позволяют позиционировать объект с высокой точностью. Так же сложность реализации данного алгоритма – всего лишь несколько строк C/C++ кода. Фильтр Монте-Карло позволяет решать сложные задачи позиционирования объекта в пространстве при помощи нескольких десятков строк кода.

Список литературы:

1. Jihua Zhu. International Journal of Advanced Robotic Systems [Электронный ресурс]. – 2011. – Vol. 8, No. 1. – P. 21-28. – Режим доступа: www.intech-web.org. – (собств. перевод).
2. Fox D. Journal of Artificial Intelligence Research. – 1999. – P. 391-427. – (собств. перевод).
3. Russell S.J., Norvig P. Artificial Intelligence – A Modern Approach. – 3rd edition. – Prentice Hall, 2010. – P. 1152.
4. Thrun S. Programming a robotic car (Видео лекции) [Электронный ресурс] / Udacity. – Режим доступа: www.udacity.com/view#Course/cs373.

МОДИФИЦИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

© Дорогий Я.Ю.[♣]
Национальный технический университет Украины «КПИ»,
Украина, г. Киев

В статье рассмотрен модифицированный алгоритм обучения нейронных сетей, учитывающий возможность общего использования весовых коэффициентов.

Одним из наиболее эффективных и обоснованных методов обучения нейронных сетей есть алгоритм обратного распространения ошибки, который может применяться только к однонаправленным многослойным сетям. В многослойных нейронных сетях есть большое количество нейронов, входы и выходы которых не являются входами и выходами нейронной сети, а соединяют нейроны внутри сети – это скрытые нейроны.

Данный алгоритм в классическом варианте не применим к сверточным нейронным сетям [1,2], использующим общие весовые коэффициенты.

Целью работы является разработка модифицированного алгоритма обучения нейронных сетей, учитывающий возможность общего использования весовых коэффициентов.

[♣] Ассистент кафедры АУТС ФИОТ.

Алгоритм обучения нейронных сетей

Пронумеруем выходы нейронной сети индексом $j = 1, 2, \ldots, n$, а учебные примеры индексом $M = 1, 2, \ldots, M_0$. Тогда в качестве целевой функции можно выбрать функцию ошибки как сумму квадратов расстояний между реальными исходными состояниями y_{jM} нейронной сети на примерах и правильными значениями d_{jM}, соответствующими примерам. Пусть $x = \{x_i\}$ – столбец входных значений, где $i = 1,2, \ldots, n$. Тогда $y = \{y_j\}$ – исходные значения, где $j = 1, 2, \ldots, m$. В общем случае $n \neq m$. Рассмотрим различие $y_{ji} - d_{ji}$, где d_{ji} – точное значение. Это различие должна быть минимальным. Введем расстояния согласно евклидовой метрики, определив норму как (1):

$$\|y - x\| = \sqrt{(y - x, y - x)^2} \qquad (1)$$

Пусть целевая функция имеет вид:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{j,i}(y_{j,i} - d_{j,i})^2 \qquad (2)$$

Задача обучения нейронной сети заключается в том, чтобы найти такие коэффициенты $w_{\alpha\beta}$, чтобы достигался минимум E ($E \geq 0$). Обозначим q – номер слоя нейронной сети, Q – исходный слой.

Для простоты индексации рассмотрим случай, когда на вход подается только один пример (рис. 1), тогда:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i}(d_i - y_i)^2 \qquad (3)$$

Рис. 1. Схема связкй между нейронами слоя q и слоя $q - 1$ в сети прямого распространения

Найдем производную:

$$dE = \sum_{\beta k q} \frac{\partial E}{\partial w^{q}_{\beta k}} \cdot dw^{q}_{\beta k} \qquad (4)$$

Необходимы такие w, чтобы $dE < 0$:

$$dw_{\beta k}^{q} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{\beta k}^{q}} \tag{5}$$

где η > 0. Тогда:

$$dE = -\sum_{\beta kq} \left(\frac{\partial E}{\partial w_{\beta k}^{q}} \right)^{2} \cdot \eta < 0 \tag{6}$$

Исходящее значение каждого слоя определяется функцией активации. Для исходящего слоя:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{\beta j}^{q}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial u_j} \cdot \frac{\partial u_j}{\partial w_{\beta j}^{q}} \tag{7}$$

где $\frac{\partial y_j}{\partial u_j} = \frac{df}{du}$, а $\frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial u_j} = \delta_j^q$

$$\frac{\partial}{\partial y_j} \left(\frac{1}{2} \cdot \sum_i (d_i - y_i)^2 \right) = \frac{\partial}{\partial y_j} \cdot \frac{1}{2} \cdot (y_j - d_j)^2 = y_j - d_j \tag{8}$$

Производная $\frac{\partial u_j}{\partial w_{\beta k}^{q}}$ дает $y_k^{(q-1)}$, где q – номер слоя, α – входной слой.

Перейдем к переменным следующего слоя:

$$\frac{\partial E}{\partial y_\alpha^q} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_\alpha^{q+1}} \cdot \frac{\partial y_\alpha^{q+1}}{du_k} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial y_\alpha^q} \tag{9}$$

Умножим обе части на $\frac{\partial y_\alpha^q}{\partial u_\alpha}$:

$$\frac{\partial y_\alpha^q}{\partial u_\alpha} \cdot \frac{\partial E}{\partial y_\alpha^q} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_\alpha^{q+1}} \cdot \frac{\partial y_\alpha^{q+1}}{du_k} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial y_\alpha^q} \cdot \frac{\partial y_\alpha^q}{\partial u_\alpha} \tag{10}$$

И дальше обозначим:

$$\delta_k^{q+1} = \frac{\partial E}{\partial y_\alpha^{q+1}} \cdot \frac{\partial y_\alpha^{q+1}}{du_k} \tag{11}$$

а

$$\delta_k^q = \frac{\partial y_\alpha^q}{\partial u_\alpha} \cdot \frac{\partial E}{\partial y_\alpha^q} \tag{12}$$

Тогда получим:

$$\delta_j^{(q)} = \left[\sum_k \delta_k^{(q+1)} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial y_\alpha^q} \right] \cdot \frac{dy_\alpha^q}{du_\alpha} \tag{13}$$

Для униполярной функции активации:

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}} \tag{14}$$

параметры вычисляются в соответствии с формулами:

$$\begin{aligned} \delta_j^Q &= f_j^Q(1 - f_j^Q)(y_j^Q - f_j^Q) \\ \delta_j^q &= f_j^q(1 - f_j^q)\sum_k \delta_k^{q+1} w_{jk} \end{aligned} \tag{15}$$

где y_j^Q – правильное значение на выходе слоя. При этом:

$$dw_{\beta k}^q = -\eta \cdot \delta_\beta^{(q)} \cdot y_k^{(q-1)} \tag{16}$$

Алгоритм вычисления весов нейронов в соответствии с методом обратного распространения ошибки:

Шаг 1. Подать на входы сети один из примеров и вычислить все значения в сети от входа к выходу.

Шаг 2. Вычислить δQ.

Шаг 3. Вычислить δq и Δwq.

Шаг 4. Вычислить $w_{ij}^{(q)}(t) = w_{ij}^{(q)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(q)}(t)$, где t – номер шага.

Шаг 5. Если ошибка сети существенна (сравнивается контрольный результат и то, что получено), то перейти к шагу 1. В противном случае, обучения прекращается.

Формулы, что задают порядок вычислений в соответствии с алгоритмом, описанным выше имеют вид:

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$$

$$\delta_j^Q = f_j^Q(1 - f_j^Q)(y_j^Q - f_j^Q)$$

где j – номер нейрона.

$$\delta_j^q = f_j^q(1 - f_j^q)\sum_k \delta_k^{q+1} w_{jk}$$

$$\Delta w_{\beta k}^q = -\eta \cdot \delta_\beta^{(q)} \cdot y_k^{(q-1)}$$

Для двохслойной сети з тремя нейронами, представленной на рис. 2:

$$\delta^2 = (f_2 - d_2) f_2 (1 - f_2)$$

$$\delta_1^1 = \delta^2 f_1^1 (1 - f_1^1) w_1^2$$

$$\delta_2^1 = \delta^2 f_2^1 (1 - f_2^1) w_2^2$$

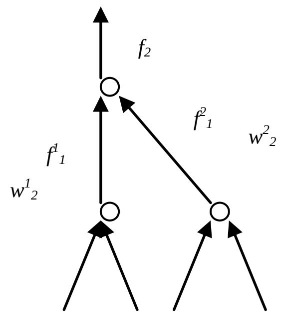

Рис. 2. Двухслойная сеть прямого распространения

Возвращаясь к формуле изменения весовых значений при обучении (16) видно, что вычисления не учитывают факт совместного использования одного весового коэффициента множеством межнейронных связей.

Такие связи используются в сверточной нейронной сети как между парами слоев свертки-субдискретизации, так и внутри этих пар. Для учета этих архитектурных особенностей необходимо привести формулу расчета значений весов к виду (17):

$$dw_{\beta k}^q = -\eta \cdot \delta_\beta^{(q)} \cdot y_k^{(q-1)} \cdot \frac{1}{N_w} \tag{17}$$

где N_w – количество связей, что совместно используют весовой коэффициент w. Такая форма записи позволяет алгебраически усреднить значение dw между конкурирующими связями.

* * *

В ходе проведенного исследования был разработан модифицированный алгоритм обучения нейронных сетей. Аппробация и верификация алгоритма была проведена в работах [3, 4].

Список литературы:

1. LeCun Y. A theoretical framework for backpropagation // Proc. of IEEE. – 1998. – P.21-28.
2. Lecun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffne P. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition // Proc. IEEE. – 1998. – P. 59-67.
3. Дорогой Я.Ю. Применение компактных ячеистых сверточных нейронных сетей для биометрической идентификации человека по лицу // Вісник НТУУ «КПІ». «Інформатика, управління та обчислювальна техніка». – 2007. – № 46. – С. 135-149.
4. Дорогой Я.Ю. Архитектура обобщенных сверточных нейронных сетей // Вісник НТУУ «КПІ». «Інформатика, управління та обчислювальна техніка». – 2011. – № 54. – С. 67-75.

РЕОРГАНИЗАЦИЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРЕДПРИЯТИЕМ МАЛОГО БИЗНЕСА НА ОСНОВЕ УПРАВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫМИ ПОТОКАМИ

© Дуляк С.П.[♣]

Брянский государственный технический университет, г. Брянск

Статья посвящена вопросу организации управления в малых организациях. Управление малыми организациями рассматривается с точки зрения информационного подхода с учетом внедрения системы менеджмента качества. В результате исследования определяется необходимость создания информационных моделей.

Малый бизнес – основа современной экономики. Малые предприятия быстро реагируют на экономические изменения, способствуют внедрению новых технологических решений, обеспечивают дополнительные рабочие места населению. Однако, гибкость малых организаций, делает их наиболее зависимыми от внешних факторов, поэтому наиболее остро стоит проблема эффективного управления организацией. Одним из способов повышения эффективности управления является создание в организации системы менеджмента качества. Как правило, директора малых предприятий осуществляют управление и принятие управленческих решений, руководствуясь только своим опытом и интуицией, причем в большинстве случаев они располагают недостоверными данными о состоянии своего бизнеса и его динамике.

Таким образом, изменение принципов ведения бизнеса напрямую связано с изменением технологии работы с информацией. Информацию, поступающую руководителю можно рассматривать в трех различных направлениях:

[♣] Аспирант кафедры «Управление качеством, стандартизация и метрология».