

УДК 004.891

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ АНАЛИТИКА ТОМОГРАФИЧЕСКИХ СНИМКОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА МОДЕЛЯМИ ПРИКЛАДНОГО ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Кислицина А. С., ст. группы ИТм-211
Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева

Аналитика МРТ-снимков относится к типу задач исследования графических изображений с большим количеством параметров (множество маленьких, но очень важных элементов на снимке) [1, 3 – 5]. Для того, чтобы обеспечить высокую точность решения поставленной задачи, необходимо применять модель, которая может анализировать большое количество параметров в качестве входных данных. К таким моделям относятся многокомпонентные модели машинного обучения (например, случайный лес) и модели глубокого обучения (нейронные сети). Существенным недостатком первых является неспособность модели самостоятельно решать ту же самую задачу при появлении/удалении хотя бы одного признака данных (прецедента) [5, 6].

По этой причине в среде прикладного искусственного интеллекта широкое распространение получили искусственные нейронные сети. Так сложилось не случайно: эти модели [нейронные сети], являющиеся представителями класса глубокого обучения, позволяют решать задачу предметной области таким образом, что при появлении новых прецедентов в наборе анализируемых признаков, алгоритм решения остается устойчивым [7]. То есть, он способен к самостоятельному «автоматическому» обучению в процессе решения задачи, не требуя вмешательства разработчиков. Это коренное отличие отделяет модели глубокого обучения от всего класса алгоритмов машинного обучения [6].

Одной из важнейших описательных характеристик нейронных сетей является их полнота [7].

Под полнотой подразумевается формирование такой обобщающей данные функции, которая могла бы не просто экстраполировать значения, а полноценно описывать закон предметной области. Именно это качество и позволяет в дальнейшем составлять более точные прогнозы модели на неизвестных ранее данных прецедентов.

Формализуем теоретические положения на языке математических формул. Для простоты рассмотрим наиболее простой тип нейронной сети – двухслойную искусственную нейронную сеть, состоящую из входного и выходного слоя соответственно.

В качестве основы рассмотрим выборку данных (1), репрезентативно отражающую генеральную совокупность некоторой предметной области.

$$X^l = (x_i; y_i)_{i=1}^l \quad (1)$$

В обучающей выборке (1) x_i являются объектами обучающей выборки, причем $x_i \in R^n$, а y_i – ответами выборки.

Выделяют два типа задач:

- Задача классификации (когда предсказывается принадлежность объекта обучающей выборки к заданному целевому классу);
- Задача регрессии (когда прогнозируется число: например, *вероятность* отнесения объекта к заданному классу).

Для задачи регрессии $Y = R$, то есть ответами являются действительные числа. Линейная модель регрессии обобщенно может быть записана в виде (2).

$$a(x, \omega) = \langle \omega, x_i \rangle \quad (2)$$

Для задачи дихотомической классификации линейная модель классификатора будет оформлена в виде формулы (3).

$$a(x, \omega) = \text{sign}\langle \omega, x_i \rangle \quad (3)$$

В качестве невозрастающей функции отступа может быть использована, например, функция $\ln(1 + e^{-M})$, $(1 - M)_+$, e^{-M} и другие.

И та, и другая задача (регрессии и классификации) сводятся к однотипным задачам оптимизации [4].

Однотипность означает, что функционал представляет собой сумму по всем объектам выборки от некоторой функции потерь, которая зависит от вектора весов. Такой тип функционала позволяет использовать методы стохастического градиента и другие элементы оптимизации нейронных сетей.

Данная концепция является одним из основных принципов построения нейронных сетей, которые различаются между собой лишь способом организации внутренних (скрытых) слоев, функцией отступа и способом оптимизации функционала.