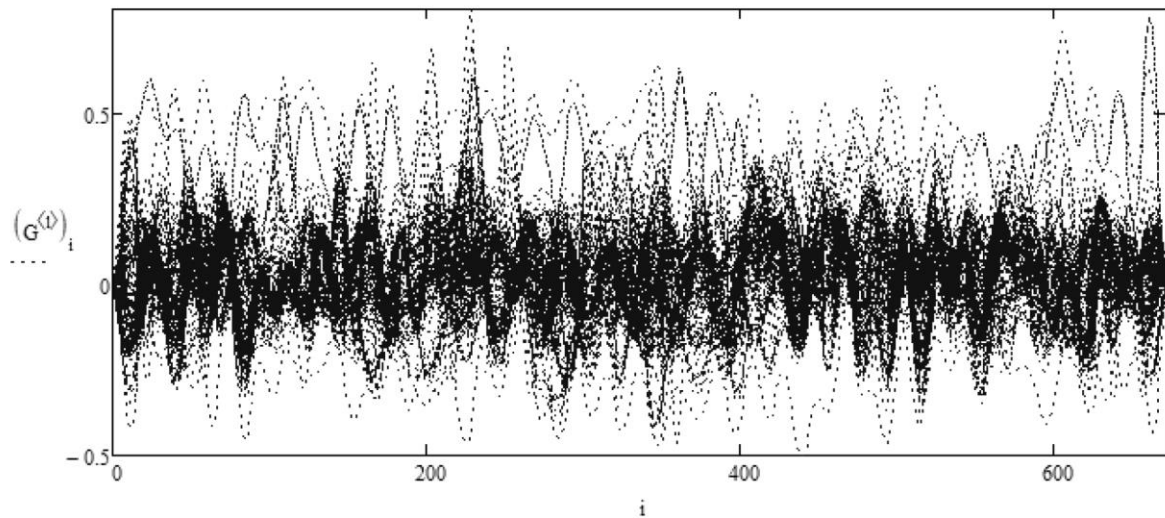
 $i := 1..rows(H) + 1$ $1 := 1..200$


Рис. 1. Типовые фазы

5. Расчет отклонения проверка условия завершения итерационного процесса

 $O := H - G$ $1 := 1..cols(G)$
 $E^{(i)} := round(O^{(i)}, 4)$

	1	2	3	4	5	6
1	$-7 \cdot 10^{-4}$	0	$-5 \cdot 10^{-4}$	$4.2 \cdot 10^{-3}$	$-6 \cdot 10^{-4}$	$-5.1 \cdot 10^{-3}$
2	0	0	$-7 \cdot 10^{-4}$	0.016	$4.8 \cdot 10^{-3}$	-0.015
3	$2.6 \cdot 10^{-3}$	0	0	0.034	0.018	-0.027
4	$6.6 \cdot 10^{-3}$	0	$1.5 \cdot 10^{-3}$	0.056	0.038	-0.04
5	0.011	0	$3.7 \cdot 10^{-3}$	0.078	0.063	-0.052
6	0.017	0	$6.4 \cdot 10^{-3}$	0.099	0.091	-0.063
7	0.022	0	$9.2 \cdot 10^{-3}$	0.115	0.118	-0.072
8	0.026	0	0.012	0.124	0.143	-0.077
9	0.029	0	0.014	0.127	0.164	...

 $\max(E) = 0.775$
 $\min(E) = -1.368$

условие завершения итерационного процесса

$$UI(M, e) := \begin{cases} k \leftarrow 1 \\ k \leftarrow 0 \text{ if } (\max(M) < e) \wedge (\min(M) > -e) \\ k \end{cases}$$
 $e := 0.0001$ допустимая величина отклонения

 $K := UI(E, e) = 1$
Если $K = 0$, то итерационный процесс заканчивается иначе продолжается
 $I := I + UI(E, e) = 2$ номер итерации

Сравнение типовых

Итерация

I = 10

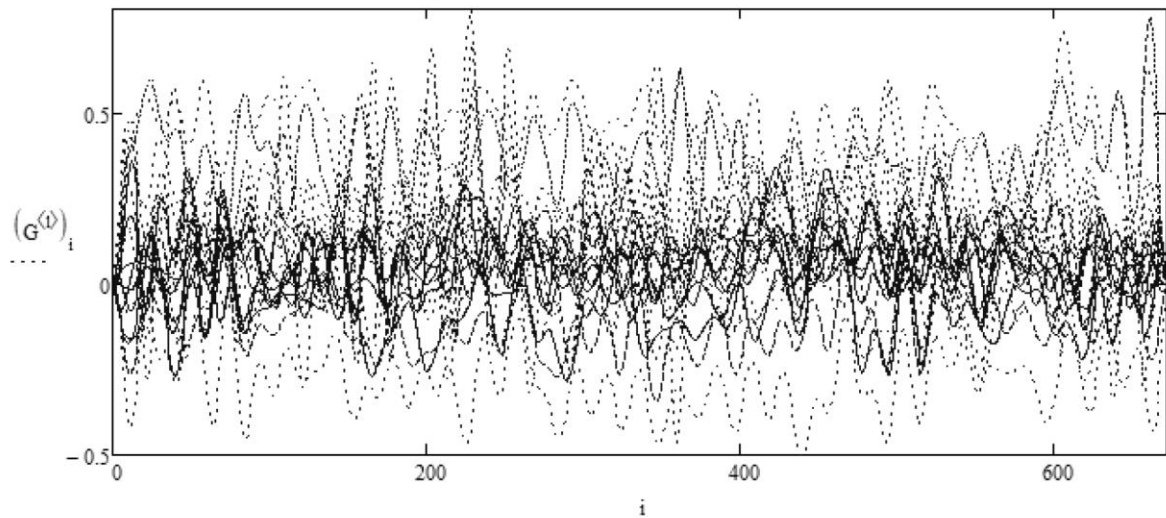
 $i := 1..rows(H) + 1$
 $1 := 1..200$


Рис. 1. Типовые фазы

5. Расчет отклонения проверка условия завершения итерационного процесса

 $O := H - G$
 $1 := 1..cols(G)$
 $E^{(i)} := \text{round}(O^{(i)}, 4)$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...

 $\max(E) = 0$
 $\min(E) = 0$

условие завершения итерационного процесса

$$UI(M, e) := \begin{cases} k \leftarrow 1 \\ k \leftarrow 0 \text{ if } (\max(M) < e) \wedge (\min(M) > -e) \\ k \end{cases}$$
 $e := 0.0001$ допустимая величина отклонения

 $K := UI(E, e) = 0$
Если $K = 0$, то итерационный процесс заканчивается иначе продолжаетсяИтерационный процесс завершен

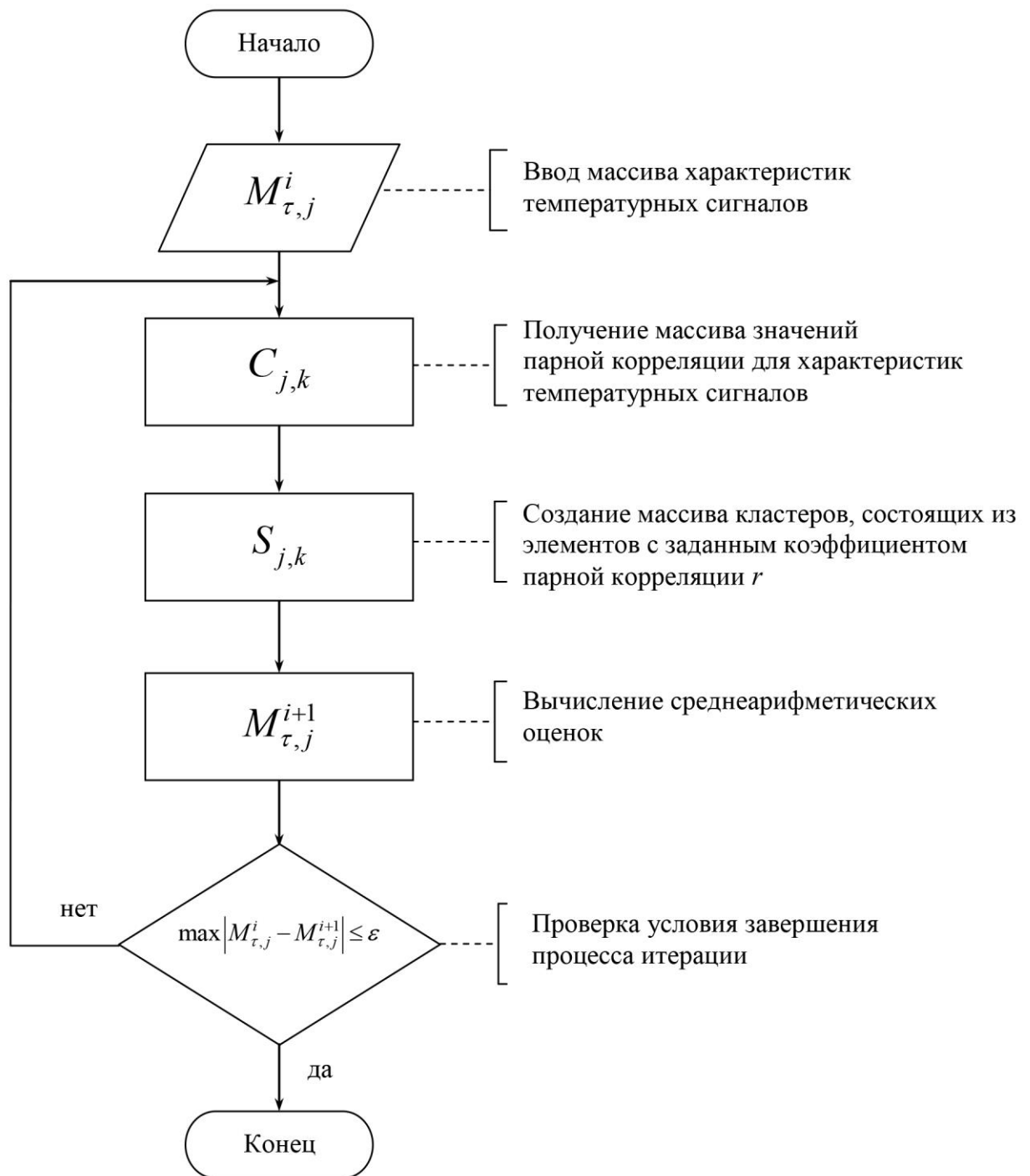


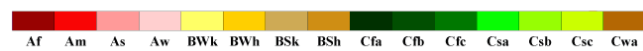
Рисунок Б.1 – Блок-схема алгоритма динамической кластеризации

Приложение В

Климатические классификации

Карта классификации климатов Кёппена-Гейгера

updated with CRU TS 2.1 temperature and VASCLimO v1.1 precipitation data 1951 to 2000



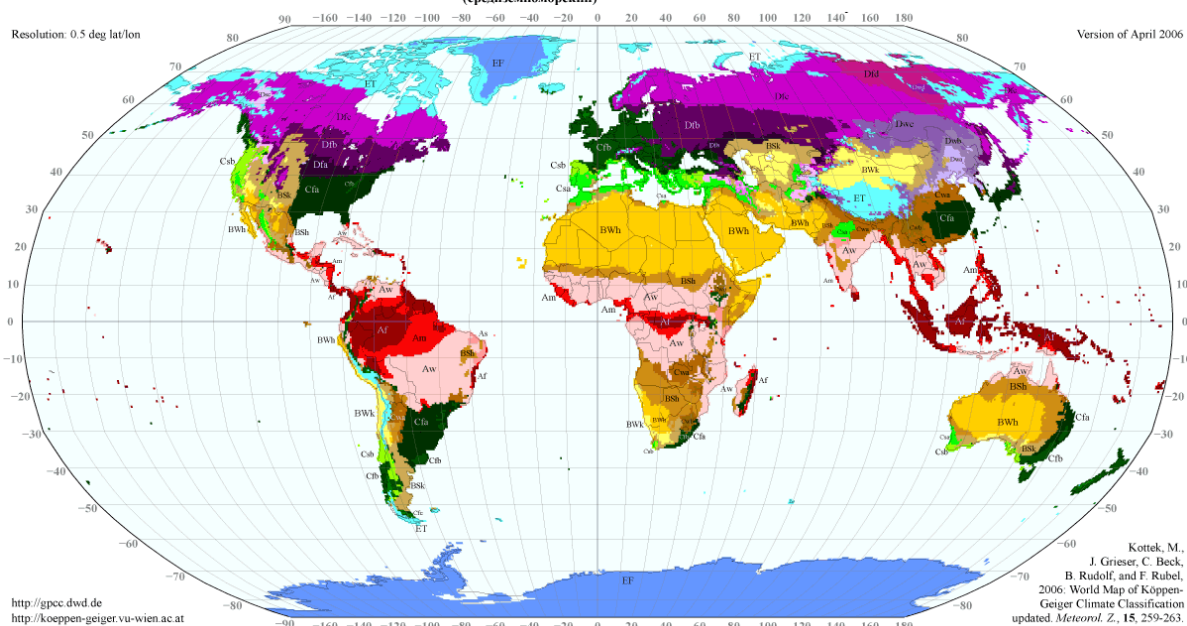
Cwb Cwc Dfa Dfb Dfc Dfd Dsa Dsb Dsc Dsd Dwa Dwb Dwc Dwd EF ET

A — тропический и экваториальный
B — сухой, субэкваториальный, тропический
C — умеренный, субтропический и континентальный
D — континентальный, субарктический (бореальный)
E — полярный, субарктический, арктический

i — мучительно жарко: 35 °C и выше
h — очень жарко: 28 — 35 °C
a — жарко: 23 — 28 °C
b — тепло: 18 — 23 °C
l — среднее: 10 — 18 °C

k — прохладно: 0 — 10 °C
o — холодно: -10 — 0 °C
c — очень холодно: -25 — -10 °C
d — мучительно холодно: -40 — -25 °C
e — вечная мерзлота: -40 °C и ниже

Cf — климат умеренно тёплый с равномерным увлажнением
Dw — климат умеренно холодный с сухой зимой
Df — климат умеренно холодный с равномерным увлажнением
ET — климат тундры
EF — климат постоянного мороза



а



б

а — карта классификации Кепена-Гейгера [9], б — схема климатических кластеров, полученная на основе МДК по фазовым характеристикам температурных сигналов при значениях корреляции больше 0,8

Рисунок В.1 — Классификации климатов

Приложение Г

Часть программного кода (модель MVC) на C# [73]

1. Model:

```
namespace Web_V.Models
{
    public class Dano
    {
        public double? Temp { get; set; }
        public double? lat { get; internal set; }
        public double? long_ { get; internal set; }
        public double? number_station { get; set; }
        public double? Tc { get; internal set; }
        public double? number_group { get; internal set; }
    }
}
```

2. Controller:

```
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.Web;
using System.Web.Mvc;
using System.IO;
using System.Text;
using Web_V.Models;

namespace Web_V.Controllers
{
    public class HomeController : Controller
    {
        public ActionResult Index()
        {
            return View();
        }
        public ActionResult Map()
        {
            return View();
        }

        public ActionResult Upload(HttpPostedFileBase upload, double? radius)
        {
            if (radius == null || upload == null)
            {
                List<Error> err = new List<Error>();
                err.Add(new Error() { error = 0 });
                return Json(err, JsonRequestBehavior.AllowGet);
            }

            List<Dano> RegisteredUsers = new List<Dano>();
            string Path = Server.MapPath("~/FFF/inpup_file.txt");
            upload.SaveAs(Path);
            string[] separatingStrings = { " ", "\n" };
            double[] words;
            double?[,] start;
            double?[,] start_out;
            int quantity_line = System.IO.File.ReadAllLines(Path).Length
            int quantity_column
```

```

using (StreamReader file = new StreamReader(Path,
Encoding.Default))//записывает считываемые данные в массив start и start_out
{
    words = Array.ConvertAll<string,
double>(file.ReadToEnd().Split(separatingStrings, StringSplitOptions.RemoveEmptyEntries),
Double.Parse);
    quantity_column = words.Length / quantity_line;
    start = new double?[quantity_line, quantity_column];
    start_out = new double?[quantity_line, quantity_column];
    int k = 0;
    for (int i = 0; i < quantity_line; i++)
    {
        for (int j = 0; j < quantity_column; j++)
        {
            start[i, j] = Convert.ToDouble(words[k]);
            start_out[i, j] = Convert.ToDouble(words[k]);
            k++;
        }
    }
}

int T_number = 0;//индекс температуры
int T_sr_index = 4;//индекс средней температуры
double?[,] ymenshaemoe;//массив, (уменьшаемое)
double?[,] source;//массив, из которого буду брать значения
double?[,] vichitaemoe;//массив, (вычитаемое)
double?[,] raznost;//разность массивов ymenshaemoe и chastnoe
double?[,] sr;// запись среднего значения
double?[] conec_iterachii;//проверка конца итерации

Massiv massiv = new Massiv();
Resolve res = new Resolve();
Sort sort = new Sort();
Number_group ng = new Number_group();

source = massiv.metod_ymenshaemoe(quantity_line, start, T_number); // Массив,
из которого берутся значения по умолчанию
do
{
    ymenshaemoe = massiv.metod_ymenshaemoe(quantity_line, start, T_number);
    vichitaemoe = massiv.metod_vichitaemoe(quantity_line, start, T_number);
    raznost = res.metod_raznost(quantity_line, ymenshaemoe, vichitaemoe,
radius, source);//Вычитает из массива ymenshaemoe массив vichitaemoe, записывает в массив
raznost

    sr = res.metod_srednee(quantity_line, raznost);
    conec_iterachii = res.metod_proverka(quantity_line, start, sr, T_number);
    start = sr;
    double endt = 0;
    foreach (double j in conec_iterachii)
    {
        endt += Math.Abs(j);
    }
    if (endt == 0)
    {
        break;
    }
}
while (true);

double?[,] out_print = new double?[quantity_line, quantity_column + 1];

```

```

        for (int i = 0; i < quantity_line; i++)
        {
            for (int j = 0; j < quantity_column; j++)
            {
                out_print[i, j] = start_out[i, j];
                out_print[i, quantity_column] = sr[i, 0];
            }
        }
        sort.method_sotrirovka(quantity_column + 1, quantity_line, out_print,
T_sr_index);
        double?[,] out_print_group = new double?[quantity_line, quantity_column + 2];
        out_print_group = ng.method_number_group(quantity_column + 1, quantity_line,
out_print, T_sr_index);
        //запись в файл .txt
        string Path_answer = Server.MapPath("~/FFF/answer.txt");
        using (StreamWriter sw = new StreamWriter(Path_answer, false,
System.Text.Encoding.Default))
        {
            for (int i = 0; i < quantity_line; i++)
            {
                for (int j = 0; j < quantity_column + 2; j++)
                {
                    sw.Write(out_print_group[i, j] + " ");
                }
                sw.WriteLine();
            }
        }
        //формирование файла .json для отправки в представление
        for (int i = 0; i < quantity_line; i++)
        {
            RegisteredUsers.Add(new Dano() { Temp = out_print_group[i, 0], lat =
out_print_group[i, 1], long_ = out_print_group[i, 2], number_station = out_print_group[i,
3], Tc = out_print_group[i, 4], number_group = out_print_group[i, 5] });
        }
        return Json(RegisteredUsers, JsonRequestBehavior.AllowGet);
    }
}

namespace Web_V.Controllers
{
    class Massiv
    {
        //-----Заполняет массив ymenshaemoe-----
        public double?[,] metod_ymenshaemoe(int razmer, double?[,] start, int T_number)
        {
            double?[,] ymenshaemoe = new double?[razmer, razmer];
            for (int i = 0; i < razmer; i++)
            {
                int k = 0;
                for (int j = 0; j < razmer; j++)
                {
                    int var = j + i;
                    if (var >= razmer)
                    {
                        var = k;
                        k++;
                    }
                    ymenshaemoe[i, j] = start[var, T_number];
                }
            }
        }
    }
}

```

```

        return ymenshaemoe;
    }
    //-----Заполняет массив vichitaemoe-----
    public double?[,] metod_vichitaemoe(int razmer, double?[,] start, int T_number)
    {
        double?[,] vichitaemoe = new double?[razmer, razmer];
        for (int i = 0; i < razmer; i++)
        {
            for (int j = 0; j < razmer; j++)
            {
                int var = j;
                vichitaemoe[i, j] = start[var, T_number];
            }
        }
        return vichitaemoe;
    }
    //-----
}

using System;

namespace Web_V.Controllers
{
    class Number_group
    {
        public double?[,] method_number_group(int razmer, int num_string, double?[,] nums,
        int index_Tc)
        {
            double?[,] ddd = new double?[num_string, razmer + 1];
            int k = 1;
            for (int i = 0; i < num_string - 1; i++)
            {
                for (int j = 0; j < razmer; j++)
                {
                    ddd[i, j] = nums[i, j];
                    ddd[i + 1, j] = nums[i + 1, j];
                }

                if (Math.Round((double)nums[i, index_Tc], 4) == (Math.Round((double)nums[i
+ 1, index_Tc], 4)))
                {
                    ddd[i, razmer] = k;
                }
                else
                {
                    ddd[i, razmer] = k;
                    k++;
                }
                ddd[i + 1, razmer] = k;
            }
            return ddd;
        }
    }
}

using System;

namespace Web_V.Controllers
{
    class Resolve

```

```

{
//-----Вычитет из массива ymenshaemoe массив vichitaemoe, записывает в массив raznost-----
    public double?[,] metod_raznost(int razmer, double?[,] ymenshaemoe, double?[,]
vichitaemoe, double? radius, double?[,] source)
    {
        double?[,] raznost = new double?[razmer, razmer];
        for (int i = 0; i < razmer; i++)
        {
            for (int j = 0; j < razmer; j++)
            {
                double? znachenie_raznosti = ymenshaemoe[i, j] - vichitaemoe[i, j];
                if (Math.Abs((double)znachenie_raznosti) > radius)
                {
                    raznost[i, j] = null;
                }
                else
                {
                    raznost[i, j] = source[i, j];
                }
            }
        }
        return raznost;
    }
}

//-----среднее-----
public double?[,] metod_srednee(int razmer, double?[,] raznost)
{
    double?[,] sr = new double?[razmer, razmer];
    //меняет в массиве sr null на нули
    for (int i = 0; i < razmer; i++)
    {
        sr[i,0] = 0;
    }

    for (int i = 0; i < razmer; i++)
    {
        int n = 0;

        for (int j = 0; j < razmer; j++)
        {
            double? chislo = raznost[j, i];
            if (chislo != null)
            {
                sr[i,0] = sr[i,0] + chislo;
                n++;
            }
            else
            {
                sr[i,0] = sr[i,0];
            }
        }
        sr[i,0] = sr[i,0] / n;
    }
    return sr;
}

//-----
//-----Проверка-----
public double?[] metod_proverka(int razmer, double?[,] start, double?[,] sr, int
T_number)
{

```

```

        double?[] conec_iterachii = new double?[razmer];
        for (int i = 0; i < razmer; i++)
        {
            conec_iterachii[i] = start[i, T_number] - sr[i,0];
        }
        return conec_iterachii;
    }
    //-----
}

namespace Web_V.Controllers
{
    class Sort
    {
        public double?[,] method_sotrirovka(int quantity_column, int num_string,
double?[,] nums, int index_Tc)
        {
            //Сортировка
            double?[] temp = new double?[quantity_column];
            for (int i = 0; i < num_string - 1; i++)
            {
                for (int j = i + 1; j < num_string; j++)
                {
                    if (nums[i, index_Tc] > nums[j, index_Tc])
                    {
                        for (int r = 0; r < quantity_column; r++)
                        {
                            temp[r] = nums[i, r];
                            nums[i, r] = nums[j, r];
                            nums[j, r] = temp[r];
                        }
                    }
                }
            }
            return nums;
        }
    }
}

```

3. View:

```

@model IEnumerable<Web_V.Models.Dano>
@{
    Layout = "~/Views/Shared/_Layout.cshtml";
    ViewBag.Title = "Главная";
}
@Styles.Render("~/Content/css")
<link rel="stylesheet" href="https://maxcdn.bootstrapcdn.com/font-awesome/4.5.0/css/font-
awesome.min.css">
<link rel="stylesheet" href="~/Content/Index.css">
<script type="text/javascript"
src="//ajax.googleapis.com/ajax/libs/jquery/1/jquery.min.js"></script>

<script type="text/javascript">
    localStorage.clear();//очищает
    function OnSuccess(data) {
        var rad = document.getElementById('rr');
        var file = document.getElementById('file');
        if (rad.value != "" && file.value != "") {
            //Если поля заполнены, то передает в map.js JSON файл

```

```

        //и перенаправляет на страницу с картой
        localStorage.setItem('array', JSON.stringify(data));
        window.location.href = '/Home/Map';
    }
    else {
        var error = $("#error");
        error.empty(); //очищает элемент
        error.append("<tr><td>" + "Заполните все поля" + "</td><td>");
    }
}
</script>

<div id="error"></div>
<div class="solve">
    <br />
    <h4>Для расчета укажите исходные данные:</h4>
    <form action="/Home/Upload" enctype="multipart/form-data" data-ajax="true" data-ajax-
success="OnSuccess" method="post">
        <div class="radius">
            <label id="rr" class="w100">Радиус:</label>
            <input type="text" name="radius" class="w100 border" id="rr" value="" />
        </div>
        <br />
        <div class="example-2">
            <div class="form-group">
                <input type="file" name="upload" accept="text/plain" id="file"
class="input-file">
                <label for="file" class="btn btn-tertiary js-labelFile">
                    <i class="icon fa fa-check"></i>
                    <span class="js-fileName">Загрузить файл</span>
                </label>
            </div>
        </div>

        <h4>Примечание:</h4>
        <div class="info">
            <p>
                *txt-файл должен содержать данные из 4-х столбцов
                <br>
                [0] - Температура<br>
                [1], [2] - Координаты<br>
                [3] - № Станции<br>
                Например:<br>
                
            </p>
        </div>
        <div class="submit">
            <input type="submit" id="submitFF" value="Рассчитать" />
        </div>
    </form>
</div>

<script>
(function () {
    'use strict';
    $('input-file').each(function () {
        var $input = $(this),
            $label = $input.next('.js-labelFile'),
            labelVal = $label.html();

```

```

        $input.on('change', function (element) {
            var fileName = '';
            if (element.target.value)
                fileName =
element.target.value.split('\\').pop();
            fileName ? $label.addClass('has-file').find('.js-fileName').html(fileName)
: $label.removeClass('has-file').html(labelVal);
        });
    });
})();
</script>

```

```

@{
    Layout = null;
}
<!DOCTYPE html>
<html>
<head>
    <meta name="viewport" content="width=device-width" />
    <title>Map</title>
    <link
href="https://playground.anychart.com/gallery/Maps_Point_Maps_(Dot_Maps)/Airplane_Crashes_
since_1970_till_2009/iframe"
rel="canonical">
    <link href="/Content/Map.css" rel="stylesheet" />
    <meta content="AJAX Chart,Chart from JSON,Dot Chart,Dot Map,Geo Chart,Geo
Visualization,JSON Chart,JSON Plot,Marker Chart,Point Map,Statistical Data,Tooltip"
name="keywords">
    <meta content="AnyChart - JavaScript Charts designed to be embedded and integrated"
name="description">
    <link href="https://cdn.anychart.com/releases/v8/css/anychart-
ui.min.css?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"
rel="stylesheet" type="text/css">
    <link href="https://cdn.anychart.com/releases/v8/fonts/css/anychart-
font.min.css?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"
rel="stylesheet" type="text/css">
</head>
<body>
    <script src="https://oss.maxcdn.com/html5shiv/3.7.3/html5shiv.min.js"></script>
    <script src="https://oss.maxcdn.com/respond/1.4.2/respond.min.js"></script>
    <script src="https://cdn.anychart.com/releases/v8/js/anychart-
base.min.js?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"></script>
    <script type="text/javascript" src="/Scripts/map.js"></script>
    <script src="/Scripts/world.js"></script>
    <script src="/Scripts/proj4.js"></script>
    <script src="https://cdn.anychart.com/releases/v8/js/anychart-
ui.min.js?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"></script>
    <script src="https://cdn.anychart.com/releases/v8/js/anychart-
exports.min.js?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"></script>
    <script src="https://cdn.anychart.com/releases/v8/js/anychart-
map.min.js?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"></script>
    <script src="https://cdn.anychart.com/releases/v8/js/anychart-data-
adapter.min.js?hcode=c11e6e3cfefb406e8ce8d99fa8368d33"></script>
    <style>
        html,
        body,
        .container {
            width: 100%;
            height: 100%;
            margin: 0;
            padding: 0;
        }
    </style>

```

```

</style>
<div class="container" id="container">
  <div class="nav-bar">
    <div class="new_solve">
      <a href="/">Новый расчет</a>
    </div>
    <div class="change">
      <a href="#box" onclick="openbox()">Изменить маркер</a>
    </div>
    <div class="download">
      <a href="~/FFF/answer.txt" download="answer.txt">Скачать данные</a>
    </div>
  </div>
  <div id="box" style="display: none" class="box">
    <br>
    <div>
      Номер группы, маркер которой необходимо поменять: <br>
      <input class="input" type="number" id="number" name="number" min="1">
    </div>
    <br>
    <div>
      Задайте имя:<br>
      <input class="input" type="text" id="name" name="name">
    </div><br>
    <label>
      Задайте цвет:
      <input type="color" id="color" name="color">
    </label><br><br>
    <label>
      Вид маркера:<br>
      <input type="radio" name="type" value="circle" checked> Круг
      <input type="radio" name="type" value="square"> Квадрат
      <input type="radio" name="type" value="star4"> Звезда-4
      <input type="radio" name="type" value="star6"> Звезда-6
    </label><br>
    <br>
    <label>
      Задайте размер:<br>
      <input type="range" id="size" name="size" min="4" max="20">
    </label><br><br>
    <input type="button" onclick="update()" value="Изменить">
  </div>
</div>

<script>
  //открывает настройки маркера
  function openbox() {
    let display = document.getElementById('box').style.display;
    if (display === "none") {
      document.getElementById('box').style.display = 'block';
    }
    else {
      document.getElementById('box').style.display = "none";
    }
  }
</script>
</body>
</html>

```

4. JavaScript:

```

anychart.onDocumentReady(function () {

```

```

let data_source = JSON.parse(localStorage.getItem('array'));
// рисуем карту
var map = anychart.map();
map.geoData('anychart.maps.world')
    .padding(0)
    ;
map.background().fill({
    keys: [ "#dffffc", "#ddfff8", "#f2fff8"],
    angle: 130,
});
map.unboundRegions()
    .enabled(true)
    //.fill('#f0f4ed')
    .fill({
        keys: [ "#d7dbd5", "#d0d4d4", "#e5eadf"],
        angle: 130,
    })
    .stroke('#3D3C3C');
map.credits()
    .enabled(true)
    .text('Data source: https://opendata.socrata.com')
    .logoSrc('https://opendata.socrata.com/stylesheets/images/common/favicon.ico');
// Заголовок
map.title()
    .enabled(true);
    // .padding([20, 0, 10, 0])
    //.text('Карта');
var title = map.title();
title.useHtml(true);
title.text(
    "<br><a style=\"color:#000; font-size: 20px;\">"+
    "Группы"
);
//API читает долготу по ключевому слову long, но его невозможно передать из шарпа
через json(т.к. это ключевое слово), поэтому передаю long_ а ниже переписываю в long
var data = [];
let lenght = data_source.length;
for(let i = 0; i<lenght; i++){
    var temp = data_source[i].Temp;
    var number_station = data_source[i].number_station;
    var Tc = data_source[i].Tc;
    var number_group = data_source[i].number_group;
    var lat = data_source[i].lat;
    var long = data_source[i].long_;
    data.push({Temp: temp, number_station: number_station, Tc: Tc, number_group:
number_group, lat: lat, long: long});
}
// создает набор данных из данных образца
var crashesDataSet = anychart.data.set(data).mapAs();
//-----Функции-----
// функция для создания маркера
var createSeries = function (name, data, color) {
    var series = map.marker(data);
    series.name(name)
        .fill(color)
        .stroke(color)
        .type('circle')
        .size(6)
        .labels(false)
        .selectionMode('none')
        .tooltip({title: false, separator: false});

```

```

        series.hovered()
            .stroke(color)
            .size(10);
        series.legendItem()
            .iconType('circle')
            .iconSize(14)
            .iconFill(color)
            .iconStroke(color);
    };
    //Меняет маркеры по запросу
    window.marker_update = function (name,color, type, number,size){
        var seriddes = map.getSeriesAt(number);
        seriddes.name(name)
            .stroke(color)
            .type(type)
            .size(size)
            .fill(color);
        seriddes.hovered()
            .size(size);
        seriddes.legendItem()
            .iconFill(color)
            .iconType(type);
    };
    //Цвета маркеров
    let color = ["#000080", "#990066", "#FF6E4A", "#B8B428",
        "#3C18FF", "#FFDAB9", "#066", "#990000",
        "#F13A13", "#57ca24", "#92000A", "#346e24",
        "#EE9374", "#ACB78E", "#712F26", "#1CA9C9",
        "#FFA000", "#FF0000", "#000147", "#FF5349",
        "#FEFE22", "#025669", "#00FF00", "#534B4F",
        "#7F180D", "#00A86B", "#999950", "#BAACC7",
        "#31372B", "#003366", "#FF9218", "#FF496C",
        "#F5DEB3", "#F3DA0B", "#B7410E", "#B76E79",
        "#99FF99", "#846A20", "#BBBBBB",
        "#966A57", "#84C3BE", "#382C1E", "#B85D43",
        "#413D51", "#CADABA", "#317F43", "#8A2BE2",
        "#282828", "#6699CC", "#FF6E4A", "#7BA05B",
        "#714B23", "#CF3476", "#3B83BD", "#D8A903",
        "#472A3F", "#915F6D", "#34C924",
        "#CC6C5C", "#313830", "#310062", "#9B2F1F",
        "#C37629", "#03C03C", "#5B1E31", "#564042",
        "#371F1C", "#2B2517", "#82898F", "#CC4E5C",
        "#BA55D3", "#2B2517", "#82898F", "#CC4E5C",
        "#A12312", "#5DA130", "#45CEA2", "#FF7518",
        "#B57281", "#8A3324", "#48D1CC", "#5E490F",
        "#7D512D", "#D79D41", "#30626B",
        "#D35339", "#8C4566", "#423C63", "#EA8DF7",
        "#F75394", "#123524", "#BEF574", "#806B2A",
        "#4D7198", "#123524", "#4E1609", "#FFA474",
        "#008CF0", "#78A2B7", "#FFF8DC", "#FFCC00",
        "#2e3b4b", "#EBC2AF", "#A08040", "#7FFF00",
        "#D2691E", "#CDB891", "#45322E", "#40826D",
        "#FF845C", "#93AA00", "#00836E",
        "#08E8DE", "#FFB300", "#007CAD", "#CD00CD",
        "#99c5cc", "#f0ff83", "#1a5478", "#9a5aff",
    ];
    // проход столько раз сколько номеров групп
    let json_lenght = data[data.length - 1].number_group;
    for (let i=0; i<json_lenght; i++){
        createSeries(i+1, crashesDataSet.filter('number_group', filter_function(i+1)),
            color[i]);
    }

```

```

    }
    //передача максимального значения номера группы
    document.getElementById('number').max = json_lenght;
    map.tooltip()
        .useHtml(true)
        .padding([8, 13, 10, 13])
        .width(350)
        .fontSize(12)
        .fontColor('#e6e6e6')
        .format(function () {
            + this.getData('summary');
            //if (this.getData('summary') == 'null') summary = '';
            return '<span style="font-size: 15px">' +
                '<span style="color: #bfbfbf">Температура: ' + '</span>' +
this.getData('Temp') + '<br/>' + '<span style="color: #bfbfbf">№Станции: ' + '</span>' +
this.getData('number_station') + '<br/>' + '<span style="color: #bfbfbf">Тс: ' + '</span>' +
+ this.getData('Tc') + '<br/>' + '<span style="color: #bfbfbf">№Группы: ' + '</span>' +
this.getData('number_group') + '</span>';
        });
    // Включает легенду
    map.legend(true);
    // масштабирование
    var zoomController = anychart.ui.zoom();
    zoomController.render(map);
    // масштабирование
    // map.interactivity().zoomOnMouseWheel(true);
    // sets container id for the chart
    map.container('container');
    // Рисует
    map.draw();
});
//открывает настройки маркера
function openbox() {
    let display = document.getElementById('box').style.display;
    if(display === "none") {
        document.getElementById('box').style.display = 'block';
    }
    else document.getElementById('box').style.display = "none";
}
//меняет маркер
function update(){
    let size = document.getElementById('size').value;
    let number = document.getElementById('number').value;
    let name = document.getElementById('name').value;
    let color = document.getElementById('color').value;
    let type = document.getElementsByName('type');
    for (var i=0;i<type.length; i++) {
        if (type[i].checked) {
            marker_update(name, color,type[i].value, number-1, size);
        }
    }
}
function filter_function(val1) {
    return function (fieldVal) {
        return val1 == fieldVal;
    };
}

```

Приложение Д

Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016611146

«Climate GR»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской академии наук (ИМКЭС СО РАН) (RU)*

Авторы: *Волков Юрий Викторович (RU),
Тартаковский Валерий Абрамович (RU)*



Заявка № 2015661892

Дата поступления 07 декабря 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 27 января 2016 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РЕФЕРАТ

Авторы: Волков Ю.В., Тартаковский В.А.

Правообладатели: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской Академии наук (ИМКЭС СО РАН)

Программа: «Climate GR»

Дата создания: 01 ноября 2012 г.

Анотация: Программа «Climate GR» является приложением для среды Windows и предназначена для анализа численных хронологических рядов климатических, экологических и других данных и их кластеризации.

Область применения – фундаментальные исследования в разделе Науки о Земле, изучение климата, геофизических полей Земли.

Программа способна работать с хронологическими рядами средних температур, позволяет выделять кластеры в соответствии с критерием взаимной корреляции характеристик температурных сигналов.

Программа реализует распределение элементов кластеров в соответствии с географическими координатами, что может быть полезно использовано при построении карт геофизических полей.

Полученные в ходе вычисления результаты выводятся в виде массивов численных данных и сохраняются в отдельные файлы, пригодные для дальнейшей работы в других программах.

Тип ЭВМ: IBM PC совместимые ЭВМ

Язык: Mathcad 15.0

ОС: Microsoft Windows 2000/XP/Vista/7/8

Объем программы: 1356 Кбайт

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019665560

Программа для определения границ климатических
кластеров «Climatic boundaries».

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт мониторинга климатических и
экологических систем Сибирского отделения Российской
академии наук (RU)*

Автор: *Волков Юрий Викторович (RU)*



Заявка № 2019664405

Дата поступления 13 ноября 2019 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 25 ноября 2019 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Изrael

РЕФЕРАТ

Авторы: Волков Ю.В.

Правообладатели: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской Академии наук (ИМКЭС СО РАН)

Программа: Программа для определения границ климатических кластеров «Climatic boundaries».

Дата создания: 01 августа 2019 г.

Анотация: Программа для определения границ климатических кластеров «Climatic boundaries» является приложением для среды Windows и предназначена для анализа численных характеристик климатических кластеров: центров и границ. Программа позволяет определить географическое положение климатических кластеров в определенный временной период, а также вычислить смещения границ и центров кластеров, соответствующих разным интервалам времени.

Область применения – фундаментальные исследования в разделе Науки о Земле, изучение климата, геофизических полей Земли.

Программа способна работать с численными массивами данных, в которых элементы описаны номером группы и географическими или иными координатами (координаты элементов соответствуют координатам метеорологических станций). Распределение элементов групп в соответствии с географическими координатами, может быть полезно использовано при построении карт геофизических полей.

Полученные в ходе вычисления результаты выводятся в виде массивов численных данных и сохраняются в отдельные файлы, пригодные для дальнейшей работы в других программах.

Тип ЭВМ: IBM PC совместимые ЭВМ

Язык: Mathcad 15.0

ОС: Microsoft Windows 2000/XP/Vista/7/8/10

Объем программы: 347 Кбайт

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018612044

Программа параллельного вычисления расчетных блоков
алгоритма классификации температурных полей «Parallel»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение науки Институт мониторинга
климатических и экологических систем Сибирского отделения
Российской академии наук (ИМКЭС СО РАН) (RU)*

Авторы: *Волков Юрий Викторович (RU), Сорокин Василий
Александрович (RU), Тартаковский Валерий Абрамович (RU),
Ботыгин Игорь Александрович (RU)*

Заявка № 2017663026

Дата поступления 14 декабря 2017 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 09 февраля 2018 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РЕФЕРАТ

Авторы: Волков Ю.В., Сорокин В.А., Ботыгин И.А., Тартаковский В.А.

Правообладатели: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской Академии наук (ИМКЭС СО РАН)

Программа: Программа параллельного вычисления расчетных блоков алгоритма кластеризации температурных полей «Parallel»

Дата создания: 15 октября 2017 г.

Анотация: Программа «Parallel» является приложением для среды Windows и предназначена для параллельного вычисления расчетных блоков алгоритма кластеризации температурных полей. Программа предназначена для сокращения продолжительности вычислительных операций алгоритма кластеризации температурных полей. Программа способна работать с массивами температурных данных разных временных интервалов. Программа реализует параллельные вычисления для отдельных блоков алгоритма кластеризации. Программа производит распределение массив исходных данных на потоки, используя все свободные ресурсы ЭВМ. Применение данной программы позволяет сократить продолжительность вычислительных операций, что необходимо при работе с массивами данных больших размерностей. Преобразованные в ходе работы программы массивы значений вычисляются параллельно и независимо, после чего полученные результаты объединяются в единый массив численных данных, пригодный для дальнейшей работы в других программах.

Область применения – фундаментальные исследования в разделе Науки о Земле, изучение климата, загрязнений окружающей природной среды и других прикладных областях научных исследований.

Полученные в ходе вычисления результаты выводятся в виде массивов численных данных и сохраняются в отдельные файлы, пригодные для дальнейшей работы в других программах.

Тип ЭВМ: IBM PC совместимые ЭВМ

Язык: Java

ОС: Microsoft Windows 2000/XP/Vista/7/8/10

Объем программы: 122 Кб.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016612960

«ChronoD»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской академии наук (ИМКЭС СО РАН) (RU)*

Авторы: *Волков Юрий Викторович (RU),
Тартаковский Валерий Абрамович (RU)*

Заявка № 2015661893

Дата поступления 07 декабря 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 14 марта 2016 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РЕФЕРАТ

Авторы: Волков Ю.В., Тартаковский В.А.

Правообладатели: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской Академии наук (ИМКЭС СО РАН)

Программа: «ChronoD»

Дата создания: 01 мая 2008 г.

Анотация: Программа «ChronoD» является приложением для среды Windows и предназначена для датирования численных хронологических рядов – климатических, экологических и других данных.

Программа способна работать с древесно-кольцевыми и изотопными хронологиями, полученными из ледяных кернов.

Программа позволяет восстановить временную периодичность для рядов численных данных с нарушенной хронологической последовательностью в соответствии с временной периодичностью «эталонных» рядов аналогичных данных, не имеющих таких нарушений.

Область применения – фундаментальные исследования в разделе Науки о Земле, изучение климата, загрязнений окружающей природной среды и других прикладных областях научных исследований.

Полученные в ходе вычисления результаты выводятся в виде массивов численных данных и сохраняются в отдельные файлы, пригодные для дальнейшей работы в других программах.

Тип ЭВМ: IBM PC совместимые ЭВМ

Язык: Mathcad 15.0

ОС: Microsoft Windows 2000/XP/Vista/7/8

Объем программы: 1945 Кбайт

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2013610158

Программа «DendroM»

Правообладатель(ли): **Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской академии наук (ИМКЭС СО РАН) (RU)**

Автор(ы): **Волков Юрий Викторович,
Тартаковский Валерий Абрамович (RU)**

Заявка № 2012619390

Дата поступления 1 ноября 2012 г.

Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ
9 января 2013 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Б.П. Симонов



РЕФЕРАТ

Авторы: Волков Ю.В., Тартаковский В.А.

Правообладатели: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской Академии наук (ИМКЭС СО РАН)

Программа: «DendroM»

Дата создания: 01 февраля 2012 г.

Анотация: Программа «DendroM» является приложением для среды Windows и предназначена для анализа графических изображений слоистых структур, соответствующих годичным слоям, сформированным на поперечных сечениях стволов деревьев.

Область применения – фундаментальные исследования в разделе Науки о Земле, изучение климата, климато-биологических особенностей роста деревьев.

Программа способна работать с графическими изображениями поперечных сечений стволов деревьев, а также выделять графические изображения кернов из картин поперечных сечений в разных азимутальных направлениях.

Программа позволяет в автоматическом режиме определять границы отдельных годичных колец, вычислять величину ежегодного радиального прироста, рассчитывать скоростные коэффициенты ежегодного прироста, строить непрерывную функцию радиального роста ствола дерева.

Полученные в ходе вычисления результаты выводятся в графическом виде, численные данные сохраняются в отдельные файлы, пригодные для дальнейшей работы.

Тип ЭВМ: IBM PC совместимые ЭВМ

Язык: Delphi

ОС: Microsoft Windows 2000/XP/Vista/7

Объем программы: 60 Кбайт

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020615324

Программный комплекс климато-экологического
мониторинга «ССЕМ»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки Институт мониторинга климатических и
экологических систем Сибирского отделения Российской
академии наук (RU)*

Авторы: *Волков Юрий Викторович (RU),
Харченко Антон Романович (RU)*



Заявка № 2020613933

Дата поступления 03 апреля 2020 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 21 мая 2020 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РЕФЕРАТ

Авторы: Волков Ю.В., Харченко А.Р.

Правообладатели: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской Академии наук (ИМКЭС СО РАН)

Программа: Программный комплекс климато-экологического мониторинга «ССЕМ».

Дата создания: 15 января 2020 г.

Анотация: Программный комплекс климато-экологического мониторинга «ССЕМ» является приложением для среды Windows и Unix предназначена для мониторинга климатических и экологических параметров, сбора и анализа климато-экологической информации и выделения климатических кластеров. Программа позволяет проводить оперативный мониторинг изменения климато-экологических параметров, выделять климатические зоны и отображать полученную информацию на географическую карту.

Область применения – фундаментальные исследования в разделе Науки о Земле, изучение климата, геофизических полей Земли. Решение прикладной задачи по организации и обеспечению климато-экологического мониторинга.

Программа способна работать с численными массивами данных. Полученные в ходе вычисления результаты выводятся в виде массивов численных данных и сохраняются в отдельные файлы.

Тип ЭВМ: IBM PC совместимые ЭВМ

Язык: C#

ОС: Microsoft Windows 2000/XP/Vista/7/8/10

Объем программы: 1,7 Мбайт

Приложение Е

Акты о внедрении результатов диссертационного исследования

Минобрнауки России

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт мониторинга климатических и экологических систем
Сибирского отделения Российской академии наук
(ИМКЭС СО РАН)

Академический пр., 10/3, г. Томск, 634055, Россия
Тел. (382-2) 492-265. Факс (382-2) 491-950 e-mail: post@imces.ru http://www.imces.ru
ОКПО 03534200, ОГРН 1027000880170, ИНН/КПП 7021001400 / 701701001

«УТВЕРЖДАЮ»

Директор ИМКЭС СО РАН,

д. б. н., профессор РАН

Е. А. Головацкая



«17» 12 2021 г.

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы Волкова Юрия Викторовича в Институте мониторинга климатических и экологических систем Сибирского отделения Российской академии наук, представленной на соискание учёной степени доктора технических наук по теме: «Математические методы и алгоритмы кластеризации природно-климатических процессов, моделируемых квазигармоническими колебаниями»

Настоящий акт подтверждает, что результаты диссертационной работы Ю.В. Волкова внедрены при выполнении научно-исследовательских работ по следующим темам:

1. «Фундаментальные проблемы факторизационных методов в различных областях. Алгоритмы и математическое обеспечение для вычислительных систем сверхвысокой производительности», программа фундаментальных исследований Президиума РАН № I.33П «Фундаментальные проблемы математического моделирования». Проект Ц 2092, 2016 г.

2. «Разработка и исследование интеллектуальной информационно-аналитической системы для анализа и прогноза природно-климатических процессов на основе высокопроизводительных кластеров», программа фундаментальных исследований Президиума РАН № 43 «Фундаментальные проблемы математического моделирования» Проект 0369-2014-0012, 2014 г.

3. «Методы измерения и алгоритмы совместного анализа природно-климатических процессов», программа СО РАН VIII.80.2 Проект VIII.80.2.3. 2013-2017 г.

4. «Мониторинг предвестников изменений состояния геосферы, представляющих вызовы для территории». Грант РФФИ 18-47-700005, 2018-2020 годы.

5. «Создание базы данных об экологическом состоянии Томского региона с использованием новых математических моделей годичных колец деревьев как биоиндикаторов». Грант РФФИ 05-07-98009-р_объ_в, 2005-2007 годы.

6. «Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории». Крупный научный проект (Соглашение с Минобрнауки России № 075-15-2020-787 от 12.10.2020) 2020 г.

В указанных научно-исследовательских работах использованы следующие, полученные в диссертационном исследовании, результаты:

1. Алгоритм динамической кластеризации (АДК). Выделенные с использованием АДК региональные закономерности изменения характеристик температурных сигналов для исследуемых природных территорий.

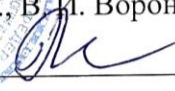
2. Программный комплекс «Климато-экологического мониторинга» с реализованным алгоритмом параллельной обработки большого объема климатических данных, обладающий высокой скоростью вычисления и позволяющий сокращать объем информации.

3. Новые алгоритмы выделения информации о параметрах климата с использованием дендроиндикаторов.

Заместитель директора по НР



В. А. Корольков

«УТВЕРЖДАЮ»
Директор СИФИБР СО РАН,
д. б. н., В. И. Воронин

«26» 01 2023 г.

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы
Волкова Юрия Викторовича в Сибирском институте физиологии и биохимии
растений Сибирского отделения Российской академии наук, представленной
на соискание учёной степени доктора технических наук по теме:
«Математические методы и алгоритмы кластеризации природно-
климатических процессов, моделируемых квазигармоническими
колебаниями»

Настоящий акт подтверждает, что результаты диссертационной работы
Волкова Юрия Викторовича внедрены в Сибирском институте физиологии и
биохимии растений Сибирского отделения Российской академии наук.

При выполнении научно-исследовательских работ, начиная с 2007 года,
используется разработанный Волковым Ю. В. алгоритм синхронизации
хронологических рядов. Данный алгоритм применяется для восстановления
временных периодичностей длительных хронологических рядов
индикационных показателей, полученных из разных природных сред.

Зам. директор по НР
д.б.н., профессор



Г. Б. Боровский

**TOMSK
POLYTECHNIC
UNIVERSITY**



**ТОМСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ**

Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation
Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education
«National Research Tomsk Polytechnic University» (TPU)
30, Lenin ave., Tomsk, 634050, Russia
Tel. +7-3822-606333, +7-3822-701779,
Fax +7-3822-606444, <https://tpu.ru>
OKPO (National Classification of Enterprises and Organizations): 02069303,
Company Number: 1027000890168,
VAT/KPP (Code of Reason for Registration)
7018007264/701701001, BIC 016902004

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Национальный исследовательский
Томский политехнический университет» (ТПУ)
Ленина, пр., д. 30, г. Томск, 634050, Россия
тел.: +7-3822-606333, +7-3822-701779,
факс +7-3822-606444, <https://tpu.ru>
ОКПО 02069303, ОГРН 1027000890168,
ИНН/КПП 7018007264/701701001, БИК 016902004

«УТВЕРЖДАЮ»

Проректор Томского
политехнического университета
по образовательной деятельности, к.т.н.,
Соловьев М.А.

« 30 »

2026 г.



АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы
Волкова Юрия Викторовича

в Национальном исследовательском Томском политехническом университете,
представленной на соискание ученой степени доктора технических наук
по теме: «Математические методы и алгоритмы кластеризации природно-
климатических процессов, моделируемых квазигармоническими колебаниями»

Настоящий акт подтверждает, что результаты диссертационного исследования Ю. В. Волкова применены в учебном процессе ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский Томский политехнический университет», для студентов Инженерной школы информационных технологий и робототехники, обучающихся по направлениям: 09.03.01 – «Информатика и вычислительная техника» (бакалавриат), 09.04.01 – «Информатика и вычислительная техника» (магистратура).

Результаты диссертационной работы использованы при выполнении курсовых работ по дисциплинам: «Облачные технологии», «Современные платформы программирования» и при подготовке научно-исследовательских частей выпускных работ бакалавров и магистерских диссертаций, научно-исследовательских работ в семестре. В частности:

1. Исследование облачных сервисов Google Cloud Platform и Amazon Web Services при решении задач кластеризации (Харченко А. Р., курсовой проект).
2. Исследование средств современных платформ программирования при решении задач кластеризации и картографическом отображении результатов (Харченко А. Р., курсовая работа).
3. Исследование эффективности многопоточных вычислений в задачах корреляционно-регрессионного анализа (Зайцев В.А., курсовой проект).
4. Исследование алгоритма динамической кластеризации на примере климатических данных (Пальцев Д.М., бакалаврская работа).
5. Разработка и исследование итеративных параллельных алгоритмов формирования скрытых функционально-детерминированных структур для классификации и анализа геофизических данных (Сорокин В. А., дипломный проект).

6. Разработка алгоритма динамической кластеризации и его исследование в численном эксперименте (Кавешников А. В., бакалаврская работа).

7. Проектирование и разработка программного обеспечения динамически компонуемой инфраструктуры интеллектуальной распределенной гетерогенной вычислительной среды (Рохмистров Д. С., дипломный проект).

Исследования студентов базировались на результатах, предложенных в диссертационной работе Волкова Ю.В., а именно:

1. Метод динамической кластеризации, применяемый для сокращения объемов численных массивов данных и исследования синхронных закономерностей.

2. Параллельная реализация метода динамической кластеризации, обеспечивающая сокращение времени выполнения вычислений.

На результаты интеллектуальной деятельности получено совместное со студентами свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2018612044, «Программа параллельного вычисления расчетных блоков алгоритма классификации температурных полей «Parallel»» от 09.02.2018 г. (авторы: Волков Ю.В., Сорокин В.А. (студент ТПУ), Тартаковский В.А., Ботыгин И.А.)

Для методического обеспечения учебного процесса результаты диссертационного исследования Ю. В. Волкова, а именно: алгоритмы обработки данных, позволяющие выделять климатические сигналы из биоиндикаторов, алгоритмы синхронизации хронологических рядов, опубликованы в монографии: «Методы и алгоритмы восстановления климатозоологической информации на основе дендрохроно-индикаторов» (Ю.В. Волков, И.А. Ботыгин, В.Н. Попов, В.А. Тартаковский. Издательство ТПУ 2015 г.- 185 с.).

Директор
Инженерной школы информационных
технологий и робототехники, к.т.н.

А.С. Фадеев

«УТВЕРЖДАЮ»

Директор Областного государственного
бюджетного учреждения «Областной
комитет охраны окружающей среды и
природопользования» (ОГБУ
«Облкомприрода»)

Ю.В. Лунева

« 17 » 2021 г.

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы Волкова Юрия Викторовича
в Областном государственном бюджетном учреждении «Областной комитет
охраны окружающей среды и природопользования»
представленной на соискание ученой степени доктора технических наук

Настоящий акт подтверждает, что результаты диссертационной работы Волкова Юрия Викторовича, а именно программный комплекс: «Климато-экологического мониторинга», разработанный на основе алгоритма динамической кластеризации климатических данных, внедрен в Областном государственном бюджетном учреждении «Областной комитет охраны окружающей среды и природопользования» для расширения возможностей аналитической системы оперативного регионального мониторинга метеорологических параметров.

Заместитель директора
ОГБУ "Облкомприрода"



В.В. Цыганков

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ
**ИНСТИТУТ ДИНАМИКИ СИСТЕМ И
ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ
имени В.М. МАТРОСОВА**
СИБИРСКОГО ОТДЕЛЕНИЯ
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК
(ИДСТУ СО РАН)

ул. Лермонтова, д. 134, г. Иркутск, 664033
Тел: (3952) 427100, факс: (3952) 511616
E-mail: idstu@icc.ru, http://www.idstu.irk.ru
ОКПО 05324919, ОГРН 1023801757000
ИНН/КПП 3812011682/381201001

20.01.2022 № 15308-04-29

На № _____ от _____

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы Волкова Юрия Викторовича в ФГБ УН
Института динамики систем и теории управления имени В.М. Матросова представленной на
соискание ученой степени доктора технических наук

Настоящий акт подтверждает, что результаты диссертационной работы Волкова Юрия Викторовича внедрены в Институте динамики систем и теории управления имени В.М. Матросова Сибирского отделения Российской академии наук.

В рамках выполнения Крупного научного проекта Министерства науки и высшего образования РФ: «Фундаментальные основы, методы и технологии цифрового мониторинга и прогнозирования экологической обстановки Байкальской природной территории» начиная с 2021 года используется, разработанный Волковым Ю. В., программный комплекс: «Климатозоологического мониторинга». Программный комплекс создан на основе, предложенного Волковым Ю. В., алгоритма динамической кластеризации климатических характеристик, позволяющего реализовать классификацию климата для Байкальской природной территории. Разработанный программный комплекс включен в единую систему цифрового мониторинга Байкальской природной территории.

Директор ИДСТУ СО РАН
академик



И.В. Бычков