

На правах рукописи

Звягин Петр Николаевич

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ
СТРУКТУРНОГО АНАЛИЗА РЯДОВ НАБЛЮДЕНИЙ НА ОСНОВЕ СЕПАРАЦИИ
ПРОСТРАНСТВА ПАРАМЕТРОВ**

Специальность 05.13.18 – математическое
моделирование, численные методы и комплексы
программ

Автореферат диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург - 2009

Работа выполнена на кафедре «Прикладная математика и математическое моделирование» Государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский государственный морской технический университет»

Научный руководитель: Доктор технических наук, профессор,
Нечаев Юрий Иванович

Официальные оппоненты: Доктор технических наук, профессор
Дегтярев Александр Борисович
Доктор технических наук, профессор
Герасименко Петр Васильевич

Ведущая организация: Государственный научный центр
ЦНИИ им. академика А.Н. Крылова

Защита состоится 12 ноября 2009 г. в 14 часов на заседании диссертационного совета Д 212.229.10 при ГОУ ВПО «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет» по адресу: 195251, Санкт-Петербург, Политехническая ул., д. 21, а. 535, 9-й уч. корп.

С диссертацией можно ознакомиться в фундаментальной библиотеке ГОУ ВПО «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет»

Автореферат разослан _____ 2009 года

Ученый секретарь

диссертационного совета Д 212.229.10,

кандидат технических наук, доцент

Кудряшов Э.А.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Запись наблюдений не в виде выборки, а в виде упорядоченной по времени последовательности, является распространенной в инженерной практике. Такая форма записи исходных данных позволяет значительно расширить возможности исследователя по изучению структуры наблюдаемых явлений. Упорядоченная во времени последовательность наблюдений может рассматриваться как временной ряд.

Классический анализ временных рядов подразумевает поиск и выделение различных компонент: случайных и детерминированных. Обычными результатами в этом случае являются: оценка параметров детерминированных функций, предполагаемых экспертом, оценка параметров авторегрессионных моделей, оценка закона распределения случайных компонент.

Присутствие эпизодических включений компонент в различные моменты времени и внезапные недолгие усиления составляющих ряда существенно затрудняют традиционный анализ временных рядов. Такие явления обеспечивают нестационарность временного ряда. Тем не менее, они могут являться отражением принципиально важных физических процессов.

Помимо применения классических методов анализа временных рядов ранее делались попытки поиска определенных комбинаций взаиморасположения, в зависимости от времени, последовательных наблюдений временного ряда, предшествовавших появлению всплесков или явлений роста/снижения наблюдаемых значений. Такие методы часто оказывались применимыми лишь к конкретным задачам, которые подразумевали определенное постоянство структуры ряда [например, работы Н.Г. Макаренко].

Применение методов кластеризации к структурному анализу [например, работы С.А. Айвазяна] осуществлялось ранее с опорой на предположение о случайности включения компонент в различные моменты времени, при этом сами компоненты считались извлеченными из некоторой генеральной совокупности. В ряде случаев, анализируя результаты натурного эксперимента, нельзя получить вполне адекватные результаты, используя вероятностные подходы. Этот ранее применявшийся подход не учитывал в достаточной степени то, что основу наблюдений, как правило, составляет некоторый детерминированный процесс или совокупность процессов, зависящих от времени, усиление которых периодически наблюдается.

Оперативное выявление произошедших структурных изменений в наблюдаемом процессе позволит решить многие задачи, связанные с автоматическим мониторингом измеряемых величин. В частности, нужны методы, позволяющие установить факт происходящего или совершившегося изменения. Проведенное в настоящей работе исследование и выдвинутые предложения в области вычислительной математики являются частью решения актуальной во многих прикладных задачах проблемы информационного анализа наблюдений.

Все сказанное обосновывает актуальность темы настоящей работы.

Цель работы. Целью настоящей работы является создание методики структурного анализа рядов наблюдений на основе нечетких и геометрических моделей сепарации пространства параметров. Для этого требуется дополнить теоретические модели нечеткой кластеризации и геометрической SVM-сепарации статистическими методами и алгоритмами, обеспечивающими работу этих моделей на зашумленных многомерных данных, а также разработать модель иерархического классификатора и численный алгоритм приближения ряда наблюдений при помощи суперпозиции компонент, нелинейных по параметрам.

В рамках достижения поставленной цели требуется решить следующие задачи.

1. Предложить систему статистической оценки результатов нечеткой кластеризации в пространстве параметров при помощи модели С-средних. Для этих целей разработать модели инициализации метода С-средних и методы определения устойчивых множеств в статистическом эксперименте по нечеткой кластеризации.

2. Для классификации векторов пространства параметров, для элементов которых определена иерархия, предложить и обосновать иерархическую классификационную модель.

3. На основе модифицированной для работы на зашумленных данных нечеткой модели С-средних, геометрической модели SVM уточнения места кластера в пространстве параметров, и предложенной иерархической модели сформулировать методику структурного анализа рядов наблюдений.

4. Сформулировать и обосновать итеративный оптимизационный алгоритм для приближения ряда наблюдений суперпозицией нелинейных компонент, основанный на принципах работы эволюционных алгоритмов. Обосновать сформулированный алгоритм, доказав теоремы о достижении окрестности оптимального решения и скорости сходимости к ней.

5. Предложить решение новым способом, с использованием разработанной методики, следующих технических задач:

- мониторинга нагрузок на корпус судна в ледовой обстановке;
- анализа результатов эксперимента в ледовом бассейне по изучению ледовых нагрузок на модель опоры причала.

Для практического использования методики в инженерной задаче мониторинга ледовых нагрузок на корпуса судов ледового плавания и морских конструкций требуется создать комплекс программ, реализующих входящие в методику математические модели.

Научная новизна. Математический подход к структурному анализу рядов наблюдений, предложенный в настоящей работе, обладает следующей научной новизной.

Объединены в единую методику модели нечеткой кластеризации С-средних, геометрической SVM-сепарации пространства параметров гиперплоскостями, модель иерархической классификации и разработанная модель гиперквадрирования кластера с учетом неполной информации о его месторасположении в пространстве параметров.

Модель нечеткой кластеризации С-средних дополнена авторскими методами инициализации модели и статистического анализа результатов ее работы для случая зашумленных многомерных данных.

Сформулирован численный эволюционный оптимизационный алгоритм, основанный на принципе геометрического скрещивания. Этот алгоритм применен для приближения ряда наблюдений суперпозицией нелинейных компонент. Для сформулированного алгоритма доказаны две теоремы – о достижении окрестности оптимального решения, и о сравнении скорости сходимости алгоритма по сравнению с алгоритмом случайного поиска.

Для предложенной в работе модели иерархической классификации доказана теорема о классификации двух векторов пространства параметров, расстояние между которыми мало.

Построен программный комплекс, реализующий математические модели, входящие в методику. При помощи этого программного комплекса проведено ранее не проводившееся исследование результатов тензометрии корпуса судна и моделей корпуса морских конструкций при взаимодействии с морским и моделированным льдом.

Практическая значимость работы.

При рассмотрении рядов наблюдений в рамках решения различных инженерных задач частым явлением оказывается нестационарность наблюдений, связанная с тем, что:

- 1) регистрация полезного сигнала неизбежно связана с помехами;
- 2) полезный сигнал иногда приходится выделять из группы сопутствующих сигналов. Его можно зарегистрировать только в совокупности с другими сигналами в этих же условиях.

Требуется применять специальные виды структурного анализа, поскольку методы декомпозиции, предназначенные для стационарных временных рядов, дают значительные ошибки. Предлагаемая в настоящей работе инженерная методика, объединяющая несколько моделей, дополняет другие методы структурного исследования временных рядов.

В работе выдвинуто предложение изучать фрагменты временных рядов путем сравнения структур этих фрагментов, представленных векторами пространства параметров, методами нечеткого и геометрического анализа. С практической точки зрения важно не только установить факт отличия фрагментов ряда, но и аналитически обосновать характер такого отличия.

Областью непосредственного применения разработанной методики является отнесение наблюдаемого процесса к одному из классов по косвенным данным.

Разработанный на основе моделей, входящих в методику, программный комплекс способен осуществлять анализ большого потока нестационарных данных. Этот комплекс программ может являться элементом систем сопровождения эксплуатации объектов техники в условиях постоянного и неоднородного воздействия на них со стороны окружающей среды.

Эффективность такого приложения продемонстрирована на примере решения задачи анализа отклика морских конструкций на воздействие льда.

Защищаемые положения.

Предложена методика структурного анализа рядов наблюдений, объединяющая три модели – нечеткой кластеризации, геометрической кластеризации и классификации с использованием иерархии. Осуществлен синтез трех видов классификаторов, способных работать в режиме реального времени – нечеткого, геометрического на основе SVM и иерархического.

Для модели нечеткой кластеризации С-средних автором предложена система статистической оценки результатов, пригодная для работы модели на зашумленных данных.

Предложена авторская модель иерархической классификации. Для этой модели доказана теорема (Теорема 1) о классификации двух иерархических векторов.

Предложено использовать эволюционные алгоритмы для отыскания параметров ведущих колебательных компонент временных рядов. Сформулирован численный итеративный эволюционный алгоритм. Доказаны две теоремы (Теорема 2 и Теорема 3) о достижении оптимального решения при помощи сформулированного алгоритма.

Практическое применение созданной методики к анализу результатов тензометрии корпуса судна во льдах позволяет осуществить исследование отклика конструкций на внешние воздействия с новых позиций, ранее не применявшийся в судостроении.

Апробация работы. По результатам проведенных исследований были сделаны доклады на следующих конференциях: 1) НТК «Проблемы мореходных качеств судов и корабельной гидромеханики. XLII Крыловские чтения». ЦНИИ им. академика А.Н. Крылова, Санкт-Петербург, декабрь 2006 г.; 2) XI Всероссийская конференция по проблемам науки и высшей школы «Фундаментальные исследования и инновации в технических университетах», г. Санкт-Петербург, СПбГПУ, май 2007 г.; 3) 3-я Всероссийская конференции по имитационному моделированию «ИММОД-2007», ЦНИИ ТС, г. Санкт-Петербург, октябрь 2007 г.; 4) НТК «Научное ПО в образовании и научных исследованиях» (МГУ, выездное заседание в СПбГПУ), январь 2008 г. Результаты диссертационной работы были заслушаны в виде доклада на заседании семинара Московской ассоциации нейроинформатики 24 мая 2007 г. в НИИ Высшей нервной деятельности г. Москвы.

В 2006 году работа поддержана грантом М06-3.14К-70 для аспирантов г. Санкт-Петербурга.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 14 работ, из них две – в журнале списка ВАК, одна – на английском языке, и одно – учебное пособие, 100 с., тиражом 300 экз.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, 6 глав, заключения и списка литературы. Диссертация содержит 193 страницы, в том числе 36 рисунков и графиков. Список литературы включает 72 наименования, из них 14 – публикации автора.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении осуществлен общий обзор состояния вопроса. Обозначено место поставленной в диссертационной работе задачи в ряду технических задач, связанных с анализом результатов мониторинга различных величин. Сделан обзор содержания глав диссертационной работы.

В **главе 1** осуществлен аналитический обзор различных моделей структурного анализа рядов наблюдений и обоснована актуальность постановки задачи. Математические модели и методы, применяющиеся для структурного анализа и декомпозиции существенно нестационарных временных рядов, кратко описаны в §1.1. Отмечена несостоятельность применения исключительно вероятностной модели для решения многих инженерных задач, где требуется представлять наблюдаемые процессы суперпозицией детерминированных функций от времени.

Прикладная техническая задача мониторинга отклика судовых конструкций при движении судна в ледовой обстановке сформулирована в §1.2. Выполнен обзор особенностей мониторинга показаний тензометрических датчиков сопротивления, при помощи которых осуществляется регистрация нагрузок. Перечислены причины, влияющие на результирующую нестационарность показаний. Сделан обзор методов, применяющихся в настоящее время для анализа результатов массовых показаний датчиков нагрузок.

Сделан вывод о необходимости создания методики структурного анализа временных рядов, состоящих, преимущественно из нестационарных колебательных процессов.

Подчеркнуто, что создание автоматических систем мониторинга ледовых нагрузок отвечает современным требованиям надзорных организаций. Поэтому в параграфе отмечено, что создание комплекса программ, позволяющего проводить такие исследования со значительной степенью автоматизации работы, должно стать частью работы по созданию методики.

В §1.3 осуществлена постановка задачи исследования. В §1.4 изложена общая характеристика диссертационной работы, отмечены ее научная новизна и практическая значимость.

В **главе 2** осуществлено построение нечеткой кластеризационной модели на основе алгоритма С-средних. Изложена авторская модификация этого алгоритма, предназначенная для решения задач в многомерных пространствах и на зашумленных данных. Построение модели завершается синтезом нечеткого классификатора.

В §2.1 произведена постановка задачи нечеткой кластеризации зашумленных результатов массовых наблюдений. Использована математическая формализация нечеткого итерационного алгоритма С-средних (С-means), который начал применяться с широким распространением быстрых вычислительных машин. Перечислены недостатки этого алгоритма для случая работы с зашумленными данными, которые устраняются при помощи авторской модификации, изложенной в последующих параграфах.

В §2.2 выдвинуты предложения по построению пространства параметров на основе методов предобработки. В параграфе выдвинуто предложение осуществлять приближение исследуемых фрагментов временных рядов одним и тем же определенным набором функций $f(t, \alpha)$, каждая из которых имеет изменяемый параметр α . Вектор, характеризующий фрагмент временного ряда, при этом составляется из найденных оптимальных значений α .

Рассмотрен еще один способ предобработки – отыскание обобщенной спектральной характеристики, являющейся функцией от частоты ω и называемой периодограммой:

$$I(\omega) = \frac{n}{2} R^2(\omega) = \frac{2}{n} \left[\left(\sum_{t=1}^n x_t \cos(\omega \cdot t) \right)^2 + \left(\sum_{t=1}^n x_t \sin(\omega \cdot t) \right)^2 \right], \quad (1)$$

где $x_t, (t = 1..n)$ – последовательные наблюдения в рассматриваемом временном ряде. Частота ω при этом принадлежит интервалу частот $[0, \pi]$, $R(\omega)$ - амплитудная характеристика. Из значений $I(\omega_j), j=1..n/2$, можно составить вектор пространства параметров.

В §2.3 разработана система моделирования стартовых параметров алгоритма С-средних. Предложено к использованию два типа инициализации параметров – с применением равномерно распределенных случайных величин, и с применением непрерывных унимодальных случайных величин. На примере продемонстрировано, что оба способа имеют свои преимущества. Результаты этого параграфа были доложены автором на III-й Всероссийской конференции по имитационному моделированию «ИММОД-2007» в октябре 2007 г [7].

В §2.4 разработано дополнение итерационного алгоритма С-средних статистическим методом оценки результатов работы этого алгоритма на зашумленных многомерных данных. В связи с тем, что число кластеров при задании стартовых параметров нечеткого алгоритма оценивается экспертным путем, оказывается необходимой разработка специальных характеристик успешного решения задачи кластеризации.

Алгоритм С-средних минимизирует функцию:

$$E = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^n u_{ij} \cdot \|\bar{x}_j - \bar{c}_i\|^2 \rightarrow \min, \quad (2)$$

с учетом системы из n ограничений
$$\sum_{i=1}^K u_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

и ограничения на величину элементов u_{ij} матрицы принадлежности $U: 0 \leq u_{ij} \leq 1$.

Предложим статистическое обобщение матрицы принадлежности U после завершения итераций метода С-средних. Для этого рассмотрим все возможные пары элементов $(u_{ij}, u_{kj}), i = 1..K, k = (i+1)..K$ столбца матрицы принадлежности U_j . Разность Δ между элементами вычисляется:

$$\Delta^j_{ik} = abs(u_{ij} - u_{kj}), i = 1..K, k = (i+1)..K \quad (4)$$

Исследуем гистограммы множества Δ , построенного на основе матрицы U (рис. 1 а,b).

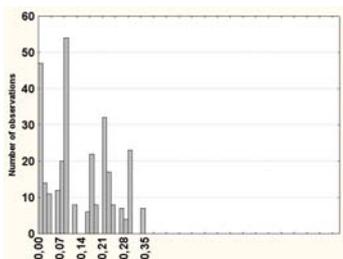


Рис 1. а) Гистограмма для Δ при недостаточно качественном разбиении

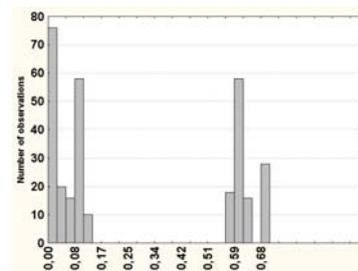


Рис 1. б) Гистограмма для Δ при ярко выраженном разбиении

В параграфе предложено построение обобщенных статистических величин, отражающих разброс выборки Δ на интервале $[0,1]$.

Нечеткий алгоритм кластеризации следует проводить на одних и тех же данных многократно. В случае если метод исследования Δ , изложенный выше, свидетельствует об успешном отыскании кластеров, можно оценить центры кластеров как средние арифметические центров, найденных по результатам многократной кластеризации.

Предложим оценку радиуса кластера \tilde{R} :

$$\tilde{R} \leq \frac{\min_{i,j} \|\bar{c}_i - \bar{c}_j\|}{2}, \quad i = 1..K, \quad j = 1..K. \quad (5)$$

Здесь \bar{c}_i, \bar{c}_j – оценки центров кластеров, K – число кластеров. Оценка \tilde{R} привлекательна из-за следующего доказанного в работе свойства.

СВОЙСТВО 2.4.1. (§2.4) Если пример \bar{x}_i принадлежит множеству точек, определяющих кластер i , только в том случае, когда $\|\bar{c}_i - \bar{x}_i\| \leq \tilde{R}$, то множества точек, образующих любые два кластера, линейно сепарабельны.

КЛАССИФИКАТОР 1. Синтез в §2.5 нечетко-нейросетевого классификатора, способного относить вновь поступающие предобработанные фрагменты наблюдений к одному из классов, является завершающим этапом построения модели. Классификатор (рис. 2) сопоставляет подающемуся на вход вектору параметров \bar{x} значение его принадлежности кластерам $i = 1..K$:

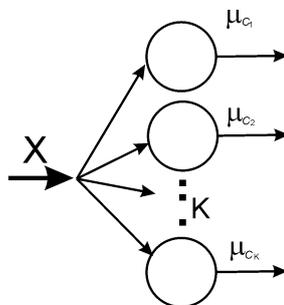


Рис. 2. Нечетко-нейросетевой классификатор

В зависимости от специфики задачи может использоваться различный вид функций принадлежности – треугольный, гауссовский и т.д.

В главе 3 осуществлено построение модели геометрической кластеризации в пространстве параметров. Для синтеза геометрического классификатора применено построение разделяющих гиперплоскостей по методу опорных векторов Вапника (SVM). Метод SVM впервые полностью изложен в работе Вапника «The Nature of Statistical Learning Theory», изданной в 1995 году.

Алгоритм кластеризации, называемый методом опорных векторов Вапника (SVM), ставит своей задачей построение разделяющей гиперплоскости $(\bar{w} \cdot \bar{x}) + b = 0$ для двух множеств точек, для которых известны параметры принадлежности $y_i = \begin{cases} 1 & \text{— принадлежность классу 1} \\ -1 & \text{— принадлежность классу 2} \end{cases}$. Задача отыскания параметров гиперплоскости сводится к задаче оптимизации функции:

$$L(\bar{w}, b, \bar{\alpha}) = \frac{1}{2}(\bar{w} \cdot \bar{w}) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [((\bar{w} \cdot \bar{x}_i) + b)y_i - 1] \rightarrow \min_{\bar{w}, b}; \quad \rightarrow \max_{\alpha} \quad \alpha_i \geq 0, \forall i. \quad (6)$$

Постановка задачи геометрической кластеризации в многомерном пространстве при помощи разделяющих гиперплоскостей изложена в §3.1. Возникающая при этом задача квадратичной оптимизации $F(\alpha) \rightarrow \min_{\alpha}$ сведена к решению последовательности задач линейного программирования, каждая из которых задает направление шага в пространстве поиска с целью оптимизации (6):

$$\Psi(\bar{p}) = (Grad(F(p)), \bar{e}) \rightarrow \min, (\bar{z}, \bar{e}) = 0, \sum_{j=1}^n |e_j| \leq 1,$$

где p – текущая точка, \bar{z} - вектор, нормальный к плоскости $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n$.

КЛАССИФИКАТОР 2. В §3.2 осуществлен синтез геометрического классификатора, выполненный на основе разбиения пространства параметров гиперплоскостями, ограничивающими кластеры.

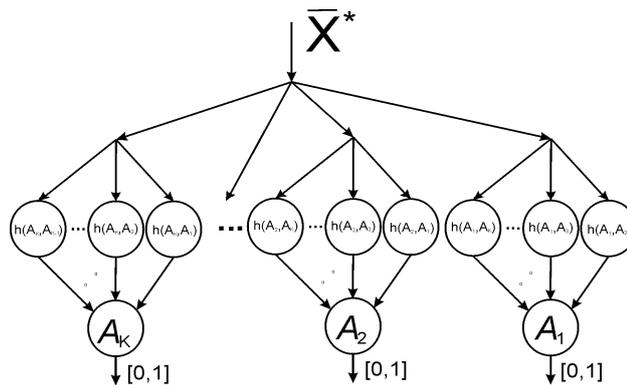


Рис.3. SVM линейный классификатор пространства параметров

На рис. 3 приведен построенный классификатор SVM для пространства параметров, осуществляющий соотнесение вновь поступающего примера \bar{x}^* одному из кластеров A_i . Каждый элемент второго слоя классификатора определяет, с какой стороны от разделяющей кластеры

A_i и A_j гиперплоскости $h(A_i, A_j)$ находится точка \bar{x}^* , подающаяся на вход. Для настройки классификатора используется принцип последовательного разделения гиперплоскостями всех возможных пар точек пространства параметров, для которых определена принадлежность тому или иному кластеру.

Предложим метод вычисления принадлежности, основанный на специфике задачи кластеризации с неполной информацией. Пусть определено, что некоторое множество \tilde{A} точек в пространстве параметров U является подмножеством одного кластера. Обозначим этот кластер – V , $\tilde{A} \subset V$. Обозначим мощность \tilde{A} за n_l . Пусть для каждой точки \bar{x}^* пространства U можно построить некоторую характеристику $\tilde{d}(\bar{x}^*)$, которую будем считать характеристикой принадлежности. Зададимся критическим значением этой характеристики $d^{\text{крит}}$.

НЕЧЕТКОЕ ПРАВИЛО. Если для произвольной точки \bar{x}^* пространства U выполняется

$$\tilde{d}(\bar{x}^*) > d^{\text{крит}}, \quad (7)$$

то точка \bar{x}^* принадлежит кластеру V (*правило дефuzziфикации*).

Предложим следующий способ определения характеристики $\tilde{d}(\bar{x}^*)$:

$$\tilde{d}(\bar{x}^*) = \frac{\sum_r \|\bar{c} - \bar{x}_r\|^2}{\sum_r \|\bar{x}^* - \bar{x}_r\|^2}, \quad \bar{x}_r \in \tilde{A}, \quad r=1..n_l, \quad d^{\text{крит}} = \min_{t=1..n} \frac{\sum_r \|\bar{c} - \bar{x}_r\|^2}{\sum_r \|\bar{x}_t - \bar{x}_r\|^2}, \quad \bar{x}_r \in \tilde{A}, \quad r=1..n_l. \quad (8)$$

где \bar{c} – центр V , определенный в смысле решения задачи минимизации:

$$\sum_r \|\bar{c} - \bar{x}_r\|^2 \rightarrow \min_{\bar{c}}, \quad \bar{x}_r \in \tilde{A}, \quad r=1..n_l. \quad (9)$$

Здесь $d_j^{\text{крит}}$ – значение $\tilde{d}(\bar{x}^*)$ для наиболее удаленной от \bar{c} известной точки из \tilde{A} . Предложенное правило позволяет оценить геометрическое место кластера в пространстве параметров, если в результате опыта определено лишь небольшое множество точек, принадлежащих кластеру. При этом в §3.3 сформулированы и доказаны свойства о том, когда характеристика (8) определена для любого конечного \bar{x}^* , и о том, что при этом $0 < \tilde{d}(\bar{x}^*) < 1$.

Собственно процедура имитационного моделирования точки из одного кластера или совокупности кластеров, расположенных в многомерном пространстве параметров, формализована в §3.4. При этом использована модель нечеткого определения кластера из §3.3.

В главе 4 разработана модель иерархического классификатора, а также произведена формализация предлагаемой в работе методики в виде алгоритма.

Иерархический классификатор, формализованный в виде совокупности принимающих решение элементов, связанных в ориентированный граф, предложен в §4.1.

Рассмотрим задачу сравнения векторов данных при условии, что некоторые элементы этих векторов имеют больший приоритет по сравнению с остальными.

КЛАССИФИКАТОР 3 (ПРЕДЛОЖЕНИЕ ИЕРАРХИЧЕСКОГО КЛАССИФИКАТОРА, §4.1).

Построим классификатор, выход которого определяется следующим выражением:

$$y = j \quad : \quad \max_{j=1..K} \left[\sum_{i=1}^N w_i \cdot f(x_i, v_i^j) \right], \quad (10)$$

где x_i – элементы испытываемого вектора, $[v]$ – набор запомненных векторов-образцов: в частности, v_i^j – i -й элемент j -го образца, N – число элементов в рассматриваемых векторах, K – число запомненных образцов, y – выход, w_i – веса связей между классифицирующими элементами первого и второго слоя, $f(x, a)$ – передаточная функция.

ТЕОРЕМА 1 (доказательство в §4.1). Пусть предложенная нейронная сеть (10), использую-

щая соотношения $f(x, a) = \frac{1}{1 + |x - a|}$ и $w_i = \frac{1}{i}$, $i = 1 \dots N$, запомнила два образца. Пусть отличаются только i -е элементы образцов на некоторое ненулевое число ε . Тогда при распознавании вектора, элементы которого совпадают с одним из образцов вплоть до i -го элемента включительно, будет выбран этот образец.

Адаптация спектрального метода предобработки фрагментов временного ряда к случаю зашумленных данных осуществлена в §4.2. В этом параграфе выдвинуто предложение сравнивать кумулятивные периодограммы $h(\omega)$ фрагментов временного ряда. При этом, для удобства сравнения, предложено аппроксимировать кумулятивные периодограммы гладкими функциями и сравнивать параметры этих гладких функций.

Некоторые инженерные задачи, в частности – прикладная задача, рассматриваемая в настоящей работе, предусматривает сравнение фрагментов временных рядов по ведущим частотам их периодических компонент. Таким образом, в задаче устанавливается приоритетность диапазонов частот. Иерархическая классификация для случая существования приоритетных частот в спектральном разложении временного ряда рассмотрена §4.3. Для классификации используется разработанный ранее в §4.1 иерархический классификатор.

Методика структурного анализа зашумленных результатов последовательных массовых измерений сформулирована в §4.4. В основу методики легли три модели – нечеткой кластеризации, геометрической кластеризации и иерархической кластеризации, модифицированные и обоснованные в главах 2, 3 и 4. Методика состоит в выполнении следующих шагов.

1. **Провести предобработку имеющихся наблюдений.** Предобработка заключается в разбиении всего ряда наблюдений на фрагменты определенной фиксированной длины, и построении параметров этих фрагментов. Из построенных параметров сформировать векторы, которые можно считать исходным множеством точек в пространстве параметров U .

2. **Применить модель нечеткой кластеризации и синтезировать нечеткий классификатор.** Использовать разработанную в главе 2 статистическую адаптацию нечеткого метода С-средних для случая зашумленных многомерных данных.

3. **Применить модель геометрической кластеризации.** Синтезировать классификатор SVM. После того, как определены основные точки, которые практически достоверно можно отнести тому или иному кластеру, оказывается возможным построить классификатор SVM. Он позволяет уточнить геометрическое место кластеров друг относительно друга.

4. **Определить приоритетность компонент вектора пространства параметров,** то есть – установить в этом векторе иерархию. При наличии иерархии в рассматриваемых векторах – синтезировать иерархический классификатор.

В **главе 5** предлагается модель восстановления ведущих компонент зашумленного ряда. Эта модель основана на аппроксимации наблюдаемых процессов функциями, нелинейными по параметрам, при помощи эволюционного алгоритма. Эволюционный алгоритм сформулирован в §5.1 на основе принципов работы генетических алгоритмов, с использованием арифметической операции скрещивания. Алгоритм предназначен для решения задачи оптимизации на выпуклом подпространстве линейного метрического пространства поиска. Пусть требуется найти минимум целевой функции $F(x)$, которая в общем случае может не являться ни гладкой, ни унимодальной.

ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ОПТИМИЗАЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ состоит из следующих шагов.

1) Инициализировать некоторое стартовое множество P_0 точек из пространства поиска. Мощность P_0 обозначить за s . Начать итеративный алгоритм. Положить счетчик итераций $i=0$.

2) Построить множество P_i^* , добавив к множеству P_i C_s^2 точек, являющихся результатом скрещивания всех возможных сочетаний точек из P_i по 2 элемента, согласно введенной в §5.1 процедуре скрещивания. Как операцию скрещивания \bar{p}_1 и \bar{p}_2 будем рассматривать построение \bar{p}_3 по правилу: $p_3^t = (p_1^t + p_2^t)/2$, $t = 1..k$, где k – число координат точек пространства поиска, p_1^t , p_2^t , p_3^t – t -ые координаты, соответственно, точек \bar{p}_1 , \bar{p}_2 и \bar{p}_3 .

3) Дополнить P_i^* результатами применения операции мутации точек, принадлежащих P_i , согласно введенной в §5.1 процедуре мутации. Под операцией мутации будем понимать генерацию на основе точки \bar{p} из P_i новой точки \tilde{p} путем внесения в координату с индексом t точки \bar{p} случайных изменений.

4) Произвести операцию селекции (§5.1), то есть, выбрать из P_i^* подмножество P_{i+1} мощностью s . Под операцией селекции на множестве P_i^* будем понимать выбор P_{i+1} такого, что:

$$\forall j, l: \bar{p}_j \in P_{i+1}, \bar{p}_l \in (P_i^* \setminus P_{i+1}), F(\bar{p}_j) \leq \min_l F(\bar{p}_l)$$

5) Проверить условие останова алгоритма. Если оно не выполнено, перейти к пункту 2, рассмотрев вместо множества P_i – множество P_{i+1} .

Теоремы об условиях достижения оптимального решения при помощи алгоритма доказаны в §5.2 и §5.3. Эти теоремы представляют собой обоснование выбора сформулированного алгоритма для решения различных оптимизационных задач. Опишем эти теоремы. **Лемма 1** является утверждением о сохранении найденного лучшего решения на протяжении двух соседних итераций. **Лемма 2** задает условие, при котором через конечное число итераций алгоритм перейдет к множеству лучших решений, чем исходное множество. **Теорема 2** утверждает, что при любом множестве начальных решений для алгоритма существует ненулевая вероятность отыскания окрестности оптимального решения за конечное число шагов. **Теорема 3** является утверждением о скорости сходимости предлагаемого алгоритма по сравнению с алгоритмом случайного поиска.

Леммы и теорема 2 используют одну и ту же посылку: «пусть на некотором U - выпуклом подпространстве линейного метрического пространства поиска задана гладкая функция F , подлежащая минимизации, имеющая на этом U два минимума – локальный \bar{m}_1 и глобальный \bar{m}_2 ». Под G -окрестностью минимума \bar{m} , или, сокращенно, $G(\bar{m})$, будем понимать такое множество точек, отправление из которых методом градиентного спуска даст в качестве результата сколь угодно малую окрестность точки \bar{m} .

ЛЕММА 1. Пусть популяция P содержит точки в G -окрестности локального минимума \bar{m}_1 , и в результате мутации получена хотя бы одна точка \bar{p}_q в G -окрестности глобального минимума \bar{m}_2 , $F(\bar{m}_2) < F(\bar{m}_1)$, причем $F(\bar{p}_q) < F(\bar{m}_1)$.

Тогда следующая популяция P_1 составленная из P путем скрещивания, мутации и селекции ((5.1.5), (5.1.6) и (5.1.7) гл.5), будет содержать не менее одной точки в G -окрестности \bar{m}_2 .

ЛЕММА 2. Пусть популяция P содержит $s-2$ точки в G -окрестности локального минимума \bar{m}_1 , и две точки в G -окрестности глобального минимума \bar{m}_2 , $F(\bar{m}_2) < F(\bar{m}_1)$, причем для обеих этих точек, \bar{p}_1 и \bar{p}_2 , выполняется условие $F(\bar{p}_j) < F(\bar{m}_1)$, ($j=1,2$).

Пусть между двумя точками \bar{p}_1 и \bar{p}_2 , принадлежащими $G(\bar{m}_2)$, можно провести прямую линию L , такую, что для отрезка L_{12} от точки \bar{p}_1 до \bar{p}_2 будет справедливо:

$$\forall \bar{p} \in L_{12} \Rightarrow (\bar{p} \in G(\bar{m}_2) \wedge F(\bar{p}) < F(\bar{m}_1)).$$

Тогда через конечное число шагов популяция P_n , полученная из P путем последовательного применения только скрещивания (5.1.5) и селекции (5.1.7), будет содержать точки только из G -окрестности локального минимума \bar{m}_2 .

ТЕОРЕМА 2. Пусть популяция P содержит только точки в G -окрестности локального минимума \bar{m}_1 , но при этом $F(\bar{m}_2) < F(\bar{m}_1)$. Пусть также плотность распределения случайной величины $(p' + \xi)$ (5.1.6) на t -й координате пространства $U - U^t$ непрерывна и положительна для $\forall \bar{p} \in U$. Тогда существует ненулевая вероятность того, что через конечное число шагов популяция P_n , полученная из P путем последовательного применения скрещивания, мутации и селекции ((5.1.5), (5.1.6) и (5.1.7) гл.5), будет содержать точки только из G -окрестности локального минимума \bar{m}_2 .

Рассмотрим выпуклое подпространство поиска U , объемом (площадью) u , на котором целевой областью является некоторая сферическая окрестность с центром в точке c , радиуса r , объема (площади) s . Пусть для каждой упорядоченной пары точек x и y пространства поиска определена метрика $d(x, y)$, и для точек этого пространства определены операции сложения и умножения на константу таким образом, что пространство является линейным.

ТЕОРЕМА 3. Пусть имеется m_i произвольных точек $\{z_1, z_2, \dots, z_{m_i}\}$ подпространства поиска U , не принадлежащие целевой области, для которых выполняется:

$$\sup_{j=1..m} d(z_j, c) < \inf_{\forall z(b)} d(z(b), c), \quad (11)$$

$$\inf_{\forall z(b)} d(z(b), c) \rightarrow r,$$

где $z(b)$ - точки, принадлежащие границе U .

Пусть производятся итерации, каждая из которых состоит в случайном выборе точки ξ из U , и построении m_i результатов скрещивания ξ и $\{z_1, z_2, \dots, z_{m_i}\}$, согласно введенной процедуре скрещивания. Итерации останавливаются при первом получении точки из целевой области. Тогда этот алгоритм сходится, по вероятности, быстрее, чем алгоритм случайного выбора точек.

В главе 6 описывается решение прикладных задач при помощи разработанной методики, моделей и алгоритмов.

Решение задачи кластеризации фрагментов натуральных наблюдений корпусной тензостанции при движении судна ледового класса во льдах рассмотрено в §6.1. Существенно новые результаты, полученные при помощи применения методики, были доложены автором на НТК «Проблемы мореходных качеств судов и корабельной гидромеханики. XLII Крыловские чтения» в Санкт-Петербургском ЦНИИ им. академика А.Н. Крылова в декабре 2006 года [8].

В задаче мониторинга корпуса судна проведенное исследование позволило аналитически сгруппировать фрагменты наблюдений тензодатчиков бортовой тензостанции и датчика угла

наклона судна в диаметральной плоскости (датчика угла дифферента) по характеру внешних ледовых воздействий (рис.4).

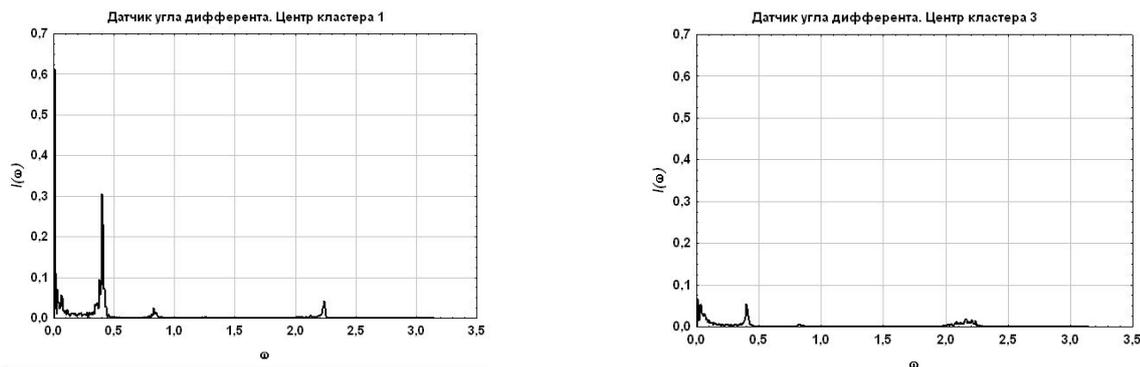


Рис. 4. Примеры центров кластеров в пространстве периодограмм

В §6.2 приведены постановка задачи и основные результаты отыскания заданного числа ведущих колебательных компонент в наблюдениях сконструированного на основе тензодатчиков динамометра, регистрирующего нагрузки при протягивании в ледовом бассейне модели опоры ледостойкого причала. Метод разложения Фурье не подходил для решения этой прикладной задачи из-за зашумления ряда наблюдений и затруднений с выбором ведущих компонент из большого числа найденных колебательных компонент.

Задача отыскания ведущих колебательных характеристик решена при помощи сформулированного эволюционного алгоритма. Пример приведен на рис. 5. Оптимизация проводилась по 9 переменным, в выражении (12) такими переменными являются A_i , B_i , ω_i , $i=1..3$. Здесь n - номер наблюдения временного ряда, $f(n)$ - приближение наблюдения функцией аргумента n . Соответствующие значения подобранных амплитуд и частот приведены в табл. 1.

$$f(n) = \sum_{i=1}^3 A_i \cos(n \cdot \omega_i) + \sum_{i=1}^3 B_i \sin(n \cdot \omega_i) \quad (12)$$

Исучаемые модели предполагали различное конструктивное решение опоры причала, и испытания для них в ледовом бассейне проводились с целью изучения соответствующего воздействия моделированного льда.

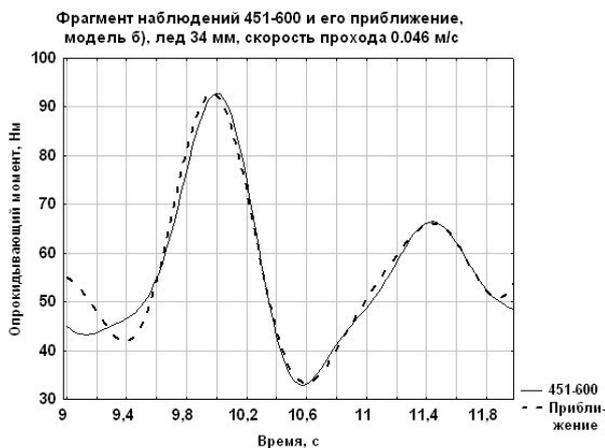


Рис. 5. График приближения фрагмента ряда наблюдений суммой небольшого числа тригонометрических функций с неизвестными частотами и амплитудными коэффициентами

ТАБЛИЦА 1. Значения A_i , B_i , ω_i , $i = 1..3$ для приближения (12) ряда наблюдений (рис.5).

| i | ω_i | A_i | B_i |
|-----|------------|--------|--------|
| 1 | 0.155 | 1.6 | 5.03 |
| 2 | 0.103 | 7.45 | -15.33 |
| 3 | 0.059 | -11.41 | 7.79 |

Проведенные в работе исследования свидетельствуют, что предложенная методика структурного анализа рядов наблюдений и реализованная на основе нее совокупность программ для ЭВМ могут использоваться для мониторинга и анализа результатов тензонаблюдений инженерных конструкций в процессе их эксплуатации в неблагоприятных условиях.

Применение эволюционного алгоритма для отыскания заданного числа ведущих колебательных характеристик в рядах наблюдений, и их сравнение для различных конструктивных решений ледостойкой опоры, позволило провести новое и более детальное изучение нестационарного воздействия льда на модели конструкции. Такой анализ дает основания для дальнейшего изучения вибрации конструкции при помощи соответствующих физических моделей.

В **Заключении** сформулированы основные результаты диссертационной работы.

В **Приложениях** приведены тексты программ на языке C++ и дополнительные рассуждения, иллюстрирующие или поясняющие текст основных глав диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

1. Предложена методика, объединяющая три модели – нечеткой кластеризации, геометрической кластеризации и классификации с использованием иерархии. Осуществлен синтез трех видов классификаторов, способных работать в режиме реального времени – нечеткого, геометрического на основе SVM и иерархического.

Для модели нечеткой кластеризации С-средних автором предложены стохастические методы инициализации модели. Также автором предложена система статистической оценки результатов, пригодная для работы этой нечеткой модели на зашумленных данных.

2. Предложена авторская модель иерархической классификации. Для этой модели доказана теорема (Теорема 1) о классификации двух иерархических векторов.

3. Предложено использовать эволюционные алгоритмы для отыскания параметров ведущих колебательных компонент временных рядов. Сформулирован численный итеративный эволюционный алгоритм. Доказаны две теоремы (Теорема 2 и Теорема 3) о достижении оптимального решения при помощи сформулированного алгоритма.

4. Составлен комплекс программ на языке C++, реализующий модели и численные методы построенной методики, для их использования на IBM-совместимых ЭВМ. Объем комплекса программ – свыше 2300 строк.

5. В задачах исследования наблюдений нагрузок на корпус судна, идущего во льдах, и нагрузок на морские конструкции под воздействием льда, осуществлен анализ нового типа, ранее не применявшийся в судостроении. Такой анализ дает основания для дальнейшего изучения вибрации конструкции при помощи соответствующих физических моделей. Таким образом, продемонстрирована пригодность предлагаемой методики, разработанных авторских модификаций математических моделей, методов и численных алгоритмов для решения прикладных задач.

Список наиболее значимых работ, опубликованных по теме диссертации

1. **Звягин, П.Н. Нечеткая нейронная сеть в приложении к задаче кластеризации наблюдаемых данных [Текст] / П.Н. Звягин // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. – 2007.- №7. -С.61-66.**
2. **Звягин П.Н. Уточнение области, занимаемой кластером данных, с использованием нейросетевого SVM-метода [Текст] / П.Н. Звягин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение.- 2009.- №3.- С. 14-19.**
3. **Звягин, П.Н. Метод оценки результатов тензонаблюдений [Текст] / П.Н. Звягин // Труды ЦНИИ им. академика А.Н.Крылова «Вопросы морской ледотехники».- СПб.: Изд-во ЦНИИ им. акад. А.Н. Крылова, 2007.- № 34(318).- С.52-61.**
4. **Звягин, П.Н. Нейросетевое распознавание иерархических векторов [Текст] / П.Н. Звягин // Exponenta Pro. – 2004. - №3-4. -С.112-114.**
5. **Zvyagin, Petr N. Application of Fuzzy Neural Networks for the Data Clusterization Problem [Текст] / Petr N. Zvyagin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics).-2007.-Vol. 16, №2.-С.104-110.**
6. **Звягин, П.Н. Создание и использование программного комплекса для решения задачи кластеризации данных методом SVM [Текст]/ П.Н. Звягин// Труды НТК «Научное ПО в образовании и научных исследованиях», 2008г, изд-во Политехн. ун-та, СПб, 2008,-с.185-190.**
7. **Звягин, П.Н. Статистическое моделирование в численном эксперименте кластеризации [Текст] // Материалы 3-й всероссийской конференции «ИММОД-2007».-СПб.: Изд-во ЦНИИ ТС, 2007.- т.1. -С.139-143.**
8. **Звягин, П.Н. Применение аппарата нечеткой логики в системах мониторинга ледового воздействия [Текст] / П.Н. Звягин, Ю.И. Нечаев, О.Я. Тимофеев // Труды НТК «Проблемы мореходных качеств судов и корабельной гидромеханики XLII Крыловские чтения». – СПб.: Изд-во ЦНИИ им. академика А.Н. Крылова, 2006.-С.99-101.**
9. **Звягин, П.Н. Прикладной анализ временных рядов [Текст]: учеб. пособие для вузов / П.Н. Звягин.- СПб.:Изд-во Политехн. ун-та, 2008.- 100 с.**