

АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ДЛЯ ЗАДАЧ С КОМБИНИРОВАННОЙ ОБУЧАЮЩЕЙ ИНФОРМАЦИЕЙ И ИХ ЭФФЕКТИВНОСТЬ

О. В. Шут

*Белорусский государственный университет
Минск, Беларусь
e-mail: olgashut@tut.by*

Предлагается подход к решению задач распознавания с обучением, который позволяет использовать одновременно различные способы представления обучающей информации. Разработаны алгоритм объектных резолюций, реализующий метод резолюций для решения задачи распознавания с прецедентным способом задания информации, и гибридный алгоритм, объединяющий решения, получаемые при использовании алгоритмов объектной и индуктивной резолюций. Показано, что этот алгоритм решает задачу распознавания с комбинированной обучающей информацией не хуже алгоритмов, образующих комбинацию. Проведены эксперименты, подтверждающие высокое качество работы гибридного алгоритма.

Ключевые слова: распознавание образов; метод резолюций.

PATTERN RECOGNITION ALGORITHMS FOR PROBLEMS WITH COMBINED PRIOR INFORMATION AND THEIR EFFECTIVITY

O. V. Shut

*Belarusian State University
Minsk, Belarus*

An approach to solving of pattern recognition problems with prior information, that allows to use simultaneously different ways of representation of prior information, is proposed. An object resolution algorithm, that implements resolution method for solving of pattern recognition problems, which have the precedent-related way of representation of information, and a hybrid algorithm, which unites solutions that are obtained via object and inductive resolutions algorithms, are developed. This algorithm is shown to solve pattern recognition problems with combined prior information not worse than any of two algorithms, which are making the combination. Experiments, which show the high quality of the hybrid algorithm, are conducted.

Keywords: pattern recognition; resolution method.

КОМБИНИРОВАННАЯ ЗАДАЧА РАСПОЗНАВАНИЯ

В общем случае информация об обучающей выборке в задаче распознавания образов может быть представлена несколькими способами. Среди них можно выделить два основных. Первый способ называется логическим [1, 2] и используется в задачах, которые можно назвать задачами распознавания свойств. Он основан на использовании принципа свертки, с помощью которого информация об объектах и классах представляется логическими формулами или правилами. Класс определяется областью истинности формул, поставленных ему в соответствие. Второй способ называется прецедентным и используется в задачах, традиционно называемых задачами распознавания образов. В этом случае информация задается непосредственным указанием (перечислением) объектов, принадлежащих классам [3].

Как известно, в логических системах существует универсальный метод (алгоритм) вывода, который применим и для задачи с логическим представлением информации. Этот метод базируется на резолюции Робинсона [4]. Обозначим его A_1 .

В большинстве случаев в задачах распознавания образов обучающая выборка задается прецедентным способом. Для решения таких задач разработано большое число алгоритмов. В дальнейшем, если нам не важно, какой конкретно алгоритм используется, для его идентификации будем использовать обозначение A_2 .

В задачах распознавания, как правило, логический и прецедентный способы представления информации используются отдельно и независимо друг от друга. Однако существуют задачи, в которых допустимо одновременное использование различных типов обучающей информации. В качестве примера можно привести задачу медицинской диагностики [5–6], задачу распознавания музыкальных символов [7], а также задачи, описанные в работах [8–10]. Задачи, в которых при описании обучающей информации используются как логический, так и прецедентный способы, будем в дальнейшем называть комбинированными. Уточним постановку комбинированной задачи Z .

Пусть на множестве объектов X заданы классы X_1, \dots, X_l и начальная информация, в состав которой входят обучающая и контрольная выборки X^0 и X^q , а также информационные вектора их объектов. Выборка X^0 состоит из двух частей, представленных логическим и прецедентным способами. Пусть заданы алгоритмы A_1 и A_2 , решающие задачу Z с использованием этих частей соответственно. Требуется построить алгоритм A_c (как результат суперпозиции A_1 и A_2), определенный на всем множестве X и вычисляющий для произвольного объекта $x \in X$ только по информации о выборке X^0 результат, который можно интерпретировать в терминах принадлежности x к классам X_1, \dots, X_l .

В статье предлагается подход к решению комбинированных задач распознавания, основанный на идее алгоритмического объединения результатов, полученных отдельно на основе логического и прецедентного способов задания информации. Алгоритм A_c , полученный в результате суперпозиции (синтеза) модифицированного метода резолюций A_1 и стандартного алгоритма распознавания A_2 , назовем гибридным. Он должен обеспечивать качество решения не хуже наилучшего из алгоритмов, образующего комбинацию.

АЛГОРИТМЫ РЕШЕНИЯ КОМБИНИРОВАННЫХ ЗАДАЧ

Исследуем возможность применения метода резолюций для решения задачи Z в общем случае, когда признаки объектов принимают k значений, $k \geq 2$, $k \in N$. Некоторые варианты обобщения метода резолюций для многозначной логики предложены в [11–12]. Рассмотрим вариант метода резолюций, исходными данными для которого являются объекты из X , и назовем его *методом объектных резолюций*.

Объект r , построенный по объектам p и q , назовем *объектной резольвентой*, если значения его признаков удовлетворяют условию:

$$D_j^r = \begin{cases} D_j^p \cup D_j^q, & j = h \\ D_j^p \cap D_j^q, & j \neq h \end{cases}$$

где h – номер признака, D_j^p – множество значений j -го признака объекта p .

Операцию построения объектной резольвенты обозначим через $r = Or_h(p, q)$.

Зафиксируем номер i класса X_i и определим, принадлежит ли объект x этому классу.

Алгоритм объектных резолюций A_1 :

Шаг 1. Введем множество $Y = X^0 \cap X_i$.

Шаг 2. Если $x \in Y$, то перейдем к шагу 6, иначе – к шагу 3.

Шаг 3. Выберем из Y еще не рассмотренную тройку (p, q, h) , где p и q – объекты, а h – номер признака. Если все тройки уже рассмотрены, переходим к шагу 6.

Шаг 4. Вычислим $r = Or_h(p, q)$. Если $\exists j D_j^r = \emptyset$, то возвращаемся на шаг 3.

Шаг 5. Если $r \notin Y$, то добавляем объект r к Y . Возвращаемся на шаг 2.

Шаг 6. Алгоритм завершает работу.

В качестве алгоритма A_2 используем алгоритм из параметрического семейства, предложенного в [13], который в [5] назван алгоритмом индуктивной резолюции.

Объединим алгоритмы A_1 и A_2 в гибридный алгоритм, который обозначим A_c .

Гибридный алгоритм A_c :

Шаг 1. Выберем объект $x \in c(X)$.

Шаг 2. Зафиксируем номер класса $i = \overline{1, l}$.

Шаг 3. Применим алгоритм A_1 к объекту x и набору X_i^0 . В качестве начальной информации для алгоритма A_1 используется выборка X^{01} .

Шаг 4. Если $P_i^{A_1}(x) = 1$, то переходим к шагу 7, иначе – к шагу 5.

Шаг 5. Если все классы исчерпаны, то переходим к шагу 6, иначе – к шагу 2.

Шаг 6. Применим алгоритм распознавания A_2 к объекту x . В качестве начальной информации для алгоритма A_2 используется выборка X^{02} .

Шаг 7. Если все объекты исчерпаны, переходим к шагу 8, иначе – к шагу 1.

Шаг 8. Алгоритм завершает работу.

Сравним алгоритмы A_1 , A_2 и A_c . Рассмотрим функционал оценки работы произвольного алгоритма A , решающего задачу Z на множестве $X' \subseteq X$:

$$\Phi_A(X') = 1 - \frac{1}{l} \frac{1}{|X'|} \sum_{i=1}^l \sum_{x \in X'} (|P_i(x) - P_i^A(x)|).$$

Функционал Φ_A является частным случаем функционала, который использовался в работе [14]. Из нескольких алгоритмов предпочтительным считается алгоритм, для которого функционал Φ_A принимает наибольшее значение.

Покажем, что функционалы качества алгоритмов A_1 и A_2 не превосходят функционала качества алгоритма A_C на множестве X^q .

Теорема. $\Phi_{A_C}(X^q) \geq \max\{\Phi_{A_1}(X^q), \Phi_{A_2}(X^q)\}$.

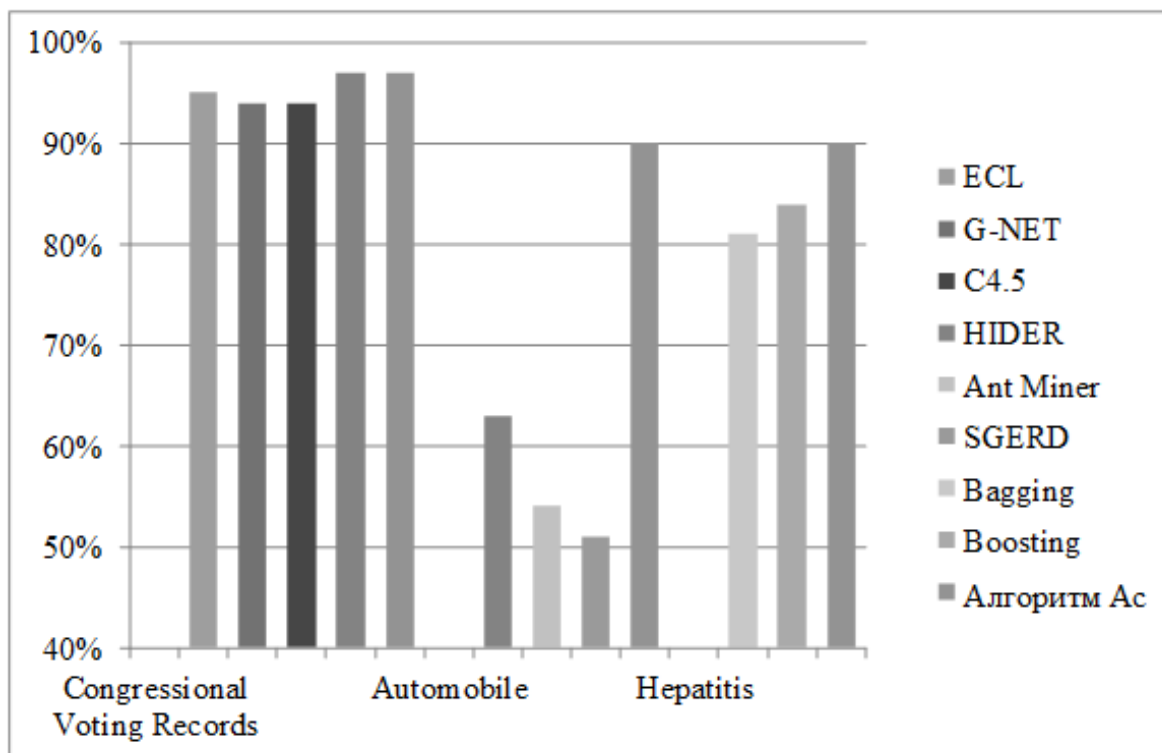
АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ГИБРИДНОГО АЛГОРИТМА

Оценка качества гибридного алгоритма A_C проводилась на тестовых задачах распознавания из репозитория UCI [15]. Использовался принцип 10-проходной перекрестной проверки: данные разбивались на 10 непересекающихся множеств, 9 из которых использовались для обучения, а десятое – в качестве контрольной выборки. Оценка качества вычислялась как среднее арифметическое значение полученных результатов [16].

Для сравнения использовались известные в литературе алгоритмы ECL [16], G-NET, C4.5 [17], Ant Miner, HIDER, SGERD [18], Bagging, Boosting [19].

Для тестирования качества работы алгоритма A_C в случае, когда все признаки объектов принимают 2 значения, использовалась задача Congressional Voting Records. Для случая, когда все признаки объектов принимают значения из конечного множества или вещественные значения, были выбраны задачи Automobile и Hepatitis.

Результаты экспериментов приведены на рисунке.



Результаты экспериментов

Таким образом, в данной статье предложен гибридный алгоритм, построенный на базе алгоритмов объектной резолюции и индуктивного вывода, что позволяет одновременно использовать логический и прецедентный способы представления обучающей информации. Показано, что качество данного алгоритма не хуже алгоритмов, образующих комбинацию, а также проведены экспериментальные исследования, подтверждающие высокое качество работы предложенного алгоритма.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. Джарратано Дж., Райли Г. Экспертные системы: принципы разработки и программирование. 4-е изд. М.: Изд. дом «Вильямс», 2007.
2. Представление и использование знаний: пер. с яп. / Х. Уэно [и др.]; под ред. Х. Уэно, М. Исидзука. М.: Мир, 1989.
3. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. 1978. № 33. С. 5–68.
4. Робинсон А. Введение в теорию моделей и метаматематику алгебры // Сер. Математическая логика и основания математики. М.: Наука, 1967.
5. Абламейко С. В., Краснопрошин В. В., Образцов В. А. Модели и технологии распознавания образов с приложением в интеллектуальном анализе данных // Вестн. БГУ. Сер. 1, Физика, Математика, Информатика. 2011. № 3. С. 62–72.
6. Интеллектуальная система поддержки решений в спортивной травматологии / В. В. Краснопрошин [и др.] // Вестн. Нац. техн. ун-та «ХПИ». Темат. Вып.: Информатика и моделирование. 2010. № 31. С. 106–111.
7. A Method for Music Symbols Extraction based on Musical Rules / A. Rebelo [et al.] // Proceedings of Bridges 2011: Mathematics, Music, Art, Architecture, Culture. 2011. P. 81–88.
8. Абламейко С. В., Краснопрошин В. В., Образцов В. А. Распознавание образов и анализ изображений: теория и опыт решения практических задач // Международный конгресс по информатике: информационные системы и технологии: материалы междунар. науч. конгресса. Минск: БГУ, 2013. С. 434–444.
9. Закревский А. Д. Логика распознавания. М.: Наука и техника, 1988.
10. Sebastiani F. Machine learning in automated text categorization // J. ACM Computing Surveys (CSUR). 2002. Vol. 34, № 1. P. 1–47.
11. Baaz M., Fermuller C. G. Resolution-based Theorem Proving for Many-valued Logic // Journal of Symbolic Computation. 1995. Vol. 19(4). P. 353–391.
12. Hähnle R. Automated Theorem Proving in Multiple Valued Logics // Proc. ISMIS'93, Trondheim, Norway / Springer LNCS. Trondheim, 1993. P. 49–58.
13. Краснопрошин В. В., Образцов В. А. Распознавание с обучением как задача выбора // Цифровая обработка изображений. Минск: ИТК, 1998. С. 80–94.
14. Краснопрошин В. В., Образцов В. А. Проблема принятия решений по прецедентности: разрешимость и выбор алгоритмов // Выбранные научные работы Беларускага дзяржаўнага ўніверсітэта, 2001. Т. 6: Матэматыка. С. 285–312.
15. Lichman M. UCI Machine Learning Repository [Electronic resource]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science. 2013. URL: <http://archive.ics.uci.edu/ml> (date of access: 30.06.2016).
16. Divina F., Marchiori E. Evolutionary Concept Learning // Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conf. 2002. P. 343–350.
17. An experimental evaluation of coevolutionary concept learning / C. Anglano [et al.] // Proc. 15th International Conf. on Machine Learning, Morgan Kaufmann, San Francisco, CA. 1998. P. 19–27.

18. KEEL Data-Mining Software Tool: Data Set Repository, Integration of Algorithms and Experimental Analysis Framework / J. Alcalá-Fdez [et al.] // J. of Multiple-Valued Logic and Soft Computing. 2011. 17:2-3. P. 255–287.
19. Li J., Wong L. Using Rules to Analyse Bio-medical Data: A Comparison between C4.5 and PCL // Proc. of Advances in Web-Age Information Management. 2003. P. 254–265.