

УДК 004

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ

Якунькин Владислав Романович

Тверской государственный технический университет, кафедра информационных систем
студент 2-го курса магистратуры,
г. Тверь,
Россия
gidranoit@gmail.com

Панин Егор Алексеевич

Тверской государственный технический университет, кафедра информационных систем
студент 2-го курса магистратуры,
г. Тверь,
Россия
rudi.pach@ya.ru

Аннотация

Обучение с учителем — это парадигма машинного обучения для получения информации об отношениях ввода-вывода системы на основе заданного набора парных обучающих выборок ввода-вывода. Поскольку выходные данные рассматриваются как метка входных данных или контроль, обучающая выборка ввода-вывода также называется помеченными обучающими данными или контролируруемыми данными.

Ключевые слова: Контролируемое машинное обучение, обучение с учителем, обучение на размеченных данных, регрессия, классификация, индуктивное машинное обучение, активное изучение, полуконтролируемое обучение

SUPERVISED LEARNING

Vladislav R. Yakunkin

Tver' State Technical University, Department of Information Systems, second-year master's student, Tver', Russia
gidranoit@gmail.com

Egor A. Panin

Tver' State Technical University, Department of Information Systems, second-year master's student, Tver', Russia

rudi.pach@ya.ru

ABSTRACT

Supervised Learning is a machine learning paradigm for acquiring the input-output relationship information of a system based on a given set of paired input-output training samples. As the output is regarded as the label of the input data or the supervision, an input-output training sample is also called labelled training data, or supervised data.

Keywords: Supervised Machine Learning; Learning from Labeled Data; Regression; Classification; Inductive Machine Learning; Active Learning; Semi-supervised Learning;

Иногда Supervised Learning также называют обучением с учителем (Haykin, 1998), обучением на размеченных данных или индуктивным машинным обучением (Kotsiantis, 2007). Целью обучения с учителем является создание искусственной системы, которая может изучить сопоставление между входом и выходом и может предсказать результат системы с учетом новых входных данных. Если выходные данные принимают конечный набор дискретных значений, которые указывают метки классов входных данных, изученное отображение приводит к классификации входных данных.

Если выходные данные принимают непрерывные значения, это приводит к регрессии входных данных. Информация об отношениях ввода-вывода часто представлена параметрами модели обучения. Когда эти параметры недоступны напрямую из обучающих выборок, обучающая система должна пройти процесс оценки, чтобы получить эти параметры. В отличие от обучения без учителя, данные обучения для обучения с учителем нуждаются в контролируемой или помеченной информации, в то время как данные обучения для обучения без учителя не контролируются, поскольку они не помечены (т. е. просто входные данные). Если алгоритм использует обучающие данные, как с учителем, так и без учителя, он называется алгоритмом обучения с полуучителем. Если алгоритм активно запрашивает у пользователя/учителя метки в процессе обучения, итеративное контролируемое обучение называется активным обучением (Settles, 2010).

На рисунке 1 показана блок-схема, иллюстрирующая форму контролируемого обучения.

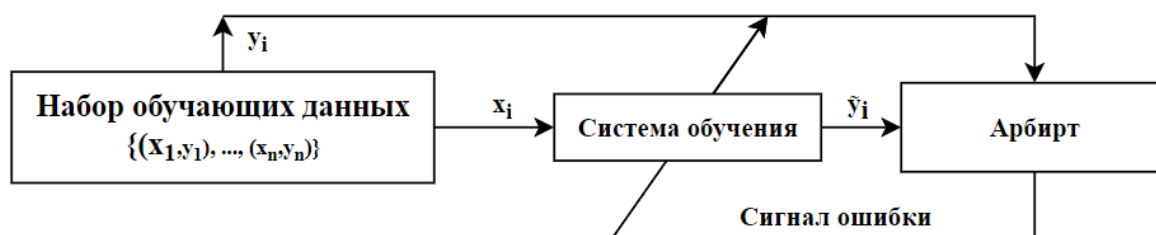


Рисунок 1 Блок-схема, иллюстрирующая форму обучения с учителем

На этой диаграмме (x_i, y_i) – обучающая выборка с учителем, где «х» представляет системный ввод, «у» представляет собой вывод системы (т. е. контроль или маркировку ввода х), а «i» – это индекс обучающей выборки. Во время процесса обучения с учителем обучающий ввод x_i подается в систему обучения, и система обучения генерирует вывод \hat{y}_i . Выходные данные системы обучения \hat{y}_i затем сравниваются с истинной маркировкой y_i арбитром, который вычисляет разницу между ними (Settles, 2010).

Разница, называемая на этой диаграмме сигналом ошибки, затем отправляется в систему обучения для настройки параметров учащегося. Целью этого процесса обучения является получение набора оптимальных параметров системы обучения, которые могут минимизировать различия между \hat{y}_i и y_i для всех i , т. е. минимизировать суммарную ошибку по всему набору обучающих данных (Settles, 2010).

Примечательным явлением является то, что минимальная ошибка обучения не обязательно указывает на хорошие результаты тестирования. Обучение называется процессом обучения, который оценивает параметры учащегося на основе увиденных контролируемых данных, в то время как тестирование предназначено для оценки прогнозов учащегося для невидимых данных, т. е. данные, использованные при тестировании, не были включены в тренировочный процесс. Следовательно, даже если учащийся достигает минимальной ошибки на наборе обучающих данных, это не гарантирует хорошей работы с невидимыми данными (Settles, 2010).

Причина этого в основном связана с возможным переоснащением обучающих данных, т. е. у учащегося есть ненужный порядок сложности при изучении отображения (Russell, 2020). Эта проблема называется генерализуемостью. Хороший алгоритм обучения должен иметь хорошую обобщаемость (Brennan, 2010). Чтобы учесть обобщаемость при разработке учащегося, алгоритм обучения должен сбалансировать цель минимизации ошибки обучения и сложность учащегося (например, структуру и порядок учащегося).

Например, в машине опорных векторов обобщаемость обучаемого характеризуется границей изученной границы различения. Чем больше разница, тем лучше обобщение. Машина опорных векторов изучает классификатор максимальной маржи по обучающему набору и, таким образом, естественным образом приводит к хорошей производительности обобщения (Vapnik, 1995).

Парадигма контролируемого обучения не ограничивает источники входных или выходных данных. Вход или выход могут принадлежать векторному пространству или набору дискретных значений. Парадигма обучения также не имеет особых ограничений

для арбитра. Если y_i берется из непрерывного пространства, сигнал ошибки обычно вычисляется через $y_i - \hat{y}_i$. Если y_i принадлежит набору дискретных значений, арбитр обычно выводит сигнал ошибки на основе равенства между y_i и \hat{y}_i . Например, арбитр может вывести 0 для равных y_i и \hat{y}_i и вывести 1 для разных y_i и \hat{y}_i (Vapnik, 1995).

Существуют разные подходы к разработке системы обучения в контролируемом обучении. Некоторые хорошо известные подходы включают подход, основанный на логике, подход многоуровневого перцептрона, подход статистического обучения, подход обучения на основе экземпляров, машины опорных векторов (Russell, 2020; Flach, 2012).

Главным преимуществом контролируемого обучения является то, что все классы или аналоговые выходные данные, управляемые алгоритмом этой парадигмы, имеют смысл для человека. И его можно легко использовать для классификации различительного паттерна. форма контролируемого обучения катон и для регрессии данных. Но он также имеет несколько недостатков. Первая вызвана трудностью сбора надзора или ярлыков. Когда есть огромный объем входных данных, маркировать их все непомерно дорого, если не невозможно.

Например, нетривиальная задача маркировать огромный набор изображений для классификации изображений. Во-вторых, поскольку не все в реальном мире имеет отличительные ярлыки, в контроле или ярлыках присутствуют неопределенности и двусмысленности. Например, граница для разделения двух понятий «горячее» и «холодное» нечеткая; и трудно назвать предмет, представляющий собой нечто среднее между двухместным диванчиком и кроватью. Эти трудности могут ограничивать применение парадигмы контролируемого обучения в некоторых сценариях. Чтобы преодолеть эти ограничения на практике, можно рассмотреть другие парадигмы обучения, такие как обучение без учителя, обучение с полуучителем, обучение с подкреплением, активное обучение или некоторые смешанные подходы к обучению (Haykin, 1998).

Обучение с учителем позволяет машине изучать поведение человека или объекта в определенных задачах. Затем полученные знания могут использоваться машиной для выполнения аналогичных действий над этими задачами. Поскольку вычислительная машина может выполнять некоторые отображения ввода-вывода намного быстрее и настойчивее, чем человек, машины, оснащенные хорошими обучаемыми под наблюдением, могут выполнять определенные задачи намного быстрее и точнее, чем человек. С другой стороны, из-за ограничений аппаратного, программного обеспечения и алгоритмов существующие алгоритмы контролируемого обучения по-прежнему не могут сравниться со способностями человека к обучению во многих сложных задачах.

Список литературы

1. Brennan, R.L. (2010). Generalizability Theory, International Encyclopedia of Education (Third Edition).
2. Flach, P. (2012). Machine learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data, Cambridge University Press, 416 p.
3. Haykin, S. (1998). Neural Networks: a Comprehensive Foundation. 2nd. Prentice Hall PTR. 842 с.
4. Kotsiantis, S. B. (2007). Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques. Informatica, 31:249–268

5. Settles, B. (2010). Active Learning Literature Survey, Computer Sciences Technical Report 1648
6. Russell, S.J., Norvig, P. (2020). Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th Edition, Prentice Hall
7. Vapnik, V. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. Springer-Verlag, 334 p.