

На правах рукописи



Брестер Кристина Юрьевна

**КОЛЛЕКТИВНЫЙ ЭВОЛЮЦИОННЫЙ МЕТОД
МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ
В ЗАДАЧАХ АНАЛИЗА РЕЧЕВЫХ СИГНАЛОВ**

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(информатика, вычислительная техника, управление)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2016

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГАУ), г. Красноярск

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Семенкина Ольга Эрнестовна

Официальные оппоненты: **Дивеев Асхат Ибрагимович**, доктор технических наук, профессор, ФГБУН «Вычислительный центр им. А. А. Дородницына Российской академии наук», г. Москва, сектор проблем кибернетики отдела нелинейного анализа и проблем безопасности, заведующий сектором

Хамисов Олег Валерьевич, доктор физико-математических наук, с.н.с., ФГБУН «Институт систем энергетики имени Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук», г. Иркутск, отдел прикладной математики, заведующий отделом

Ведущая организация: Национальный исследовательский университет МГТУ им. Н. Э. Баумана

Защита состоится “_07_” _апреля_ 2016 г. в 16:00 на заседании диссертационного совета Д 999.007.02, созданного на базе Сибирского федерального университета и Института вычислительного моделирования СО РАН, по адресу 660074, г. Красноярск, ул. Киренского, 26Б, СФУ, ИКИТ, ауд. УЛК115.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Сибирского федерального университета <http://research.sfu-kras.ru/attestation/dissertations>.

Автореферат разослан " ____ " _____ 2016 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Бронов Сергей
Александрович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность. На сегодняшний день качество распознавания устной речи интеллектуальными диалоговыми системами стремительно повышается. Однако для раскрытия смысла сообщения не достаточно знать совокупность слов, составляющих речевой сигнал. Правильная интерпретация контекста невозможна без учета невербальных сигналов, сопровождающих словесные конструкции. Поэтому распознавание эмоционального состояния говорящего является ключевым аспектом в ходе анализа устной речи. Однако в связи с особенностями задачи применение стандартных методов интеллектуального анализа данных не обеспечивает высокой эффективности. В качестве альтернативы предлагается использовать подходы, основанные на эвристических процедурах.

Дисциплина, зародившаяся на стыке машинного обучения (*англ. machine learning*) и эволюционных вычислений (*англ. evolutionary computations*), переросла в направление эволюционного машинного обучения (*англ. evolutionary machine learning*), охватывающее не только методы извлечения знаний из баз данных, проектирования моделей, алгоритмы их обучения, но и всю совокупность средств эволюционного поиска, необходимых для тонкой настройки данных технологий. В большинстве случаев применение эволюционных методов в области машинного обучения ограничивается привлечением стохастических алгоритмов для решения задач однокритериальной оптимизации. Однако учет нескольких критериев качества позволяет расширить возможности применяемого алгоритмического аппарата. Формальную модель такого рода задач целесообразно представлять как совокупность функционалов, отражающих те или иные аспекты проблемы: они могут быть согласованными, независимыми или конкурирующими.

За последние тридцать лет было предложено немало эффективных эволюционных, а именно генетических алгоритмов (ГА) многокритериальной оптимизации, реализующих принцип Парето-доминирования, идею элитизма, модификации селективного отбора и т.д. На сегодняшний день эволюционные методы широко используются не только как мощный алгоритмический аппарат для решения оптимизационных задач, но и как эффективный вспомогательный инструмент в области интеллектуального анализа данных.

Поэтому разработка и исследование эволюционных методов многокритериальной оптимизации, демонстрирующих высокую эффективность при их использовании в области машинного обучения, в том числе в сфере анализа речевых сигналов, является **актуальной научно-технической задачей**.

Несмотря на универсальность эволюционных алгоритмов, их довольно высокую эффективность в смысле точности и надежности и

возможность функционирования в динамически изменяющейся среде, некоторые ученые приводят аргументы против интеграции машинного обучения и эволюционных вычислений. Во-первых, они апеллируют к необходимости выбора нужного алгоритма из широкого спектра эвристических методов, эффективность которых существенно меняется при переходе от одной задачи к другой. Во-вторых, по сравнению со стандартными аналогами эволюционные алгоритмы требуют больше вычислительных ресурсов. Поэтому **целью диссертационной работы** является повышение эффективности эволюционных методов, используемых для решения задач многокритериальной оптимизации в области анализа речевых сигналов.

Открытые вопросы рассматриваемой предметной области и сформулированная цель работы предопределили совокупность решаемых **задач**:

1. Проанализировать целесообразность применения эволюционных методов в задаче распознавания эмоций человека по речи.
2. Реализовать и исследовать ряд стандартных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации.
3. Спроектировать островную модель параллельного генетического алгоритма многокритериальной оптимизации, компонентами которого являются методы, основанные на различных эвристиках.
4. Реализовать предложенную схему алгоритма. Исследовать эффективность данного подхода на тестовых задачах.
5. Автоматизировать процесс генерирования структуры искусственной нейронной сети с учетом дополнительного критерия «вычислительная сложность модели».
6. Разработать многокритериальную математическую модель задачи извлечения информативных признаков из баз данных. На основе предложенной модели реализовать процедуру отбора релевантных атрибутов при помощи разработанного генетического алгоритма.
7. Апробировать предложенный алгоритмический аппарат и реализованное программное обеспечение на практических задачах распознавания эмоций человека по речи.

Методы исследования. В данной работе использовались методы эволюционных вычислений, нейросетевого моделирования, оптимизации, теории вероятности и математической статистики, системного анализа и другие.

Научная новизна результатов диссертационной работы состоит в следующем:

1. Разработан новый коллективный параллельный генетический алгоритм для решения задач многокритериальной оптимизации, основанный на островной модели кооперации и отличающийся от своих

компонент параллельной структурой, а также сочетанием различных концепций эволюционного поиска.

2. Разработан новый метод проектирования архитектуры нейросетевых классификаторов, позволяющий генерировать набор альтернативных моделей различной точности и вычислительной сложности, отличающийся от известных подходов возможностью выбора нейронной сети с компактной структурой, соответствующей заданному уровню точности.

3. Разработаны новые эволюционные методы извлечения информативных признаков из баз данных при решении классификационных задач, основанные на двухкритериальных оптимизационных моделях и отличающиеся от известных подходов способом представления решения и возможностью формирования коллективов классификаторов.

4. Реализованные алгоритмические схемы были впервые применены для решения задачи распознавания эмоций человека по речи. Использование разработанных технологий позволило повысить качество получаемых решений.

Теоретическая значимость результатов диссертационного исследования состоит в разработке нового многокритериального эволюционного алгоритма, сочетающего в себе три метода, основанных на различных концепциях. Островная модель алгоритма позволяет избежать выбора конечным пользователем наиболее эффективного метода из числа имеющихся, а параллельная реализация приводит к сокращению временных затрат, требуемых для работы алгоритма, что имеет существенное значение при использовании эволюционного поиска в области машинного обучения.

Практическая ценность. Разработанные алгоритмические схемы отличаются ориентацией на конечного пользователя, поскольку не требуют выбора оптимизационной процедуры при решении задач предобработки данных (отбора информативных признаков) и классификации. Параллельная работа компонент эволюционного алгоритма позволяет экономить время, требуемое для решения задачи.

Реализованные подходы были успешно применены для решения задачи распознавания эмоций человека по речи, что является одним из ключевых направлений интеллектуализации диалоговых систем.

Реализация результатов работы. Разработанные алгоритмы были использованы при выполнении исследований в рамках проекта «Разработка методов и технологий распараллеливания алгоритмов интеллектуального анализа данных в многопроцессорных и распределенных вычислительных системах» (ГК 14.В37.21.1521, в рамках ФЦП); российско-германских проектов, посвященных разработке методов интеллектуального анализа данных в мультилингвистических системах,

выполняемых в рамках ФЦП по ГК № 11.519.11.4002 и 16.740.11.0742; проекта «Модели и алгоритмы функционирования систем интеллектуального анализа данных с пространственно-временным механизмом адаптации для решения задачи моделирования и оптимизации сложных технических систем» (грант Президента РФ 2014-2015 гг. МК-5391.2014.9) и проекта № 140/14 «Разработка теоретических основ эволюционного проектирования интеллектуальных информационных технологий анализа данных» (государственное задание, утвержденное Минобрнауки России на 2014–2016 гг.). Проводимые исследования также были поддержаны Фондом содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере в рамках программы «Участник молодежного научно-инновационного конкурса» (У.М.Н.И.К.), 2014–2015 гг.

Семь программных систем зарегистрированы в Роспатенте. Разработанное программное обеспечение используется в учебном процессе Института информатики и телекоммуникаций СибГАУ при выполнении лабораторных и курсовых работ.

Программные системы переданы для использования в две инновационные IT-компании г. Красноярска, а также в Ульмский университет (г. Ульм, Германия) для проведения исследования в сфере распознавания персональных характеристик пользователей диалоговых систем.

Основные защищаемые положения:

1. Разработанный параллельный эволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации превосходит свои компоненты, включенные в состав островной модели, по точности, надежности и оперативности работы.

2. Разработанный подход к проектированию нейросетевых классификаторов позволяет строить системы, эффективные по точности и вычислительной сложности.

3. На множестве представленных задач применение эволюционных методов извлечения информативных признаков, основанных на двухкритериальных оптимизационных моделях, позволяет повысить точность классификации.

4. Спроектированные схемы извлечения информативных признаков являются эффективным средством предобработки данных и могут быть успешно использованы в сочетании с коллективом классификаторов различной природы.

Апробация работы. Результаты диссертационной работы докладывались в период 2010-2015 гг. более чем на 20 конференциях различного уровня, среди которых: INTERSPEECH 2015 (Dresden, Germany, 2015), 6th International Conference on Swarm Intelligence (Beijing, China, 2015), IEEE Congress on Evolutionary Computation (Sendai, Japan, 2015), International Conference on Informatics in Control, Automation and

Robotics (Colmar, France, 2015; Vienna, Austria, 2014), International Conference on Engineering and Applied Sciences Optimization (Kos Island, Greece, 2014), The 9th edition of the Language Resources and Evaluation Conference (LREC, Reykjavik, Iceland, 2014), International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence (Wuhan, China, 2014), International Workshop on Mathematical Models and its Applications (Krasnoyarsk, Russia, 2013, 2014, 2015), 5-я Международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» (Красноярск, 2013), 3-я Всероссийская научная конференция с международным участием «Теория и практика системного анализа» (ТПСА, Рыбинск, 2014), Всероссийская научно-техническая конференция «Информационно-телекоммуникационные системы и технологии» (Кемерово, 2014), XIII Международная научная конференция «Интеллект и наука» (Железногорск, 2013), XVI и XVIII Международные научные конференции «Решетневские чтения» (Красноярск, 2012, 2014), и др. Кроме того, отдельные результаты работы были доложены на научных семинарах института информационных технологий университета г. Ульм (Германия, 2014), Мариборского университета в г. Крань (Словения, 2014), университета Восточной Финляндии в г. Куопио (Финляндия, 2015). Диссертация в целом обсуждалась на научно-технических семинарах кафедры системного анализа и исследования операций СибГАУ и кафедры систем автоматизированного проектирования (РК6) НИУ МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Публикации. По материалам данной работы опубликовано 26 печатных работ, в том числе 6 статей в научных изданиях Перечня ВАК [1-6], 6 - в изданиях, индексируемых в международной базе Scopus [7-11, 13], 2 – в изданиях, индексируемых в Web of Science [12, 14].

Структура работы. Работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и приложений.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность работы, сформулирована цель и поставлены задачи исследования, рассмотрены вопросы научной новизны и практической ценности проведенных исследований, изложены основные положения, выносимые на защиту.

Первая глава посвящена описанию научного направления, получившего название *аффективные вычисления*, и одной из актуальных задач данной области, а именно распознаванию эмоций человека по речи. Ученым, внесшим существенный вклад в развитие данной дисциплины, является R. Picard, руководитель лаборатории «Affective Computing» Массачусетского технологического института (MIT). Также открытые вопросы данной области прорабатываются исследователями Ульмского, Амстердамского, Мюнхенского технического университетов.

В силу особенностей задачи распознавания эмоций применение стандартных методов интеллектуального анализа данных зачастую не обеспечивает желаемой эффективности. Предлагаемые в диссертационной работе альтернативные подходы основаны на многокритериальных эвристических процедурах, поэтому в первой главе также приведен обзор эволюционных алгоритмов многокритериальной оптимизации с целью выявления наиболее эффективных методов. В данной области базовые идеи и основные алгоритмические схемы сформулированы в работах таких ученых, как К. Coello Coello (Национальный Политехнический институт, Мехико), Zitzler (Институт повышения квалификации и медиаобразования, Берн), К. Deb (Университет штата Мичиган).

Вторая глава работы посвящена проектированию коллективного многокритериального эволюционного алгоритма на основе островной модели, компонентами которой выступают алгоритмы *Non-Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)*, *Preference-Inspired Co-Evolutionary Algorithm with goal vectors (PICEA-g)* и *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)*.

Общая схема ГА, оперирующего несколькими критериями, включает те же основные этапы, что и однокритериальный ГА:

Сгенерировать начальную популяцию

Оценить значения целевой вектор-функции

Пока не выполнится критерий останова:

{Оценить значения функции пригодности;

Выбрать наиболее пригодных индивидов с помощью оператора селекции;

Получить потомков с помощью оператора скрещивания;

Модифицировать полученных индивидов с помощью оператора мутации;

Сформировать новую популяцию, оценить значения целевой вектор-функции; }

Однако в отличие от однокритериального ГА, результатом работы многокритериального алгоритма является множество несравнимых между собой точек – аппроксимация множества Парето.

Таблица 1. Основные отличия используемых алгоритмов

Алгоритм	Назначение пригодности	Сохранение разнообразия	Элитизм
NSGA-II	Принцип основан на идее Парето-доминирования (механизм введения ниш) и оценке разнообразия решений (вычисление расстояний в пространстве критериев)	В рамках подхода оценивается густота точек (crowding distance)	Копирование лучших индивидов в следующее поколение

PICEA-g	Принцип Парето-доминирования реализуется с помощью генерирования целевых векторов	Механизм основан на определении расстояний до ближайших соседей	Сохранение недоминируемых решений в архивном множестве; копирование лучших индивидов в следующее поколение
SPEA2	Принцип Парето-доминирования используется в совокупности с механизмом оценки плотности решений (расстояние до k-ого ближайшего соседа в пространстве критериев)	Механизм основан на определении расстояний до ближайших соседей	Сохранение недоминируемых решений в архивном множестве

В ходе проектирования алгоритмов обычно встает ряд вопросов, касающихся стратегии вычисления пригодности, сохранения многообразия решений и способов реализации элитизма. Представленные в диссертационной работе многокритериальные алгоритмы NSGA-II, PICEA-g и SPEA2 основаны на различных эвристических концепциях (таблица 1). Основная идея – объединение в кооперации полезных свойств нескольких методов для повышения надежности и эффективности многокритериальных ГА.

Эффективность представленных алгоритмов была исследована на множестве задач CEC'2009, разработанных международным научным сообществом для сравнения многокритериальных эволюционных алгоритмов безусловной оптимизации (семь двухкритериальных задач и три задачи с тремя критериями размерности 30).

На множестве тестовых задач каждый алгоритм был запущен 25 раз, в ходе прогонов оценивалась метрика IGD, выражающая расстояние между истинным фронтом Парето и полученной аппроксимацией: чем меньше значение IGD, тем эффективнее работа алгоритма. Анализ полученных результатов показал, что среди методов NSGA-II, PICEA-g и SPEA2 не существует алгоритма, демонстрирующего лучший результат на всех рассматриваемых задачах, причем в ряде случаев различия в метриках IGD существенны (выявлено с помощью t-критерия Стьюдента при уровне значимости $p=0.05$). Это значит, что неудачный выбор алгоритма может привести к снижению качества получаемых решений.

Для решения данной проблемы разработан коллективный эволюционный алгоритм многокритериальной оптимизации. За основу взята островная модель, в качестве компонент которой использованы NSGA-II, PICEA-g и SPEA2 (рисунок 1).



Рисунок 1 – Общая схема кооперации многокритериальных эволюционных алгоритмов на основе островной модели

Принцип работы реализованного алгоритма состоит в параллельном функционировании трех методов, которые обмениваются информацией через определенное число итераций (данный процесс называют миграцией индивидов). Настраиваемыми параметрами выступают интервал миграции – число поколений, через которое происходит обмен лучшими индивидами, и размер миграции – число индивидов, подлежащих обмену.

Реализация островной модели сводится к запуску параллельных процессов, каждый из которых ассоциирован с работой одного из методов NSGA-II, PICEA-g или SPEA2. Для синхронизации островов используется дополнительный процесс, который во время миграции сначала получает от основных процессов набор индивидов, подлежащих обмену, а затем пересылает их нужным компонентам. Данный вспомогательный процесс формирует финальное решение – аппроксимацию множества Парето.

В ходе исследования эффективности кооперативного алгоритма на множестве задач CEC'2009 с помощью статистической проверки (при уровне значимости $p=0.01$) было выявлено: на девяти задачах разработанный алгоритм не уступает по эффективности компоненте, демонстрирующей лучший результат, и превосходит ее в двух случаях. Только на одной задаче с тремя критериями кооперация методов проигрывает лучшей компоненте и соответствует второму по эффективности алгоритму. Это значит, что предложенный подход является обоснованной альтернативой произвольному выбору алгоритма многокритериальной оптимизации. Кроме того, параллельная реализация позволяет экономить время, затрачиваемое на работу алгоритма. Поэтому в последующих разделах данный подход используется в качестве метода решения оптимизационных задач в области машинного обучения.

В **третьей** главе описывается технология нейросетевого моделирования, позволяющая проектировать классификаторы с учетом дополнительного критерия «вычислительная сложность».

Зачастую в программных пакетах, содержащих реализации алгоритмов интеллектуального анализа данных, структура нейронных сетей определяется однозначно по следующему правилу: на единственном

скрытом слое число нейронов равно $\left(\frac{N_{features} + N_{classes}}{2} + 1 \right)$, где $N_{features}$ – размерность входного вектора признаков, $N_{classes}$ – число различных классов в выборочных данных; тип активационной функции – сигмоид. Однако нередко такая структура является избыточной: число связей достаточно велико, а на обучение модели и оценку выходных значений тратится значительное количество вычислительных ресурсов. Поэтому целесообразно использовать нейросетевые модели, отвечающие не только требованиям точности, но и вычислительной сложности.

В диссертационной работе предлагается двухкритериальная оптимизационная модель задачи генерирования нейронных сетей, а именно полносвязных персептронов с одним скрытым слоем.

Пусть $\omega \in \Omega$, Ω – множество полносвязных персептронов с различными скрытыми слоями. Введем критерии:

Критерий 1. Относительная ошибка классификации:

$$K1(\omega) = E(\omega) = \frac{N_{incorrectly}(\omega)}{N_{all}} \rightarrow \min_{\omega}, \quad (1)$$

где $N_{incorrectly}(\omega)$ – число примеров из выборки, классифицированных неверно персептроном ω , N_{all} – общее количество примеров в выборке.

Критерий 2. Вычислительная сложность:

$$K2(\omega) = N_{weights}(\omega) + \sum_{j=1}^{N_{neurons}(\omega)} K_j \rightarrow \min_{\omega}, \quad (2)$$

где $K_j = \frac{T_j^{act}}{T^{weight}}$ – не зависящий от аппаратной реализации коэффициент относительной сложности вычисления активационной функции j -го нейрона, T_j^{act} – время вычисления активационной функции на j -ом нейроне, T^{weight} – время обработки одной связи, $N_{neurons}(\omega)$ – число нейронов на скрытом и выходном слое модели ω , $N_{weights}(\omega)$ – число связей в сети ω . Значения T_j^{act} и T^{weight} определяются эмпирически.

Для решения поставленной задачи предлагается использовать кооперативный эволюционный алгоритм, оперирующий бинарными строками. Структура нейронной сети кодируется следующим образом (рисунок 2): хромосома содержит коды активационных функций каждого нейрона скрытого слоя, при этом нулевой код означает отсутствие нейрона. Входными параметрами являются множество активационных функций (с кодами) и максимальное число нейронов на скрытом слое.



Рисунок 2 – Представление скрытого слоя персептрона в виде бинарной хромосомы

Обучение проектируемых нейронных сетей и оценка эффективности моделей по критерию *KI* осуществлялись с помощью метода обратного распространения ошибки.

Поскольку при двухкритериальной постановке задачи выходом эволюционного алгоритма является набор недоминируемых решений, то у пользователя, во-первых, появляется возможность выбора «компромиссной» с его точки зрения модели (в смысле точности и вычислительной сложности), а, во-вторых, сгенерированные сети могут быть включены в ансамбль классификаторов для принятия коллективного решения.

Исследование предложенной алгоритмической схемы проводилось с использованием четырех баз данных: «*Emo-DB*», «*SAVEE*», «*LEGO*», «*UUDB*», содержащих характеристики голосовых записей на немецком, английском, японском и японском языках, соответственно (таблица 2). Каждый звуковой файл описывался 384 признаками, представляющими собой максимальное, минимальное, среднее значения или среднеквадратическое отклонение акустических характеристик, описывающих речевой сигнал, его высоту, вибрации, интенсивность и т.п.

Таблица 2. Описание используемых баз данных

Название базы данных	Язык	Объем базы данных	Классы
Emo-DB	немецкий	535	Нейтрально, злость, страх, веселье, грусть, скука, отвращение
SAVEE (Surrey Audio-Visual Expressed Emotion)	английский	480	Злость, отвращение, страх, счастье, грусть, удивление, нейтрально
LEGO	английский	4563	Нейтрально, злость, тишина (или шум)
UUDB	японский	4836	Грусть-скука, злость-волнение, спокойствие, радость-волнение

Для сравнения эффективности работы полносвязных персептронов со стандартной и автоматически сгенерированной структурами была использована процедура кросс-валидации: каждая выборка случайным

образом делились на 6 стратифицированных частей. Результат классификации оценивался с помощью метрики *F-score*, основанной на вычислении матрицы неточностей: чем больше значение *F-score*, тем качество классификации выше (таблица 3).

Таблица 3. Исследование эффективности эволюционной технологии проектирования нейронных сетей

Название БД	Классификатор	Значение F-score	Значение критерия K2	Число нейронов на скрытом слое
Емо-DB	Классический перцептрон (WEKA)	80.83	81759.8	197
	Перцептрон, спроектированный кооперативным ГА	80.75 (↓0.10%)	62492.6 (↑23.57%)	152.2
	Ансамбль перцептронов, спроектированных кооперативным ГА	82.90 (↑2.56%)	62276.5 (↑23.83%)	151.6
SAVEE	Классический перцептрон (WEKA)	59.55	81759.8	197
	Перцептрон, спроектированный кооперативным ГА	61.69 (↑3.59%)	62212.1 (↑23.91%)	151.5
	Ансамбль перцептронов, спроектированных кооперативным ГА	62.02 (↑4.15%)	62677.2 (↑23.34%)	152.7
LEGO	Классический перцептрон (WEKA)	68.19	80058.6	195
	Перцептрон, спроектированный кооперативным ГА	66.03 (↓3.17%)	62678.2 (↑21.71%)	154.3
	Ансамбль перцептронов, спроектированных кооперативным ГА	71.05 (↑4.19%)	62172.6 (↑22.34%)	153.1
UUDB	Классический перцептрон (WEKA)	49.34	80276.8	195
	Перцептрон, спроектированный кооперативным ГА	47.18 (↓4.38%)	62667.9 (↑21.94%)	154.0
	Ансамбль перцептронов, спроектированных кооперативным ГА	50.68 (↑2.72%)	63033.0 (↑21.48%)	154.7

Относительное улучшение метрики *F-score* оценивалось по сравнению с результатами работы полносвязного перцептрона со стандартной структурой. Значения критерия K2 и число нейронов на скрытом слое были усреднены по всем прогонам кросс-валидационной процедуры, а в случае с коллективом классификаторов и по всем членам ансамбля.

В ходе анализа полученных результатов было выявлено, что использование эволюционной технологии проектирования нейронных сетей позволяет:

- генерировать полносвязные перцептроны с компактной, менее сложной (в вычислительном смысле) структурой, не снижая точности модели;
- повысить качество получаемых решений путем использования ансамбля нейросетевых классификаторов.

В **четвертой** главе представлены эвристические процедуры извлечения информативных признаков, основанные на двухкритериальных оптимизационных моделях. Спроектированные технологии были применены для определения релевантных атрибутов в задаче распознавания эмоций человека по речи. Число акустических характеристик, которые могут быть извлечены в ходе анализа звуковой записи, достигает сотен или даже тысяч, поэтому важной задачей является автоматический отбор информативных признаков, используемых алгоритмами распознавания.

Существует две основные алгоритмические схемы, в рамках которых осуществляется отбор признаков из баз данных.

Первый подход для извлечения релевантных атрибутов *filter* основан на оценке статистических характеристик наборов данных. Функционалами, описывающими качество извлеченной подсистемы информативных признаков, были выбраны внутри- (*англ.* Intra-class distance (IA)) и межклассовое расстояния (*англ.* Inter-class distance (IE)):

$$IA(\delta) = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^k \sum_{j=1}^{n_r} d(p_j^r(\delta), p_r(\delta)) \rightarrow \min_{\delta} \quad (3)$$

$$IE(\delta) = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^k n_r d(p_r(\delta), p(\delta)) \rightarrow \max_{\delta} \quad (4)$$

где $\delta \in \Delta$, Δ – множество подсистем извлеченных атрибутов, $p_j^r(\delta)$ – j -ый экземпляр класса r в сокращенном наборе признаков δ , $p(\delta)$ – центр набора данных δ , $d(\dots, \dots)$ обозначает евклидову метрику, $p_r(\delta)$ и n_r соответствуют центру класса r и числу экземпляров в нем, k – количество классов в выборке, n – объем выборки. Для точек $p_r(\delta)$ и $p(\delta)$ i -ая координата ($i=1, \dots, m$, m – размерность признакового пространства) рассчитывается по формулам:

$$p_r^{(i)}(\delta) = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^{n_r} p_j^{r(i)}(\delta), \quad p^{(i)}(\delta) = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^k \sum_{j=1}^{n_r} p_j^{r(i)}(\delta). \quad (5)$$

В качестве алгоритма поиска оптимального решения использовался островной многокритериальный ГА, оперирующий бинарными строками, где 1 – информативный признак, 0 – неинформативный.

Главным преимуществом данной схемы является возможность ее использования в совокупности с коллективом классификаторов различной

природы. Поэтому разрабатываемый подход был исследован с привлечением моделей, продемонстрировавших высокую эффективность в ранее проведенных экспериментах:

- машины опорных векторов, для обучения которых применялся метод последовательной минимальной оптимизации Дж. Платта;
- полносвязный перцептрон с одним скрытым слоем. Для обучения использовался алгоритм обратного распространения ошибки;
- логистическая регрессия.

После завершения работы алгоритма для каждой бинарной строки получаем подсистему признаков, используемых для обучения классификационных моделей. Таким образом, финальное решение о принадлежности объекта к тому или иному классу принимается ансамблем классификаторов по правилу большинства.

Таблица 4. Исследование эффективности эволюционной технологии извлечения информативных признаков по схеме filter

Название БД	Метод отбора признаков	Число признаков	F-score, %		
			SVM	MLP	LOGIT
Емо-DB	Без отбора признаков	384.00	82.58	82.98	80.46
	NSGA-II	165.16	82.77	86.07	82.56
	PICEA-g	180.88	83.06	84.74	84.09
	SPEA2	159.49	82.93	85.69	85.64
	Коллективный ГА	166.89	86.26		
SAVEE	Без отбора признаков	384.00	59.31	61.82	60.82
	NSGA-II	163.67	66.61	67.70	69.84
	PICEA-g	186.06	64.80	68.81	64.28
	SPEA2	166.74	64.48	67.55	66.82
	Коллективный ГА	165.94	68.71		
LEGO	Без отбора признаков	384.00	71.08	64.77	70.71
	NSGA-II	145.21	70.19	71.86	70.36
	PICEA-g	166.48	70.47	71.98	70.22
	SPEA2	151.18	70.61	72.71	70.58
	Коллективный ГА	150.68	71.29		
UADB	Без отбора признаков	384.00	50.44	41.94	50.88
	NSGA-II	141.47	50.12	50.44	50.50

	PICEA-g	167.50	50.34	50.22	50.91
	SPEA2	145.68	50.37	50.19	50.59
	Коллективный ГА	146.85	51.02		

Для сравнения эффективности работы классификаторов на полном и сокращенном наборе признаков были использованы процедура кросс-валидации и метрика F-score. Согласно результатам тестирования (таблица 4), применение коллектива классификаторов в сочетании с кооперативным ГА в рамках схемы *filter* для отбора релевантных атрибутов в задаче распознавания эмоций по речи позволяет:

- избежать выбора классификационной модели и эволюционного алгоритма;
- сократить размерность вектора признаков примерно в два раза;
- превзойти точность распознавания наиболее эффективного классификатора на полном наборе признаков.

Согласно подходу *wrapper*, процедура отбора информативных признаков осуществляется с привлечением классификатора, с помощью которого оценивается качество подсистемы атрибутов. Очевидным преимуществом данной схемы является возможность встраивания процедуры отбора информативных признаков в процесс проектирования классификаторов, например, полносвязных перцептронов. Для решения данной задачи также предлагается применять коллективный эволюционный алгоритм, оперирующий бинарными строками (рисунок 3). Тестирование разработанного подхода проводилось в формате кросс-валидационной процедуры (с оценкой метрики F-score).

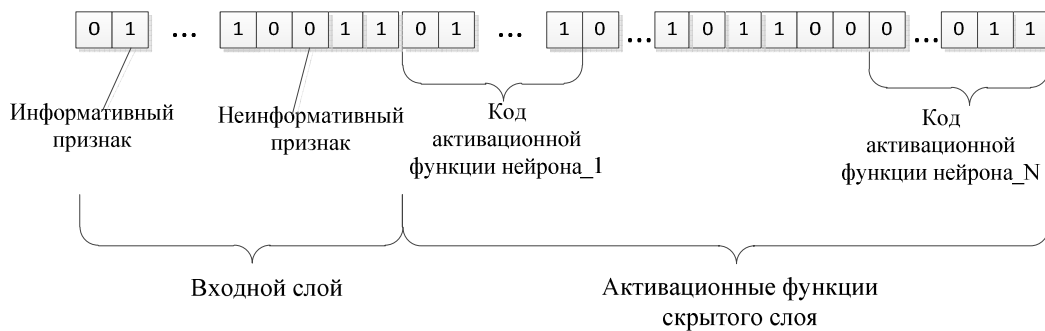


Рисунок 3 – Представление входного и скрытого слоя перцептрона в виде бинарной хромосомы

Таблица 5. Исследование эффективности эволюционной технологии извлечения информативных признаков по схеме *wrapper*

Название БД	Классификатор	Значение F-score	Значение критерия K2	Число нейронов на скрытом слое	Число признаков
Емо-	Классический перцептрон	80.83	81759.8	197	384.0

DB	(WEKA)				
	Перцептрон, спроектированный коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	79.94 (↓1.10%)	40997.0 (↑49.86%)	139.0	265.0
	Ансамбль перцептронов, спроектированных коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	81.56 (↑0.90%)	41895.7 (↑48.76%)	142.0	268.1
SAVEE	Классический перцептрон (WEKA)	59.55	81759.8	197	384.0
	Перцептрон, спроектированный коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	60.44 (↑1.49%)	46144.9 (↑43.56%)	155.7	269.2
	Ансамбль перцептронов, спроектированных коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	61.58 (↑3.41%)	43208.3 (↑47.15%)	149.6	261.5
LEGO	Классический перцептрон (WEKA)	68.19	80058.6	195	384.0
	Перцептрон, спроектированный коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	66.81 (↓2.02%)	44910.7 (↑43.90%)	151.7	273.0
	Ансамбль перцептронов, спроектированных коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	71.10 (↑4.27%)	44107.5 (↑44.91%)	149.9	271.7
UUDB	Классический перцептрон (WEKA)	49.34	80276.8	195	384.0
	Перцептрон, спроектированный коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	49.32 (↓0.04%)	45330.0 (↑43.53%)	154.0	272.0
	Ансамбль перцептронов, спроектированных коллективным ГА (с отбором информативных признаков)	51.34 (↑4.05%)	43603.4 (↑45.68%)	148.8	269.2

В ходе анализа полученных результатов (таблица 5) было выявлено, что применение эволюционной технологии проектирования нейронных сетей с автоматическим извлечением информативных признаков по схеме *wrapper* к задаче распознавания эмоций позволяет:

- сократить размерность вектора признаков в среднем в 384 до 270 без потери точности распознавания;

- улучшить качество получаемых решений путем использования коллективов нейросетевых классификаторов.

В **заключении** диссертации приведены основные результаты и выводы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие результаты:

1. Проведен анализ эффективности эволюционных алгоритмов многокритериальной оптимизации, основанных на разных концепциях. Было выявлено, что не существует метода, демонстрирующего наилучшие результаты для всех тестовых задач.

2. Разработан коллективный генетический алгоритм для решения задач многокритериальной оптимизации, отличающийся от своих компонент параллельной структурой, а также сочетанием различных концепций эволюционного поиска.

3. Разработан метод проектирования архитектуры нейросетевых классификаторов, позволяющий генерировать набор альтернативных моделей различной точности и вычислительной сложности.

4. Предложены эволюционные методы извлечения информативных признаков из баз данных при решении классификационных задач, основанные на двухкритериальных оптимизационных моделях.

5. Предложенные алгоритмические схемы были реализованы в виде программных систем и применены для решения задач распознавания эмоций человека по речи, что позволило повысить качество получаемых решений.

Таким образом, в диссертационной работе предложены, реализованы и проверены на тестовых и прикладных задачах новые алгоритмические схемы, основанные на эволюционных вычислениях, для решения задач многокритериальной оптимизации, предобработки данных и классификации. Представленные подходы обладают большей эффективностью по сравнению с известными аналогами, что имеет существенное значение для теории и практики обработки информации и интеллектуального анализа данных.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в ведущих рецензируемых научных журналах и изданиях

1. **Брестер, К.Ю.** Коллективный параллельный генетический алгоритм для решения задач многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер, С.С. Бежитский, О.Э. Семенкина // Системы управления и информационные технологии. – 2015. – №4(62). – С. 34–38.

2. **Brester, C.Yu.** Robust and reliable techniques for speech-based emotion recognition / C.Yu. Brester, O.E. Semenkina, M.Yu. Sidorov // Вестник СибГАУ. – 2015. – Том 16. – № 1. – С. 28–34.
 3. **Брестер, К.Ю.** Эффективная процедура аутентификации студента по речи в дистанционном образовании / К.Ю. Брестер, С.Р. Вишневская, О.Э. Семенкина, М.Ю. Сидоров // Вестник СибГАУ. – 2014. – № 5(57). – С. 51–57.
 4. **Брестер, К.Ю.** Распознавание психоэмоционального состояния дистанционного студента по устной речи адаптивными интеллектуальными информационными технологиями / К.Ю. Брестер, С.Р. Вишневская, О.Э. Семенкина // Вестник СибГАУ. – 2014. – №3 (55). – С. 35–41.
 5. **Брестер, К.Ю.** Система автоматического извлечения информативных признаков для распознавания эмоций человека в речевой коммуникации / К.Ю. Брестер, Е.С. Семенкин, М.Ю. Сидоров // Программные продукты и системы. – 2014. – №4 (108). – С. 127–131.
 6. **Brester, C.Yu.** Development of adaptive genetic algorithms for neural network models multicriteria design / C.Yu. Brester, E.S. Semenkin // Вестник СибГАУ. – 2013. – №4 (50). – С. 99–103.
- Публикации в изданиях, индексируемых в международных базах**
7. **Brester, C.** Evolutionary feature selection for emotion recognition in multilingual speech analysis / C. Brester, E. Semenkin, M. Sidorov, I. Kovalev, P.Zelenkov // Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2015). – Japan: Sendai. – 2015. – P. 2406–2411.
 8. **Brester, C.** Multicriteria Neural Network Design in the Speech-Based Emotion Recognition Problem / C. Brester, E. Semenkin, M. Sidorov, O. Semenkina // Proceedings of the 12th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO'2015). – France: Colmar. – 2015. – Vol. 1. – P. 621–628.
 9. **Brester, C.** Cooperative Multi-Objective Genetic Algorithm with Parallel Implementation / C. Brester, E. Semenkin // Proceedings of the Sixth International Conference on Swarm Intelligence (ICSI 2015). – China: Beijing. – 2015. – P. 471–478.
 10. **Brester, C.** Self-adaptive multi-objective genetic algorithms for feature selection / C. Brester, E. Semenkin, M. Sidorov, W. Minker // Proceedings of the International Conference on Engineering and Applied Sciences Optimization. – Greece: Kos Island. – 2014. – P. 1838–1846.
 11. **Brester, C.** Acoustic Emotion Recognition: Two Ways of Features Selection based on Self-Adaptive Multi-Objective Genetic Algorithm / C. Brester, M. Sidorov, E. Semenkin // Proceedings of the 11th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO'2014). – Austria: Vienna. – 2014. – Vol. – P. 851–855.

12. **Brester, C.** Speech-based emotion recognition: Application of collective decision making concepts / C. Brester, E. Semenkin, M. Sidorov // Proceedings of the International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence (ICCSAI2014). – China: Wuhan. – 2014. – P. 216–220.

13. Sidorov, M. Speaker State Recognition with Neural Network-based Classification and Self-adaptive Heuristic Feature Selection / M. Sidorov, **C. Brester**, E. Semenkin, W. Minker // Proceedings of the 11th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO'2014). – Austria: Vienna. – 2014. – Vol. 1. – P. 699–703.

14. Sidorov, M. Speech-Based Emotion Recognition: Feature Selection by Self-Adapted Multi-Criteria Genetic Algorithm / M. Sidorov, **C. Brester**, W. Minker, E. Semenkin // Proceedings of the 9th edition of the Language Resources and Evaluation Conference (LREC). – Iceland: Reykjavik. – 2014. – P.3481–3485.

Публикации в сборниках трудов конференций

15. Sidorov, M. Contemporary Stochastic Feature Selection Algorithms for Speech-based Emotion Recognition / M. Sidorov, **C. Brester**, A. Schmitt // Proc. of the Annual Conference of the International Speech Communication Association (INTERSPEECH'2015). – Germany: Dresden. – 2015. – P. 192.

16. **Брестер, К.Ю.** Исследование эффективности механизмов самоадаптации генетического алгоритма в задачах многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер, С.С. Бежитский, Е.С. Семенкин // Материалы Третьей Всероссийской научной конференции с международным участием «Теория и практика системного анализа». – 2014. – С. 62–69.

17. **Брестер, К.Ю.** Автоматическое извлечение информативных признаков в задаче распознавания состояния дистанционного студента / К.Ю. Брестер, С.Р. Вишневская // VIII международная конференция «Современные концепции научных исследований». – Москва. – 2014. – С. 26–29.

18. **Брестер, К.Ю.** Применение интеллектуальных информационных технологий для персонализации человеко-машинных коммуникаций в сфере дистанционного образования / К.Ю. Брестер, С.Р. Вишневская // Материалы Всероссийской научно-технической конференции ИТСиТ-2014. – Кемерово. – 2014. – С. 23–24.

19. **Брестер, К.Ю.** Распознавание аэрокосмических снимков адаптивными интеллектуальными информационными технологиями / К.Ю. Брестер // Тезисы докладов XX научно-технической конференции молодых ученых и специалистов. – Королев. – 2014. – С. 654–655.

20. **Брестер, К.Ю.** Адаптивная модификация алгоритма MOEA/D-DRA для решения задач бинарной оптимизации / К.Ю. Брестер, С.С. Бежитский // Материалы XVIII Международной научной конференции «Решетневские чтения». – Красноярск. – 2014. – Том 2. – С. 24–26.

21. **Брестер, К.Ю.** Архитектура программной системы для решения задач классификации с автоматическим извлечением информативных признаков многокритериальным генетическим алгоритмом / К.Ю. Брестер // Материалы XVIII Международной научной конференции «Решетневские чтения». – Красноярск. – 2014. – Том 2. – С. 231–233.

22. **Брестер, К.Ю.** Разработка параллельного адаптивного генетического алгоритма многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер, Е.С. Семенкин // Пятая Международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» САИТ-2013: Труды конференции. В 2-х т. – Красноярск: ИВМ СО РАН. – 2013. – Т. 2. – С. 14–21.

23. **Брестер, К.Ю.** Исследование эффективности алгоритмов кластеризации в методе SPEA / К.Ю. Брестер, Е.С. Семенкин // Интеллект и наука: труды XIII Междунар. науч. конф. – Железногорск. – 2013. – С. 69–70.

24. **Брестер, К.Ю.** Применение генетических алгоритмов для решения задач многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер // Всероссийский конкурс научно-исследовательских работ студентов и аспирантов в области информатики и информационных технологий: сб. науч. работ: в 3 т. – Белгород: ИД «Белгород». – 2012. – Т. 3. – С 355–356.

25. **Брестер, К.Ю.** О самонастраивающемся генетическом алгоритме многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер // Материалы XVI Междунар. науч. конф., «Решетневские чтения». – Красноярск. – 2012. – Ч. 2. – С. 474–475.

26. **Брестер К.Ю.** Применение адаптивных генетических алгоритмов для решения задач многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер // Сборник материалов Всероссийского конкурса научно-исследовательских работ студентов и аспирантов в области технических наук. – Санкт-Петербург: СПбГПУ. – 2012. – С. 47–48.

Зарегистрированные программные системы

27. **Брестер, К.Ю.** Сергиенко Р.Б. Программная система для реализации параллельного адаптивного генетического алгоритма многокритериальной оптимизации / К.Ю. Брестер, Р.Б. Сергиенко // Роспатент. Свидетельство №2013618884 от 20.09.2013.

28. **Брестер, К.Ю.** Система автоматического генерирования нейросетевых моделей для решения задач классификации / К.Ю. Брестер, Е.С. Семенкин // Роспатент. Свидетельство №2013660532 от 08.11.2013.

29. **Брестер, К.Ю.** Система автоматизированной классификации и категоризации мультILINGВИСТИЧЕСКИХ документов по содержанию / К.Ю. Брестер, И.А. Панфилов, О.Е. Семенкина и др. // Роспатент. Свидетельство №2013660992 от 30.08.2013.

30. **Брестер, К.Ю.** Семенкина О.Э. Коллективный эволюционный метод многокритеральной оптимизации на основе островной модели / К.Ю. Брестер, О.Э. Семенкина // Роспатент. Свидетельство №2015662503 от 25.11.2015.

31. Семенкин, Е.С. Программная система автоматизированного проектирования интеллектуальных информационных сетей / Е.С. Семенкин, И.А. Панфилов, **К.Ю. Брестер** и др. // Роспатент. Свидетельство №2015662501 от 25.11.2015.

32. Семенкин, Е.С. Программная система для автоматизированной генерации моделей и алгоритмов решения задач анализа активности пользователя / Е.С. Семенкин, И.А. Панфилов, **К.Ю. Брестер** и др. // Роспатент. Свидетельство №2015662579 от 26.11.2015.

33. Семенкин, Е.С. Программная система для автоматизированного управления интеллектуальными информационными сетями / Е.С. Семенкин, И.А. Панфилов, **К.Ю. Брестер** и др. // Роспатент. Свидетельство №2015662581 от 26.11.2015.

Брестер Кристина Юрьевна

Коллективный эволюционный метод многокритериальной оптимизации в
задачах анализа речевых сигналов
Автореферат

Подписано к печати

Формат 60x84/16

Уч. изд. л. 1.0

Тираж 100 экз.

Заказ №

Отпечатано в отделе копировальной и множительной техники СибГАУ
660037, г. Красноярск, пр. им. газ. «Красноярский рабочий», 31