

4. Krokhin V.V., Belyaev V.Yu., Gorelikov A.V. Methods of modulation and reception of digital frequency-shift keyed signals with continuous phase. *Zarubezhnaya radioelektronika*, 1982, no. 4, pp. 58–72. (In Russ.)
5. Balashov V.A., Vorobienko P.P., Lyakhovetsky L.M. *Transmission systems with orthogonal harmonic signals*. Moscow: Ekotrenz, 2012, 226 p. (In Russ.)
6. Praxis J. *Digital communication*. Ed by D.D. Klovsky. Transl. From English. Moscow: Radio i svyaz', 2000, 798 p. (In Russ.)
7. Tyazhev A.I. *Optimization of digital detectors in receivers to minimize computational costs*. Samara: Povolzhskij institut informatiki, radiotekhniki i svyazi, 1994, 256 p. (In Russ.)
8. Makarov S.B., Tsikin I.A. *Transmission of discrete messages over radio channels with limited bandwidth*. Moscow: Radio i svyaz', 1988, 304 p. (In Russ.)
9. Ivanova V.G., Tyazhev A.I. *Digital signal processing and signal processors*. Samara: OFORT, 2008, 264 p. (In Russ.)
10. Tyazhev A.I. Algorithm for calculation of recursive digital filter coefficients of the second order according to the specific requirements for the access with the application accurate design forms. *Physics of Wave Processes and Radio Engineering Systems*, 2018, vol. 21, no. 4, pp. 54–57. (In Russ.)
11. Tyazhev A.I. Digital modems of minimum frequency shift keying signals and their characteristics. *Physics of Wave Processes and Radio Engineering Systems*, 2023, vol. 26, no. 3, pp. 106–115. (In Russ.)

Received 10.04.2024

НОВЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 004.89

РАЗРАБОТКА ОБУЧАЮЩЕЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ ХАИ

Пальмов С.В.^{1,2}, Диязитдинова А.А.¹

¹ Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, Самара, РФ

² Самарский государственный технический университет, Самара, РФ

E-mail: s.palmov@psuti.ru, a.diyazitdinova@psuti.ru

Интеллектуальный анализ данных является востребованной услугой. Многие отечественные вузы занимаются подготовкой специалистов в этой области. Однако запросы потребителей возрастают, что ведет к повышению требований к формируемым математическими моделями результатам. Клиент хочет быть уверенным в качестве получаемых рекомендаций. Один из способов достичь этого – использовать технологию объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ). Сложившаяся в мире ситуация накладывает серьезные ограничения на использование зарубежного программного обеспечения, а отечественные аналитические системы, потенциально доступные для вузов, не содержат среди имеющихся в них функций модуля ХАИ. Выходом является самостоятельная разработка такой системы. Авторами создан программный продукт, позволяющий обучать математические модели трех видов, для прогнозов каждой из которых может быть сгенерировано объяснение в текстовом формате. Была проведена серия экспериментов, подтвердивших работоспособность всех элементов созданного продукта, а также возможность его применения в учебном процессе вуза.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ХАИ, высшее образование, Python, классификация, метод опорных векторов, стохастический градиентный спуск, гауссовский процесс

Введение

Направление, связанное с применением методов искусственного интеллекта (ИИ), в настоящее время является очень актуальным. Как следствие, в подавляющем большинстве вузов РФ преподают дисциплины, связанные с упомянутой областью. При этом для студентов часто используют готовые

программные решения, реализующие «умные» алгоритмы, а не разрабатывают последние самостоятельно. В условиях ограничений на использование зарубежных аналитических систем, встает вопрос об импортозамещении. Существующие отечественные продукты способны закрыть потребности, но только до определенной степени (таблица 1). С развитием возможностей указанных методов,

возрастают требования к навыкам студентов. Уже недостаточно просто уметь строить математические модели, посредством которых выполняется обработка данных. Требуются компетенции, позволяющие создавать приложения, поясняющие пользователю (лицу, принимающему решения) сформированные результаты. Технология, отвечающая за нахождение подобных решений, называется ХАИ (объяснимый искусственный интеллект) [6]. Если изучить упомянутые выше отечественные разработки с данной точки зрения, то невозможность их применения для решения озвученной задачи станет очевидной: ни одна из них не реализует объяснимый ИИ, а, кроме этого, все наиболее совершенные продукты являются проприетарными и предназначены для крупного и среднего бизнеса.

Таблица 1. Примеры и краткая характеристика отечественных аналитических платформ

Название продукта	Особенности
Loginom [1]	Бесплатная версия есть, ХАИ отсутствует
PolyAnalyst [2]	Бесплатной версии нет, ХАИ отсутствует
Deductor [3]	Бесплатная версия есть, ХАИ отсутствует, устаревшая
Data Plexus [4]	Бесплатной версии нет, ХАИ отсутствует
Polymatica [5]	Бесплатной версии нет, ХАИ отсутствует, ориентирована на крупный и средний бизнес

Предлагаемое решение

Выход заключается в самостоятельной разработке программного обеспечения (ПО) с ХАИ.

Рассматриваемая аналитическая система включает реализацию трех алгоритмов ИИ, которые могут выполнять обработку табличных данных в разрезе классификации содержащихся в них объектов. Кроме этого, в ней присутствует функционал ХАИ, позволяющий выполнять «объяснение» прогноза классовой принадлежности для одиночных объектов.

Система была написана на языке Python, что позволяет запускать программу на разных операционных системах, в том числе семейства Linux; это важно в контексте реализации мероприятий по импортозамещению.

ХАИ может быть реализован разными способами. В данной работе использовалась библиотека LIME [7].

Предлагаемое ПО предполагается использовать при проведении лабораторных работ в учебных курсах Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики, посвященных изучению методов ИИ.

В программе доступно создание классификаторов на базе следующих алгоритмов (применена библиотека scikit-learn): опорных векторов (SVM) [8], стохастического градиентного спуска (SGD) [9] и гауссовского процесса [10].

Описание созданного программного продукта

Пользовательский интерфейс аналитической системы содержит пять вкладок. Первые три (рисунки 1–3, таблица 2–4) предназначены для задания значений гиперпараметров перечисленных выше математических моделей. Следующая служит для выбора режима работы классификаторов (проверка на данных с известными значениями целевого показателя, или прогнозирование последних). Пятая предназначена для формирования объяснений. На ней размещено поле для ввода значений независимых переменных, для которых необходимо сформировать объяснение. Скриншоты двух крайних вкладок не приведены ввиду экономии места. Результаты проверки и прогнозирования выводятся в текстовый файл; объяснения выводятся в консоль.

Таблица 2. Элементы интерфейса. SVM

Название	Пояснения
Регуляризация	Параметр регуляризации. Чем значение выше, тем меньше штраф
Ядро	Задаёт тип ядерной функции
Степень	Определяет степень в случае использования полиномиальной («poly») ядерной функции
Гамма	Используется для определения влияния одного обучающего примера на другие. Чем больше значение, тем сильнее ближайшие объекты будут влиять на границу принятия решений
coef0	Независимый член ядерной функции (для случаев «poly» и «sigmoid»)
Сжатие	Если активно, игнорирует часть опорных векторов, находящихся на достаточно большом расстоянии от гиперплоскости; сокращает время обучения модели, сохраняя высокий уровень качества
Вероятность	Позволяет учесть неопределенность в данных и более точно оценить вероятность принятия правильного решения
Останов	Определяет критерий остановки обучения модели. Когда разница между значениями функции потерь становится меньше или равна установленному порогу этого гиперпараметра, обучение модели останавливается; считается, что достигнута достаточная точность
Макс. число итераций	«-1» – число итераций без ограничений
Форма решающей функции	Позволяет задать форму решающей функции

Таблица 3. Элементы интерфейса. SGD

Название	Пояснения
Функция потерь	Используется для оценки качества обучаемой модели
Штраф	Способ расчета штрафа модели
Альфа	Параметр регуляризации
L1-коэффициент	Управляет регуляризацией модели (для ситуации «Штраф» = «elasticnet»)
у-перехват	Определяет, будет ли автоматически добавляться («Да») дополнительный признак к данным перед обучением; это сделает возможным учесть сдвиг (bias) в модели. Он позволяет учитывать среднее значение целевой переменной («у»), не зависящее от входных признаков. Другими словами, включение сдвига в модель позволяет принимать во внимание возможное отклонение прогнозов от реальных значений на константное значение
Макс. количество итераций	Предельное число циклов обучения модели
Останов	Определяет критерий остановки обучения модели. Когда разница между значениями функции потерь становится меньше или равна установленному порогу этого гиперпараметра, обучение модели останавливается; считается, что достигнута достаточная точность
Перемешать	Включает перемешивание тренировочных данных для каждого цикла обучения модели
Выводить подробную статистику	Настройка уровня журналирования
Эпсилон	Используется для предотвращения деления на ноль, или очень малое число в процессе вычисления градиента; повышает устойчивость алгоритма, особенно при вычислении шага обновления весов модели
Рандомизировать	Настройка начального значения генератора случайных чисел при обучении модели
Скорость обучения	Задаёт частоту обновления весовых коэффициентов
Начальная скорость обучения	Позволяет задать значение начальной скорости обучения
Показатель для скорости обучения	Степень, с которой динамически изменяется скорость обучения в процессе оптимизации; влияет на стабильность сходимости

Название	Пояснения
Ранняя остановка	Используется для предотвращения переобучения модели; останавливает процесс при выполнении некоторого условия
Набор для ранней остановки	Доля обучающих данных, используемая функцией ранней остановки
Число итераций без изменений	При активной ранней остановке завершает процесс обучения через указанное число шагов, если качество модели не увеличивается
Вычислять средние веса	Позволяет задать веса классов

Таблица 4. Элементы интерфейса. Гауссовский процесс

Название	Пояснения
Ковариационная функция	Задаёт тип используемой в модели ковариационной функции
Оптимизатор	Определяет инструмент для оптимизации параметров ковариационной функции
Число перезапусков оптимизатора	Количество перезапусков оптимизатора для нахождения параметров ядра (ковариационной функции), которые максимизируют логарифмическое отношение правдоподобия. Первый запуск оптимизатора выполняется с начальными параметрами ядра, остальные (если есть) с параметрами theta, выбранными случайно в логарифмической шкале из допустимых значений параметров theta
Макс. число итераций	Максимальное количество итераций в методе Ньютона для оценки апостериорных вероятностей во время прогнозирования. Уменьшение этого значения сокращает время вычислений, но может приводить к менее точным результатам
Хранить копию данных	Позволяет ускорить построение модели для схожих задач
Рандомизировать	Настройка начального значения генератора случайных чисел при обучении модели
Обработка мультиклассовости	Определяет, как обрабатываются задачи многоклассовой классификации
Параллельность	Задаёт число используемых процессорных ядер.

Объяснимый классификатор

Главное меню Объяснения

Настройка модели SGD | Настройка модели GPC | Настройка модели SVM | Задание режима работы | Режим объяснения

Функция потерь: Эпсилон:

Штраф: Рандомизировать:

Альфа: Скорость обучения:

L1-коэффициент: Начальная скорость обучения:

у-перехват: Показатель для скорости обучения:

Макс. кол-во итераций: Ранняя остановка:

Останов: Набор для ранней остановки:

Перемешать: Число итераций без изменений:

Выводить подробную статистику: Вычислять средние веса:

Рисунок 1. Вкладка для настройки гиперпараметров SGD

Объяснимый классификатор

Главное меню Объяснения

Настройка модели SGD | Настройка модели GPC | Настройка модели SVM | Задание режима работы | Режим объяснения

Ковариационная функция: Хранить копию данных:

Оптимизатор: Рандомизировать:

Число перезапусков оптимизатора: Обработка многоклассовости:

Макс. число итераций: Параллельность:

Ускорить построение модели:

Рисунок 2. Вкладка для настройки гиперпараметров GPC

Объяснимый классификатор

Главное меню Объяснения

Настройка модели SGD | Настройка модели GPC | Настройка модели SVM | Задание режима работы | Режим объяснения

Регуляризация: Сжатие:

Ядро: Вероятность:

Степень: Останов:

Гамма: Макс. число итераций:

coef0: Форма решающей функции:

Рисунок 3 – Вкладка для настройки гиперпараметров SVM

Также присутствует два меню (рисунок 4, 5). Первое позволяет загрузить данные для обучения, создать соответствующий классификатор, сохранить (или загрузить существующий из файла) и

применить классификатор. Второе предназначено для формирования объяснений посредством построения определенной математической модели.

Исследование возможностей разработанного программного обеспечения

Была проведена серия экспериментов, направленная на демонстрацию возможностей рассматриваемого ПО. Ниже приведено краткое описание каждого эксперимента, его входные данные и полученные результаты.

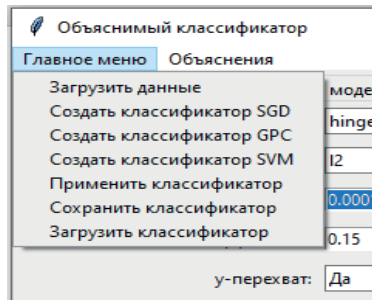


Рисунок 4. Главное меню

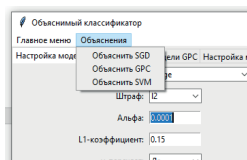


Рисунок 5. Меню «Объяснения»

Первый эксперимент

На основе набора «ирисы Фишера» создано десять ($D1 \div D10$) датасетов (150 объектов в каждом); использовалась случайная выборка с замещением. $D1$ – обучающее множество, остальные – тестовые. Был выполнен прогон по всем моделям, построенным при стандартных (рисунок 1–3) значениях гиперпараметров. Результаты (средние вероятности корректного распознавания объектов) представлены в таблице 5.

Таблица 5. Результаты для SGD, GPC и SVM

Набор	$\bar{p}$		
	SGD	GPC	SVM
$D2 \div D10$	0.673	0.973	

Второй эксперимент

SGD показал заметно более низкий результат по сравнению с двумя другими алгоритмами. Попробуем увеличить эффективность модели, манипулируя значениями наиболее важных гиперпараметров. Для указанного алгоритма это – скорость обучения, сила регуляризации, размер пакета и количество итераций.

В результате было установлено, что достаточно изменить значения «Штраф» на «11», а «Макс. кол-во итераций» и «Число итераций без изменений» на «1000», чтобы достичь значения $\bar{p} = 0.98$.

Третий эксперимент

Он заключался в демонстрации работы модуля объяснений. Использовался модифицированный $D1$. Из него были исключены последние три объекта (таблица 6), которые использовались как исходные данные для формирования объяснений (каждая запись имеет отличную от других классовую принадлежность). Для всех объектов формировался прогноз посредством рассмотренных классификаторов и выводилось его объяснение.

Таблица 6. «Объясняемые» объекты

sepal length	sepal width	petal length	petal width	class
7.2	3.2	6.0	1.8	2
4.9	3.0	1.4	0.2	0
5.6	3.0	4.5	1.5	1

Далее, для экономии места, приведены только один прогноз и соответствующее ему объяснение. Качество во всех девяти случаях разнилось, но цель данного эксперимента состояла лишь в демонстрации «пояснительных» возможностей программы.

Объяснение SGD для объекта (7.2, 3.2, 6.0, 1.8):

(‘sepal length > 6.40’, 0.159),
(‘1.30 < petal width <= 1.80’, -0.140),
(‘petal length > 5.10’, 0.046),
(‘3.00 < sepal width <= 3.30’, -0.030)

Объект принадлежит к классу: 2

Вероятность принадлежности объекта к определённому классу:

[$1.2 \cdot 10^{-66}$, $7.83 \cdot 10^{-36}$, 1.0]

Поясним структуру выведенного результата.

Моделью был сформирован прогноз значения целевого показателя для первого объекта из таблицы 6. Он оказался верным («2»). В качестве пояснения указанного результата предлагается логическое правило. Представим его в более наглядном виде: ЕСЛИ ‘sepal length > 6.40’ И ‘1.30 < petal width <= 1.80’ И ‘petal length > 5.10’ И ‘3.00 < sepal width <= 3.30’ ТО ‘class = 2’.

Если изучить данное правило, то второй и четвертый его элементы не будут соответствовать значениям независимой переменной объекта. Они демонстрируют, что запись может принадлежать другим классам. На это указывают отрицательные веса («-0.140» и «-0.030») соответствующих элементов правила. Учитывая низкие вероятности принадлежности объекта к другим классам, второй и четвертый элементы приведенного правила можно, в данном случае, исключить из рассмотрения. Таким образом, значимыми при определении классовой принадлежности первой записи из указанной таблицы являются только две переменные: «sepal length» и «petal length».

Выводы

Разработанная программа продемонстрировала возможности, которые делают оправданным ее применение для решения упомянутой выше задачи:

- создание различных классификаторов;
- повышение качества формируемых моделей посредством манипулирования значениями их гиперпараметров;
- генерация прогнозов для новых данных;
- формирование объяснений для одиночных объектов.

Результаты работы последней из перечисленных функций требуют дополнительных пояснений. В эксперименте №3 авторами специально был предоставлен подобный пример, содержащий отрицательные веса. Однако это не уменьшает ценности данной функции, поскольку она позволяет «заглянуть внутрь» черного ящика нелинейной модели и получить хотя бы некоторое представление о знаниях, на которых основывается ее работа.

Литература

1. Loginom. Возможности. URL: <https://loginom.ru/platform#components> (дата обращения: 23.03.2024).
2. Система self service аналитики данных PolyAnalyst. URL: <https://www.megaputer.ru/produkti> (дата обращения: 23.03.2024).
3. Deductor. URL: <https://basegroup.ru/deductor/description> (дата обращения: 23.03.2024).
4. Data Plexus. URL: <https://data-plexus.ru/> (дата обращения: 23.03.2024).
5. Машинное обучение как часть корпоративной ДНК. URL: <https://www.polymatica.ru/polymatica-ml/> (дата обращения: 23.03.2024).
6. Пальмов С.В. Повышение эффективности методов искусственного интеллекта посредством технологии XAI // Наука, инновации, образование: актуальные вопросы XXI века: материалы IX Международной научно-практической конференции. Пенза, 2024. С. 31–34.
7. Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME). URL: <https://ema.drwhy.ai/LIME.html> (дата обращения: 23.03.2024).
8. Theodoros E., Massimiliano P. Support Vector Machines: Theory and Applications // Machine Learning and Its Applications. 2001. Vol. 2049. P. 249–257. DOI: 10.1007/3-540-44673-7_12
9. Tian Y., Zhang Y., Zhang H. Recent Advances in Stochastic Gradient Descent in Deep Learning // Mathematics. 2023. Vol. 11, no. 3. P. 682.
10. Ebdem M. Gaussian Processes for Regression and Classification: A Quick Introduction. 2015. URL: https://www.researchgate.net/publication/276296816_Gaussian_Processes_for_Regression_and_Classification_A_Quick_Introduction (дата обращения: 21.03.2024).

Получено 26.03.2024

Пальмов Сергей Вадимович, к.т.н., доцент, доцент кафедры информационных систем и технологий (ИСТ) Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики. 443090, Российская Федерация, г. Самара, Московское шоссе, 77; доцент кафедры информационных технологий Самарского государственного технического университета. 443100, Самара, ул. Молодогвардейская, 244. Тел. +7 927 706-61-21. E-mail: s.palmov@psuti.ru

Диязитдинова Альфия Асхатовна, ст. преподаватель кафедры ИСТ ПГУТИ. 443090, Российская Федерация, г. Самара, Московское шоссе, 77. Тел. +7 937 795-01-95. E-mail: a.diyazitdinova@psuti.ru

DEVELOPMENT OF AN EDUCATIONAL INTELLIGENT ANALYTICAL SYSTEM USING XAI TECHNOLOGY

Palmov S.V.^{1,2}, Diyazitdinova A.A.¹

¹ *Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, Russian Federation*

² *Samara State Technical University, Samara, Russian Federation*

E-mail: s.palmov@psuti.ru, a.diyazitdinova@psuti.ru

Data mining is recognized as highly sought-after service. Many universities are involved in training specialists in this field. However, consumer demands are increasing, resulting in higher requirements for the mathematical models used in this regard. Clients need to be sure in the quality level of the recommendations they get. One method to achieve this is provided with the use of Explainable Artificial Intelligence (XAI) technology. The current situation worldwide poses limitations on the use of foreign software, and domestic analytical systems available to universities may not have XAI module among their functions. The solution is to develop such system independently. The authors developed a software product that enables

training of three types of mathematical models, each capable of generating an explanation in textual format for its forecasts. A series of experiments was conducted in order to confirm functionality of all elements of the created product, as well as its potential to be used training processes in higher education system.

Keywords: artificial intelligence, XAI, higher education, Python, classification, support vector machine, stochastic gradient descent, gaussian process

DOI: 10.18469/ikt.2023.21.4.09

Palmov Sergey Vadimovich, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 77, Moscovskoye shosse, Samara, 443090, Russian Federation; Associated Professor of Information Systems and Technologies Department, PhD in Technical Science. Samara State Technical University, 244, Molodogvardeyskaya Street, Samara, 443100, Russian Federation; Associated Professor of Technologies Department. Tel. +7 927 706-61-21. E-mail: s.palmov@psuti.ru

Diyazitdinova Alfiya Askhatovna, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, 77, Moscovskoye shosse, Samara, 443090, Russian Federation; Senior Teacher of Information Systems and Technologies Department. Tel. +7 937 795-01-95. E-mail: a.diyazitdinova@psuti.ru

References

1. Loginom. Opportunities. URL: <https://loginom.ru/platform#components> (accessed: 23.03.2024). (In Russ.)
2. Self service data analytics system PolyAnalyst. URL: <https://www.megaputer.ru/produkti> (accessed: 23.03.2024). (In Russ.)
3. Deductor. URL: <https://basegroup.ru/deductor/description> (accessed: 23.03.2024). (In Russ.)
4. Data Plexus. URL: <https://data-plexus.ru/> (accessed: 23.03.2024). (In Russ.)
5. Machine learning as part of corporate DNK. URL: <https://www.polymatica.ru/polymatica-ml/> (accessed: 23.03.2024). (In Russ.)
6. Palmov S.V. Increasing the efficiency of artificial intelligence methods through XAI technology. *Nauka, innovacii, obrazovanie: aktual'nye voprosy XXI veka: materialy IX Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii*. Penza, 2024, pp. 31–34. (In Russ.)
7. Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME). URL: <https://ema.drwhy.ai/LIME.html> (accessed: 22.03.2024).
8. Theodoros E., Massimiliano P. Support Vector Machines: Theory and Applications. *Machine Learning and Its Applications*, 2001, vol. 2049, pp. 249–257. DOI: 10.1007/3-540-44673-7_12
9. Tian Y., Zhang Y., Zhang H. Recent Advances in Stochastic Gradient Descent in Deep Learning. *Mathematics*, 2023, vol. 11, no. 3, pp. 682.
10. Ebden M. Gaussian Processes for Regression and Classification: A Quick Introduction. 2015. URL: https://www.researchgate.net/publication/276296816_Gaussian_Processes_for_Regression_and_Classification_A_Quick_Introduction (accessed: 21.03.2024).

Received 26.03.2024

УДК 004.9

WEB-ПРИЛОЖЕНИЕ «ЭЛЕКТРОННЫЙ ЧИТАТЕЛЬСКИЙ ДНЕВНИК» С ЭЛЕМЕНТАМИ AGILE-ТЕХНОЛОГИИ

Диязитдинова А.Р., Сальникова Д.А.

Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, Самара, РФ

E-mail: dijazitdinova@mail.ru

В работе рассмотрен проект реализации электронного читательского дневника с использованием элементов Agile-технологий для формирования читательской компетенции у учащихся начальной школы. Современные ученики относятся к поколению, которое родилось и развивается в новой информационной среде: они гораздо быстрее взрослых осваивают различные информационные и программные продукты (всевозможные гаджеты, планшеты, мобильные устройства и пр.). К негативным аспектам такого положения вещей специалисты относят нежелание учеников читать.