

На правах рукописи



Акимов Алексей Викторович

**АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ
И АУГМЕНТАЦИИ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ
ДЕФОРМИРУЮЩИХ ИСКАЖЕНИЙ**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(радиотехника, автоматика, связь)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Воронеж – 2019

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Сирота Александр Анатольевич

Официальные оппоненты: **Чернояров Олег Вячеславович**
доктор физико-математических наук, доцент, ФГБОУ ВО
«Национальный исследовательский университет «МЭИ»
(г. Москва), кафедра электроники и наноэлектроники,
профессор

Куцов Руслан Владимирович
кандидат физико-математических наук, доцент, ФКОУ ВО
«Воронежский институт Федеральной службы исполнения
наказаний» (г. Воронеж), организационно-научный и
редакционный отдел, заместитель начальника

Ведущая организация: **ФГАОУ ВО «Белгородский государственный
национальный исследовательский университет»**

Защита состоится 13 июня 2019 г. в 15:20 на заседании диссертационного совета Д 212.038.10 при ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет» по адресу: 394018, г. Воронеж, Университетская пл., 1, Воронежский государственный университет, физический факультет, ауд. 428.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Воронежского государственного университета и на сайте: <http://www.science.vsu.ru/dissinfo&cand=3191>

Автореферат разослан 6 мая 2019 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



СТЕПКИН
Владислав Андреевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Развитие современных систем управления и принятия решений в настоящее время невозможно без использования алгоритмов обработки информации, основанных на применении методов машинного обучения и элементов искусственного интеллекта. Важным классом подобных алгоритмов являются алгоритмы поиска, обнаружения и распознавания объектов, представленных порождаемыми ими цифровыми сигналами, изображениями или многомерными признаковыми описаниями. При этом во многих реальных ситуациях в ходе цифровой обработки сигналов и изображений, наряду с наличием аддитивных искажений различной природы (шумов измерения, индивидуальных флуктуаций формы), возникает специфический вид искажающих воздействий нелинейного характера — деформирующие искажения (ДИ). В частности, воздействие ДИ при распознавании цифровых видеосигналов приводит к тому, что их форма нелинейным образом искажается с локальным сжатием или растяжением относительно временной оси. Подобная ситуация встречается в задачах кластеризации и извлечения данных, распознавания речи, жестов и движений, исследования биомедицинских данных, анализа неоднородного потока движущихся объектов. Не вызывает сомнений также полезность использования моделей деформирующих искажений в задачах анализа цифровых изображений, например, задачах поиска и обнаружения, а также распознавания лиц или других объектов в условиях их естественной изменчивости.

В этом свете ДИ можно воспринимать как особый вид случайных помеховых воздействий, оказывающих влияние на форму распознаваемых сигналов или изображений и имеющих высокий уровень корреляции по времени или по пространству. Соответственно, возникает широкий класс задач, связанных с проведением синтеза и анализа алгоритмов распознавания сигналов и изображений в условиях как аддитивных, так и деформирующих искажений.

Степень разработанности темы диссертации. Применение моделей ДИ в задачах распознавания сигналов и изображений рассмотрено в работах С.Г. Антипова, Д.И. Пономарева, В.Б. Берикова, И.А. Пестунова, М.К. Герасимова, М.А. Дрюченко, А.А. Сироты, А.А. Тропченко, А.Ю. Тропченко, N. Begum, E. Keogh, C.A. Ratanamahatana, T.W. Liao, H. Ding, S. Aghabozorgi, A. Le Guennec, L. Rabiner, B.H. Juang, A. Corradini, R. Vemulapalli, A. Kampouraki, J. Wang, D. Keysers, P. Felzenswalb, L. Wiskott, X. Zhu, D. Ramanan, Ch. Nastar, M. Bichsel. Тем не менее, строгого решения данная задача в известной литературе не получила: предложенные в работах данных авторов алгоритмические подходы носят преимущественно эвристический характер. В связи с этим представляет интерес постановка и решение задачи распознавания объектов, представленных подверженными ДИ цифровыми сигналами и изображениями случайной формы, и получение на этой основе оптимальных и квазиоптимальных алгоритмов обработки информации в рамках статистической теории решений в условиях аддитивных и деформирующих искажений.

Другой подход, позволяющий осуществлять синтез алгоритмов обработки информации в указанных условиях, основан на использовании современных методов машинного обучения. При его реализации важной задачей является формирование обучающих данных в виде выборки, содержащей множество образов анализируемых объектов. Их поиск и подготовка к использованию часто требуют значительных затрат времени и ресурсов. В ряде случаев сбор необходимого числа таких образов оказывается сложен или даже невозможен из-за специфического характера предметной области. Одним из возможных подходов, используемых для обеспечения представительности обучающих данных, является их *аугментация*, под которой далее будем понимать искусственное размножение некоторых «опорных» образов на основе стохастических или детерминистских моделей преобразования. Исследования, посвященные этой проблеме можно встретить в работах С.Г. Небабы, А.А. Захаровой, А.Е. Жуковского, Н.А. Тарасовой, P.Y. Simard, D.C. Ciregan, S.C. Wong, J. Wang, L. Perez, D. Crispell, A.L. Guennec. В этом плане использование моделей ДИ целесообразно для искусственного размножения обучающей выборки в случаях, когда эти воздействия можно рассматривать как реализации некоторой случайной функции, которая описывает различия между образами анализируемых объектов.

Таким образом, тема диссертационной работы, посвященная алгоритмам обработки информации в задачах распознавания и аугментации сигналов и изображений на основе моделей деформирующих искажений, является актуальной. Тема диссертации связана с планами научно-исследовательских работ ФГБОУ ВО «ВГУ».

Цель и задачи исследования. Целью работы является совершенствование алгоритмов обработки информации в задачах распознавания сигналов и изображений в условиях деформирующих искажений на основе эквивалентных статистических моделей наблюдений, а также адекватных моделей аугментации обучающих данных

Для достижения цели в работе рассматриваются и решаются следующие задачи.

1. Анализ известных подходов к использованию моделей деформирующих искажений в задачах обработки сигналов и изображений в системах управления.

2. Обоснование и исследование моделей и алгоритмов формирования деформирующих искажений для сигналов и изображений.

3. Синтез и анализ алгоритмов распознавания сигналов и изображений в условиях деформирующих искажений и аддитивного шума.

4. Обоснование и исследование моделей и алгоритмов искусственного размножения данных на основе внесения в них деформирующих искажений в задачах машинного обучения на примере алгоритмов поиска и обнаружения лиц методом Виолы-Джонса.

Объектом исследования являются системы обработки информации и принятия решений и реализуемые в них процессы анализа цифровых сигналов и изображений.

Предметом исследования являются алгоритмы обработки информации в задачах распознавания и аугментации сигналов и изображений на основе моделей деформирующих искажений.

Научная новизна. В работе получены следующие результаты, отличающиеся научной новизной.

1. Модель прямого внесения деформирующих искажений в решетчатые функции многих переменных с использованием радиально базисных функций, а также эквивалентная статистическая модель, отличающаяся представлением случайной функции деформации с заданными статистическими характеристиками на основе нелинейного оператора перестановки (размещения с повторениями) элементов исходного дискретного сигнала (изображения) с добавлением аддитивной помеховой составляющей, вызванной ошибками квантования непрерывной функции деформации, которая позволяет осуществить проведение статистического синтеза алгоритмов распознавания сигналов и изображений и построение алгоритмов искусственного размножения данных в задачах машинного обучения. Анализ свойств нелинейного оператора и дополнительной аддитивной помеховой составляющей с учетом ограничений, накладываемых на исходную функцию внесения деформирующих искажений.

2. Оптимальные и квазиоптимальные алгоритмы распознавания цифровых сигналов в условиях деформирующих и аддитивных искажений, отличающиеся использованием точных выражений для функций правдоподобия классов и выражений для функций правдоподобия в гауссовском приближении и базирующиеся на использовании предложенной эквивалентной статистической модели деформирующих искажений и полученных соотношениях для моментов условных многомерных распределений в виде взвешенных сумм по числу возможных комбинаций размещения элементов цифровых сигналов при внесении деформации.

3. Алгоритмы машинного обучения в интересах решения задачи распознавания изображений, основанные на использовании непараметрических ядерных оценок функций правдоподобия классов, получаемых в режиме генерации ансамбля реализаций случайной функции деформации и формировании на этой основе необходимых наборов обучающих данных, что позволило обеспечить применение предложенной модели прямого внесения деформирующих искажений без ограничений вычислительной сложности, возникающих при использовании эквивалентной статистической модели. Отличительной особенностью алгоритмов является использование предложенных и исследованных с точки зрения

сходимости смешанных ядерных оценок функций правдоподобия, имеющих вид свертки стандартной ядерной оценки, формируемой на основе обучающей выборки, получаемой путем внесения в эталонное изображение случайных деформирующих искажений, и плотности распределения заданного вида, порождаемой аддитивной помеховой составляющей.

4. Алгоритмическая реализация метода Виолы-Джонса поиска и обнаружения лиц на изображениях с использованием технологии параллельных вычислений на графических процессорах на всех этапах обработки информации и ее исследование при использовании для обучения предложенных моделей аугментации реальных изображений на основе внесения деформирующих искажений.

Модели и алгоритмы аугментации обучающих данных на основе базового набора реальных изображений, отличающиеся применением при внесении случайной деформации следующих подходов: разложение изображения с использованием гармонических функций; использование статистических оценок смещений контрольных точек изображений; поиск оптического потока по методу Фарнебака с наложением фильтра энтропии, применение которых позволило сократить объем обучающих данных примерно на порядок при достоверности обнаружения лиц, сопоставимой с достоверностью, получаемой на основе полной обучающей выборки.

Теоретическая и практическая значимость. Основные теоретические и экспериментальные результаты работы отвечают потребностям важного направления развития систем управления, принятия решений и обработки информации в части решения задач статистического синтеза и анализа алгоритмов поиска, обнаружения и распознавания образов в условиях деформирующих и аддитивных искажений, а также задач аугментации — искусственного размножения данных в интересах повышения полноты и представительности обучающих выборок при реализации современных методов машинного обучения.

Синтезированные модели и алгоритмы обработки информации в условиях деформирующих искажений и аддитивного шума, а также результаты их анализа применимы при решении задач распознавания объектов на основе анализа порождаемых ими сигналов, для которых характерны нелинейные искажения относительно временной оси, а также при решении задач поиска, обнаружения и распознавания изображений в условиях их естественной изменчивости.

Предложенные и исследованные модели деформирующих искажений при реализации алгоритмов машинного обучения применимы для искусственного размножения обучающих данных с целью сокращения затрат на их поиск и подготовку, особенно, в условиях наличия несбалансированных обучающих выборок.

Реализация результатов работы. Результаты в части разработки алгоритмов обработки информации в задачах распознавания сигналов и изображений использованы при постановке и выполнении СЧ НИР «Гуманность-ВГУ» (2016-2018 гг., заказчик ИНМЭ РАН РФ) и при выполнении государственного задания Минобрнауки РФ по проекту № 8.3844.2017/4.6 «Разработка средств экспресс-анализа и классификации элементов неоднородного потока зерновых смесей с патологиями на основе интеграции методов спектрального анализа и машинного обучения», а также в учебном процессе ФГБОУ ВО «ВГУ» (2017-2018 гг.).

Методы исследования. При решении поставленных задач использовались методы математического анализа, теории вероятностей и математической статистики, теории случайных полей, линейной алгебры, теории цифровой обработки сигналов и изображений, а также методы оптимизации, машинного обучения и технологии статистического имитационного моделирования.

Область исследований. Работа соответствует специальности 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации (радиотехника, автоматика, связь) по следующим пунктам паспорта специальности:

- разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации (п. 4 паспорта специальности 05.13.01);

- разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации (п. 5 паспорта специальности 05.13.01);

- визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации (п. 12 паспорта специальности 05.13.01).

Основные положения и результаты, выносимые на защиту.

1. Статистическая модель влияния деформирующих искажений, для которой установлена эквивалентность представления в виде нелинейного оператора перестановки элементов сигналов и изображений с добавлением дополнительной аддитивной помеховой составляющей, что обеспечивает проведение статистического синтеза алгоритмов распознавания.

2. Статистически оптимальный и квазиоптимальный алгоритмы распознавания цифровых сигналов в условиях деформирующих и аддитивных искажений, результаты их сравнительных исследований и выводы, иллюстрирующие достигаемые преимущества при использовании того или иного типа алгоритма.

3. Алгоритмы распознавания изображений в условиях деформирующих и аддитивных искажений, основанные на использовании непараметрических смешанных ядерных оценок, результаты их сравнительных исследований и выводы, позволяющие установить, что использование смешанных ядерных оценок обеспечивает повышение качества алгоритмов распознавания в условиях малых обучающих выборок.

4. Модели и алгоритмы искусственного размножения обучающих данных на основе внесения деформирующих искажений в реальные изображения и результаты исследования их применимости в задачах машинного обучения на примере предложенной алгоритмической реализации метода Виолы-Джонса поиска объектов на изображениях. Установлено, что использование указанных моделей и алгоритмов позволяет снизить необходимый объем обучающей выборки примерно на порядок при сопоставимом уровне достоверности принятия решений.

Достоверность результатов работы. Результаты исследований, сформулированные в диссертации, получены на основе использования взаимно дополняющих друг друга теоретических и экспериментальных (имитационное моделирование, обработка реальных изображений) методов исследований, показывают совпадение результатов, полученных различными методами, между собой, а также, в ряде частных случаев, с известными результатами, полученными другими авторами, допускают ясное физическое истолкование, имеют понятную содержательную трактовку. Корректность использованных моделей и алгоритмов обработки сигналов и изображений в условиях деформирующих искажений подтверждается совпадением результатов проведенных экспериментов с теоретическими оценками.

Апробация работы. Приведенные в работе выводы и рекомендации были сформулированы в ходе всестороннего обсуждения результатов исследований. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались: на XV Международной научно-технической конференции «Кибернетика и высокие технологии XXI века» (г. Воронеж) в 2014 году; на XIII, XIV и XVI Международных конференциях «Информатика: проблемы, методология, технологии» (г. Воронеж) в 2013, 2014 и 2016 годах; на I Международной научной конференции «Математическое моделирование и информационные технологии в инженерных и бизнес-приложениях» (г. Воронеж) в 2018 г.; на VII Международной научно-технической конференции «Информационные технологии в науке, образовании и производстве» (г. Белгород) в 2018 г.; на ежегодных научных сессиях и семинарах факультета компьютерных наук ВГУ.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 11 работ, в том числе 5 статей в изданиях, рекомендованных ВАК, из них 2 статьи в журналах, индексируемых в БД Scopus и Web of Science.

Личный вклад автора. Все основные результаты по теме диссертации, выносимые на защиту, получены лично автором и опубликованы в соавторстве с научным руководителем. В

совместных с научным руководителем работах последнему принадлежит постановка задачи и определение направлений исследований. Автору принадлежит проведение рассуждений, обоснование математических моделей и вывод аналитических соотношений, необходимых для решения поставленных задач, разработка алгоритмов обработки информации, организация экспериментов, анализ полученных результатов, а также разработка программных модулей для обработки сигналов и изображений. В работах [3, 10, 11], выполненных совместно с другими соавторами, автору принадлежат результаты обоснования и исследования алгоритмов распознавания изображений в условиях деформирующих искажений на основе смешанных ядерных оценок. В работах [1, 7-9] Акимову А.В. принадлежат обоснование моделей внесения ДИ и алгоритмы аугментации на основе ДИ.

Структура и объем диссертации. Работа состоит из введения, четырех разделов, заключения и списка литературы из 90 наименований. Объем работы составляет 157 страниц текста, включая 41 рисунок и 7 таблиц.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении к диссертации обоснована актуальность темы, сформулированы цель и задачи работы, научная новизна, теоретическая и практическая значимость, методы диссертационного исследования, результаты, выносимые на защиту, степень их достоверности и апробации.

В первом разделе диссертации проводится анализ известных подходов к использованию моделей ДИ в задачах обработки сигналов и изображений и отмечается недостаточный уровень проработанности указанных вопросов. Предложена общая схема проведения исследований в интересах построения алгоритмов обработки информации для различных типов задач принятия решений с использованием моделей ДИ, предусматривающая реализацию двух подходов в зависимости от структуры исходных данных:

- проведение синтеза алгоритмов в рамках статистической теории решений, если порождаемые наблюдаемыми объектами сигналы или изображения представлены функциями известной формы, а также известны (полностью или частично) статистические описания деформирующих и аддитивных искажений, рассматриваемых как реализации случайных функций (полей);

- построение алгоритмов на основе методов машинного обучения с аугментацией обучающих данных в случае, если порождаемые наблюдаемыми объектами сигналы или изображения представлены только наборами (выборками) обучающих данных в ограниченном количестве и при этом заранее неизвестны статистические описания деформирующих искажений.

Во втором разделе диссертации вводится математическая модель прямого внесения ДИ, которая для любой исходной функции $f(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$ описывается соотношением вида

$$f(\mathbf{x} + \mathbf{r}(\mathbf{x})) = f(\mathbf{u}(\mathbf{x})) = g(\mathbf{x}), \quad (1)$$

где $g(\mathbf{x})$ — результирующая деформированная функция; $\mathbf{r}(\mathbf{x})$ — непрерывные функции вносимых деформирующих искажений по каждой координате, которые могут носить детерминированный или стохастический характер. Описываются особенности, возникающие при внесении ДИ в (1). Первая из них состоит в том, что для существования значений деформированной функции $g(\mathbf{x}) = f(\mathbf{u}(\mathbf{x}))$, область ее определения не должна выходить за пределы Ω_x — области определения $f(\mathbf{x})$, т.е. если $\mathbf{x} \in \Omega_x$, то необходимо, чтобы $\mathbf{u}(\mathbf{x}) \in \Omega_x$. Описываются различные подходы, применимые для обеспечения выполнения данного условия: использование различных функций-масок или искусственная подстановка граничных значений при выходе компонент $\mathbf{x} + \mathbf{r}(\mathbf{x}) = \mathbf{u}(\mathbf{x})$ за границы исходной области определения.

Вторая особенность связана с тем, что, если исходная функция является решетчатой функцией $\hat{f}(\mathbf{x})$, заданной на многомерной дискретной сетке, прямое применение (1) невозможно, и для обеспечения возможности модификации аргументов $\hat{f}(\mathbf{x})$ при внесении в них ДИ произвольного характера необходимо предварительно выполнить ее интерполяцию и

представление в виде функции $\tilde{f}(\mathbf{x})$ непрерывных аргументов. Предложен алгоритм внесения ДИ, основные этапы которого реализуют операции, представленные на рис. 1.

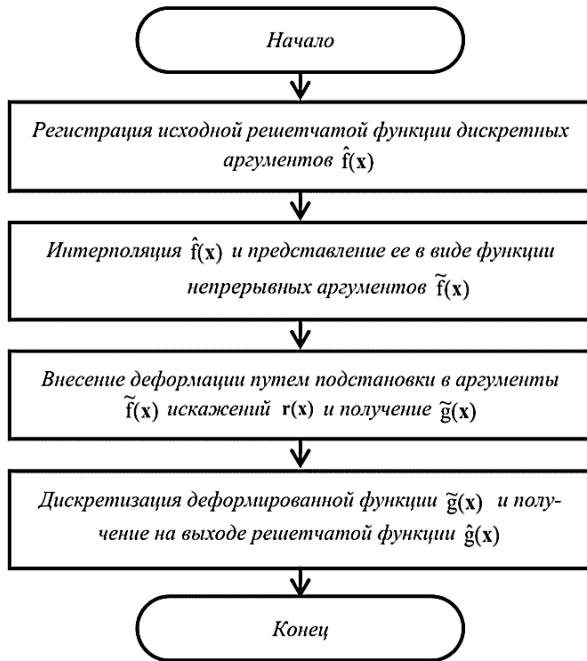


Рисунок 1

возникающая при внесении деформации в интерполированную функцию $\tilde{f}(\mathbf{x})$, не превышает максимальную ошибку интерполяции $|f(\mathbf{x}) - \tilde{f}(\mathbf{x})|$. Как следствие, делается вывод, что при внесении ДИ в решетчатые функции достаточно обеспечить условие $\mathbf{u}(\mathbf{x}) \in \tilde{\Omega}_x$, аналогично, как и для условия $\mathbf{u}(\mathbf{x}) \in \Omega_x$. При этом, если $\mathbf{u}(\mathbf{x}) \in \tilde{\Omega}_x$, то и $\mathbf{u}(\mathbf{x}) \in \Omega_x$.

Исследованы различные способы интерполяции при внесении ДИ в решетчатые функции дискретных аргументов: линейная, кубическая и предложенный автором подход на основе использования радиально-базисных функций (РБФ). Последний способ наиболее удобен с точки зрения алгоритмической реализации внесения ДИ, поскольку он в явном виде обеспечивает представление $\tilde{f}(\mathbf{x})$ в виде непрерывной функции:

$$\tilde{f}(x) = \sum_{i=1}^n a_i \exp\left(-\frac{(x - \hat{x}_i)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

где \hat{x}_i — центры размещения РБФ, задаваемые равномерно в исходной области определения функции; σ — параметр влияния РБФ; a_i — неизвестные коэффициенты. При нахождении коэффициентов решения обратной задачи (2) использовались метод регуляризации по А.Н. Тихонову, а также метод, основанный на расчете псевдообратной матрицы.

Исследована точность работы разных способов интерполяции. На рис. 2 дан пример типичной зависимости точности различных типов интерполяции на примере функции $f(x) = \cos(x^2/w)$ в области от 1 до 100 с шагом интерполирования 1 и шагом проверки величиной в 0,1 при постепенном изменении w от 1 до 200.

Исходя из полученных

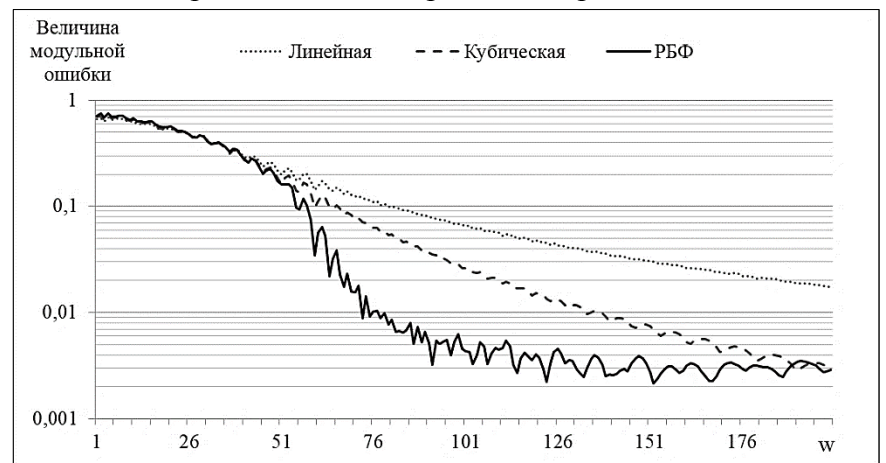


Рисунок 2

В диссертации формулируется и доказывается следующее **Утверждение 1**. Пусть $f(\mathbf{x})$ — функция, заданная на множестве значений n непрерывных аргументов Ω_x ; $\hat{f}(\mathbf{x})$ — решетчатая функция, сформированная на многомерной дискретной сетке, покрываемой Ω_x ; $\tilde{f}(\mathbf{x})$ — функция, интерполированная на основе значений $\hat{f}(\mathbf{x})$ и определенная на $\tilde{\Omega}_x \subset \Omega_x$; $g(\mathbf{x})$ — деформированная функция на основе внесения ДИ $\mathbf{r}(\mathbf{x})$ в $f(\mathbf{x})$ по формуле (1); $\tilde{g}(\mathbf{x})$ — деформированная аналогичным образом функция на основе внесения ДИ $\mathbf{r}(\mathbf{x})$ в $\tilde{f}(\mathbf{x})$; X — некое связное подмножество значений непрерывных аргументов $\mathbf{x} \in X \subset \tilde{\Omega}_x$. Пусть также для любого $\mathbf{x} \in X$ выполняется $\mathbf{u}(\mathbf{x}) \in X$.

Тогда ошибка $|g(\mathbf{x}) - \tilde{g}(\mathbf{x})|$, $\mathbf{x} \in X \subset \tilde{\Omega}_x$,

результатов, сделан вывод, что использование предложенного способа внесения ДИ на основе РБФ показывает сопоставимую с другими методами точность интерполяции, а в ряде случаев существенно превосходит их.

Для проведения синтеза алгоритмов распознавания цифровых сигналов предложена эквивалентная статистическая модель влияния ДИ, основанная на приближенном представлении нелинейного оператора деформации как оператора размещения с повторениями элементов исходного дискретного сигнала $\mathbf{s}=(s_1, \dots, s_n)^T = [\mathbf{S}(t_1), \dots, \mathbf{S}(t_n)]^T$, полученного путем фиксации его значений в моменты времени $t_k = (k-1)\Delta t$, $k = \overline{1, n}$, $\Delta t = T/(n-1)$, $t_1 = 0$, $t_n = T$, с добавлением аддитивной помеховой составляющей $\boldsymbol{\varepsilon}$, вызванной ошибками квантования непрерывной функции деформации $A(t)$:

$$\tilde{\mathbf{s}} = (\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_n)^T \cong \hat{\mathbf{s}} + \text{diag}(\hat{\mathbf{s}}')\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{F}(\mathbf{s}, \mathbf{a}) + \text{diag}[\mathbf{F}(\mathbf{s}', \mathbf{a})]\boldsymbol{\varepsilon}, \quad (3)$$

где $\tilde{\mathbf{s}}=(\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_n)^T = [\tilde{\mathbf{S}}(t_1), \dots, \tilde{\mathbf{S}}(t_n)]^T$ — деформированный полезный сигнал, $\mathbf{F}(\mathbf{s}, \mathbf{a})$ — оператор перестановки, такой, что $\hat{s}_k = s_{k+r_k}$ и, синхронно — $\hat{s}'_k = s'_{k+r_k}$, $\mathbf{a}=(a_1, \dots, a_n)^T = [A(t_1), \dots, A(t_n)]^T$, $r_k = \text{round}(a_k / \Delta t)$, $\text{diag}()$ — диагональная матрица.

В диссертации доказывается **Утверждение 2**: для любого индекса k элемента $\hat{s}_k = s_{k+r_k}$ вектора $\hat{\mathbf{s}}$, полученного после применения оператора $\mathbf{F}(\mathbf{s}, \mathbf{a})$, при фиксированном значении \mathbf{a} существует только один используемый элемент s_{k+r_k} исходной последовательности \mathbf{s} , при этом для любого индекса j элемента s_j исходной последовательности \mathbf{s} при фиксированном \mathbf{a} таком, что существует k такое, что $r_k \neq 0$, возможно более одной позиции, в которую данный элемент может быть переставлен.

Из этого следует, что оператор $\mathbf{F}(\mathbf{s}, \mathbf{a})$ является случайным оператором, определяющим возможные размещения с повторениями элементов векторов \mathbf{s} и \mathbf{s}' в элементы векторов $\hat{\mathbf{s}}$ и $\hat{\mathbf{s}}'$, соответственно: $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{F}(\mathbf{s}, \mathbf{a})$, $\hat{\mathbf{s}}' = \mathbf{F}(\mathbf{s}', \mathbf{a})$. Для случайной функции деформации он задает вероятностные переходы при преобразовании любой последовательности \mathbf{s} в конечное множество последовательностей $\hat{\mathbf{s}}$. При этом выполняются размещения с повторениями в получаемых последовательностях одних элементов и выпадением других.

Проводится анализ свойств дополнительной помеховой составляющей, основанный на компьютерном имитационном эксперименте. Показано, что при достаточно малом значении Δt каждый элемент $\boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)^T$ имеет плотность распределения вероятностей (ПРВ), близкую по виду к равномерному, и практически не коррелирован с остальными, что согласуется с результатами известных работ.

В третьем разделе диссертации представлена постановка задачи распознавания детерминированных сигналов в присутствии аддитивного шума и ДИ и проведен синтез оптимальных алгоритмов распознавания цифровых сигналов с использованием эквивалентной статистической модели (3):

$$\mathbf{u}_i \cong \hat{\mathbf{s}}_i + \text{diag}(\hat{\mathbf{s}}'_i)\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{v} = \mathbf{F}(\mathbf{s}_i, \mathbf{a}) + \text{diag}[\mathbf{F}(\mathbf{s}'_i, \mathbf{a})]\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{v}, \quad u_{i,k} \cong \hat{s}_{i,k} + \hat{s}'_{i,k}\varepsilon_k + v_k, \quad i = \overline{1, M} \quad (4)$$

где \mathbf{u}_i — наблюдаемая функция; $\mathbf{v}=(v_1, \dots, v_n)=[\mathbf{V}(t_1), \dots, \mathbf{V}(t_n)]^T$ — реализация случайной функции, описывающей действие аддитивного гауссовского шума, $\mathbf{M}[\mathbf{V}(t)] = \mathbf{0}$, $\mathbf{M}[\mathbf{V}(t)\mathbf{V}(t+\tau)] = \sigma^2 \mathbf{R}(\tau)$. Сигналы появляются на входе распознающей системы с априорными вероятностями $p(\omega_i)$, $i = \overline{1, M}$ в виде вектора наблюдений $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$, принадлежащего к одному из классов ω_i : $\mathbf{x} = \mathbf{u}_i$. Далее, с целью упрощения без ограничений общности рассмотрен случай двух классов ω_1 и ω_2 (при $M = 2$). Решение ищется на основе оптимального решающего правила в виде

$$l(x) = \frac{p(\mathbf{x} / \omega_1)}{p(\mathbf{x} / \omega_2)} \underset{\omega_2}{\overset{\omega_1}{>}} l_0 = \frac{p(\omega_2)}{p(\omega_1)}. \quad (5)$$

Функции правдоподобия (ФП) каждого из классов в (5) с учетом (4) представляются в виде

$$p(\mathbf{x} / \omega_i) = \int_{\Gamma} p(\mathbf{x}, \mathbf{a} / \omega_i) d\mathbf{a} = \sum_{\{\psi\}} P_a(\psi) p(\mathbf{x} / \psi, \omega_i), \quad (6)$$

где $P_a(\psi)$ — вероятности возможных вариантов размещений с повторениями $\psi = \{r_1, \dots, r_n\}$, которые могут быть получены на множестве случайных реализаций вектора \mathbf{a} . Условная ПРВ $p(\mathbf{x} / \psi, \omega_i)$ в (6) представляется как композиция законов распределения аддитивного гауссовского шума $\mathbf{v} = \mathbf{x} - \mathbf{z}$ и дополнительной помеховой составляющей $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{z}$ в (4), распределенной по равномерному закону:

$$p(\mathbf{x} / \psi, \omega_i) = \int p_1(\mathbf{x} - \mathbf{z} / \psi, \omega_i) p_2(\mathbf{z} / \psi, \omega_i) dz, \quad (7)$$

$$p_1(\mathbf{x} - \mathbf{z} / \psi, \omega_i) = N(\mathbf{x} - \mathbf{z}, \hat{\mathbf{s}}_i, \mathbf{C}), p_2(\mathbf{z} / \psi, \omega_i) = \prod_{k=1}^n p_2(z_k / \psi, \omega_i),$$

где $N(\mathbf{x} - \mathbf{z}, \hat{\mathbf{s}}_i, \mathbf{C})$ — обозначение гауссовской плотности распределения вектора аддитивного шума $\mathbf{v} = \mathbf{x} - \mathbf{z}$ с математическим ожиданием $\hat{\mathbf{s}}_i$ и матрицей ковариаций — \mathbf{C} ; $p_2(z_k / \psi, \omega_i)$ — равномерное распределение на интервале $[-\hat{s}'_{i,k} \Delta t / 2, \hat{s}'_{i,k} \Delta t / 2]$.

При малом или близком к единице соотношении $\sigma_{\boldsymbol{\varepsilon}}^2 / \sigma^2$ дисперсий шума дискретизации $\sigma_{\boldsymbol{\varepsilon}}^2$ и гауссовского шума σ^2 ПРВ композиции (7) близка к гауссовской, и результирующее условное относительно $\psi = \{r_1, \dots, r_n\}$ распределение признаков будет иметь вид

$$p(\mathbf{x} / \psi, \omega_i) = N\left(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{s}}_i, \mathbf{C} + \frac{1}{12} \text{diag}\left\{\left(\hat{s}'_{i,1} \Delta t\right)^2, \dots, \left(\hat{s}'_{i,n} \Delta t\right)^2\right\}\right). \quad (8)$$

Для реализации экономного в вычислительном отношении алгоритма принятия решений рассмотрено также гауссовское приближение для ФП $p(\mathbf{x} / \omega_i)$ с вычислением математических ожиданий и матриц ковариаций в соответствии с полученными в работе соотношениями. При анализе ошибок использовались как приближенные аналитические оценки вероятностей ошибок первого и второго рода, так и метод прямого имитационного моделирования.

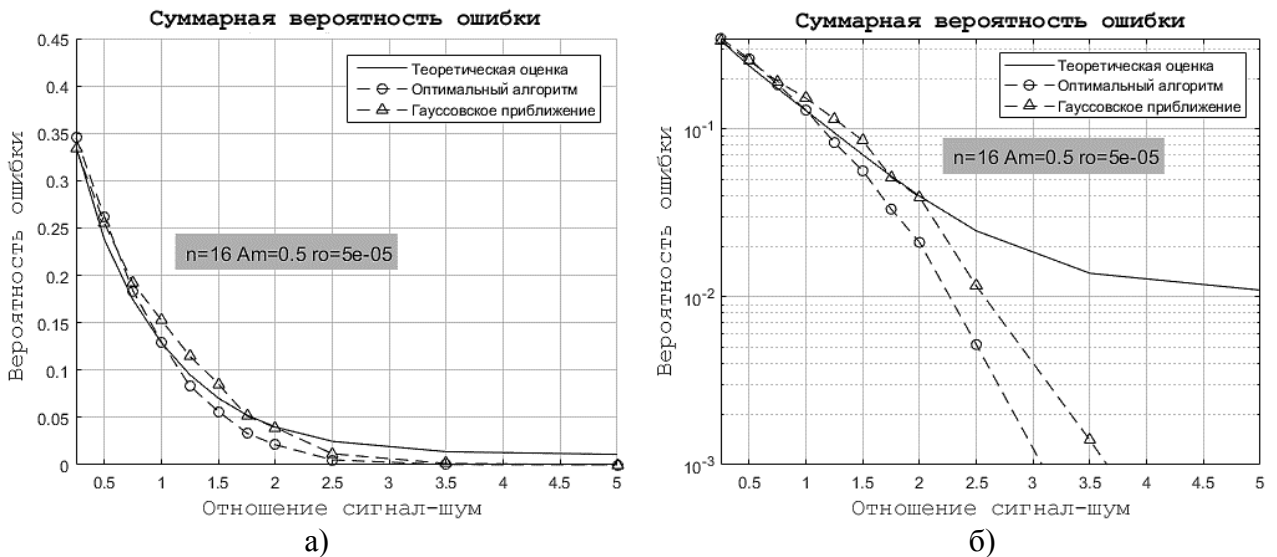


Рисунок 3 – Зависимости для оценок вероятности ошибки распознавания сигналов

На рис. 3 даны типичные зависимости для суммарной вероятности распознавания ошибки в линейной и логарифмической шкале. Здесь n — число дискретных отсчетов, Am —

амплитуда функции деформации, ro — коэффициент корреляции аддитивного гауссовского шума. В ходе исследований проводился анализ алгоритмов распознавания сигналов сложной формы, имеющих вид гармонических рядов или полиномов с варьируемыми коэффициентами. С точки зрения возможностей реализации оптимального (5) – (8) или квазиоптимального (на основе гауссовского приближения) алгоритмов были рассмотрены две различающиеся ситуации: воздействие ДИ квазидетерминированного типа, при которой они могут принимать форму одной из конечного числа детерминированных функций, и воздействие ДИ, являющихся реализациями случайной функции. Установлено, что применение оптимального алгоритма (5) – (8) дает заметное преимущество по отношению к квазиоптимальному алгоритму лишь в определенных ситуациях, для которых характерны малые отличия формы распознаваемых сигналов. При этом использованные аналитические соотношения показывают приемлемые результаты при малых отношениях сигнал-шум.

В работе представлена аналогичная эквивалентная статистическая модель влияния ДИ для задачи распознавания изображений и осуществлен синтез алгоритмов распознавания с использованием решающих правил, имеющих структуру вида (5). Формально задание выражений для ФП здесь также возможно в виде (6), однако в случае обработки изображений это потребовало бы перебора огромного числа комбинаций перестановок их элементов. Поэтому для синтеза алгоритмов распознавания вместо ПРВ $p(\mathbf{x}/\omega_i)$ предложено использовать их ядерные непараметрические оценки Парзена $\tilde{p}(\mathbf{x}/\omega_i)$, получаемые путем генерации необходимого числа реализаций ДИ. В качестве эквивалентного описания изображений используется их представление в виде векторов, полученных путем развертки по столбцам. Для проведения оценок $p(\mathbf{x}/\omega_i)$ по каждому из классов задаются обучающие данные, полученные при прямом внесении ДИ как реализаций случайного поля с известными характеристиками и преобразованные по методу главных компонент с целью сокращения размерности

$$X^{H_i} = \{\mathbf{x}^{(i,1)}, \dots, \mathbf{x}^{(i,H_i)}\}, \mathbf{x}_i^{(h)} = (x_{i,1}^{(h)}, \dots, x_{i,k}^{(h)})^T \in \mathbf{R}^k, i = \overline{1,2}, X^H = \bigcup_{i=1}^2 X^{H_i},$$

где X^H — общая обучающая выборка; H — число ее элементов (верхний индекс в скобках соответствует элементу обучающей выборки); k — количество главных компонент. Для каждого класса в отдельности производится восстановление плотности в виде

$$\tilde{p}(\mathbf{x}/\omega_i) = \frac{1}{H_i h^k} \sum_{k=1}^{H_i} \phi\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(i,k)}}{h}\right), \quad (9)$$

где $h^{-k} \phi(\{\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(i,k)}\}/h)$ — функция ядра, центрированная относительно каждого вектора обучающей выборки класса; h — параметр оконной функции. Полученные таким образом оценки затем используются при построении алгоритмов принятия решения в виде (5).

В интересах решения рассматриваемой задачи распознавания изображений в условиях наличия как деформирующих, так и аддитивных помех, рассматривается предложенная модификация алгоритма построения ядерных оценок для случая воздействия аддитивного шума с известной ПРВ $p(\mathbf{v})$. Она заключается в построении статистических описаний классов в два этапа.

1. На первом этапе на основе генерации множества деформаций изображений в отсутствие аддитивного шума формируются выборки $\tilde{X}^{H_i} = \{\tilde{\mathbf{x}}^{(i,1)}, \dots, \tilde{\mathbf{x}}^{(i,H_i)}\}$, $i = \overline{1,2}$, которые используются для построения ядерных оценок плотностей $\tilde{p}(\tilde{\mathbf{x}}/\omega_i)$, где $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \mathbf{v}$.

2. На втором этапе осуществляется свертка полученной оценки распределения вектора признаков $\tilde{p}(\tilde{\mathbf{x}}/\omega_i)$ с плотностью распределения аддитивного шума в соответствии с соотношением:

$$\hat{p}(\mathbf{x}/\omega_i) = \int \tilde{p}(\mathbf{x} - \mathbf{v}/\omega_i) p(\mathbf{v}) d\mathbf{v} \quad (10)$$

Полученные таким образом оценки ПРВ были названы **смешанными** с учетом того, что одна из составляющих смеси (10) получена на основе непараметрической оценки по обучающей выборке, а другая изначально задана в аналитическом виде. В диссертации анализируются свойства смешанных ядерных оценок и, в частности, приводится подробное доказательство следующих утверждений.

Утверждение 3. Если плотность распределения $\tilde{p}(\mathbf{x}/\omega_i)$ при $h^K(H_i) \xrightarrow{H_i \rightarrow \infty} 0$ и $H_i h^K(H_i) \xrightarrow{H_i \rightarrow \infty} \infty$ является асимптотически несмещенной оценкой плотности $p(\mathbf{x}/\omega_i)$ для всех \mathbf{x} , то и смешанная оценка $\hat{p}(\mathbf{x}/\omega_i)$ является асимптотически несмещенной оценкой $p(\mathbf{x}/\omega_i)$.

Утверждение 4. Если плотность распределения $\tilde{p}(\mathbf{x}/\omega_i)$ при $h^K(H_i) \xrightarrow{H_i \rightarrow \infty} 0$ и $H_i h^K(H_i) \xrightarrow{H_i \rightarrow \infty} \infty$ сходится в среднеквадратичном к плотности $p(\mathbf{x}/\omega_i)$ для всех \mathbf{x} , то и смешанная оценка $\hat{p}(\mathbf{x}/\omega_i)$ аналогичным образом сходится к $p(\mathbf{x}/\omega_i)$.

Также в работе показано, что использование алгоритмов, основанных на смешанных ядерных оценках, эквивалентно реализации процедуры искусственного размножения обучающих данных в соответствии со статистической моделью аддитивных искажений, оказывающих влияние на распознаваемые изображения.

Представлена обобщенная структура алгоритма обработки информации в интересах синтеза решающих правил при распознавании сигналов и изображений в случае, когда имеются ограничения по сложности вычислений или отсутствуют необходимые исходные данные, что не позволяет использовать эквивалентную статистическую модель. Проведены моделирование и сравнение работы алгоритмов, основанных на использовании стандартных (9) и смешанных (10) непараметрических ядерных оценок, с алгоритмом, основанным на параметрических оценках и гауссовском приближении, а также с алгоритмом, основанным на использовании нейронной сети прямого распространения. Экспериментальные исследования (рис. 4) проводились как на искусственно синтезированных, так и на реальных изображениях. В качестве последних рассматривались изображения элементов зерновых смесей (ЭЗС), формируемые при съемке движущегося неоднородного потока ЭЗС в системах фотосепарации реального времени. Индивидуальные отличия формы ЭЗС каждого класса при этом трактовались как деформирующие искажения. На основе решения задачи распознавания изображений реализуется адаптивный режим управления системой фотосепарации, позволяющий, учитывая существенные ограничения по быстродействию, проводить коррекцию простейших правил принятия решений порогового типа.

Выявлено, что процедура искусственного размножения обучающих данных и использование смешанных ядерных оценок представляют собой два возможных пути улучшения качества алгоритмов распознавания в условиях малых обучающих выборок. Искусственное размножение обучающих данных при этом становится единственной альтернативой при построении обучаемых алгоритмов распознавания, в которых невозможно напрямую учесть параметры используемых статистических моделей данных, например, алгоритмов, основанных на использовании нейронных сетей. В случае недостаточного объема обучающих данных (рис. 4в) выигрыш за счет использования смешанных оценок можно получить в условиях, когда искажения, которые требуется учесть, оказывают значительное влияние на законы распределения используемых признаков, например, в случае наличия коррелированного аддитивного шума. Обозначения на рис. 4 соответствуют вариантам задания исходных данных: gaussian и seed — типы распознаваемых изображений — искусственно синтезированные и реальные изображения; H_i — число элементов обучающей выборки; K — количество главных компонент; r_v — коэффициент корреляции соседних элементов аддитивного шума.

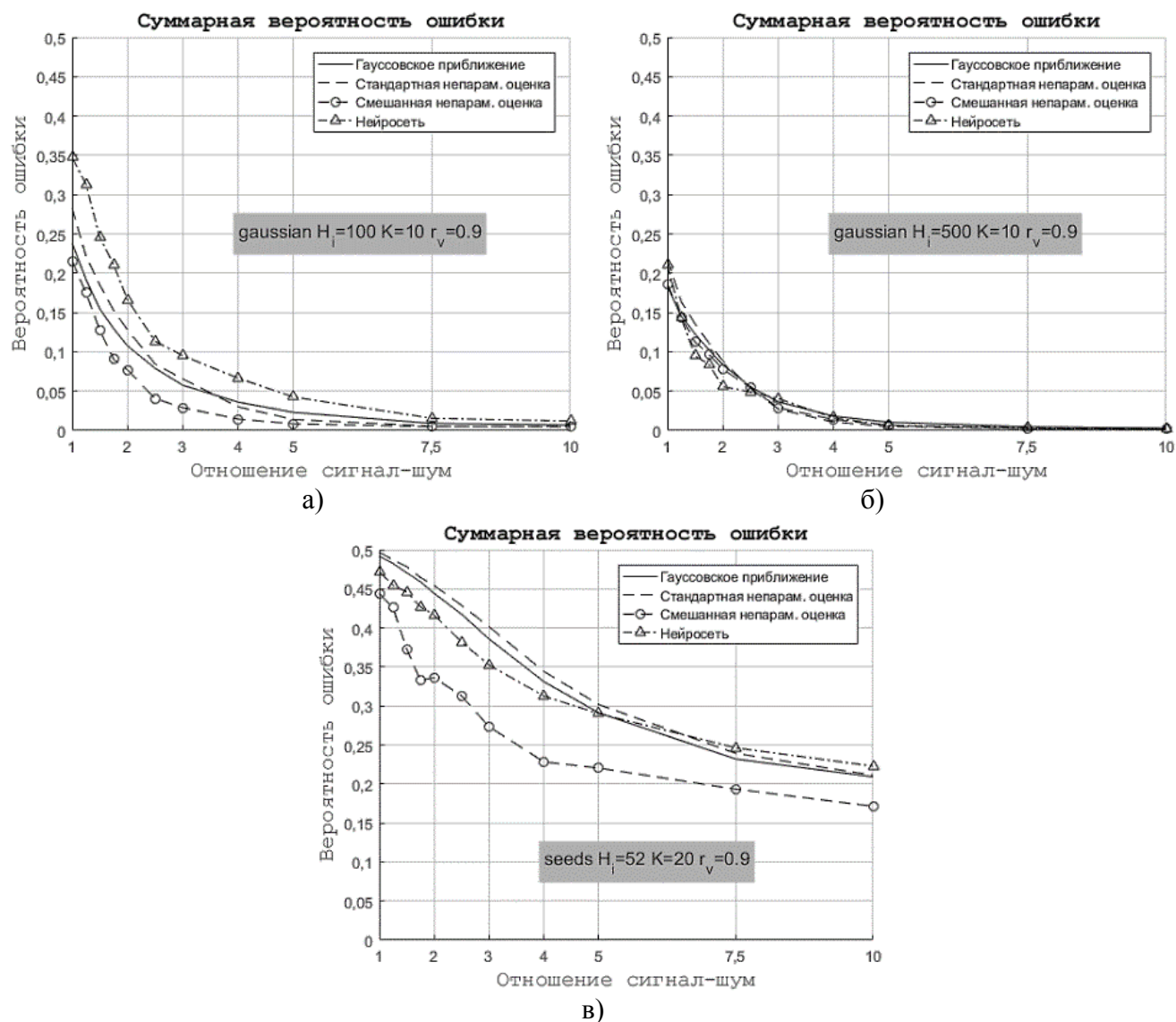


Рисунок 4 – Зависимости для оценок вероятности ошибки распознавания изображений

В четвертом разделе рассматривается задача обоснования и исследования моделей и алгоритмов аугментации данных на основе внесения в них деформирующих искажений в задачах машинного обучения на примере алгоритмов поиска и обнаружения лиц методом Виолы-Джонса. Данный метод основан на применении комплекса взаимосвязанных алгоритмов, в центре которых лежит идея построения каскадов классификаторов. Описывается оригинальная реализация метода Виолы-Джонса с использованием технологии параллельных вычислений на всех этапах работы алгоритма. На этапе применения обученного классификатора реализован параллелизм сканирующих окон в ходе выполнения вычислительного процесса каскада. Исследования производительности показали в среднем более чем тысячекратное превосходство предложенного алгоритма по отношению к аналогам.

В плане решения основной задачи были рассмотрены три модели и основанные на них алгоритмы внесения ДИ при аугментации обучающей выборки в интересах построения алгоритмов поиска и обнаружения лиц. Первая модель основана на применении в качестве функции деформации $\mathbf{r}(\mathbf{x}) = \mathbf{r}(x, y) = \{r_i(x, y), i = \overline{1, 2}\}$ гармонических функций (ГФ) вида

$$r_i(x, y) = A_i \sin(\omega_{xi}x + \omega_{yi}y + \psi_i),$$

где A_i — амплитуда деформации; ω_{xi} и ω_{yi} — пространственные частоты функции деформации (определяют размеры деталей изображения, которые подвергаются ДИ); ψ_i — фаза для задания исходного смещения. Значения параметров подбираются так, чтоб отразить

различия между структурными элементами размножаемых изображений. Для каждого из изображений исходной обучающей выборки по случайному закону генерируются указанные параметры и на их основе производится внесение ДИ с целью получить новые изображения.

Вторая модель внесения ДИ базируется на реализации подхода, применяемом при морфинге изображений, заключающемся в ручной расстановке соответствий на двух совмещаемых изображениях в виде контрольных точек или контуров. Для каждого из изображений подлежащей размножению обучающей выборки сначала производится расстановка контрольных точек (x_k, y_k) , $k = \overline{1, m}$ (глаза, кончик носа, уголки рта). Далее рассчитываются средние значения (x_k, y_k) и их матрица ковариаций, которые используются при генерации случайных положений контрольных точек (x_k, y_k) для новых, искусственно получаемых данных. Для каждой из этих точек на основе (1) рассчитываются значения функции деформации $r_i(x_k, y_k)$, $i = \overline{1, 2}$ так, чтобы

$$f(x_k + r_1(x_k, y_k), y_k + r_2(x_k, y_k)) = f(\mathbf{u}(x_k, y_k)) = g(x_k, y_k),$$

где $f(x, y)$ — деформируемое изображение, а $g(x, y)$ — результат деформации, соответствующий набору случайно сгенерированных положений контрольных точек. При этом $(x_k + r_1(x_k, y_k), y_k + r_2(x_k, y_k))$ — координаты контрольных точек деформируемого изображения обучающей выборки. В данной модели конечные функции деформации $r_i(x_k, y_k)$, $i = \overline{1, 2}$ представлялись в виде сумм РБФ-функций:

$$r_i(x, y) = \sum_{k=1}^m a_{ki} \exp\left(-\frac{(x-x_k)^2 + (y-y_k)^2}{2\sigma^2}\right),$$

где a_{ki} — неизвестные коэффициенты отображения, которые необходимо определить.

Третья модель основана на идее определения оптического потока (ОП) в процессе изменения положений и ориентации объектов сцены в разные моменты времени. Вычисление ОП состоит в оценке смещений содержимого сцены по координатам x и y , которые предлагается напрямую использовать в качестве функций деформации $r_i(x, y)$, $i = \overline{1, 2}$.



Рисунок 5

В качестве метода расчета ОП был выбран метод Фарнебака. Из-за специфики обработки изображений лиц, разницу между которыми нельзя увязать к смещению положений интенсивностей их пикселей, перед процедурой расчета ОП проводится дополнительное преобразование в виде наложения фильтра энтропии, в результате которого изображения лиц заменяются образами, отражающими их структурные свойства (рис. 5). В рамках данной модели на каждое из изображений исходной обучающей выборки производится наложение фильтра энтропии, после чего рассчитываются ее выборочные параметры: среднее и матрица ковариации. При аугментации, на основе этих параметров производятся генерация случайных значений энтропии и расчет функции деформации $r_i(x, y)$, $i = \overline{1, 2}$ путем вычисления ОП между сгенерированным значением энтропии и энтропией размножаемого изображения. Полученная функция ДИ используется для построения нового изображения.

Для оценки влияния аугментации (искусственного размножения элементов обучающей выборки) на качество поиска и обнаружения лиц были проведены эксперименты по обучению детекторов лиц с последующими замерами точности их работы. Обучение было осуществлено с использованием пяти вариантов формирования обучающих выборок:

- оригинальная, содержащая 4916 изображений лиц, собранных и подготовленных вручную авторами метода Виолы-Джонса;
- усеченная, содержащая 492 случайно выбранных изображений лиц из оригинальной выборки;

- три искусственно размноженные на основе описанных моделей выборки, содержащие по 4916 изображений лиц, из которых 492 принадлежали усеченному набору изображений, а остальные сгенерированы путем внесения ДИ.

Полученные зависимости относительной частоты правильно найденных лиц от числа ложных срабатываний представлены на рис. 6. В качестве данных для тестирования был использован набор изображений из выборки CMU+ MIT, стандартно применяемый для сравнения работы детекторов фронтальных лиц. В табл. 1 представлены результаты, полученные для каждого детектора при сопоставимом числе ложных срабатываний.

Таблица 1

Результаты тестирования	Оригинальная	Усеченная	ГФ	РБФ	ОП
Отн. число найденных лиц (%)	83,53	59,41	78,23	79,41	82,94
Число ложных срабатываний	26	22	19	25	18

Полученные результаты показали хорошую эффективность предложенного подхода в задачах построения детекторов-обнаружителей объектов для сокращения затрат на поиск и подготовку обучающих данных, а также в условиях невозможности сбора достаточного для начала процесса обучения количества элементов обучающей выборки.

В заключении сделаны выводы и сформулированы основные результаты диссертации, которые сводятся к следующему:

- проведен анализ известных подходов к использованию моделей деформирующих искажений в задачах обработки сигналов и изображений в системах управления и принятия решений;

- предложены, обоснованы и исследованы модели и алгоритмы влияния деформирующих искажений в задачах обработки сигналов и изображений;

- осуществлен статистический синтез и анализ алгоритмов распознавания сигналов и изображений в условиях деформирующих искажений и аддитивного шума;

- синтезированы и исследованы модели и алгоритмы аугментации (искусственного размножения) данных путем внесения в них деформирующих искажений в задачах машинного обучения на примере алгоритмов поиска и обнаружения лиц методом Виолы-Джонса.

Рекомендации по использованию. Предложенные модели и синтезированные на их основе алгоритмы рекомендуется использовать в системах управления и принятия решений при обработке цифровых сигналов и изображений, подверженных действию деформирующих и аддитивных искажений. В качестве конкретной области применения можно указать решение задачи распознавания неоднородного потока биологических объектов по спектральным характеристикам в системах диагностики и экспресс-анализа. В приложении к использованию деформирующих искажений в задачах аугментации полученные результаты применимы в условиях недостаточного объема и несбалансированности обучающих данных при реализации современных методов машинного обучения, в том числе в рамках парадигмы глубоких нейронных сетей.

Перспективы дальнейшего развития связаны с анализом и исследованием возможностей применения смешанных ядерных оценок для искусственного размножения данных и эффективности данного подхода для различных классов алгоритмов машинного обучения, а также с проведением синтеза и анализа алгоритмов распознавания сигналов и изображений в условиях одновременного наличия деформирующих и аппликативных искажений.

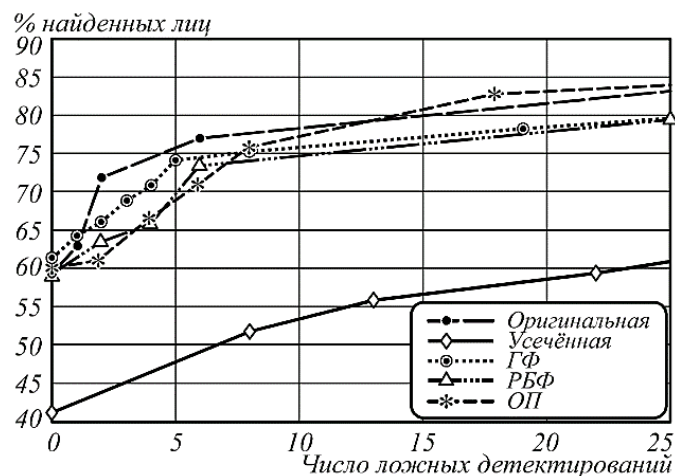


Рисунок 6

Статьи в изданиях, рекомендованных в ВАК

1. **Акимов, А.В.** Модели и алгоритмы внесения деформирующих искажений на изображениях с использованием радиально-базисных функций / А.В. Акимов, М.А. Дрюченко, А.А. Сирота // Вестник ВГУ (Системный анализ и информационные технологии). – 2014. – № 1. – С. 130-137.
2. **Акимов, А.В.** Разработка и исследование алгоритмов распознавания изображений на основе метода Виолы-Джонса с использованием технологии вычислений на графических процессорах CUDA / А.В. Акимов, А.А. Сирота // Вестник ВГУ (Системный анализ и информационные технологии). – 2014. – № 3. – С. 100-108.
3. **Акимов, А.В.** Модели и алгоритмы распознавания цифровых изображений в условиях воздействия деформирующих и аддитивных искажений / А.В. Акимов, А.О. Донских, А.А. Сирота // Вестник ВГУ (Системный анализ и информационные технологии). – 2018. – № 1. – С. 104-118.

Статьи в изданиях, индексируемых в базах Web of Science и Scopus

4. **Акимов, А.В.** Модели и алгоритмы искусственного размножения данных для обучения алгоритмов распознавания лиц методом Виолы-Джонса / А.В. Акимов, А.А. Сирота // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 6. – С. 911-918.
5. **Akimov, A.V.** Synthesis and Analysis of Algorithms for Digital Signal Recognition in Conditions of Deforming Distortions and Additive Noise / A.V. Akimov, A.A. Sirota // Radioelectronics and Communications Systems. – 2017. – Vol. 60(10). – P. 458-468.

Статьи в других изданиях

6. **Акимов, А.В.** Распределенная реализация алгоритма Viola-Jones с использованием графического процессора обработки данных в среде Matlab / А.В. Акимов, А.А. Сирота // Мат. XIII Международ. научно-методической конференции «Информатика: проблемы, методология, технологии». – Воронеж: 2013. – Т. 1. – С. 36-40.
7. **Акимов, А.В.** Моделирование деформирующих искажений на изображениях на основе радиально-базисных функций / А.В. Акимов, М.А. Дрюченко, А.А. Сирота // Мат. XIV Международ. научно-методической конференции «Информатика: проблемы, методология, технологии». – Воронеж: 2014. – Т.2. – С. 14-18.
8. **Акимов, А.В.** Моделирование деформирующих искажений объектов на изображениях с использованием радиально-базисных функций / А.В. Акимов, М.А. Дрюченко, А.А. Сирота // Мат. XV Международ. научно-технической конференции «Кибернетика и технологии XXI века» (С&Т 2014г.). – Воронеж: 2014. – Т.1. – С. 58-67.
9. **Акимов, А.В.** Искусственное размножение обучающих данных на основе деформирующих искажений при реализации алгоритмов распознавания лиц по методу Виолы-Джонса / А.В. Акимов, М.А. Дрюченко, А.А. Сирота // Мат. XVI Международ. научно-методической конференции «Информатика: проблемы, методология, технологии». – Воронеж: 2016. – С. 27-31.
10. **Акимов, А.В.** Смешанные ядерные оценки многомерных распределений и их применение в задачах машинного обучения / А.В. Акимов, А.О. Донских, Д.А. Минаков, А.А. Сирота // Мат. Международ. науч. конференции «Математическое моделирование и информационные технологии в инженерных и бизнес-приложениях». – Воронеж: 2018. – С. 133-149.
11. **Акимов, А.В.** Анализ свойств смешанных ядерных оценок плотности распределения вероятностей в интересах решения задач машинного обучения / А.В. Акимов, А.О. Донских, А.А. Сирота // Мат. VII Международ. научно-технической конференции «Информационные технологии в науке, образовании и производстве» (ИТНОП-2018). – Белгород: 2018. – С. 23-30.