

УДК 519.23

БАЙЕСОВСКИЙ КЛАССИФИКАТОР В МАШИННОМ ОБУЧЕНИИ

Сабуров Вадим Сергеевич, студент, специальность 10.05.01 Компьютерная безопасность, Оренбургский государственный университет, Оренбург
e-mail: byzantineglory1025@gmail.com

Научный руководитель: **Влацкая Ирина Валерьевна**, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой компьютерной безопасности и математического обеспечения информационных систем, Оренбургский государственный университет, Оренбург
e-mail: mois@mail.osu.ru

Аннотация. В данной статье рассматриваются основы работы байесовского классификатора, включая описание необходимых элементов теории вероятностей и теоремы Байеса, а также сам алгоритм наивного байесовского классификатора. В ходе исследования были выявлены основные достоинства и недостатки данного классификатора, а также выполнено сравнение точности и быстродействия алгоритма с другими методами машинного обучения. В результате работы выявлено превосходство рассматриваемого алгоритма по времени обучения при сопоставимых результатах точности, а также сделан вывод о предпочтительности использования данного метода в задачах, где важна скорость изменения модели по мере добавления новых данных. В дальнейшем рекомендуется провести дополнительные исследования в сравнении применения наивного байесовского классификатора с более сложными неглубокими моделями.

Ключевые слова: машинное обучение, байесовская классификация, сравнение алгоритмов, наивный байесовский классификатор.

Для цитирования: Сабуров В. С. Байесовский классификатор в машинном обучении // Шаг в науку. – 2024. – № 1. – С. 78–81.

BAYESIAN CLASSIFIER IN MACHINE LEARNING

Saburov Vadim Sergeevich, student, specialty 10.05.01 Computer Security, Orenburg State University, Orenburg
e-mail: byzantineglory1025@gmail.com

Research advisor: **Vlatskaya Irina Valeryevna**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, The Head of the Department of Computer Safety and Software Support of IT Systems, Orenburg State University, Orenburg
e-mail: mois@mail.osu.ru

Abstract. This article covers the basics of how a Bayes classifier works, including a description of the necessary elements of probability theory and Bayes' theorem, as well as the Naive Bayes classifier algorithm itself. The study identified the main advantages and disadvantages of this classifier, and also compared the accuracy and performance of the algorithm with other machine learning methods. As a result of the work, the superiority of the considered algorithm in terms of training time with comparable accuracy results was revealed, and it was also concluded that it is preferable to use this method in tasks where the speed of changing the model as new data is added is important. In the future, it is recommended to conduct additional research comparing the use of a naive Bayes classifier with more complex shallow models.

Key words: machine learning, bayesian classification, algorithm comparison, naive bayesian classifier.

Cite as: Saburov, V. S. (2024) [Bayesian classifier in machine learning]. [Step into science]. Vol. 1, pp. 78–81.

Машинное обучение – группа методов искусственного интеллекта, ключевой особенностью которых является решение задач путём формирования модели через так называемое «обучение», а не через прямые инструкции. Поскольку для обеих задач необходимы поиск данных, поиск шаблонов и корректировка дей-

ствий программы в соответствии с полученными данными, процессы, связанные с машинным обучением, можно назвать схожими с интеллектуальным анализом данных и прогнозным моделированием [5].

Среди задач машинного обучения обычно выделяют три основных класса: обучение с учителем,



обучение без учителя и обучение с подкреплением. При обучении с учителем в наборах данных для обучения характерно наличие целевого признака. В этом случае, целью формируемой модели является нахождение зависимостей на обучающей выборке и их применение для вычисления значений целевого признака на новых, неразмеченных данных. Примерами методов обучения с учителем являются классификация и регрессия. Методы обучения без учителя не требуют наличия целевого признака и используются для поиска зависимостей между объектами. К таким методам относятся: кластеризация и уменьшение размерности. Что касается обучения с подкреплением, то в отличие от стандартных задач обучения с учителем и без учителя, вводится новая сущность – агент, взаимодействующий с окружающей средой. При этом, данная среда, в свою очередь, корректирует поведение агента путём штрафов и наград. Примерами использования обучения с подкреплением могут быть

задачи принятия решений в реальном времени [1].

Задача классификации является одной из самых популярных задач машинного обучения [6]. Цель этого метода классифицировать объекты по заранее известному признаку, то есть отнести объекты к одному из нескольких классов. Такие задачи окружают человека во многих сферах его жизни, к примеру, решение задач классификации необходимо для отделения спама от полезных электронных писем, распознавания лиц, распределения контента в новостной ленте, разработки рекомендательных систем, принятия решений, к примеру, о выдаче человеку кредита [4], а также для выполнения исследований в сфере естественных наук [2]. Одним из наиболее простых и популярных методов решения задач классификации является байесовский классификатор – вид классификатора машинного обучения, который основан на применении формулы Байеса (1) со строгим предположением о независимости входных данных [8]:

$$P(B|A) = \frac{P(B) * P(A|B)}{P(A)} \quad (1)$$

Для того, чтобы понять принципы работы данного классификатора, следует обратиться к байесовской интерпретации понятия «вероятность». Байесовская вероятность – это интерпретация понятия вероятности, используемая в байесовской теории. Вероятность определяется как степень уверенности в истинности суждения. Формула Байеса позволяет «переставить причину и следствие»: по известному факту события вычислить вероятность того, что оно было вызвано данной причиной. Таким образом, формула Байеса может быть использована для разработки алгоритмов классификации. Теперь следует сказать об априорных и апостериорных суждениях.

Предположим, необходимо узнать значение некоторой неизвестной величины. При этом имеются некоторые знания, полученные до наблюдений/эксперимента, к примеру, модельные гипотезы, ожидания или опыт прошлых наблюдений. В процессе наблюдений эти знания подвергаются постепенной корректировке.

После наблюдений/эксперимента будут сформированы новые знания о явлении. Будем считать, что необходимо оценить неизвестное значение величины $P(A|B)$ посредством наблюдений некоторых ее косвенных характеристик (гипотез). В зависимости от уровня вероятности можно принять или отвергнуть имеющуюся гипотезу. Если существует значительное количество событий, то предполагается, что они независимы друг от друга. Например, предполагалось, что процесс вытаскивания шара из урны не зависит от цвета шара. В связи с таким допущением алгоритм называется «наивным».

Опишем сам алгоритм наивного байесовского классификатора.

1. По обучающей выборке необходимо рассчитать априорные вероятности $p(y = C_r), r=1,2,\dots,m$.

2. Для элементов объекта n_i из тестируемой выборки необходимо рассчитать условные вероятности по формуле (2):

$$p(x_{ij} = b_j | y = C_r) = \frac{p(x_{ij}=b_j, y=C_r)}{p(y=C_r)} \quad (2)$$

3. Рассчитать апостериорные вероятности принадлежности события E (т. е. события объекта n_i) к каждому из классов по формуле (3):

$$p(y = C_r | E) = \frac{\prod_{j=1}^k p(x_{ij}=b_j | y=C_r)}{p(E)} \quad (3)$$

4. Объект n_i классифицируется к тому классу, условная вероятность которого максимальна.

Следует отметить достоинства и недостатки данного классификатора. Существенными достоинствами является неплохая производительность в сравнении с другими простыми методами классификации машинного обучения, простота реализации, а также хорошая работа с категориальными признаками. Что касается недостатков, то если в тестовом наборе данных присутствует некоторое значение категориального признака, которое не встречалось в обучающем наборе данных, тогда модель присвоит нулевую вероятность этому значению и не сможет сделать прогноз. Это явление известно под названием «нулевая

частота» [3]. Также стоит учесть, что ограничением алгоритма является предположение о независимости признаков, хотя в реальных задачах полностью независимые признаки встречаются крайне редко.

Стоит также учитывать, что в настоящее время помимо рассматриваемого классификатора существуют и другие методы машинного обучения, поэтому необходимо сравнить их эффективность в решении реальных задач. Возьмём набор, содержащий данные сотрудников различных компаний и их доходы¹. Данные первых десяти сотрудников представлены на рисунке 1. Задача исследователей – определить зависимости доходов от различных факторов (пол, возраст и т.д.) и построить предсказательную модель.

age	workclass	education	marital_status	occupation	relationship	race	sex	hours_per_week	native_country	income
39	State-gov	Bachelors	Never-married	Adm-clerical	Not-in-family	White	Male	40	United-States	<=50K
50	Self-emp-not-inc	Bachelors	Married-civ-spouse	Exec-managerial	Husband	White	Male	13	United-States	<=50K
38	Private	HS-grad	Divorced	Handlers-cleaners	Not-in-family	White	Male	40	United-States	<=50K
53	Private	11th	Married-civ-spouse	Handlers-cleaners	Husband	Black	Male	40	United-States	<=50K
28	Private	Bachelors	Married-civ-spouse	Prof-specialty	Wife	Black	Female	40	Cuba	<=50K
37	Private	Masters	Married-civ-spouse	Exec-managerial	Wife	White	Female	40	United-States	<=50K
49	Private	9th	Married-spouse-absent	Other-service	Not-in-family	Black	Female	16	Jamaica	<=50K
52	Self-emp-not-inc	HS-grad	Married-civ-spouse	Exec-managerial	Husband	White	Male	45	United-States	>50K
31	Private	Masters	Never-married	Prof-specialty	Not-in-family	White	Female	50	United-States	>50K
42	Private	Bachelors	Married-civ-spouse	Exec-managerial	Husband	White	Male	40	United-States	>50K

Рисунок 1. Образец исследуемых данных (фрагмент вывода программы)

Источник: разработано автором

Далее будет выполнено сравнение нескольких алгоритмов машинного обучения: наивный байесовский классификатор, логистическая регрессия и де-

ревья решений. Помимо сравнения по времени обучения, сравнения также выполнено по следующим метрикам:

$$- accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN};$$

$$- precision = \frac{TP}{TP+FP};$$

$$- recall = \frac{TP}{TP+FN};$$

$$- F1-мера = 2 \frac{precision*recall}{precision+recall}$$

где

TP – верно предсказанный положительный класс;

TN – верно предсказанный отрицательный класс;

FP – ошибочно предсказанный положительный класс;

FN – ошибочно представленный отрицательный класс [7].

¹ Adult Dataset. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/qizarafzaal/adult-dataset> (дата обращения: 29.03.2023).

Данные метрики изначально приспособлены для оценки бинарной классификации, однако их можно адаптировать и для многоклассовой.

После обучения алгоритмы показали результаты, представленные в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение метрик алгоритмов

	accuracy	precision	recall	F1-мера	Время обучения (сек.)
Наивный байесовский классификатор	0.8083	0.8099	0.9281	0.865	0.057
Логистическая регрессия	0.8465	0.9290	0.8760	0.9017	0.5598
Деревья решений	0.8102	0.8681	0.8760	0.9034	0.2825

Источник: разработано автором

Исходя из данных значений видно, что наивный байесовский классификатор при сопоставимых значениях метрик точности показывает значительно меньшее время обучения. Таким образом, можно сделать вывод о том, что наивный байесовский классификатор будет предпочтителен в задачах, где важна быстрота изменения модели по мере добавления новых данных.

Примером такой задачи может быть классификация IP-пакетов при реализации систем обнаружения сетевых вторжений. В дальнейшем рекомендуется провести дополнительные исследования в сравнении применения наивного байесовского классификатора с более сложными неглубокими моделями, как например, ансамблевыми методами.

Литература

1. Анализ технологий глубокого обучения с подкреплением для систем машинного зрения / И. Б. Широков [и др.] – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-tehnologiy-glubokogo-obucheniya-s-podkrepleniem-dlya-sistem-mashinnogo-zreniya> (дата обращения: 26.04.2023).
2. Арбатский М. С., Ефименко А. Ю. Применение методов машинного обучения и системной биологии в анализе данных транскриптома одиночных клеток – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-metodov-mashinnogo-obucheniya-i-sistemnoy-biologii-v-analize-dannyh-transkriptoma-odinochnyh-kletok> (дата обращения: 26.04.2023).
3. Ницын Д. А. Модель представления признаков в байесовском классификаторе медицинских изображений – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/model-predstavleniya-priznakov-v-bayesovskom-klassifikatore-meditsinskih-izobrazheniy> (дата обращения: 26.04.2023).
4. Перстенева Н. П., Скрылева Д. Д. Актуальные вопросы применения методов машинного обучения в экономике – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/aktualnye-voprosy-primeneniya-metodov-mashinnogo-obucheniya-v-ekonomike> (дата обращения: 26.04.2023).
5. Полетаева Г. Н. Классификация систем машинного обучения – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/klassifikatsiya-sistem-mashinnogo-obucheniya> (дата обращения: 26.04.2023).
6. Станевич А. Классификация текста при помощи модуля LingPipe – URL: <https://newtechaudit.ru/klassifikatsiya-teksta-pri-pomoshhi-modulya-lingpipe/> (дата обращения: 29.03.2023).
7. Ткаченко А. Л. Решение задачи классификации документов вуза на основе методов интеллектуального анализа – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/reshenie-zadachi-klassifikatsii-dokumentov-vuza-na-osnove-metodov-intellektualnogo-analiza> (дата обращения: 26.04.2023).
8. Тютрин С. Г. Анализ эксплуатационных напряжений деталей машин с помощью теоремы Байеса – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-ekspluatatsionnyh-napryazheniy-detaley-mashin-s-pomoschyu-teoremy-bayesa> (дата обращения: 26.04.2023).

Статья поступила в редакцию: 15.05.2023; принята в печать: 06.03.2024.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.