

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ ПОКАЗАТЕЛЯМИ КАЧЕСТВА В ЗАДАЧАХ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

MULTICRITERIA OPTIMIZATION AND MANAGEMENT OF QUALITY INDICATORS IN MACHINE LEARNING PROBLEMS

*N. Borzykh
T. Smolentseva*

Summary. The article discusses the issues of multicriteria optimization and adaptive control of a set of quality criteria in machine learning problems. The limitations of single-criteria optimization are analyzed and the effectiveness of taking into account a set of indicators is demonstrated. Multicriteria optimization methods based on Pareto optimality and other approaches are proposed. Special attention is paid to the adaptive selection of the optimal set of criteria during the learning process using meta-learning based on recurrent neural networks. A network architecture is presented that allows dynamic selection of effective combinations of criteria. Examples of successful application of the developed approaches in predictive analytics problems and intelligent decision support systems are considered. The prospects for further research in the field of adaptive methods for multicriteria optimization of machine learning models are shown. Based on the results of the analysis, a meta-learning scheme for adaptive selection of criteria is proposed.

Keywords: machine learning, multicriteria optimization, meta-learning, decision support system, Pareto optimization.

Борzych Никита Юрьевич
Аспирант, РТУ МИРЭА, г. Москва
allyru@yandex.ru

Смоленцева Татьяна Евгеньевна
Д.т.н., профессор, РТУ МИРЭА, г. Москва
smoltan@bk.ru

Аннотация. В статье рассматриваются вопросы многокритериальной оптимизации и адаптивного управления набором критериев качества в задачах машинного обучения. Анализируются ограничения однокритериальной оптимизации и демонстрируется эффективность учета совокупности показателей. Предлагаются методы многокритериальной оптимизации на основе парето-оптимальности и других подходов. Отдельное внимание уделяется адаптивному выбору оптимального набора критериев в процессе обучения с использованием мета-обучения на основе рекуррентных нейронных сетей. Приводится архитектура сети, позволяющей динамически подбирать эффективные сочетания критериев. Рассматриваются примеры успешного применения разработанных подходов в задачах прогнозной аналитики и интеллектуальных системах поддержки принятия решений. Показана перспективность дальнейших исследований в области адаптивных методов многокритериальной оптимизации моделей машинного обучения. По результатам анализа предложена схема мета-обучения для адаптивного выбора критериев.

Ключевые слова: машинное обучение, многокритериальная оптимизация, мета-обучение, система поддержки принятия решений, парето-оптимизация.

Введение

Машинное обучение представляет собой активно развивающееся направление искусственного интеллекта, которое находит широкое применение для решения различных практических задач в IT-индустрии, финансовом секторе, производстве и многих других областях.

Целью машинного обучения является создание алгоритмов и методов, позволяющих компьютерам обучаться на основе данных, выявлять закономерности и решать задачи без явного программирования. В отличие от традиционных алгоритмов, машинное обучение использует статистические модели и оптимизацию их параметров в процессе обучения на данных.

Существует ряд нерешенных проблем в текущих подходах к машинному обучению. В частности, в последние годы значительное внимание уделяется вопросам

многокритериальной оптимизации моделей машинного обучения. В работах [1], [2] предложены методы свертывания нескольких критериев качества в интегральный показатель с весами, адаптивно настраиваемыми в процессе обучения. Однако вопрос комплексного управления набором критериев до конца не решен.

Цель данной статьи — рассмотреть современные методы и алгоритмы машинного обучения, проанализировать подходы к многокритериальной оптимизации и управлению критериями, в то время как существующие исследования лишь частично затрагивают данную проблематику. В частности, адаптивный подбор критериев на основе мета-обучения еще не нашел широкого применения и нуждается в дальнейшей проработке.

Модели и методы

В классических подходах к машинному обучению оптимизация модели в процессе тренировки обычно

производится по одному критерию, например, средне-квадратичной ошибке предсказания. Однако на практике часто требуется одновременная оптимизация сразу по нескольким целевым функциям, что представляет собой задачу многокритериальной оптимизации.

Пусть задано множество критериев оптимизации

$$J = \{J_1, \dots, J_m\}, \tag{1}$$

где J_i — значение i -го критерия.

Требуется найти вектор параметров модели w^* , который оптимизирует векторный функционал:

$$F(w) = \{J_1(w), \dots, J_m(w)\} \rightarrow \min. \tag{2}$$

Решением является вектор w^* , при котором не существует другого w :

$$F(w^*) > F(w), \tag{3}$$

для всех J_i из J . То есть не существует такого w , что вектор $F(w)$ доминирует над $F(w^*)$.

Для сравнения векторных значений критериев используется парето-доминирование [3]. Таким образом, решается задача многокритериальной парето-оптимизации параметров модели машинного обучения.

Применение многокритериальных подходов позволяет повысить качество и устойчивость моделей машинного обучения за счет комплексной оценки по нескольким важным критериям, а не максимизации какого-то одного показателя.

Системы поддержки принятия решений (СППР) предназначены для анализа данных и выработки рекомендаций лицу, принимающему решение. [9,10] Машинное об-

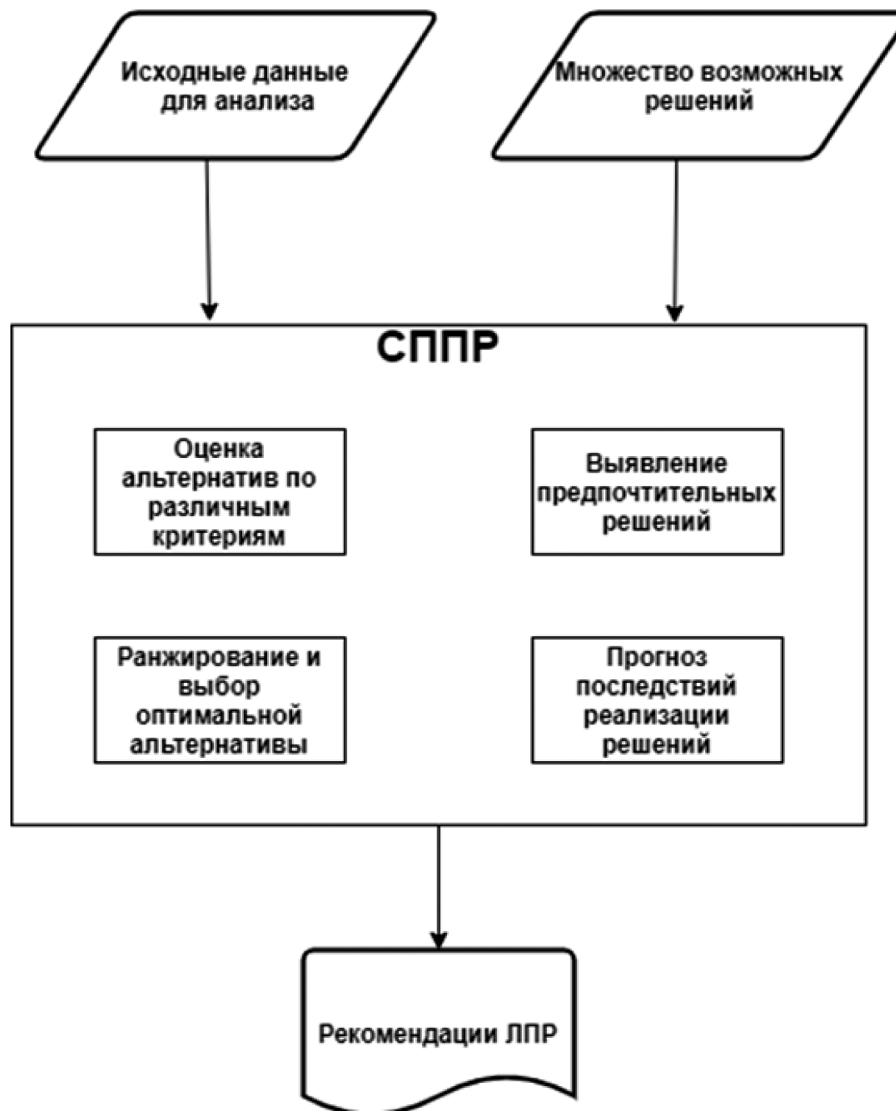


Рис. 1. Схема применения машинного обучения в СППР

учение открывает новые возможности для повышения эффективности СППР за счет интеллектуального анализа данных и построения прогнозных моделей. [7, 8]

Машинное обучение позволяет расширить аналитические возможности систем поддержки принятия решений (СППР) за счет применения алгоритмов интеллектуального анализа данных. В частности, оно даёт инструменты для прогнозирования показателей на основе ретроспективных данных, классификации и кластеризации объектов, оценки и ранжирования альтернатив, а также поиска оптимального решения среди множества вариантов. Таким образом машинное обучение расширяет аналитические способности СППР и повышает качество поддержки принятия решений

На рисунке 1 представлена общая схема использования моделей и алгоритмов машинного обучения в составе интеллектуальной СППР.

Входными данными для СППР являются:

- Исходные данные для анализа (объекты, их характеристики, параметры задачи).
- Множество возможных решений (альтернатив).

Известно, что на основе накопленных данных можно строить различные модели машинного обучения, позволяющие извлекать скрытые знания и прогнозировать будущее.

Например, если нужно разбить множество объектов на группы по сходным характеристикам — это задача кластеризации. А если требуется определить, к какому классу относится новый объект — значит, применяется классификация.

Когда же нужно выявить зависимости между параметрами, в дело вступает регрессия. А для оценки будущих значений показателей применяют методы прогнозирования. В зависимости от поставленной цели, данные можно анализировать с помощью разных алгоритмов машинного обучения, чтобы максимально извлечь полезную информацию.

Модели используются в компонентах интеллектуального анализа и формирования рекомендаций:

- Оценка альтернатив по различным критериям.
- Выявление предпочтительных решений.
- Ранжирование и выбор оптимальной альтернативы.
- Прогноз последствий реализации решения.

На выходе СППР формирует рекомендации лицу, принимающему решение, для выбора наилучшего решения из множества альтернатив.

Таким образом, технологии машинного обучения способны значительно улучшить качество анализа данных и поддержки принятия решений за счет использования прогнозных аналитики и интеллектуальных методов.

Выбор критериев оптимизации (функций потерь, метрик качества) является важной задачей при разработке систем машинного обучения. Существует два основных подхода к управлению критериями [5, 6].

1. Статический выбор критериев

На этапе разработки модели фиксируется заранее определенный набор критериев на основе анализа целей, требований и ограничений задачи.

Для выбора оптимального сочетания критериев могут использоваться следующие методы:

- Экспертная оценка значимости различных критериев исходя из предметной области.
- Статистический анализ взаимосвязей между критериями и их влияния на конечную цель.
- Поиск компромисса между сильно конфликтующими критериями.

2. Адаптивный подбор критериев

Набор критериев динамически изменяется в процессе обучения для достижения оптимального результата.

Методы адаптивного подбора критериев:

- Мета-обучение — обучение модели выбора критериев на основе анализа эффективности их сочетаний.
- Многокритериальная оптимизация с динамическими весами критериев.
- Ансамблевые методы — комбинирование моделей, обученных по разным критериям.
- Поиск в пространстве критериев с подкреплением — агент ищет сочетания критериев, максимизирующие качество модели.

Одним из методов мета-обучения для адаптивного выбора критериев является обучение рекуррентной нейронной сети на основе анализа эффективности различных наборов критериев [4]. Архитектура сети включает два основных блока:

- блок предложения набора критериев на основе текущего состояния;
- блок оценки эффективности предложенного набора по результатам оптимизации модели.

На вход сети на каждом шаге подаётся текущий набор критериев. Сеть предлагает изменение набора, которое применяется для оптимизации модели. По результатам оптимизации вычисляется оценка качества. Эта оценка



Рис. 2. Схема подхода к управлению критериями

используется как сигнал подкрепления для обучения сети.



Рис. 3. Схема мета-обучения для адаптивного выбора критериев

На схеме изображены основные компоненты:

- RNN модель — рекуррентная нейронная сеть, которая предлагает изменение набора критериев на каждом шаге.

- Набор критериев — вектор текущих критериев, которые используются для оптимизации модели ML.
- ML модель — оптимизируемая модель машинного обучения.
- Оценка качества — значение целевого критерия качества ML модели после оптимизации.
- Обратная связь — оценка качества используется как сигнал подкрепления для обучения RNN модели.

На вход RNN модели подается вектор текущих критериев оптимизации. На основе входных данных и обученных весов RNN модель выдает предложение по изменению набора критериев. Полученное предложение применяется для оптимизации параметров ML модели по измененному набору критериев. После оптимизации вычисляется значение целевого критерия качества для ML модели. Полученная оценка качества используется как сигнал подкрепления для обучения RNN модели. Процесс повторяется многократно — RNN модель обучается подбирать набор критериев, который приводит к улучшению качества ML модели.

Такой подход позволяет адаптивно находить эффективные сочетания критериев в процессе мета-обучения с подкреплением.

Заключение

В работе проведен анализ современных методов машинного обучения и выявлены актуальные проблемы многокритериальной оптимизации и адаптивного управления набором критериев качества. Предложен вариант применения машинного обучения при выборе критериев. В качестве реализации предложена схема мета-обучения. Показано, что учет нескольких критериев позволяет повысить общую эффективность и устойчивость моделей машинного обучения. Рассмотрены перспективные алгоритмы динамического подбора оптимальных критериев с использованием мета-обучения на основе рекуррентных нейронных сетей. Проанализированы возможности эффективного применения

разработанных подходов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений, а также для повышения качества моделей в задачах анализа данных и прогнозирования.

Таким образом, в работе исследованы перспективные методы многокритериальной оптимизации и адаптивного управления критериями качества для моделей машинного обучения. Показано, что комплексный учет нескольких критериев позволяет повысить качество и устойчивость обучаемых моделей. Описанные алгоритмы адаптивной настройки критериев на основе мета-обучения демонстрируют перспективность динамического подбора оптимального набора целевых функций.

ЛИТЕРАТУРА

1. Д.В. Васильевич «Определение интегрального показателя состояния природного объекта как сложной системы» // Общество. Среда. Развитие (Terra Humana), №. 4, 2009, С. 146–165.
2. В.В. Подиновский «Метод взвешенной суммы критериев в анализе многокритериальных решений: Pro et contra» / В.В. Подиновский, М.А. Потапов // Бизнес-информатика, №. 3 (25), 2013, С. 41–48.
3. Ногин В.Д. Множество и принцип Парето: Учебное пособие. — СПб.: Издательско-полиграфическая ассоциация высших учебных заведений, 2020. — 100 с.
4. Н.О. Турсуков «Оценка эффективности нейронных сетей на основе критериев выполнения задачи классификации объектов» / Н.О. Турсуков, И.И. Виксин, Е.А. Неверов, Е.Л. Шейнман, С.С. Чупров // XXVI Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2023). Сборник докладов. Санкт-Петербург. 24–26 мая 2023 г. СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ». С. 153–156.
5. Зайцева И.В. «Моделирование оптимального распределения трудовых ресурсов» Таврический вестник информатики и математики, №. 4 (45), 2019, С. 59–77.
6. Скрипина И. И. «Анализ и выбор математической модели с помощью метода анализа иерархий» / Скрипина И.И., Зайцева Т.В., Путивцева Н.П. // Научный результат. Информационные технологии, №. 2, 2021, С. 41–46.
7. Загорюлько Г.Б. «Модель комплексной поддержки разработки интеллектуальных СППР» Онтология проектирования, №. 4 (34), 2019, С. 462–479.
8. Куссуль М.Э. «СППР бизнес-аналитика» / Куссуль М.Э., Сычев А.С., Садовая Е.Г., Антоненко А.О. // Математические машины и системы, №. 3, 2010, С. 96–103.
9. Н. Ю. Борзых. Анализ применения методов при выборе критериев на этапе формирования требований к системе / Борзых Н.Ю., Смоленцева Т.Е., // Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики: сб. тр. Междунар. науч.-техн. конф. (Воронеж, 12–14 декабря 2022 г.): электронный ресурс. — Воронеж, 2023. — С. 1489–1492.
10. Н.Ю. Борзых «Анализ применения методов многокритериальной оптимизации на этапе выбора стратегии проектирования корпоративных информационных систем» / Борзых Н.Ю., Смоленцева Т.

© Борзых Никита Юрьевич (allyru@yandex.ru); Смоленцева Татьяна Евгеньевна (smoltan@bk.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»