

На правах рукописи



Шерстнев Павел Александрович

**Самоконфигурируемые эволюционные алгоритмы с адаптацией на
основе истории успеха для проектирования моделей машинного
обучения**

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Красноярск – 2025

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Сибирский федеральный университет», г. Красноярск.

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Семенкин Евгений Станиславович

Официальные оппоненты: **Горнов Александр Юрьевич**,
доктор технических наук,
ФГБУН «Институт динамики систем и теории управления имени В.М. Матросова» Сибирского отделения Российской академии наук, лаборатория оптимального управления, главный научный сотрудник

Демидова Лилия Анатольевна
доктор технических наук, профессор
ФГБОУ ВО «МИРЭА - Российский технологический университет», профессор кафедры корпоративных информационных систем

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Южный федеральный университет»

Защита состоится «19» сентября 2025 года в 15.00 на заседании диссертационного совета 24.2.403.01, созданного на базе ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» по адресу: 660037, г. Красноярск, проспект имени газеты Красноярский рабочий, 31.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева» и на сайте: <https://www.sibsau.ru>.

Автореферат разослан «11» августа 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Панфилов Илья Александрович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

В условиях интенсивного развития интеллектуальных информационных технологий (ИИТ) методы машинного обучения (МО) демонстрируют высокий потенциал, однако рост сложности моделей приводит к проблеме снижения их интерпретируемости, а также обостряет необходимость автоматизации процесса проектирования для обеспечения масштабируемости и надежности.

Одним из эффективных решений является применение эволюционных алгоритмов (ЭА), которые зарекомендовали себя как мощные средства моделирования и оптимизации, способные работать с алгоритмически заданными функциями вещественных, булевых, целочисленных и разношкальных переменных. В рамках формирования ИИТ ЭА успешно применяются для проектирования нечетких логических систем (НЛС) и нейронных сетей (ИНС) (F. Herrera, J. Del Ser, K. Stanley, P. Bonissone, В. В. Становов), автоматизированного проектирования ансамблей и коллективов моделей (P. N. Suganthan, Z. H. Zhou, S. Raschka, L. I. Kuncheva), а также для настройки и оптимизации других моделей МО и синтеза новых ЭА оптимизации сложных систем (G. Kendall, F. Hutter, B. Doerr, E. A. Сопов).

Однако эффективность ЭА напрямую зависит от выбора их внутренних настроек. Согласно «No Free Lunch» теореме Уолперта и Макреди, не существует единого набора настроек, который гарантированно работал бы оптимально на всех классах задач. Для решения этой проблемы требуется внедрение механизмов самоадаптации ЭА в процессе поиска решения. Выделяют два варианта такой настройки: самоконфигурирование — выбор типа генетического оператора, и самонастройка — адаптация численных параметров.

В рамках направления самоадаптации разработано множество алгоритмов. К наиболее известным относятся самоконфигурируемые ЭА, корректирующие вероятность выбора генетических операторов в пользу наиболее эффективных (J. Niehaus, Семенкина М. Е.), коллективные алгоритмы, объединяющие несколько подходов (Kenneth A. De Jong, Ахмедова Ш. А.), и Success History-based Parameter Adaptation (SHA) — схема адаптации на основе истории успеха, ставшая основой многих современных методов самонастройки (R. Tanabe, T. Fukunaga).

Итогом становится то, что даже при разнообразии подходов проблема автоматизированного конструирования моделей МО с минимальным участием эксперта по-прежнему остается актуальной. Таким образом, разработка и исследование самоадаптивных методов моделирования и оптимизации для автоматизированного проектирования моделей МО представляет собой **актуальную научно-техническую задачу**.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности и интерпретируемости моделей машинного обучения за счет разработки и применения самоадаптивных эволюционных алгоритмов моделирования и оптимизации для автоматизированного формирования моделей.

Объектом исследования являются ЭА, используемые при автоматизированном проектировании моделей МО (ИНС, НЛС и их ансамблей). **Предмет исследования** составляют методы самоадаптации ЭА, направленные на повышение точности и интерпретируемости формируемых моделей.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующий комплекс **задач**:

1. Выполнить обзор современных подходов к проектированию ИИТ и методов самоадаптации ЭА с целью выявления наиболее перспективных решений.

2. Разработать метод самоадаптации ЭА, интегрирующий сильные стороны существующих подходов и обеспечивающий повышение эффективности алгоритмов.

3. На основе разработанного метода самоадаптации разработать генетический алгоритм (ГА) для задач оптимизации с разношкальными переменными и алгоритм генетического программирования (ГП) с динамической адаптацией операторов и параметров.

4. Разработать алгоритм автоматизированного формирования ансамблей нейронных сетей (АНС), оптимизирующий выбор их структуры и количества участников.

5. Разработать метод гибридизации ИИТ на основе ЭА, обеспечивающий высокую точность и интерпретируемость полученных решений и автоматизацию формирования моделей МО.

6. Реализовать предложенные методы в виде программных систем и провести сравнительный анализ с существующими подходами на репрезентативном множестве тестовых и практических задач.

Методы исследования. При выполнении диссертационного исследования применялись методы вычислительного интеллекта, эволюционных вычислений, оптимизации, теории вероятностей и математической статистики, теории обработки информации.

Научная новизна включает следующие пункты:

1. Разработан, реализован и исследован новый самоконфигурируемый ГА, отличающийся измененным циклом работы и комплексной модифицированной процедурой скрещивания, а также интеграцией механизма адаптации вероятностей операторов скрещивания и мутации на основе истории успеха, что обеспечивает повышение надежности по сравнению с известными аналогами.

2. Разработан, реализован и исследован новый самоконфигурируемый

алгоритм ГП, отличающийся измененным циклом работы и комплексной модифицированной процедурой скрещивания, а также интеграцией механизма адаптации вероятностей операторов скрещивания и мутации на основе истории успеха, что обеспечивает повышение надежности по сравнению с известными аналогами.

3. Разработан, реализован и исследован новый алгоритм автоматизированного формирования АНС на основе алгоритма ГП, отличающийся от известных способом совместного кодирования множества ИНС в одном бинарном дереве, что позволяет одновременно оптимизировать архитектуру участников ансамбля, их количество и параметры мета-модели, обеспечивая автоматизацию процесса формирования ИИТ.

4. Разработан, реализован и исследован новый метод гибридизации ИИТ на основе ЭА, отличающийся от известных автоматизированной интеграцией нейросетевых моделей и НЛС, что позволяет объединить высокую точность нейросетевой модели с возможностью логической интерпретации ее поведения, обеспечивая построение объяснимых и компактных моделей без необходимости ручной настройки.

Теоретическая значимость результатов диссертационного исследования состоит в том, что разработаны новые ЭА для автоматизированного формирования точных и интерпретируемых ИИТ. В частности, разработанные методы самоадаптации и генетические операторы расширяют существующие подходы к адаптации операторов и параметров ЭА. Кроме того, полученные в работе гибридные модели МО, объединяющие ИНС, их ансамбли и НЛС, способствуют развитию теории формирования интерпретируемых моделей МО, сочетающих преимущества высокой точности и интерпретируемости решений. Разработанный метод автоматизированного формирования АНС на основе предложенного метода кодирования структур ИНС бинарными деревьями расширяет теоретические основы эволюционного проектирования ансамблевых моделей, обеспечивая возможность одновременной оптимизации структуры участников ансамбля, их количества и структуры итоговой мета-модели.

Практическая значимость результатов исследования заключается в разработке и реализации программной библиотеки с открытым исходным кодом «Thefittest» на языке Python, предназначенной для эффективного применения самоадаптивных ЭА в задачах оптимизации и проектирования ИИТ. Библиотека предоставляет удобный инструмент для пользователей, не обладающих специальными знаниями в области эволюционного моделирования, позволяя автоматизировать процесс формирования моделей, включая ИНС, АНС и НЛС.

Эффективность и работоспособность разработанных алгоритмов и программных систем подтверждена на различных задачах из открытых

наборов данных, а также на ряде практических задач, включая прогнозирование акустических характеристик древесных панелей, краткосрочный прогноз силы ветра на морском побережье и моделирование процесса деградации солнечных батарей космического аппарата. Практическая значимость и качество разработанной библиотеки дополнительно подтверждены наградами, полученными на ряде профильных конкурсов: Samsung Innovation Campus 2024, Soft-Парад 2025, Премия «Гравитация 2025» (номинация «Алгоритмы и программные решения в области искусственного интеллекта и больших данных»).

Реализация результатов работы. В ходе диссертационного исследования была разработана и представлена в открытом доступе программная библиотека Thefittest, включающая программные реализации разработанных в диссертации алгоритмов, а также ряда аналогичных методов. С использованием данной библиотеки создано 6 программных систем, зарегистрированных в Федеральной службе по интеллектуальной собственности (Роспатент). Диссертационная работа выполнена в рамках проектов № 075-15-2022-1121 - мегагрант «Гибридные методы моделирования и оптимизации в сложных системах» и № FEFE-2023-0004 - государственное задание Министерства науки и высшего образования Российской Федерации «Адаптивные методы синтеза и управления проектированием компонентов сложных систем».

Разработанные в рамках диссертационного исследования программные системы внедрены в учебный процесс Института информатики и телекоммуникаций СибГУ им. Решетнева, а также Института математики и фундаментальной информатики Сибирского федерального университета.

Эффективность разработанных алгоритмов и реализующих их программ подтверждена также справками о передаче и использовании от трех научных организаций.

Основные защищаемые положения:

1. Самоконфигурируемый ГА с измененным циклом работы, комплексной модификацией процедуры скрещивания и адаптацией параметров на основе истории успеха обеспечивает повышение надежности решения задач разношкальной оптимизации по сравнению с известными аналогами.

2. Самоконфигурируемый алгоритм ГП с измененным циклом работы, комплексной модификацией процедуры скрещивания и адаптацией параметров на основе истории успеха обеспечивает повышение надежности решения задач символьной регрессии, построения моделей и предсказательного моделирования.

3. Метод кодирования АНС с помощью бинарных деревьев, обеспечивающий одновременную оптимизацию структуры отдельных сетей, количества участников ансамбля и структуры мета-модели, является

эффективным средством автоматизированного построения ансамблей ИНС с возможностью адаптации структуры ансамбля и высокой точностью.

4. Метод гибридизации ИИТ на основе ЭА, обеспечивающий автоматизированную интеграцию ИНС, их ансамблей и НЛС, позволяет формировать модели с сохранением точности и повышенной объяснимостью принимаемых решений.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности.

Диссертационное исследование соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика»: 4 – Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта, 5 – Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 22 работы, из них 5 статей в журналах Перечня ВАК РФ, в том числе одна в журнале из «Белого списка», 5 статей в изданиях, индексируемых в международных базах цитирования Web of Science и Scopus. Зарегистрированы 6 программных систем в Федеральной службе по интеллектуальной собственности (Роспатент).

Обоснованность и достоверность полученных результатов подтверждается многократными численными экспериментами с применением методов статистической обработки, использованием репрезентативного набора тестовых задач, сопоставлением с данными из научной литературы, а также успешным применением при решении практических задач и представлением результатов на профильных научных конференциях.

Апробация работы. Результаты диссертационного исследования и разработанные в его рамках алгоритмы были представлены и обсуждены на ряде международных и всероссийских научно-практических конференций, включая: Международную научно-практическую конференцию «Научные исследования – основа современной инновационной системы» (Саратов, 2025 г.), Международную научно-практическую конференцию «Фундаментальные и прикладные исследования в науке и образовании» (Ижевск, 2025 г.); Международную научно-практическую конференцию «Прорывные научные исследования как двигатель науки» (Пермь, 2025 г.); Международную ИТ-конференцию «Ключевые тренды развития искусственного интеллекта: наука и технологии» (МГТУ им. Баумана, 2023); Международную школу-семинар «Гибридные методы моделирования и оптимизации в сложных системах» (НММОС-2023 и НММОС-2022); III Международную научно-практическую конференцию «Современные достижения в области материаловедения и технологий»

(SAMSTech-III 2022, Красноярск); VIII Международную научно-практическую конференцию «Актуальные проблемы авиации и космонавтики» (Красноярск, 2022 г.); Всероссийскую научную конференцию «Российская наука, инновации, образование — РОСННО-2022» (Красноярск,); II Международную научно-практическую конференцию «Перспективы развития науки, инженерии, естественно-научного, технического и цифрового образования» (ASEDU-II 2021, Красноярск); а также XXIV Международную научно-практическую конференцию «Решетнёвские чтения», посвященную памяти академика М. Ф. Решетнева (Красноярск, 2020 г.). Реализованная библиотека Thefittest была представлена в виде тьюториала на Международной конференции 13th International Workshop of Mathematical Models and their Applications (IWMMA'2024, Krasnoyarsk).

Диссертация была представлена и обсуждена на научно-технических семинарах кафедры программной инженерии Сибирского федерального университета и кафедры системного анализа и исследования операций СибГУ им. ак. М.Ф. Решетнева.

Структура и объем работы. Диссертационная работа изложена на 148 страницах и состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 181 источника и 7 приложений.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении представлена общая характеристика работы, обоснована актуальность темы диссертационного исследования, сформулированы цель и задачи исследования, отмечены научная новизна и практическая значимость работы, а также изложены основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе диссертации рассматриваются ЭА как методы глобальной оптимизации, эффективно работающие на задачах с множеством локальных экстремумов. Рассматриваются ключевые направления в области МО и ЭА, лежащие в основе предлагаемых в работе подходов и методов. Выполнен обзор современных методов интеллектуального анализа данных (ИАД), с акцентом на ИНС, НЛС и коллективные модели МО. Также приведен анализ существующих подходов к гибридизации моделей и автоматическому проектированию их структур с использованием ЭА. Дополнительно рассмотрены существующие библиотеки и фреймворки для применения ЭА в ИИТ.

Во второй главе рассматривается проблема повышения эффективности ЭА путем применения методов самоадаптации. Представлен новый метод, который базируется на идеях метода Success History based Parameter Adaptation (SHA), изначально разработанного для алгоритма ДЭ. Его основная идея заключается в использовании накопленной информации об успешных решениях для динамической

настройки числовых параметров алгоритма. Для интеграции SHA в ГА и ГП структура их циклов работы была переработана с учетом особенностей цикла работы алгоритма ДЭ: для каждого индивида формируется потомок, который заменяет родителя при улучшении функции пригодности (ФП); при этом текущий индивид (*current*) обязательно участвует в скрещивании, а остальные родители отбираются с помощью оператора селекции. В рамках метода предложена модифицированная процедура равномерного скрещивания для ГА и ГП, учитывающая вероятность скрещивания текущего индивида с другими родителями, селективное давление на этапе скрещивания и возможность использования более двух родителей. Данный оператор выполняется в два этапа: сначала для каждого гена с вероятностью CR_r , которая рассчитывается по формуле (1), определяется, будет ли он унаследован от первого родителя (текущего индивида) или от других родителей. Если ген выбирается от первого родителя, алгоритм переходит к следующему гену. В противном случае на втором этапе происходит выбор среди оставшихся родителей с учетом их значений ФП.

$$CR_r = randn(MCR_r, 0.1). \quad (1)$$

Здесь *randn* — случайное число с нормальным распределением, а MCR_r — запоминаемое значение вероятности скрещивания, выбранное по случайному индексу r из памяти успешных применений операторов, обновляемое на основе успешности предыдущих поколений. Операторы мутации как для ГА, так и для ГП остаются без изменения, однако, они инициализируются не с заданной заранее вероятностью, а с вероятностью MR_r , которая динамически настраивается в процессе поиска решения по формуле (2):

$$MR_r = randc(MMR_r, 0.1). \quad (2)$$

Здесь *randc* — генератор случайных чисел по распределению Коши, а MMR_r — запоминаемое значение вероятности мутации, также извлекаемое из памяти по индексу r .

Используя описанный метод, становится возможным настраивать вероятности мутации и скрещивания на основе истории успеха в ГА и ГП. На основе всех предложенных модификаций был разработан метод, сочетающий измененный цикл работы алгоритма, модифицированную процедуру скрещивания, адаптацию параметров по истории успеха и методы самоконфигурирования. В рамках данного метода были разработаны два ЭА:

- самоконфигурируемый ГА с адаптацией на основе истории успеха, реализованный в двух вариантах: SelfCSHAGA (Self-Configuring Success History-based Adaptation Genetic Algorithm) и PDPSHAGA (Population-Level Dynamic Probabilities Success History-based Adaptation Genetic Algorithm), отличающихся механизмом настройки вероятностей применения генетических операторов;

- самоконфигурируемый ГП с адаптацией на основе истории успеха,

реализованный в двух вариантах: SelfCSHAGP (Self-Configuring Success History-based Adaptation Genetic Programming) и PDPSHAGP (Population-Level Dynamic Probabilities Success History-based Adaptation Genetic Programming), построенных на тех же принципах.

Для оценки эффективности предложенных решений было проведено экспериментальное исследование со сравнением их с известными самоадаптивными ЭА. Для алгоритмов на основе ГА использовались задачи из набора CEC 2014, охватывающие широкий спектр тестовых функций с различными характеристиками (модальность, размерность, смещенность относительно центра, и т.д.), а также задачи псевдодулевой оптимизации. По результатам тестирования алгоритм SelfCSHAGA показал наивысшую среднюю надежность, понимаемую как долю успешных запусков, в которых было найдено решение, удовлетворяющее критериям задачи (табл. 1; в данной и последующих таблицах полужирным шрифтом выделены лучшие значения метрик). Если алгоритм не является самоконфигурируемым (например, GA или CSHAGA), то для него усредняются значения надежности по всем конфигурациям, а также фиксируется максимальная надежность, достигнутая при лучшей конфигурации, установленной полным перебором возможных вариантов.

Таблица 1. Усредненные по 100 запускам значения надежности для предложенных и известных ГА на задачах вещественной и псевдодулевой оптимизации

Алгоритм	Задачи вещественной оптимизации	Задачи псевдодулевой оптимизации
Генетический алгоритм	0.13 (максимум 0.74)	0.57 (максимум 1.00)
SelfCGA	0.24	0.81
PDPGA	0.10	0.80
SHAGA	0.44	0.86
CSHAGA	0.42 (максимум 0.782)	0.79 (максимум 1.00)
SelfCSHAGA (предлагаемый)	0.54	0.97
PDPSHAGA (предлагаемый)	0.46	0.94

Дополнительно предлагаемый алгоритм был протестирован на задаче формирования нечетко-логических классификаторов (НЛК), которая представляет собой задачу разношкальной оптимизации. В ней одновременно оптимизируются бинарные переменные, определяющие структуру классификатора (включение или исключение правил и предпосылок), и дискретные значения — номера нечетких термов.

Для построения НЛК были выбраны задачи классификации из репозитория UCI Machine Learning Repository: Breast Cancer Wisconsin (BC), Credit Risk (CR), Banknote Authentication (BA), TwoNorm (TN) и RingNorm

(RN). В этих экспериментах (см. табл. 2) SelfCSHAGA получил наименьший средний ранг 2.0, а также продемонстрировал лучшие значения F1-меры на трех из пяти задач.

Таблица 2. Усредненные по 20 запускам значения F1-меры, достигнутые при формировании НЛК предложенными и известными самоадаптивными ГА

Алгоритм	BC	CR	BA	TN	RN	Ср. ранг
SelfCGA	0.938	0.882	0.971	0.954	0.919	3.6
PDPGA	0.943	0.896	0.971	0.956	0.922	2.2
SelfCSHAGA (предлагаемый)	0.937	0.886	0.980	0.958	0.926	2.0
PDPSHAGA (предлагаемый)	0.937	0.887	0.973	0.956	0.924	2.2

Для тестирования алгоритмов ГП использовалась база Feynman Symbolic Regression Database (120 физических уравнений с числом переменных от 1 до 9). Качество решений оценивалось долей уравнений с R^2 выше порога, который динамически меняется от 0 до 1. Наилучшие результаты показал PDPSHAGP — как по усредненной метрике (0.848), так и по среднему рангу (1.1), заняв первое место на большинстве задач (см. табл. 3).

Таблица 3. Усредненные по 20 запускам значения R^2 и средние ранги самоадаптивных алгоритмов ГП на задачах Feynman Symbolic Regression Database

Алгоритм	Усредненное R^2	Средний ранг
SelfCGA	0.742	3.8
PDPGA	0.773	2.9
SelfCSHAGA (предлагаемый)	0.797	2.2
PDPSHAGA (предлагаемый)	0.848	1.1

Дополнительно разработанные алгоритмы ГП были протестированы на задачах МО — как регрессии, так и классификации. Для экспериментов были выбраны пять задач классификации (BC, CR, BA, TN, RN), а также две задачи регрессии — Diabetes Data Set (DD) и Combined Cycle Power Plant (CC). Результаты представлены в табл. 4. Из четырех протестированных реализаций на семи задачах наилучшую общую эффективность продемонстрировал PDPSHAGP, занявший первое место по среднему рангу (1.43) и показавший статистически значимо лучшие результаты в четырех из семи случаев.

Таблица 4. Усредненные по 20 запускам значения F1-меры (для классификации) и R² (для регрессии) для предложенных и известных самоадаптивных алгоритмов ГП

Алгоритм	BC	CR	BA	TN	RN	DD	CC	Ср. ранг
SelfCGP	0.954	0.912	0.990	0.958	0.779	0.309	0.901	3.28
PDPGP	0.951	0.942	0.980	0.961	0.782	0.329	0.907	2.57
SelfCSHAGP (предлагаемый)	0.950	0.934	0.985	0.972	0.821	0.318	0.905	2.71
PDPSHAGP (предлагаемый)	0.954	0.960	0.994	0.975	0.838	0.302	0.909	1.43

Таким образом, проведенные эксперименты показали, что разработанные на основе предложенного в данной главе метода самоадаптации алгоритмы ГА и ГП демонстрируют устойчивое преимущество по сравнению с существующими аналогами. Это подтверждает эффективность самого метода, основанного на совместном использовании адаптации параметров по истории успеха и механизмов самоконфигурирования. При этом для задач, решаемых с помощью ГА, наилучшие результаты показал алгоритм SelfCSHAGA, тогда как для ГП лидирующие позиции занял алгоритм PDPSHAGP.

В **третьей** главе предложен метод формирования АНС с помощью алгоритма ГП и других ЭА. Структура одной ИНС может быть закодирована в виде бинарного дерева. Функциональное множество $F = \{+, >\}$ включает две операции: «+» — объединение нейронов в слои, и «>» — их последовательное соединение. В терминальном множестве находятся блоки входных и скрытых нейронов. В рамках данной работы предлагается модификация этого метода, особенность которой заключается в расширении функционального множества специальными операциями, позволяющими кодировать сразу множество структур в одном бинарном дереве. Пример такой операции проиллюстрирован на рис. 1, где в структуре дерева с указанием «Генотип» присутствует специальный узел «2sg/>». Этот узел является элементом функционального множества, но отличается тем, что содержит в себе характеристики как функционального, так и терминального узла. Сначала необходимо разделить общее дерево на отдельные деревья, а затем декодировать каждое по отдельности. После декодирования каждая ИНС-участник обучается на своем подмножестве данных (бутстрап-выборка). Затем, как показано в блоке «Фенотип» на рис. 1, мета-модель, которая в данном случае является однослойным перцептроном, обучается на выходах участников для агрегирования их прогнозов. Предлагаемый подход обеспечивает кодирование разнообразных нейросетевых структур, их совместную оптимизацию и автоматизированный выбор количества участников ансамбля. Дополнительно он может быть расширен до двух деревьев: одно кодирует

архитектуры ИНС-участников, другое — структуру мета-модели.

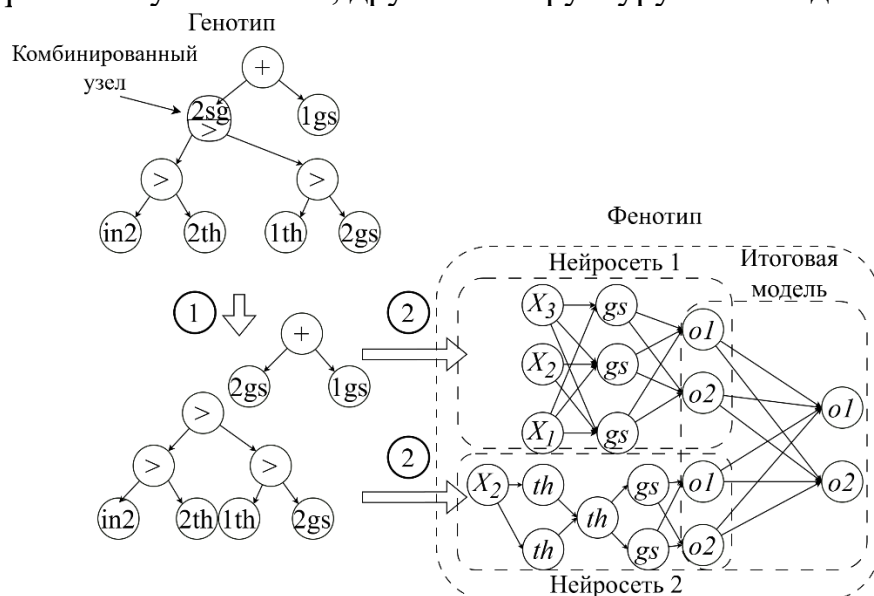


Рисунок 1 – Пример кодирования ансамбля из двух нейронных сетей в бинарном дереве

На основе данного подхода разработан метод GPENN (Genetic Programming Ensemble of Neural Networks), который был протестирован на шести тестовых задачах: четыре задачи классификации (BC, CR, UK (User Knowledge), BA) и две задачи регрессии (DD, CC). Структура и состав ансамбля оптимизировались с помощью PDPSHAGP, а веса ИНС-участников ансамбля настраивались с помощью алгоритма SHADE (Success-History Adaptation for Differential Evolution). В табл. 5 приведены результаты тестирования.

Таблица 5. Усредненные по 30 запускам значения F1-меры и R^2 , достигнутые методом GPENN и другими методами МО на задачах классификации и регрессии

Алгоритм	BC	CR	UK	BA	DD	CC	Ср. ранг
GPNN	0.952	0.978	0.939	0.990	0.455	0.921	6.75
Gradient Boosting	0.958	0.968	0.928	1.0	0.559	0.927	4.91
Linear Model	0.977	0.779	0.747	0.970	0.551	0.905	6.75
MLP	0.938	0.986	0.948	1.0	0.544	0.900	5.33
Random Forest	0.958	0.978	0.941	0.993	0.524	0.924	5.50
Voting	0.958	0.981	0.953	1.0	0.553	0.929	3.08
Stacking	0.977	0.973	0.949	1.0	0.562	0.467	4.25
XGBoost	0.958	0.979	0.940	1.0	0.430	0.908	5.58
GPENN (предлагаемый)	0.959	0.993	0.955	0.999	0.567	0.919	2.83

В ходе тестирования предлагаемый метод GPENN получил

минимальный средний ранг среди всех методов (2.83). Даже в тех случаях, когда он не занимал первое место, его показатели оставались близкими к лучшим, что подтверждает его высокую конкурентоспособность. Таким образом, GPENN достигает не только высокой точности, но и снижает необходимость ручной настройки, хотя требует при этом существенно больших вычислительных ресурсов по сравнению с традиционными методами — что важно учитывать при практическом применении.

Четвертая глава посвящена применению разработанных в диссертации методов и алгоритмов к решению прикладных задач прогнозирования. Для этой цели была создана библиотека с открытым исходным кодом Thefittest, предназначенная для исследования, разработки и практического применения современных ЭА в задачах моделирования и оптимизации. Библиотека обеспечивает совместимость с популярными фреймворками МО (например, scikit-learn), а также поддержку многопоточной обработки и ускорение вычислений с использованием графических процессоров. Библиотека обеспечивает автоматизацию проектирования, настройки и оптимизации ИИТ (ИНС, АНС, НЛС) для задач классификации, регрессии и оптимизации сложных систем, предоставляя при этом функциональные модули для представления и обработки n-арных деревьев, ИНС с произвольной архитектурой, а также средства визуализации моделей и анализа данных. Помимо известных ЭА (SelfCGA, SHAGA, SHADE, SelfCGP, PDPGA, PDPGP и др.), в состав библиотеки включены новые алгоритмы, разработанные в рамках диссертации: SelfCSHAGA, PDPSHAGA, SelfCSHAGP, PDPSHAGP и GPENN. Разработанная библиотека использовалась при решении рассматриваемых в данной главе практических задач.

В рамках главы описывается подход гибридизации ИИТ на основе ЭА, обеспечивающий автоматизацию формирования моделей, высокую точность и интерпретируемость. Его основная идея заключается в последовательном построении точной прогностической модели в виде АНС и объясняющей ее интерпретируемой НЛС. На первом этапе АНС обучается на исходной выборке (X, Y). Затем на ее входах и выходах формируется выборка (X_{nn}, Y_{nn}), на которой обучается НЛС с целью воспроизвести выходы ансамбля. Обе модели проектируются с помощью самоконфигурируемых ЭА с адаптацией на основе истории успеха. Такой подход позволяет получить точную модель с ограниченной объяснимостью и ее логически понятную аппроксимацию, что делает систему более пригодной для практического использования.

Задача краткосрочного прогнозирования силы ветра на морском побережье. Вход: значения скорости ветра (WindSpeed) и порывов (WindSpeedMax) за $T-45$, $T-30$, $T-15$ и T минут. Выход: WindSpeed на горизонтах от $T+15$ до $T+180$. Обучающая выборка — 31 521 наблюдение,

тестовая — 3490. Модель должна быть точной и интерпретируемой, что важно для оперативного использования.

Для решения применялся предложенный ранее подход: сначала формировалась точная модель АНС, затем — интерпретируемая НЛС, аппроксимирующая АНС. Оценка проводилась по метрике RMSE, которая рассчитывалась в четырех вариантах: 1. АНС, обученный на исходной задаче; 2. НЛС1, обученная на исходной задаче; 3. НЛС2 — обученная и протестированная на входах и выходах АНС; 4. НЛС2' — обученная на входах выходах АНС и протестированная на исходной задаче. Средние RMSE по 20 запускам приведены в табл. 6.

Таблица 6. Усредненные по 20 запускам значения RMSE на задаче прогнозирования силы ветра

Выход	АНС	НЛС1	НЛС2	НЛС2'
WindSpeed (T+15)	1.39	1.983	1.081	1.910
WindSpeed (T+30)	1.49	1.983	1.042	1.925
WindSpeed (T+45)	1.53	1.984	0.995	1.929
WindSpeed (T+60)	1.57	1.985	0.954	1.927
WindSpeed (T+75)	1.60	1.985	0.912	1.939
WindSpeed (T+90)	1.63	1.985	0.857	1.933
WindSpeed (T+105)	1.64	1.986	0.857	1.934
WindSpeed (T+120)	1.66	1.987	0.792	1.931
WindSpeed (T+135)	1.69	1.987	0.803	1.939
WindSpeed (T+150)	1.72	1.987	0.777	1.950
WindSpeed (T+165)	1.73	1.988	0.741	1.954
WindSpeed (T+180)	1.76	1.988	0.747	1.960
Среднее	1.62	1.975	0.880	1.936

НЛС2, обученная на выходах АНС, показала низкую ошибку при аппроксимации прогнозов ансамбля (RMSE = 0.880). НЛС1, обученная на исходных данных, имела RMSE = 1.975 и сложную базу правил: в среднем 8 предпосылок на правило. Наилучшие результаты были достигнуты при совместном использовании АНС (RMSE = 1.62) и интерпретирующей его модели НЛС2', обученной на выходах АНС и протестированной на исходной задаче. Эта модель показала RMSE = 1.936 и обладала компактной логической структурой (4–5 предпосылок на правило), обеспечивая как достаточную точность, так и интерпретируемость прогноза.

Пример правила НЛС2: **ЕСЛИ** $WindSpeedMax[T-45]$ среднее **И** $WindSpeedMax[T-30]$ среднее **И** $WindSpeed[T-15]$ высокое **И** $WindSpeed[T]$ среднее, **ТОГДА** $WindSpeed[T+15]$ – $[T+180]$: высокое, высокое, среднее, ...

Задача прогнозирования деградации солнечных батарей космического аппарата. Рассматривается задача прогнозирования характеристик солнечных батарей КА ($U_{хх1}$, $I_{кз1}$, $U_{хх2}$, $I_{кз2}$) на основе параметров эксплуатации и внешней среды (ресурс, флюенсы, освещенность). Данные охватывают 295 дней, из которых первые 169 использовались для обучения, остальные — для тестирования. Целью было создание достаточно точной и интерпретируемой системы прогнозирования. Применялся тот же подход, комбинирующий АНС и объясняющую его НЛС. Для сравнения также добавлены методы других исследователей: SelfCGP-E, SelfCGP+ANN и 3-layer MLP. Результаты приведены в табл. 7.

Таблица 7. Усредненная по 20 запускам относительная ошибка (%) на задаче прогнозирования деградации солнечных батарей для исследуемых моделей

Эксперимент\модель	Относительная ошибка, %
АНС (обучена на исходных данных)	4.25
НЛС1 (обучена на исходных данных)	8.13
НЛС2 (обучена на входах/выходах АНС, тест на АНС)	6.26
НЛС2' (обучена на входах/выходах АНС, тест на исходных данных)	7.45
SelfCGP-E	4.18
SelfCGP+ANN	4.65
3-layer MLP	5.7

В результате экспериментов автоматически сформированный АНС продемонстрировал низкую ошибку (4.25 %), сопоставимую с лучшим из известных методов (SelfCGP-E — 4.18 %), превосходя при этом альтернативные нейросетевые подходы. НЛС2', обученная на выходах АНС, обеспечивает интерпретируемость и может использоваться как самостоятельная модель: она компактнее (14.4 правила и 3.6 предпосылки в среднем против обученной на исходных данных НЛС1, у которой 19.7 правил с 6.9 предпосылками) и точнее (7.45 % против 8.13 % ошибки).

Задача прогнозирования уровня звукового давления деревянных панелей. Рассматривается задача построения модели, прогнозирующей уровень звукового давления, проходящего через деревянные панели, по их структурно-технологическим характеристикам. Использовались данные 130 лабораторных испытаний, проведенных на специализированном акустическом стенде. Наблюдения включали параметры: радиус, глубина и

площадь, занятая звуковыми карманами на образце панели, толщина панели и клеевого слоя между слоями панели, влажность древесины и частота выходного сигнала, исходящего от источника звука. Целевой переменной выступал уровень звукового давления (в дБ). Средняя RMSE по АНС составила 3.3 дБ (около 10 % отклонения от истинных значений). Интерпретируемые модели показали более высокую ошибку: 4.9 дБ у НЛС1, обученной на исходных данных, и 5.1 дБ у НЛС2, обученной на входах и выходах АНС.

Статистически значимых различий в точности между НЛС1 и НЛС2 не выявлено, при этом структура НЛС2 оказалась существенно проще: при большем среднем количестве правил (9 против 5.15), число предпосылок в каждом правиле было более чем в два раза меньше (в среднем 4.04 против 10.9), что в итоге приводит к меньшему общему числу предпосылок. При этом, при воспроизведении выходов АНС на выборке (X_{NN}, Y_{NN}) , НЛС2 показала ошибку 1.9 дБ.

Пример правила НЛС2: ***ЕСЛИ** Толщина панели 1 Низкое **И** Толщина панели 3 Низкое **И** Влажность Низкое **И** Частота Низкое, **ТОГДА** Уровень звукового давления Высокое.*

Таким образом, разработанные алгоритмы и методы эффективно решают задачи моделирования и прогнозирования. АНС демонстрирует конкурентную точность, а НЛС, обученная на выходах ансамбля, формирует более компактную базу правил, чем НЛС, построенная на исходных данных, и обеспечивает меньшую либо сравнимую ошибку. В итоге формируется система из двух моделей: точного, но слабо интерпретируемого АНС и объясняющей его НЛС.

В **заключении** представлены ключевые положения и обобщенные результаты, полученные в ходе выполнения диссертационного исследования.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

В диссертационной работе получены следующие результаты:

1. Выполнен обзор современных методов проектирования ИИТ и подходов самоадаптации ЭА.
2. Разработан и исследован самоконфигурируемый ГА с измененным циклом работы, модифицированной процедурой скрещивания и адаптацией на основе истории успеха.
3. Разработан и исследован самоконфигурируемый алгоритм ГП с измененным циклом работы, модифицированной процедурой скрещивания и адаптацией на основе истории успеха.
4. Предложен, реализован и исследован метод формирования АНС с помощью бинарных деревьев, обеспечивающий одновременную оптимизацию структуры сетей-участников ансамбля и их количества.
5. Предложен и исследован подход гибридизации ИИТ на основе ЭА, в

котором реализовано автоматизированное проектирование нейросетевых моделей, а также формирование базы нечетких правил, объясняющей процесс принятия решения нейросетевой моделью.

6. Разработана библиотека программных модулей на языке Python, интегрирующая предложенные самоадаптивные ЭА, и реализовано 6 программных систем, использующих функционал библиотеки.

7. Проведено исследование разработанных методов на ряде тестовых и прикладных задач, показавшее эффективность предлагаемых алгоритмов моделирования и оптимизации при формировании моделей МО.

Таким образом, в диссертационном исследовании поставлена и решена актуальная научная задача повышения эффективности и интерпретируемости моделей МО за счет разработки самоадаптивных ЭА и их применения к автоматизированному проектированию ИИТ, что имеет существенное значение для теории и практики системного анализа, управления и обработки информации.

ПУБЛИКАЦИИ АВТОРА ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в журналах Перечня ВАК

1. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. SelfCSHAGA: Самоконфигурируемый генетический алгоритм оптимизации с адаптацией на основе истории успеха // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2025. № 2 (151). С. 122–139.

2. Шерстнев П. А., Семенкин Е. С. Самоконфигурируемые алгоритмы генетического программирования с адаптацией на основе истории успеха // Сибирский аэрокосмический журнал. 2025. Т. 26. № 1. С. 60–70.

3. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. Автоматизированное проектирование ансамблей нейронных сетей самоконфигурируемыми эволюционными алгоритмами // Системы управления и информационные технологии. 2025. № 2 (100). С. 52–58.

4. Шерстнев П. А., Семенкин Е. С., Митрофанов С. А., Ганчев Т. Д. Автоматизированное проектирование интерпретируемой модели машинного обучения для оперативного прогнозирования силы ветра на морском побережье // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2025. Т. 13. № 2. DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.032. URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1945>.

5. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. Применение эволюционных алгоритмов при проектировании интерпретируемых моделей машинного обучения в задачах классификации // Системы управления и информационные технологии. 2022. № 1 (87). С. 17–20.

Статьи в изданиях, индексируемых в Scopus и Web of Science

6. Sherstnev P. Thefittest: evolutionary machine learning in Python // Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS-II 2023): Proceedings of the II International Workshop.

Krasnoyarsk: ITM Web of Conferences, 2024. Vol. 59. Article 02020. 11 p.

7. Sherstnev P. Self-adaptation Method for Evolutionary Algorithms Based on the Selection Operator // High-Performance Computing Systems and Technologies in Scientific Research, Automation of Control and Production. HPCST 2023 / eds. Jordan V., Tarasov I., Shurina E., Filimonov N., Faerman V.A. Cham: Springer, 2024. (Communications in Computer and Information Science; vol. 1986).

8. Sherstnev P.A., Polyakova A.S., Lipinskiy L.V., Semenkin E.S. Evolutionary algorithm for automated formation of recurrent neural networks // AIP Conference Proceedings. 2024. Vol. 3021, № 1. Article 060035.

9. Sherstnev P.A. Self-configuring evolutionary algorithms-based design of hybrid interpretable machine learning models // Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS 2022): Proceedings of the I International Workshop. Krasnoyarsk, 2023. С. 313–320.

10. Sopov A., Sherstnev P. An investigation of the hybridization of DE and BFGS algorithms // Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS 2022): Proceedings of the I International Workshop. Krasnoyarsk, 2023. С. 336–342.

Статьи в других изданиях

11. Шерстнев П.А. Применение самоконфигурируемых эволюционных алгоритмов при проектировании интерпретируемых моделей прогноза деградации солнечных батарей космического аппарата // Научные исследования: основа современной инновационной системы: в 2 ч. Ч. 1. Сборник статей Международной научно-практической конференции. Саратов, 2025. С. 171–176.

12. Шерстнев П.А. Исследование эффективности самоконфигурируемых алгоритмов генетического программирования в задачах классификации и регрессии // Фундаментальные и прикладные исследования в науке и образовании: сборник статей Международной научно-практической конференции. Ижевск, 2025. С. 99–103.

13. Шерстнев П.А., Храмов И.В., Гузоватова А.Д. Применение самонастраивающихся эволюционных алгоритмов для автоматизации проектирования моделей звукового давления древесных панелей // Прорывные научные исследования как двигатель науки: сборник статей Международной научно-практической конференции. Пермь, 2025. С. 42–45.

14. Шерстнев П.А., Липинский Л.В. Эволюционный алгоритм проектирования искусственных нейронных сетей с перераспределением ресурсов // Российская наука, инновации, образование: РОСННО-2022. Сборник научных статей по материалам Всероссийской научной конференции. Красноярск, 2022. С. 131–141.

15. Шерстнев П.А. Настройка структуры искусственной нейронной сети с помощью самоконфигурируемого метода генетического

программирования // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. Сборник материалов VIII Международной научно-практической конференции, посвященной Дню космонавтики. В 3 т. Красноярск, 2022. С. 101–103.

16. Болдырев Д.В., Шерстнев П.А., Липинский Л.В. Исследование влияния параметров искусственной нейронной сети на её точность в задачах классификации // Решетнёвские чтения. Материалы XXIV Международной научно-практической конференции, посвящённой памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М. Ф. Решетнёва. В 2 частях. 2020. С. 152–154.

Программные системы

17. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. Программная система решения задач оптимизации самоконфигурируемым генетическим алгоритмом с адаптацией на основе истории успеха // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2025664786. 06.06.2025.

18. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. Программная система решения задач оптимизации самоконфигурируемым алгоритмом генетического программирования с адаптацией на основе истории успеха // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2025664787. 06.06.2025.

19. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. Программная система автоматизированного проектирования ансамблей нейросетей с использованием самоконфигурируемых эволюционных алгоритмов с адаптацией на основе истории успеха // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2025664073. 03.06.2025.

20. Шерстнев П.А., Храмов И.В., Храмова К.Р., Мохирев А.П., Мохирев И.А. Интеллектуальная система построения модели зависимости звукового давления усовершенствованной древесной плиты интерпретируемыми технологиями искусственного интеллекта на основе нечеткой логики // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2024664367. 20.06.2024.

21. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С., Липинский Л.В., Полякова А.С. Программная система формирования рекуррентных нейронных сетей гибридным самоконфигурируемым эволюционным алгоритмом // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2023686866. 11.12.2023.

22. Шерстнев П.А., Семенкин Е.С. Программная система проектирования интерпретируемых технологий искусственного интеллекта на основе нейронных сетей и нечеткой логики гибридными самоконфигурируемыми генетическими алгоритмами // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № RU 2023684452. 15.11.2023.