Вычисление собственной ошибки нейрона при обучении многослойного персептрона методом обратного распространения ошибки

Калистратов Тимофей Александрович

Аспирант

Институт математики, физики и информатики ТГУ имени Г. Р. Державина, Тамбов, Россия

E-mail: kalistratovtimofey@gmail.com

При обучении многослойного персептрона возникает задача персонификации вклада каждого нейрона в общую ошибку сети (задача назначения коэффициентов доверия). Чем более точно будет оценена ошибка каждого нейрона и его влияние на общую ошибку сети, тем лучшего результата обучения можно будет добиться. При обучении сети методом обратного распространения ошибки эта задача решается следующим образом: Для каждого выходного узла j сети определяется его ошибка как разность желаемого отклика и его выходного значения:

$$e_j\left(n\right) = d_j\left(n\right) - y_j\left(n\right). \tag{1}$$

Для дальнейшей оценки ошибок нейронов вводится локальный градиент $\delta_{\mathrm{j}}(\mathrm{n})$, который равен произведению сигнала ошибки нейрона и производной функции активации и указывает на требуемое изменение синаптического веса. Для каждого скрытого узла сигнал ошибки рекурсивно вычисляется на основе сигналов ошибки тех нейронов, с которыми он непосредственно связан. Ошибка скрытого нейрона определяется по формуле:

$$e_j\left(n\right) = \sum_k \delta_k\left(n\right) * \omega_{kj}\left(n\right). \tag{2}$$

Сам алгоритм обратного распространения подробно описан в [1].

Заметим, что используемая в алгоритме обратного распространения оценка ошибки нейрона на самом деле представляет собой оценку общей ошибки сети на данном нейроне. То есть, в значение ошибки нейрона j вклад вносит как сам нейрон j, так и все нейроны, от которых рекурсивно зависит выходное значения нейрона j, что приводит к существенным различиям величин локального градиента в разных слоях сети.

Подобная проблема рассматривается в [1], и для ее решения предлагается использовать разные эмпирические коэффициенты обучения для разных слоев нейронной сети.

Для решения поставленной проблемы можно предложить другой подход – минимизацию воздействия предыдущих нейронов сети на ошибку каждого нейрона. С этой целью к прямому и обратному проходу вычислений добавляется третий проход, вычислительная сложность которого сравнима с прямым проходом вычислений:

1)Для каждого нейрона сети j, за исключением входных нейронов, рассчитывается предполагаемый желаемый отклик d'_j, равный разности функционального сигнала и сигнала ошибки:

$$d'_j = y_j + e_j\,. \tag{3}$$

Очевидно, что для выходных нейронов $d'_j = d_j$.

2) Для каждого нейрона сети j рассчитывается скорректированный функциональный сигнал

$$y'_j = f(\sum_i \omega_{ji}\,(n) * d'_i. \tag{4}$$

3) Находим собственную ошибку нейрона:

$$e'_j = d'_j - y'_j. \tag{5}$$

Заметим, что из полученной оценки ошибки нейрона исключено влияние ошибок предыдущих нейронов. То есть, вклад в такую ошибку вносят только требующие коррекции синаптические веса Wj.

Подставляя формулы (3), (4) в (5), получаем:

$$e'_j = y_j + e_j - f\left(\sum_i \omega_{ji}\,(n) * (y_i + e_i)\right). \tag{6}$$

Использование полученной ошибки нейрона вместо традиционного сигнала ошибки при расчете величины коррекции синаптических весов в ходе обучения нейронной сети алгоритмом обратного распространения ошибки позволяет достичь равномерного обучения всех узлов сети с использованием не зависящего от нейронов коэффициента скорости обучения.

Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. М.: Издательский дом "Вильямс 2006.