

*На правах рукописи*

НАЗИМОВ Алексей Игоревич

АДАПТИВНЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ЗАШУМЛЕННЫХ  
НЕСТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ  
ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И АЛГОРИТМА  
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

**01.04.03** – Радиофизика

А в т о р е ф е р а т

диссертации на соискание ученой степени кандидата  
физико-математических наук

Саратов – 2014

Работа выполнена на кафедре радиофизики и нелинейной динамики физического факультета ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный университет имени Н.Г. Чернышевского».

**Научный руководитель:**

**Павлов Алексей Николаевич**, д. ф.-м. н., профессор кафедры радиофизики и нелинейной динамики ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского».

**Официальные оппоненты:**

**Игнатъев Вячеслав Константинович**, д. ф.-м. н., профессор кафедры радиофизики ФГАОУ ВПО «Волгоградский государственный университет» (г. Волгоград).

**Прохоров Михаил Дмитриевич**, д. ф.-м. н., ведущий научный сотрудник СФ ИРЭ РАН «Институт радиотехники и электроники РАН» (г. Саратов).

**Ведущая организация:**

ФГБОУ ВПО «Юго-Западный государственный университет» (г. Курск).

Защита состоится « » марта 2015 г. в часов минут в 34 ауд. III корпуса Саратовского государственного университета на заседании диссертационного совета Д.212.243.01 по специальности 01.04.03 в Саратовском государственном университете (410012, г. Саратов, ул. Астраханская, 83)

С копией диссертации можно ознакомиться в зональной научной библиотеке при ФГБОУ ВПО «Саратовский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского» (г. Саратов, ул. Университетская, 42).

Автореферат разослан « » 2014 г.

Ученый секретарь диссертационного совета

В.М. Аникин

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность исследуемой проблемы.** Одним из первых методов адаптивной обработки сигналов в радиофизике можно считать фильтрацию с автоматически подстраиваемой частотной характеристикой<sup>1</sup>. Подобные устройства используются до сих пор в различных системах аналоговой фильтрации сигналов. Способы цифрового анализа сигналов<sup>2</sup> активно совершенствуются с середины прошлого века, и на сегодняшний день данное направление существенно потеснило аналоговую технику обработки сигналов. Методы цифровой обработки сигналов прошли длительный путь совершенствования от интегралов «королевства Фурье»<sup>3</sup> до теории вейвлетов<sup>3,4</sup>, включая методы адаптивного спектрального анализа, технику искусственных нейронных сетей<sup>5</sup> и многое другое<sup>6,7</sup>. Появление более мощных вычислительных машин привело к тому, что область радиофизики, связанная с анализом сигналов, нашла широчайшее применение в различных областях биофизики<sup>6</sup>. Современные микропроцессорные устройства по своим размерам в сотни и тысячи раз более компактны по сравнению со своими аналогами полувековой давности. Миниатюризация микропроцессоров позволяет из любого технического средства, помещающегося на ладони, сделать цифровое измерительное устройство, способное проводить регистрацию нужных величин, анализировать динамику, а также, по возможности, делать прогнозы на некоторое время вперед. Безусловно, все подобные оценки рассчитываются на основе как адаптивных, так и автоматических алгоритмов цифровой обработки сигналов и регистрируемых данных. В последнее десятилетие среди методов анализа сигналов стали все чаще появляться подходы, в которых находят свое применение адаптивные алгоритмы. Отмечается, что в ряде случаев их эффективность существенно выше по сравнению с автоматической обработкой. Наибольшую научно-практическую ценность применения таких алгоритмов представляет направление прикладных исследований из области биофизики<sup>6,7</sup>. В рамках проведения исследований мы уделили внимание такой проблеме, как анализ активности нейронных клеток нервных тканей. Динамическая активность нейронов может быть зафиксирована на основе измерения разностей электрических потенциалов на мембране клетки. При этом микроэлектрод, помещаемый в межклеточное пространство, будет фиксировать сигналы от ансамбля нейронов как от дополнительных источников электрического поля, которые в силу морфологии нервной ткани могут располагаться на близком расстоянии. Очевидно, для того чтобы оценить активность и динамические особенности функционирования

---

<sup>1</sup> Гоноровский И. С. Радиотехнические цепи и сигналы. М.: «Сов. Радио». 1977. 608 с.

<sup>2</sup> Оппенгейм А.В. Шафер Р.В. Цифровая обработка сигналов. М.: «Связь». 1979. 416с.

<sup>3</sup> Malla S. A wavelet tour of signal processing. Academic press – San Diego 2005. 671p.

<sup>4</sup> Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. Ижевск: «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. 464с.

<sup>5</sup> Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Пер.с англ. М.: "Вильямс", 2006. 1104с.

<sup>6</sup> Танканаг А.В. Чемерис Н.К. Адаптивный вейвлет – анализ колебаний периферического кровотока кожи. // Биофизика 2009. №3. С.537-545.

<sup>7</sup> Lewicki M. S. A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural action potentials. // Network Comput. Neural Syst. 1998. №9. P.R53.

исследуемой нейронной клетки, нужно решить задачу *идентификации*<sup>8</sup> и *классификации*<sup>8</sup> импульсов, генерируемых данной клеткой, отфильтровав при этом активность фоновых источников электрического поля. Проработка как методов автоматической, так и адаптивной *классификации*<sup>9</sup> коротких импульсных сигналов в присутствии аддитивных фоновых помех рассматривалась в научной литературе неоднократно. Однако до сих пор не были подробно изучены проблемы адаптивного анализа коротких зашумленных импульсов в зависимости от параметров источников фоновых помех. Детальное рассмотрение данной проблемы позволило бы обобщить ранее полученные результаты, точнее рассчитать ошибку алгоритмов идентификации и классификации и проработать применение новых адаптивных подходов, которые могут быть существенно эффективнее автоматических аналогов<sup>9</sup>.

Актуальность создания адаптивных методов анализа сигналов заключается в том, что их алгоритм не имеет строго направленного применения. Гибкость настройки параметров позволяет за счет проведения стадии адаптации решать самые разные задачи, связанные со спектральным анализом, фильтрацией, идентификацией и классификацией зашумленных фрагментов сигналов и изображений. Одним из таких примеров построения адаптивных методов анализа является техника искусственных нейронных сетей. Это направление активно развивалось в течение второй половины двадцатого столетия, в результате чего появились способы, основанные на применении персептронов, рекуррентных нейронных сетей, а также самый востребованный на сегодняшний день алгоритм обратного распространения ошибки<sup>10</sup>. **Степень разработанности** решений различного рода задач с применением искусственных нейронных сетей высока. Алгоритмы, построенные на основе теории вейвлетов<sup>11</sup>, из-за своей популярности за последние два десятилетия были самым подробным способом изучены как на практике, так и в теории. Несмотря на то, что многие способы численного анализа, использующие искусственные нейронные сети или вейвлет-преобразование, уже являются стандартными способами, применяющимися в теории анализа и демонстрирующими высокую эффективность, - проблемы их совершенствования актуальны, так как ошибка подобных алгоритмов при решении самых разных задач по-прежнему не близка к нулю. Руководствуясь данным фактом, многие исследователи продолжают развивать эти направления за счет создания специальных адаптивных методов анализа как на основе вейвлет-преобразования, так и на основе техники искусственных нейронных сетей. Бесспорно, до сих пор актуальны работы, посвященные комбинированным алгоритмам, в которых применяются и нейронные сети, и вейвлет-функции (вейвлетные нейронные сети<sup>11</sup>).

---

<sup>8</sup> Letelier J. Webber P. Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients // Journal of Neuroscience Methods. 2000. V. 101. P.93.

<sup>9</sup> Hulata E. Ronen S. Eshel B. A method for spike sorting and detection based on wavelet packets and Shannon's mutual information // Journal of Neuroscience Methods. 2002. V.117. P.1.

<sup>10</sup> Bishop C.M. Neural networks for pattern recognition – Oxford: Clarendon Press, 1995. 498 p.

<sup>11</sup> Kyoung H. C. Sasaki M. Mental tasks discrimination by neural network with wavelet transform // Mycrosyst. Technol. 2005. № 11. P. 933

Поэтому основная **цель диссертационной работы** состоит в построении новых алгоритмов адаптивного спектрального анализа на основе непрерывного вейвлет-анализа, которые имеют широкое применение в области прикладных исследований по обработке сигналов и изображений, а также эффективно сочетаются с техникой искусственных нейронных сетей. Для достижения данной цели решались следующие **задачи**:

1. Создание и реализация алгоритма численного расчета функционала ошибки методов автоматической и адаптивной классификации зашумленных коротких импульсных сигналов с учетом параметров спектра импульсов и фоновых шумов.
2. Численное исследование функционала ошибки анализа главных компонент при его использовании в алгоритмах автоматической классификации коротких зашумленных импульсных сигналов.
3. Определение наилучшего функционального вида базисной функции для проведения непрерывного вейвлет-анализа сигналов при наличии сильных фоновых помех.
4. Разработка новых методов адаптивного анализа на основе непрерывного вейвлет-преобразования и техники искусственных нейронных сетей; решение ряда сопутствующих задач по их сочетаемости в рамках общего алгоритма вейвлетных нейронных сетей.
5. Сравнение эффективности применения алгоритмов автоматического и адаптивного анализа фрагментов сигналов на примере решения задач по идентификации и классификации коротких импульсов при наличии сильных аддитивных помех.
6. Применение адаптивного вейвлет-анализа к решению задачи идентификации осцилляторных структур на электроэнцефалограмме мозга.
7. Создание новых алгоритмов адаптивного спектрального анализа данных оптической когерентной томографии сосудов головного мозга с доплеровскими измерениями скорости кровотока.

**Методология исследований** заключается в том, что согласно разработанному алгоритму анализа функциональной зависимости ошибки при *идентификации* и *классификации* фрагментов сигналов проводится серия численных экспериментов, основной целью которых является расчет функционала ошибки автоматических и адаптивных способов анализа сигналов на примере решения задачи классификации коротких импульсов. При этом в качестве автоматического метода использовался анализ главных компонент, а в качестве адаптивных методов использовались непрерывное вейвлет-преобразование и техника искусственных нейронных сетей. **Методы исследований**, применяемые в рамках разработанного алгоритма расчета функциональной зависимости ошибки, основаны на использовании способов спектрального анализа с применением дискретного преобразования Фурье. В целом вся схема расчетов, включая все преобразования, представляет собой последовательность численных алгоритмов, которые реализуются при помощи электронно-вычислительных машин. **Научная новизна** проведенных исследований состоит в разработке новых способов адаптивного анализа сигналов с использованием

вейвлет-преобразования, техники искусственных нейронных сетей, а также элементов теории стохастической оптимизации. По результатам решения поставленных задач были **впервые определены следующие результаты:**

1. Определен общий вид функционала ошибки  $\underline{E}$  для задачи классификации зашумленных импульсов с использованием соответствующих алгоритмов классификации фрагментов сигналов (анализ главных компонент, вейвлет-анализ и искусственные нейронные сети) – для численного расчета были дополнительно разработаны две функции: 1) функция, определяющая степень сходства фрагментов сигналов в виде  $\Delta_x$ ; 2) функция короткого импульса в виде  $G(\vec{p}, t)$ .
2. Показано, что функция  $G(\vec{p}, t)$  является универсальным примером «солитоноподобного» короткого импульса, который может быть использован в нейродинамике в качестве модельного сигнала отклика нейронной клетки.
3. Рассчитан и проанализирован функционал ошибки  $\underline{E}$  по классификации коротких зашумленных импульсов типа  $G(\vec{p}, t)$  для анализа главных компонент – по результатам исследований определена зависимость ошибки  $\underline{E}$  по классификации фрагментов сигнала от ширины спектра, центральной частоты и величины спектральной энергии фоновых помех.
4. Для анализа нестационарных сигналов предложены новые методы адаптивного непрерывного вейвлет-анализа, свойства которых были подробнейшим образом изучены на примере решения задачи классификации коротких импульсных сигналов в присутствии сильных фоновых помех с соответствующим расчетом функционала ошибки  $\underline{E}$ .
5. С использованием стандартного метода обратного распространения ошибки и адаптивного непрерывного вейвлет-анализа с элементами стохастической оптимизации разработан комбинированный алгоритм по расчету параметров многослойных искусственных вейвлетных нейронных сетей, которые применены к решению задачи классификации коротких импульсов  $G(\vec{p}, t)$  в присутствии сильных фоновых помех.
6. В работе рассмотрена проблема зависимости ошибки классификации зашумленного фрагмента сигнала от того, насколько точно данный фрагмент изначально локализован и идентифицирован. Предложено решение задачи идентификации импульсов  $G(\vec{p}, t)$  в присутствии широкополосных фоновых цветных шумов на основе алгоритма адаптивной пороговой идентификации. При этом впервые показано то, как влияет точность пороговой идентификации на значение функционала  $\underline{E}$  ошибки классификации.
7. Усовершенствован стандартный метод идентификации осцилляторных структур на электроэнцефалограмме, в котором использовалось непрерывное вейвлет-преобразование. Модернизация данного метода заключалась в разработке новых функционалов оптимизации параметров непрерывного вейвлет-преобразования и процедуры вторичной фильтрации – для поиска экстремальных значений функционалов была ис-

пользована процедура стохастической оптимизации, что в совокупности позволило увеличить эффективность и уменьшить ошибку идентификации по сравнению с ранее применяемым стандартным методом, что отражено в результатах анализа экспериментальных сигналов.

8. Предложен способ диагностики патологических изменений в динамике сосудистого тонуса на основе анализа численных данных, регистрируемых при доплеровских измерениях скорости кровотока. В основе алгоритма этого способа было использовано адаптивное непрерывное вейвлет-преобразование с процедурой стохастической оптимизации. При проведении численных расчетов была получена оценка возможностей данного алгоритма при классификации нормального и патологического состояний сосудистой системы головного мозга.
9. Разработан метод импульсного кодирования и передачи информации в защищенном режиме на основе использования принципов нейросетевого детектирования импульсов типа  $G(\vec{p}, t)$  на фоне сильных фоновых помех. Метод был апробирован в ходе численного моделирования и показал свою эффективность при передаче многоканальной информации в режиме 2-х , 4-х и 27-ми независимых сообщений по одному каналу связи.

**Теоретическая и практическая значимость.** В работе решена одна из современных проблем радиофизики, связанная с адаптивным анализом и классификацией локализованных фрагментов сигналов в присутствии аддитивных цветных шумов. При этом в качестве основного примера такой задачи рассмотрена проблема классификации коротких «солитоноподобных» зашумленных импульсов типа  $G(\vec{p}, t)$ . В качестве общепринятого решения данной проблемы был использован алгоритм автоматического распознавания на основе анализа главных компонент. В качестве альтернативных подходов предложены методы на основе искусственных нейронных сетей, а также всевозможные их модификации в виде нейронных сетей, использующих вейвлет-функции. Проведенные нами исследования не направлены на то, чтобы определить, что, к примеру, анализ главных компонент как метод автоматической классификации менее точен по сравнению с адаптивным вейвлет-преобразованием, и поэтому вейвлет-анализ является более предпочтительным<sup>12,13</sup> – главная идея представленных результатов исследований состоит в том, что по общей схеме численных экспериментов на основе автоматических и адаптивных методов рассчитываются соответствующие функционалы ошибки  $\underline{E}$  классификации зашумленных импульсов  $G(\vec{p}, t)$  для каждого метода в отдельности. На проведенных сериях численных экспериментов показаны принципиальные различия между методами автоматической и адаптивной классификаций. Продемонстрированы преимущества использования адаптивных подходов.

---

<sup>12</sup> Думский Д.В. Павлов А.Н. Тупицын А.Н. Макаров В.А. Классификация нейронных потенциалов действия на основе вейвлет-преобразования // Изв. вузов. ПНД. 2005. № 5–6. С. 77

<sup>13</sup> Макаров В.А. Павлов А.Н. Тупицын А.Н. Сортировка нейронных спайков на основе параметрического вейвлет-анализа с адаптивной фильтрацией. // ЦОС 2008. №3. С.26.

На основе результатов серий численных экспериментов по расчету функционала  $\underline{E}$  предложен алгоритм импульсного кодирования и передачи информации в защищенном режиме, в котором как раз и реализуется использование конкурентного преимущества адаптивных алгоритмов по сравнению с автоматическими методами. При этом отдельное внимание уделено изучению характеристик искусственных нейронных сетей и нейронных сетей, в которых используются вейвлет-функции. Для сочетания техники искусственных нейронных сетей с вейвлет-функциями предложен специальный способ адаптации таких сетевых алгоритмов, включающий в себя элементы адаптивного непрерывного вейвлет-анализа. Благодаря использованию данного метода удалось самым эффективным способом сочетать вейвлет-преобразование и искусственные нейронные сети. Предложено развитие концепции адаптивного вейвлет-преобразования для решения ряда задач биофизики. В частности, адаптивное вейвлет-преобразование использовалось для идентификации осцилляторных структур на электроэнцефалограмме. Результаты данного исследования показали эффективность предложенного подхода более чем на 25% выше по сравнению со стандартным алгоритмом на основе непрерывного вейвлет-анализа. В качестве другой области применения адаптивного вейвлет-преобразования была рассмотрена проблема анализа динамики сосудистого тонуса. Применение адаптивного вейвлет-преобразования позволило проводить более точный анализ сигналов при доплеровских измерениях скорости кровотока и выявлять патологические изменения в динамике. Эффективность такого подхода проверена на небольшой серии экспериментов по классификации нормального и патологического состояний.

### **Основные положения и результаты, выносимые на защиту:**

**Положение 1:** Использование адаптивной подстройки частотно–временного разрешения базиса непрерывного вейвлет-преобразования, применяемого при решении задачи классификации коротких зашумленных импульсных сигналов, позволяет снижать величину ошибки классификации.

**Положение 2:** Значение функционала  $\underline{E} = \underline{E}(\Lambda_x, \bar{\Lambda})$  ошибки классификации  $m$  – классов коротких импульсных сигналов  $G(\bar{P}_m, t)$  в присутствии аддитивных фоновых шумов, спектр которых перекрывается со спектром  $G(\bar{P}_m, t)$ , - стремится к нулю при использовании алгоритмов классификации на основе многослойных искусственных нейронных сетей при условиях, что процедура расчета параметров для адаптации искусственной нейронной сети устойчива, а функционал ошибки, показывающий оптимальность настройки сетевого алгоритма, принимает экстремальные значения.

**Результат 1:** В решении задачи классификации коротких зашумленных импульсных сигналов  $G(\bar{P}, t)$  на основе адаптивных методов в виде искусственных нейронных сетей и искусственных нейронных сетей, использующих вейвлет-функции, обнаружен эффект «идеальной классификации», суть которого состоит в том, что функционал ошибки



метода классификации в виде  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  принимает значения, близкие к нулю, и не зависит от энергии аддитивных фоновых помех.

**Результат 2:** Адаптивные алгоритмы на основе вейвлетных нейронных сетей, использующих вместо синаптических коэффициентов в модели формального нейрона дискретизованные значения непрерывной вейвлет-функции, более эффективны по сравнению со стандартными искусственными нейронными сетями, если на этапе адаптации, согласно методу обратного распространения ошибки, использовать дополнительные способы оптимального поиска значений параметров вейвлет-функции – в качестве одного из примеров таких комбинированных подходов в адаптации вейвлетных нейронных сетей предложен алгоритм последовательных коррекций, включающий элементы стохастической оптимизации.

**Результат 3:** Для идентификации осцилляторных структур в  $S(t)$ – сигналах электроэнцефалограммы по результатам численных экспериментов доказана эффективность использования адаптивных комбинированных алгоритмов фильтрации в виде  $\Phi_{II}(\bar{P}_{II}, \Phi_I(\bar{P}_I, S))$ , построенных на принципах адаптивного непрерывного вейвлет-анализа, по сравнению со стандартными алгоритмами на основе непрерывного вейвлет-преобразования.

**Результат 4:** Использование стохастической оптимизации параметров в виде  $\bar{x}$  для адаптивного непрерывного вейвлет-преобразования с определением соответствующего функционала (например,  $R(\bar{x})$ ) дает возможность увеличения точности идентификации спектральных особенностей нестационарных сигналов по сравнению с классическими методами спектрального анализа на основе преобразования Фурье, а экстремальное значение самого функционала может рассматриваться в качестве показателя идентичности спектрального состава анализируемых фрагментов сигнала.

**Результат 5:** Разработан принцип импульсного кодирования и передачи информации в защищенном режиме на основе нейросетевого детектирования сигнала, состоящего из последовательностей коротких импульсов (в виде  $G(\bar{p}, t)$ ), и аддитивного цветного шума.

**Достоверность полученных результатов** подтверждается тем, что исследуемые алгоритмы адаптивного анализа имеют строгое математическое обоснование, записанное в виде общей теории оптимизации. Сочетаемость способов поиска оптимальных значений параметров вейвлет-преобразования и искусственных нейронных сетей подтверждается устойчивостью данных методов при переходе от стадии адаптации к стадии анализа. Результаты применения адаптивных подходов воспроизводимы с точностью реализации процедуры их настройки (то есть адаптации). Эффективность разработанных методов показана на примере ряда численных экспериментов и на основе результатов решения прикладных задач из области биофизики.

**Апробация результатов и публикации:** Основные результаты, описанные в диссертации, были представлены на конференциях: «Нелинейные дни 2008, 2009, 2010, 2011, 2012» (г. Саратов), «Студенческая наука СГУ, 2008, 2009, 2010, 2011» (г. Саратов), «Stat Info - 2009» (г. Саратов), «Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине 2009,2010,2011» (г. Саратов), «Нелинейные феномены, хаос, критические явления и методы их исследования с помощью вейвлетного, кластерного и спектрального анализа в геоэкологических процессах 2009» (г. Саратов), «Saratov Fall Meeting - SFM 2010» (г. Саратов), «Хаотические автоколебания и образования структур – ХАОС 2010» (г. Саратов), «Dynamics and Fluctuations in Biomedical Photonics VIII -2011» (США), «Modeling Week, 2012» (Испания, г. Мадрид), «Экология: синтез естественнонаучного, технического и гуманитарного знания, 2012» (г. Саратов), «Dynamics and fluctuations in Biomedical Photonics X -2013» (США), «Moscow science week – MSW, 2014» (г. Москва). Материалы и результаты научных исследований неоднократно обсуждались на семинарах, проводимых на кафедре радиофизики и нелинейной динамики НИУ «СГУ им. Н.Г.Чернышевского». Часть разработанных методов была апробирована при проведении научных исследований в рамках грантов «Научно и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009-2013гг.» и федерально-целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно технологического комплекса России на 2007-2013 годы». Созданы программные продукты и полезные модели, которые прошли освидетельствование в федеральной службе по интеллектуальной собственности «Роспатент». В результате получено 6 авторских свидетельств на программы для ЭВМ и 1 патент на полезную модель. Результаты проведенных научных работ опубликованы в следующих реферируемых научных журналах и материалах конференций: «Известия Саратовского университета. Серия Физика», «SPIE-proceedings», «Радиотехника и электроника», «Письма в журнал технической физики», «Journal of Innovative Optical Health Sciences (JIOHS)», «The European Physical Journal Special Topics. Всего опубликовано 14 статей, из них 7 - в журналах, рекомендованных ВАК РФ.

**Личный вклад.** Постановка задачи, получение основных научных результатов, разработка программных средств, проведение серий численных экспериментов по адаптивному анализу сигналов – солитоноподобных импульсов, осцилляторных структур на электроэнцефалограмме мозга, сигналов доплеровской оптической когерентной томографии, - а также интерпретация результатов выполнены лично автором диссертации. Данные для проведения анализа предоставлены группами биологов под руководством О.В. Семячкиной-Глушковской (Саратовский государственный университет), Е.Ю. Ситниковой (Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, г. Москва).

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из вводной части, трех глав, заключения, списка используемых сокращений и списка литературы. Объем текста диссертации составляет 162 страницы текста, включает 18 иллюстраций, 1 таблицу. В список литературы включены 115 источников.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** диссертации рассматривается актуальность работы, излагается степень разработанности темы исследований, формулируются цели и задачи. Также приводятся элементы новизны и положения, выносимые на защиту.

**Первая глава** содержит описание современных методов цифровой обработки сигналов. Рассматриваются алгоритмы на основе анализа главных компонент (АГК), дискретного преобразования Фурье, непрерывного вейвлет-преобразования (НВП), а также техника искусственных нейронных сетей (ИНС). При этом отдельное внимание уделяется методам на основе ИНС, которые могут использоваться с вейвлет-функциями, образуя вейвлетные нейронные сети (ВНС). Подробно описывается базовая теория перечисленных алгоритмов, и приводятся примеры их применений при решении различных задач по *идентификации* и *классификации* фрагментов сигналов при наличии фоновых помех. Под *идентификацией* фрагментов сигнала  $S(t)$  понимается выделение характерных отрезков времени, внутри которых сигнал  $S(t)$  удовлетворяет критериям идентификации. *Классификация* фрагментов сигнала – это разделение временных фрагментов сигнала на так называемые *классы* (то есть на подмножества, отличающиеся принципиально друг от друга согласно статистическим или спектральным оценкам) по соответствующим критериям классификации. Критерии классификации и идентификации фрагментов сигнала  $S(t)$  строятся из анализа мгновенных значений амплитуд, частот и спектральной энергии для функции сигнала  $S(t)$ .

В качестве одного из примеров использования АГК, НВП и ИНС рассматривается проблема классификации зашумленных импульсных сигналов. Источниками таких сигналов выбраны нейронные клетки нервной системы живых организмов. Рассматриваются стандартные алгоритмы на основе АГК и НВП. По результатам теоретического анализа сделан вывод о том, что характеристики АГК и НВП в контексте задачи классификации коротких зашумленных импульсов изучены слабо. В частности отмечается, что необходимо для обоих методов более детально изучить функциональную зависимость ошибки классификации от ряда параметров, связанных со спектрами сигнала и шума. Для теории НВП актуальность сохраняет разработка алгоритмов универсального адаптивного анализа, которые могли бы иметь широкое применение в различных областях прикладного анализа сигналов и эффективно сочетаться с ИНС в рамках общей ВНС. С другой стороны, определено, что при использовании адаптивного НВП отсутствуют какие-либо научные результаты по исследованию применимости различных функциональных видов (*WAVE*, *MHAT*, *DOG* и *MORLET*) базисов НВП в решении задач классификации фрагментов зашумленных данных.

В качестве другого практического примера использования НВП рассматривается проблема идентификации осцилляторных структур (паттернов) на электроэнцефалограмме (ЭЭГ). В рамках теоретического анализа указано применение стандартных ком-

бинированных алгоритмов на основе НВП и скользящего среднего с пороговым сравнением. Отмечается, что в целом такой подход эффективен, однако, в силу наличия строгой необходимости проведения эмпирической настройки параметров, в ряде случаев может существенно увеличиваться ошибка идентификации паттернов на ЭЭГ, что также требует введения дополнительных механизмов адаптивной подстройки, которые могут способствовать устранению данных недостатков.

Отдельно выделено направление анализа сигналов доплеровской оптической когерентной томографии. Ранее представленные теории в данной области посвящены построению алгоритмов, способных рассчитывать спектральные особенности, что, несомненно, важно и нужно для изучения динамики сосудистого тонуса и авторегуляции скорости кровотока. Однако в последних исследованиях отмечается тенденция, связанная с попытками применения интерпретации спектров сигналов доплеровской когерентной томографии в диагностике нормы и патологии авторегуляции сосудов головного мозга. Бесспорно, новые адаптивные подходы на основе НВП могут быть эффективны и актуальны в решении таких задач.

Во **второй главе** более подробно рассматривается проблема классификации коротких зашумленных импульсных сигналов «солитоноподобной» формы. В качестве примера короткого импульса предлагается использовать функцию  $G(\vec{p}, t)$  (1).

$$G(\vec{p}, t) = a_e e^{-(\rho_e(t-q_e))^2} (a_i + b_i th(\rho_i(t-q_i))) \sin\left(\frac{2\pi}{\tau} f_s t + \varphi_s\right) \quad (1)$$

$$\vec{p} = \{a_i, b_i, \rho_i, q_i, a_e, \rho_e, q_e, f_s, \varphi_s, \tau = Q_T \Delta t\}, t = i \Delta t$$

(в выражении (1) в качестве вектора  $\vec{p}$  – вводится вектор параметров, на основе значений компонент которого могут определяться импульсы, имеющие индивидуальные отличия в форме). Из анализа экспериментальных импульсных сигналов нейронных клеток показано, что при выборе  $\vec{p}_m$  – векторов можно задать соответственно  $m$  – классов импульсов. На примере анализа 5-ти разных пар импульсов нейронных клеток, зарегистрированных экспериментально, показано, что  $G(\vec{p}_m, t)$  может рассматриваться как универсальная функция, аппроксимирующая формы электрических импульсов нейронных клеток с ошибкой, не превышающей  $b$  %.

В силу того, что функциональная зависимость ошибки классификации импульсов типа  $G(\vec{p}, t)$  для автоматических методов анализа (АГК) и адаптивных методов (НВП, ИНС и ВНС) имеет принципиальные отличия и демонстрирует явную зависимость от параметров спектров сигнала и аддитивного фонового шума – предлагается интерпретировать данную зависимость в виде функционала  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \vec{\Lambda})$  с определением функции  $\Delta_x$  и вектора параметров спектра  $\vec{\Lambda}$ . Рассматривается случай классификации импульсов  $G(\vec{p}_m, t)$  двух классов,  $m = 1, 2$  ( $m \in [1, Q_C]$ ).

$$\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \vec{\Lambda}), \vec{\Lambda} = \{\Lambda^{NSR}, \Lambda^{NBW}, \Lambda^{NCF}\} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \Delta_x = \frac{1}{Q_T \Delta t} \int_0^{Q_T \Delta t} \text{H}(\Delta_G(t) - \Delta_\Theta) \frac{|G(\bar{p}_1, t) - G(\bar{p}_2, t)|}{\Delta_G(t)} dt, & \text{H}(t) = \begin{cases} 1, t \geq 0 \\ 0, t < 0 \end{cases} \\ \Delta_G(t) = \max \{ |G(\bar{p}_1, t)|, |G(\bar{p}_2, t)| \} \\ \Delta_\Theta = \frac{1}{20} \max \{ \max(|G(\bar{p}_1, t)|), \max(|G(\bar{p}_2, t)|) \} \end{cases} \quad (3)$$

Поэтому для совершенствования адаптивных алгоритмов идентификации и классификации коротких импульсов, а также выявления различных закономерностей в работе автоматических методов, предлагается проводить серии тестовых экспериментов по классификации зашумленных импульсов типа  $G(\bar{p}_m, t)$  по алгоритму тестовой классификации (АТК). Идея АТК заключается в следующем: строится последовательность импульсов  $G(\bar{p}_m, t)$  двух классов в виде сигнала  $S_{\text{signal}}(t)$  и генерируется цветной шум в виде сигнала  $S_{\text{noise}}(t)$ ; суммарный (тестовый) сигнал  $S(t) = S_{\text{signal}}(t) + S_{\text{noise}}(t)$  подвергается пороговой идентификации (рассматриваются алгоритмы стандартной пороговой идентификации (СПИ), идеальной пороговой идентификации (ИПИ), а также адаптивной пороговой идентификации (АПИ)); идентифицированные фрагменты в виде матрицы  $S_{ji}$  ( $j \in [1, Q_E]$  – количество идентифицированных дискретизованных импульсов двух классов  $Q_E = Q_C Q_S$ ;  $i \in [1, Q_T]$  – индекс отсчета по времени с шагом дискретизации  $\Delta t$ ) классифицируются на основе одного из алгоритмов классификации (АГК, НВП, ИНС и ВНС). Рассчитываются параметры:  $\Lambda^{NSR}$  – отношение значений спектральных энергий сигналов  $S_{\text{noise}}(t)$  и  $S_{\text{signal}}(t)$  («сигнал-шум»);  $\Lambda^{NBW}$  – ширина спектра сигнала  $S_{\text{noise}}(t)$ ;  $\Lambda^{NCF}$  – центральная частота спектра  $S_{\text{noise}}(t)$ . В результате классификации рассчитывается пространство характеристик в виде  $\Omega$ , состоящее из множеств точек  $\Omega_1 \cup \Omega_2$ , значения координат которых используются при решении задачи классификации импульсов (общее количество импульсов постоянно и равно  $Q_C Q_S$ ). Пересечение множеств  $\Omega_1, \Omega_2$  данных классов выражается в виде подмножеств  $\Omega'_1$  и  $\Omega'_2$ , ошибка  $\underline{E}$  для такой классификации рассчитывается в виде (4)

$$\underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda}) = \frac{\|\Omega'_1\| + \|\Omega'_2\|}{\|\Omega_1\| + \|\Omega_2\|} = \frac{\|\Omega'_1\| + \|\Omega'_2\|}{2Q_S} \quad (4)$$

( $\|\cdot\|$  – операция определения количества элементов множества.) Соответственно при многократной генерации сигнала  $S(t)$  с различными значениями  $\Delta_x, \bar{\Lambda}$  численно рассчитывается функционал (4). При этом для адаптивных алгоритмов в рамках АТК подразумевается соответствующая процедура настройки за счет анализа сигнала  $s(t) = s_{\text{noise}}(t) + s_{\text{signal}}(t)$  с параметрами  $\bar{\lambda} = \{\lambda^{NSR}, \lambda^{NBW}, \lambda^{NCF}\}$ . Особенностью АТК является то, что он позволяет рассчитывать функционал ошибки классификации  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  при

использовании методов АГК, НВП, ИНС и ВНС. При этом в качестве предварительной процедуры идентификации классифицируемых импульсов в виде  $S_{ji}$  применяются ИПИ, СПИ и АПИ, что в свою очередь позволяет анализировать влияние точности процедуры предварительной идентификации на последующее решение задачи классификации. Для сокращения количества параметров функционала (4) и более компактного представления предлагается использовать выражения (5) и (6), которые задают интегральную ошибку  $\underline{E}^I(\Delta_x, \Lambda^{NSR}_k, \Lambda^{NBW})$  и её коэффициент роста соответственно  $\underline{E}^D(\Delta_x, \Lambda^{NBW})$ .

$$\underline{E}^I = \frac{1}{\Lambda_{\max}^{NCF} - \Lambda_{\min}^{NCF}} \int_{\Lambda_{\min}^{NCF}}^{\Lambda_{\max}^{NCF}} \underline{E}(\Delta_x, \{\Lambda^{NSR}_k, \Lambda^{NBW}, \Lambda^{NCF}\}) d\Lambda^{NCF}, \Lambda^{NSR}_k = \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k \dots\} \quad (5)$$

$$\underline{E}^D(\Delta_x, \Lambda^{NBW}) = \left\langle \frac{\underline{E}^I(\Delta_x, \xi_k, \Lambda^{NBW}) - \underline{E}^I(\Delta_x, \xi_{k-1}, \Lambda^{NBW})}{\xi_k - \xi_{k-1}} \right\rangle_k \quad (6)$$

Одним из основных результатов, представленных **в первой части второй главы**, является определение вида функциональной зависимости ошибки  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  для АГК. Актуальность этих результатов связана с тем, что функционал  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  для АГК изучен крайне слабо. Расчет данного функционала из результатов АТК позволил определить, насколько эффективен АГК при решении задачи классификации «солитоноподобных» импульсов типа  $G(\vec{p}_m, t)$  (в качестве критерия классификации использовались главные компоненты, получаемые при вычислении скалярного произведения собственных векторов матрицы корреляции (АГК) и соответствующих векторов  $S_{ji}$ ). Установлено, что при возрастании значений параметра ширины спектра  $\Lambda^{NBW}$  функции  $S_{noise}(t)$  ошибка  $\underline{E}$  классификации  $S_{ji}$  существенно уменьшается (рис. 1, А). Также определена зависимость функционала  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  от параметров  $\Lambda^{NCF}$  и  $\Lambda^{NSR}$ . Однако главным результатом стало то, что изменение значения функции  $\Delta_x$  от 0.5 до значения, примерно равного 0, приводит к резкому росту ошибки АГК, что демонстрирует невозможность методов автоматической классификации фрагментов сигналов использоваться при малых значениях  $\Delta_x$  (рис 1, Б).

На основе результатов численных экспериментов показано, что при использовании разных способов идентификации импульсов в АТК (рассматривались ИПИ, СПИ и АПИ) значения функционала  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  могут отличаться. Предварительная СПИ импульсов при наличии сильных фоновых помех ( $\Lambda^{NSR} > 0.2$ ) выделяет набор импульсов  $S_{ji}$  из исходного сигнала  $S(t)$  неточно относительно критериев максимума их амплитудных значений, что показано из сравнительного анализа между СПИ и ИПИ. Использовать ИПИ вместо СПИ в прикладном анализе сигналов  $S(t)$  невозможно, так как ИПИ – это алгоритм, построенный из математических допущений АТК. Предлагается АПИ, которая использует принципы адаптивного анализа зашумленных импульсов на основе

вейвлет-преобразования и оконных фильтров. Из численных расчетов АТК продемонстрирована эффективность применения АПИ совместно с АГК (рис. 1, В) по сравнению с аналогами на основе СПИ.

Для совершенствования алгоритмов адаптивного вейвлет-анализа **во второй части второй главы** предлагается новый способ оптимизации параметров вейвлет-функции. Для этого вводится в рассмотрение два функционала:  $R_D$  (7) и  $R_I$  (8). Такое адаптивное вейвлет-преобразование используется в классификации зашумленных импульсов типа  $G(\bar{p}, t)$ .

$$R_D(\rho, q) = \frac{\langle W_{n_1}(\rho, q) \rangle_n - \langle W_{n_2}(\rho, q) \rangle_n}{\sigma(W_{n_1}(\rho, q)) + \sigma(W_{n_2}(\rho, q))}, \quad W_{nm}(\rho, q) = \sum_{i=1}^{Q_T} x_i^{nm} \psi(\rho(i-q)) \quad (7)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} R_I = \sum_{n=1}^{Q_S} r_n^I(\rho, q), \\ r_n^I(\rho, q) = \begin{cases} \frac{W_{n_1}(\rho, q) - W_{n_2}(\rho, q)}{W_{n_1}(\rho, q)}, & |W_{n_1}(\rho, q)| \geq |W_{n_2}(\rho, q)| \\ \frac{W_{n_1}(\rho, q) - W_{n_2}(\rho, q)}{W_{n_2}(\rho, q)}, & |W_{n_1}(\rho, q)| < |W_{n_2}(\rho, q)| \end{cases} \end{array} \right. \quad (8)$$

В качестве критерия классификации какого-либо импульса предлагается использовать значения коэффициентов  $W$  (7), которые могут быть локализованы в пространстве  $\Omega$  (4). Предлагаемые методы НВП адаптивные, поэтому для их использования в АТК на этапе адаптации вводится процедура поиска параметров вейвлет-функции  $\psi$  в виде  $\rho$  и  $q$  ( $\rho$  – параметр масштаба,  $q$  – параметр сдвига «материнской» вейвлет-функции  $\psi(t)$ ). При проведении процедуры адаптации в АТК на основе одного из алгоритмов идентификации (АПИ, СПИ, ИПИ) строится матрица  $x_i^{nm}$  как результат анализа сигнала  $s(t)$  ( $i \in [1, Q_T]$  – дискретные отсчеты по времени;  $n \in [1, Q_S^A]$  – количество импульсов,  $m \in [1, Q_C^A]$  – количество классов импульсов). При этом для поиска значений параметров на указанном множестве точек предлагается процедура, основанная на принципах стохастической оптимизации. При решении задачи классификации на основе адаптивного НВП с (7) и (8) получен ряд новых результатов (рис. 1, Г, Д): **1)** ошибка классификации (4) зависит от величины  $\Delta_x$  – при ее уменьшении ошибка возрастает; **2)** ошибка классификации (4) зависит от спектральных параметров фонового шума  $\bar{\Lambda}$ ; **3)** эффективность применения адаптивного НВП относительно (4) связана с тем, насколько применяемый вейвлет-базис  $\psi$  способен корректировать частотно-временное разрешение при соответствующем изменении его параметров – так использование функции *IMORLET* с параметрами  $\rho$ ,  $q$  и  $\omega$  для (7) и (8) является самым эффективным способом классификации зашумленных импульсов при расчете коэффициентов  $W$  (7).

**В третьей части второй главы** приводятся результаты численных расчетов АТК с использованием ИНС и ВНС. Рассматривается алгоритм метода обратного распространения ошибки (МОРО), состоящий из двух частей: часть первая – адаптация; часть вто-

рая - анализ. Предложены способы того, как необходимо реализовывать первую часть адаптации согласно МОРО применительно к ВНС. Этому уделено отдельное внимание, так как при использовании стандартной процедуры для ВНС положительный эффект от их моделирования по сравнению с ИНС не наблюдается. Используются два оригинальных принципа: **1)** использование ВНС в рамках решения проблемы анализа коротких импульсных сигналов  $G(\vec{p}_m, t)$  эффективнее осуществлять согласно функционалу (9) с соответствующими действительными вейвлет-функциями  $\psi(t)$  и коэффициентами  $w_{ijk}$  и  $\theta_{jk}$ ; **2)** процедуру адаптации ВНС (9) лучше выполнять на основе алгоритма последовательных коррекций (АПК).

$$N_j^{WN}(\vec{x}) = F \left( \sum_{i=1}^{M_3} w_{ij3} F \left( \sum_{k=1}^{M_2} w_{ki2} F \left( \sum_{r=1}^{M_1} x_r \psi(\rho_k(r - q_k)) - \theta_{k1}, \vec{\vartheta} \right) - \theta_{i2}, \vec{\vartheta} \right) - \theta_{j3}, \vec{\vartheta} \right), \quad (9)$$

$$F(x, \alpha, \beta) = \alpha \operatorname{th}(\beta x)$$

АПК предложен для более точной процедуры настройки параметров ВНС и основан на МОРО. Основная идея АПК заключается в последовательном проведении двух процедур настройки ВНС: **1)** инициализация переменных для ВНС (9):  $w_{ijk}$  —,  $\theta_{jk}$  — коэффициенты определяются согласно первой части МОРО, а параметры вейвлет-функции  $\rho_k$ ,  $q_k$  корректируются на основе расчета оптимальных значений  $R$  — функционалов (выражения (7) или (8)) на матрице  $x_i^{mm}$  векторов; **2)** корректировка  $w_{ijk}$  —,  $\theta_{jk}$  — коэффициентов на основе градиентной процедуры МОРО для матрицы  $x_i^{mm}$  с шагом  $h_{NN}$ , а корректировка  $\rho_k$  —,  $q_k$  — параметров на основе МОРО, но с шагом  $h_{WN}$ , при условии  $h_{WN} < h_{NN} \wedge h_{WN} > 0$ .

По результатам расчетов ИНС и ВНС в АПК показано, что ВНС могут работать эффективнее по сравнению с ИНС. Одним из результатов, свидетельствующих об этом, является эксперимент, в котором адаптация ИНС и ВНС производилась с матрицей  $x_i^{mm}$ , причем импульсы, которые она содержит, были искажены дельта-коррелированным шумом с равномерным законом распределения. Результаты АПК на этапе анализа свидетельствуют о том, что использование ВНС для такого рода задач является более предпочтительным (рис.1, Е). Главным результатом при применении ИНС и ВНС является то, что обнаружен эффект «идеальной классификации». Для алгоритмов с сетевой структурой (ИНС и ВНС) функционал  $\underline{E} = \underline{E}(\Delta_x, \bar{\Lambda})$  ошибки классификации зашумленных импульсов в некоторой области значений  $\Delta_x$  и  $\bar{\Lambda}$  может принимать значения, равные нулю, и не зависеть от энергии фоновых шумов (примеры функционалов такого вида показаны на рисунках 1, Ж, З). Отмечено, что при этом «идеальная классификация» может наблюдаться в диапазоне низких частот (0–1300 Гц при  $\Delta t = 0,00008$ с), в котором локализованы основные спектральные компоненты классифицируемых зашумленных импульсов типа  $G(\vec{p}, t)$ .



**В первой части третьей главы** рассматривается проблема анализа сигналов ЭЭГ. Обосновывается необходимость применения новых способов адаптивного анализа осцилляторных структур на ЭЭГ, которые проявляются в виде паттернов типа «SS» и «SWD». Для решения данной задачи предлагается применить результаты, полученные для адаптивного НВП при классификации зашумленных импульсов  $G(\vec{p}, t)$ . Согласно результатам применения АТК к НВП было установлено, что вейвлет-функция *IMORLET* является самым эффективным способом построения вейвлет-базисов НВП, а также показана высокая эффективность применения функционала  $R_D$  (7). Полученные результаты использовались при построении метода последовательной фильтрации в виде  $\Phi_I - \Phi_{II}$  (10), (11), которые могут применяться к анализу осцилляторных структур на ЭЭГ.  $\Phi_I - \Phi_{II}$  - это фактически стандартный метод анализа на основе НВП, но в нем применены следующие модификации: **1)** набор параметров алгоритма первичной фильтрации  $\Phi_I$  дополнен величиной  $\omega_j$  и рассматривается в качестве компоненты вектора  $\vec{P}_I = \{N_B, \rho_j, \omega_j\}$ ; **2)** вектора  $\vec{P}_I$  и  $\vec{P}_{II}$  определяются на основе специального математического алгоритма, в котором производится анализ сигналов  $S(t)$ ,  $S_E^{SS}(t)$ ,  $S_E^{SWD}(t)$ , по результатам которого рассчитываются  $\vec{P}_I$  и  $\vec{P}_{II}$  ( $S(t)$  – сигнал ЭЭГ записи;  $S_E^{SS}(t)$  – фрагмент сигнала экспертного анализа ЭЭГ, на котором выделены паттерны типа SS;  $S_E^{SWD}(t)$  – фрагмент сигнала экспертного анализа ЭЭГ, на котором выделены паттерны типа SWD).

$$\Phi_I(\vec{P}_I, S, t) = \frac{1}{N_B} \sum_{j=1}^{N_B} \left| \sqrt{\rho_j} \int_0^T S(\tau) \sin(\omega_j \rho_j (\tau - t)) e^{-0.5 \rho_j^2 (\tau - t)^2} d\tau \right|, \quad \vec{P}_I = \{N_B, \rho_j, \omega_j\} \quad (10)$$

$$\Phi_{II}(\vec{P}_{II}, \Phi_I(\vec{P}_I, S, t), t) = \begin{cases} 1, & \Phi_I^{(N_S)}(\vec{P}_I, S, t) \geq \Theta \\ 0, & \Phi_I^{(N_S)}(\vec{P}_I, S, t) < \Theta \end{cases}, \quad \vec{P}_{II} = \{\Theta, N_H, N_S\}, \quad j = k - N_H + i, \quad q \in [1, N_S] \quad (11)$$

$$\Phi_I^{(q)}(\vec{P}_I, S, k\Delta t) = \frac{1}{2N_H + 1} \sum_{i=0}^{2N_H} \Phi_I^{(q-1)}(\vec{P}_I, S, j\Delta t) \quad ,$$

Расчет параметров  $\vec{P}_I$  производится при реализации процедуры стохастической оптимизации на модифицированном функционале типа  $R_D$ , а компоненты вектора  $\vec{P}_{II}$  рассчитываются на основе оптимизации функционала  $R_\Phi$  (12), в котором применены функционалы ошибки  $\underline{E}$  и точности  $\underline{P}$ . Процедуры оптимизации работают последовательно сначала для  $\vec{P}_I$ , затем для  $\vec{P}_{II}$  при анализе паттернов в порядке убыви их спектральной мощности.

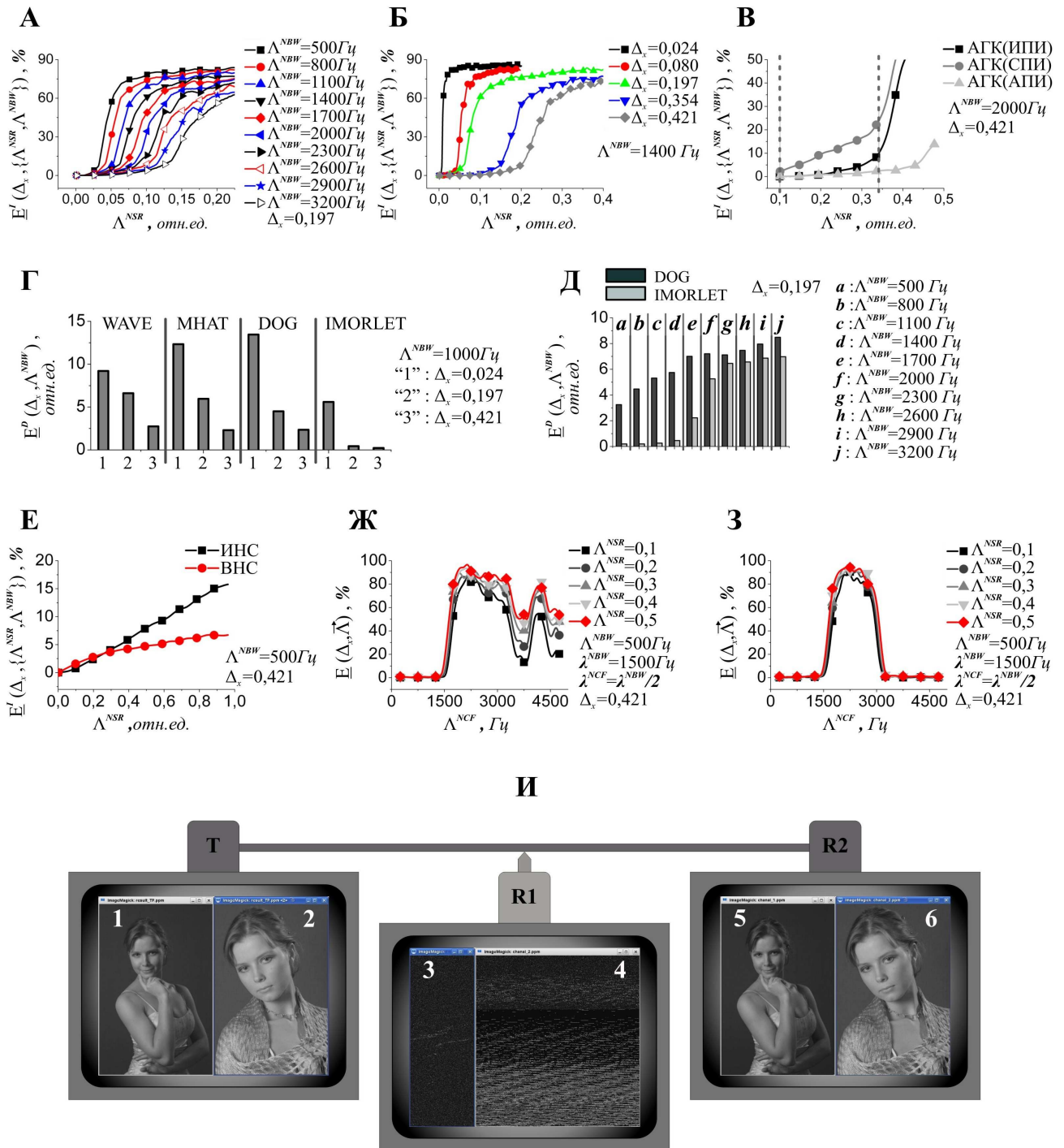
$$R_\Phi = \frac{1}{2} (1 - \underline{E}(S_M^X, S_E^X) + \underline{P}(S_M^X, S_E^X)) \quad , \quad S_M^X(t) = \Phi_{II}(\vec{P}_{II}, \Phi_I(\vec{P}_I, S, \tau), t), \quad X = SS, SWD \quad (12)$$

Результаты численных экспериментов по применению  $\Phi_I - \Phi_{II}$  к идентификации паттернов на ЭЭГ показали, что данный алгоритм способен идентифицировать паттерны типа

$SS$  существенно точнее, более чем на 25 %, по сравнению со стандартным алгоритмом на основе НВП.

**Во второй части третьей главы** рассматриваются проблемы анализа динамики сосудов кровеносной системы мозга. Основной целью таких исследований является диагностика патологий сосудистой авторегуляции при реакции на внешнее возбуждение. Регистрируемый сигнал  $S(t)$ , построенный при анализе данных лазерных доплеровских измерений, можно разделить условно на две части: «0» - до возбуждения и «1»- после введения возбуждения. Предполагается, что если реакция сосудистого тонуса слаба, то соответствующие сигналы  $S_0$  и  $S_1$  будут слабо отличаться друг от друга, и это признак патологии. Для нормальной реакции сосудистого тонуса полагается обратное. Для решения задачи анализа нестационарных сигналов  $S_0$  и  $S_1$  были применены модифицированные алгоритмы адаптивного НВП на примере функционалов (7) и (8). Из анализа 5-ти экспериментов было установлено, что для данного типа сигналов критерием их сходства и различия может служить значение  $R$  – функционала, полученное после выполнения оптимизации параметров вейвлет-функции НВП. В работе применены функционалы  $R_D$ ,  $R_I$ , а также определены пороговые критерии для значений  $R_D$ , по которым можно классифицировать нормальную или патологическую реакцию сосудистого тонуса. Для сравнения приведены результаты стандартных алгоритмов на основе преобразования Фурье. Из сопоставления полученных результатов положительный эффект от использования адаптивного НВП является очевидным

**В третьей части третьей главы** приводится другой пример применения результатов АТК, представленных в главе 2, а именно разработан метод импульсного кодирования и передачи информации в защищенном режиме. Согласно результатам численных экспериментов с использованием ИНС и ВНС в рамках АТК было установлено, что при подборе параметров  $\Delta_x$ ,  $\bar{\Lambda}$  и  $\bar{\lambda}$  можно достичь такой настройки алгоритма (ИНС и ВНС), при которой точность классификации импульсов типа  $G(\vec{p}_m, t)$  (1) может быть существенно выше по сравнению с методами автоматической классификации (АГК) из-за проявления так называемых эффектов «идеальной классификации». В таких случаях настройку адаптивного алгоритма можно считать уникальной, а если при этом сокрыть параметры  $\vec{p}_m$  так, чтобы их невозможно было подлинно восстановить на основе анализа реализаций  $S(t) = S_{signal}(t) + S_{noise}(t)$  стандартными автоматическими методами спектрального анализа, то получается, что в некоем зашумленном наборе импульсов типа  $G(\vec{p}_m, t)$  решить задачу классификации данных импульсов с ошибкой  $\underline{E} \approx 0$  можно только на основе ранее адаптированной ИНС или ВНС, и никаким другим способом этого достичь не получится.



**Рисунок 1** – Результаты исследований. **А, Б** – результаты построения функционала ошибки для АГК в зависимости от параметра ширины спектра фоновых помех  $\Lambda^{NBW}$  и от значений функции  $\Delta_x$  соответственно. **В** – результаты классификации зашумленных импульсов на основе АГК алгоритма с предварительной идентификацией импульсов в виде ИПИ, СПИ, АПИ. **Г, Д** – построение функционалов ошибки для адаптивного НВП при классификации коротких зашумленных импульсов (результаты приведены для случаев использования разных непрерывных вейвлет-функций *WAVE*, *MHAT*, *DOG*, *IMORLET*). **Е**– построение функционалов ошибки классификации коротких зашумленных импульсов для ИНС и ВНС при проведении процедуры адаптации с дельта-коррелированным шумом. **Ж, З** – построения функционалов ошибки для ИНС и ВНС с областями «идеальной классификации» в низкочастотном диапазоне. **И** – результаты применения алгоритма кодирования и передачи информации в защищенном режиме для двух информационных сообщений в виде изображений (**Т** и **R2** – это передатчик и приемник кодированных сообщений соответственно, а **R1** – это приемник, который работает для дешифрации сообщений методом «взлома» информации, передаваемой в защищенном режиме).

Подобная уникальность настройки может представляться в виде ключа для разработанной системы импульсного кодирования и передачи данных, а параметры генератора импульсов типа  $G(\vec{p}_m, t)$  могут меняться в соответствии с сигналом передаваемого сообщения. Эти два простых принципа были положены в основу разработанных способов импульсного кодирования и передачи информации в защищенном режиме. Построены специальные алгоритмы для передатчика и для приемника. Опытно-конструкторских разработок в рамках данного направления не производилось, тем не менее, алгоритмы приемника и передатчика были проверены на основе численного моделирования.

По результатам численных экспериментов можно сделать выводы о том, что, во-первых, на основе предложенных алгоритмов импульсного кодирования можно создавать системы многоканальной защищенной передачи данных с использованием лишь одного канала связи между приемником и передатчиком; во-вторых, при передаче многоканального информационного потока достигается высокая степень защищенности всей системы, что было продемонстрировано в виде численного эксперимента, симулирующего попытки несанкционированного доступа и чтения передаваемого сообщения; в-третьих, ключ, необходимый для взлома передаваемого сообщения имеет большое количество параметров (степеней защиты), так что, с одной стороны, его практически невозможно подобрать, а с другой – его всегда просто изменить. Представленные выводы подтверждены результатами численных экспериментов по передаче многоканальных данных при использовании техники импульсного кодирования (рис. 1, И).

В **заключении** диссертации приводится обобщение полученных результатов численных экспериментов, описание которых представлены во второй и третьей главах. Отмечено, что предложенные методы адаптивного анализа данных нашли широкое применение в решении ряда прикладных задач, однако, их дальнейшее совершенствование позволит продолжить разработку новой современной медицинской техники.

### **Основные результаты и выводы**

Согласно полученным результатам теоретических и экспериментальных работ, представленных в диссертации, можно сформулировать следующие выводы.

1. Разработан и реализован способ по изучению функциональной зависимости ошибки методов автоматической и адаптивной классификации фрагментов зашумленных сигналов в виде алгоритма тестовой классификации, по которому были построены и изучены функционалы ошибки для анализа главных компонент, адаптивного непрерывного вейвлет-преобразования, а также для техники искусственных нейронных сетей.
2. Предложена концепция адаптивного анализа на основе непрерывного вейвлет-преобразования с использованием элементов стохастической оптимизации. Адаптивный вейвлет-анализ был применен при построении схемы обучения многослойных

нейронных сетей согласно методу обратного распространения ошибки. Сочетание подобных методов было преобразовано в алгоритм последовательных коррекций, который можно использовать при проведении процедуры настройки нейронных сетей, использующих вейвлет-функции. Алгоритм последовательных коррекций показал свою эффективность в ходе численных экспериментов.

3. Рассмотрена проблема идентификации осцилляторных структур на ЭЭГ. Разработан способ комбинированной адаптивной фильтрации  $\Phi_I - \Phi_{II}$ , в котором использованы принципы адаптивного непрерывного вейвлет-анализа с элементами стохастической оптимизации. Эффективность адаптивного анализа на основе  $\Phi_I - \Phi_{II}$  в сравнении со стандартными методами доказана по результатам численных экспериментов.
4. Разработан алгоритм адаптивного непрерывного вейвлет-преобразования, которое позволяет на основе анализа сигналов доплеровской оптической когерентной томографии определять нормальное и патологическое состояния сосудистого тонуса головного мозга.
5. На основе полученных результатов применения алгоритма тестовой классификации разработан способ импульсного кодирования и передачи информации в защищенном режиме. Предложенные алгоритмы приемника и передатчика сообщений прошли ряд испытаний в виде серий численных симуляций, подтвердив свою эффективность.

#### **Основные результаты диссертации опубликованы в следующих работах:**

- [1] Nazimov, A.I. Serial identification of EEG patterns using adaptive wavelet-based analysis// Nazimov A.I. Pavlov A.N. Nazimova A.A. Grubov V.V. Koronovskii A.A. Sitnikova E. Hramov A.E./ The European Physical Journal Special Topics -2013 -V.222 -№10 - P.2713-2722
- [2] Nazimov, A.I. Adaptive wavelet-based recognition of oscillatory patterns on electroencephalograms / A.I. Nazimov, A.N. Pavlov, A.E. Hramov, V.V.Grubov, A.A. Koronovskii, E. Sitnikova // Proceedings of SPIE – 2013. –V. 8580. -P.85801D.
- [3] Pavlov, A.N. Wavelet-based analysis of cerebrovascular dynamics in newborn rats with intracranial hemorrhages / A.N. Pavlov, A.I.Nazimov, O.N. Pavlova, V.V. Lychagov, V.V. Tuchin // Journal of innovative optical health sciences -2014. -V.7 -№1. -P.1350055.
- [4] Nazimov, A.I. Classification of spiking events with wavelet neural networks / A.I. Nazimov, A.N. Pavlov // Proceedings of SPIE – 2011. –V. 7898. –P.789815(5)
- [5] Назимов, А.И. Адаптивный метод распознавания характерных осцилляторных паттернов на основе вейвлет-преобразования / А.И. Назимов, А.Н. Павлов, А.Е. Храмов, В.В. Грубов, Е.Ю. Ситникова, А.А. Короновский // Радиотехника и электроника -2013. -№8. -Т. 58 -С.789-795.

- [6] Назимов, А.И. Адаптивный вейвлет-анализ данных оптической когерентной томографии: применение в задачах диагностики / А.И. Назимов, А.Н.Павлов, В.В.Лычагов, О.В.Семякина-Глушкова // Письма в журнал технической физики. - 2013. -№19. -Т. 39 -С.86-94.
- [7] Назимов, А.И. Метод защиты передаваемой информации с использованием нейросетевого детектирования / А.И. Назимов, А.Н. Павлов // Письма в журнал технической физики. – 2013. -№18. -Т.39 -С.61-69.
- [8] Назимов, А.И. Применение вейвлет–анализа и искусственных нейронных сетей к решению задачи распознавания формы импульсных сигналов при наличии помех / А.И. Назимов, А.Н. Павлов // Радиотехника и электроника -2012. -№7. -Т.57 -С.771-781.
- [9] Тупицын, А.Н. Идентификация потенциалов действия малых ансамблей нейронов с применением вейвлет-анализа и метода нейронных сетей / А.Н. Тупицын, А.И. Назимов, А.Н. Павлов // Известия Саратовского университета. Новая серия (Физика). - 2009. -№ 2. -Т.9 -С.57-65
- [10] Назимов, А.И. Решение задачи классификации образов нейронных импульсов методом нейросетей. / А.И. Назимов // Нелинейные дни в Саратове для молодых - 2008: Сборник материалов научной школы-конференции: ООО ИЦ "Наука", 2009. Саратов: С.81-84
- [11] Тупицын, А.Н. Классификация спайков на основе совместного применения вейвлет-преобразования и метода нейронных сетей./ А.Н. Тупицын, А.И. Назимов // Статистическая физика и информационные технологии (StatInfo-2009). Материалы Международной школы-семинара, Саратов: ООО ИЦ «Наука», 2009, С.155 – 159
- [12] Тупицын, А.Н. Применение нейронных сетей для решения задачи классификации спайков / А.Н. Тупицын, А.И. Назимов// Материалы Всероссийской научной школы "Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине 2009", Саратов: Изд-во Саратов. ун-та, 2009, С.196-198
- [13] Назимов, А.И. Применение нейросетевого метода для распознавания нейронных спайков / А.И.Назимов // Нелинейные дни в Саратове для молодых – 2009: Сборник материалов научной школы-конференции.: ООО ИЦ "Наука", 2010. С.144-147
- [14] Назимов, А.И. Применение комбинированных методов на основе техники искусственных нейросетей при решении задачи классификации нейронных спайков. / А.И. Назимов, А.Н. Павлов// Материалы Всероссийской научной школы-семинара «Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине 2010», Саратов: Изд-во Саратов. ун-та, 2010, С.42-44

### **Патенты и авторские свидетельства:**

- [1] Свидетельство №2012612160. Программа моделирования процесса многоканальной защищенной передачи информации с использованием импульсного кодирования (TIC&TI). А.И. Назимов, А.Н. Павлов. Федеральный институт промышленной собственности 24.02.2012.
- [2] Свидетельство №2013610190. Программа распознавания характерных электроэнцефалографических комплексов (WR&EEG). А.И. Назимов, А.Н. Павлов. Федеральный институт промышленной собственности 09.01.2013.
- [3] Свидетельство №2013610189. Программа вейвлет-фильтрации изображений оптической когерентной томографии (OCT&WF). А.И. Назимов, А.Н. Павлов. Федеральный институт промышленной собственности 09.01.2013.
- [4] Свидетельство №2013611017. Программа адаптивного распознавания характерных осцилляторных паттернов на основе вейвлет-преобразования. А.И. Назимов, А.Н. Павлов, В.В. Грубов, А.Е. Храмов. Федеральный институт промышленной собственности 09.01.2013.
- [5] Свидетельство №2013617464. Программа адаптивного вейвлет-анализа динамики сосудов по изображениям оптической когерентной томографии «AW&OCT». А.И. Назимов, А.Н. Павлов. Федеральный институт промышленной собственности 14.08.2013.
- [6] Свидетельство №2014610687. Программа классификации нейронного отклика на внешние стимулы с использованием вейвлет-анализа и обучающейся искусственной нейронной сети. А.И. Назимов, А.Н. Павлов, А.Е. Храмов, М.О. Журавлев. Федеральный институт промышленной собственности 16.01.2014.
- [7] Патент №2493659. Способ защищенной передачи информации с использованием импульсного кодирования. А.И. Назимов, А.Н. Павлов. Федеральный институт промышленной собственности 20.09.2013. Бюллетень № 26.

НАЗИМОВ Алексей Игоревич

АДАПТИВНЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ЗАШУМЛЕННЫХ  
НЕСТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ  
ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И АЛГОРИТМА  
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Автореферат

---

Подписано к печати \_\_\_\_\_ 2014. Формат 60x84 1/16.  
Бумага офсетная. Гарнитура “Times”  
Усл. печ. л. 1.39 (1.5). Тираж 100 экз. Заказ “ ... ”.

---

Отпечатано с готового оригинал-макета  
Типография СГУ.  
410012, Саратов, Большая Казачья, 112а, корпус 8.

---