

## ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМА ОБУЧЕНИЯ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В СИСТЕМЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКИХ ЛИЦ

Умяров Н.Х., Костецкая Г.Ю., Федяев О.И.  
Донецкий национальный технический университет  
email: nailumyarov@mail.ru

В системах распознавания образов на основе нейронных сетей очень важно качество их обучения. В данной работе рассматривается исследование алгоритма обучения сверточной нейронной сети на программной модели. Для обучения использован алгоритм обратного распространения ошибки. На обучающем множестве из 400 лиц показана эффективность используемого алгоритма, который включен в систему для распознавания лиц в режиме реального времени.

### Постановка задачи

Задача распознавания выделенного лица  $L(x,y)$  на снимке по его пиксельному представлению  $P(i,j)$  заключается в нахождении в заданном списке (множестве) лиц  $\{L_k(i,j)\}, k \in [1,M]$  такого  $m$ , которое максимально схоже с исходным:

$$\exists m \in [1,M], L_m(i,j) \approx L(i,j), \quad (1)$$

где  $m$  — идентификационный номер лица;  $M$  — количество лиц в базе лиц  $L$ ;  $L_m(i,j)$  — распознанное лицо.

Для решения этой задачи используется распознаватель на основе сверточной нейронной сети, эффективность работы которого зависит от качества его обучения.

Цель работы заключается в оценке качества алгоритма обучения нейронной сети.

### Архитектура сверточной нейронной сети

Структура свёрточной нейронной сети состоит из нескольких слоёв. На рис. 1 показаны пять слоёв такой сети. Практика показала, что для эффективной работы сверточной нейронной сети, достаточно использовать два слоя свертки (Convolutional, C-Layer) и подвыборки (Subsampling, S-Layer), которые чередуются друг с другом. Результат распознавания формируется на нейронах выходного слоя.

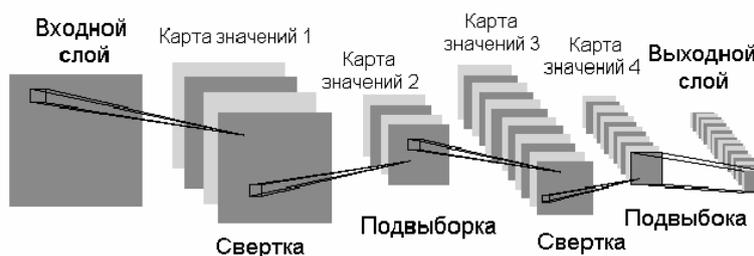


Рисунок 1. Архитектура свёрточной нейронной сети

Формально архитектура сверточной нейронной сети была описана в виде параметрической модели. На теоретико-множественном уровне модель свёрточной нейронной сети CNN (Convolution Neural Network) представлена в виде кортежа

$$CNN = \langle M, \{N^\eta\}, \{ \langle \{C_{(kl),m}^{(\eta,p^\eta,(ij))}\}, f^\eta, \{S_{(qt),n}^{(\eta,p^\eta,(i',j'))}\}, \varphi^\eta \rangle \}, N, \{w_{i'}^j\}, \psi \rangle \quad (2)$$

где  $M$  – количество слоёв в сети,  $\eta$  – номер слоя  $1 \leq \eta \leq M$ ;  $N\eta$  – число карт признаков в  $\eta$ -м слое;  $C_{(kl),m}^{(\eta,p^\eta,(ij))}$  – весовой коэффициент связи  $m$ -го входа  $(ij)$  нейрона  $p$ -й плоскости  $\eta$ -го слоя с  $(kl)$ -м выходом его рецептивной области (то есть вход нейрона – матрица рецептивных полей);  $1 \leq j \leq I(\eta,c)$ ,  $1 \leq j \leq J(\eta,c)$ ,  $I(\eta,c)$ ,  $J(\eta,c)$  – размеры карты признаков  $\eta$ -слоя  $C$ -го подслоя.  $a_{ij}^{\eta,c} \leq k \leq b_{ij}^{\eta,c}$ ,  $e_{ij}^{\eta,c} \leq l \leq d_{ij}^{\eta,c}$ ;  $a_{ij}^{\eta,c}$ ,  $b_{ij}^{\eta,c}$ ,  $e_{ij}^{\eta,c}$ ,  $d_{ij}^{\eta,c}$  – координаты границы области связи  $(ij)$ -го элемента нейрона  $\eta$ -слоя  $C$ -го подслоя.  $1 \leq m \leq \theta$ ,  $\theta = (b_{ij}^{\eta,c} - a_{ij}^{\eta,c}) \cdot (d_{ij}^{\eta,c} - e_{ij}^{\eta,c})$  – размер вектора входных сигналов  $(ij)$ -го нейрона  $\eta$ -слоя  $C$ -го подслоя [2].

Процесс функционирования нейрона свёрточного слоя задается выражением:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K w_{k,s,t} x^{((i-1)+s,(j+t))} \quad (3)$$

где  $y_k^{(i,j)}$  – нейрон  $k$ -ой плоскости свёрточного слоя;  $b_k$  – нейронное смещение  $k$ -ой плоскости;  $K$  – размер рецептивной области нейрона;  $w_{k,s,t}$  – элемент матрицы синаптических коэффициентов;  $x$  – выходы нейронов предыдущего слоя.

Процесс функционирования нейрона подвыборочного слоя определяется следующим соотношением:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \frac{1}{4} w_k \sum_{s=1}^2 \sum_{t=1}^2 x^{((i-1)+s,(j+t))} \quad (4)$$

На последнем этапе нейронный слой из 40 нейронов (по числу классов) получает на вход вектор из значений, полученных на предыдущем этапе, и непосредственно классифицирует изображение. Процесс прямого хода нейронной сети описан в [3].

### Обучение нейронной сети

Сверточная нейронная сеть обучалась по стратегии «обучение с учителем». В основе этой стратегии лежит алгоритм обратного распространения ошибки. Алгоритм обратного распространения ошибки использует методику, позволяющую быстро вычислять вектор частных производных (градиент) сложной функции многих переменных, если структура этой функции известна. В качестве такой функции в алгоритме рассматривается функция ошибки сети и учитывается тот факт, что структура функции ошибки сети полностью определяется архитектурой нейронной сети, которая считается известной.

В качестве обучающего множества использован набор лиц 40 человек, которых предстоит распознавать. Лицо каждого человека было представлено десятью вариантами. Обучение сети начинается с предъявления очередного образа из обучающего множества и вычисления соответствующей реакции нейронной сети (см. рис.

1). При этом сигналы проходят последовательно от слоя к слою и на последнем слое формируются реальные выходные сигналы. Сравнение их с желаемыми значениями

позволяет изменять веса связей нейронов в направлении минимизации ошибки для данного образа, который будет использоваться на последующих шагах настройки. В целом, обучающее правило обеспечивает настройку весов связей для каждого образа из обучающего множества.

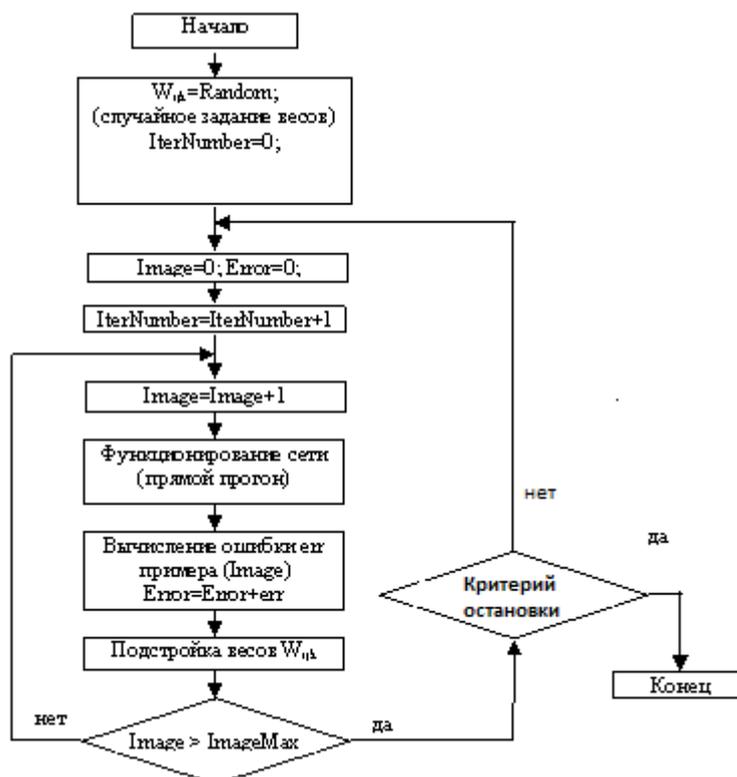


Рисунок 2. Алгоритм обучения нейронной сети

Как и в случае многослойного персептрона, начальные веса задаются случайным образом. Процесс обучения состоит из последовательности обучающих циклов (эпох) и завершается когда их число достигает заданного значения или ошибка обучения достигнет заданной малой величины [4].

Из множества возможных вариантов функций активации нейронов использована сигмоидальная функция, т. к. она непрерывная, дифференцируема и устанавливает предельные значения выходного сигнала. Для слабых сигналов характеристика функции имеет сильный наклон, поэтому пропускает их без искажения. Если величина сигнала становится большой, то сигмоид его ограничивает в заданных пределах. Таким образом, большие сигналы не насыщают сеть (оставляют ее работоспособной), а слабые сигналы проходят по сети без чрезмерного ослабления [5].

В самом начале обучения сеть ненастроена, поэтому после предъявления очередного входного образа, она формирует неточное выходное значение. Функция ошибки представляет собой разность между текущим выходом сети и желаемым выходом, который задается обучающим множеством. Для успешного обучения сети требуется приблизить выход сети к желаемому выходу, т. е. последовательно уменьшать величину функции ошибки. Это достигается настройкой межнейронных связей. Каждый нейрон в сети имеет свои веса, которые настраиваются так, чтобы уменьшить величину функции ошибки.

У сети есть множество входов  $x_1, \dots, x_n$ , множество выходов *Outputs* и множество внутренних узлов. Перенумеруем все узлы (включая входы и выходы) числами от 1 до  $N$  (сквозная нумерация, вне зависимости от топологии слоёв). Обозначим через  $w_{ij}$  вес, стоящий на ребре, соединяющем  $i$ -й и  $j$ -й узлы, а через  $o_i$  — выход  $i$ -го узла.

Если известен обучающий пример (правильные ответы сети  $t_k$ ,  $k \in \text{Outputs}$ ), то функция ошибки, полученная по методу наименьших квадратов, выглядит так:

$$E(\{w_{i,j}\}) = \frac{1}{2} \sum_{k \in \text{Outputs}} (t_k - o_k)^2 \quad (5)$$

Алгоритм реализовывает стохастический градиентный спуск, т. е. веса изменяются после каждого обучающего примера. Чтобы «добраться» до минимума ошибки, необходимо «двигаться» в сторону, противоположную градиенту, т. е. на основании каждой группы правильных ответов добавлять к каждому весу  $w_{i,j}$  смещение

$$\Delta w_{i,j} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} \quad (6)$$

Таким образом, выражение для коррекции синаптических коэффициентов принимает вид:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \frac{dE}{dw_{ij}} \quad (7)$$

где  $w_{ij}(t)$  и  $w_{ij}(t+1)$  – вес связи между  $i$ -м и  $j$ -м нейронами на текущем и последующем шаге обучения,  $0 < \eta < 1$  - множитель, задающий скорость «движения».

На каждой итерации алгоритма весовые коэффициенты нейронной сети модифицируются так, чтобы улучшить решение одного обучающего примера. Таким образом, в процессе обучения циклически решается задача оптимизации.

### Програмная реализация алгоритма обучения нейронной сети

Для исследования процесса обучения была разработана программная модель на языке Java. Она позволила оценивать время и качество обучения. В частности, строилась зависимость изменения ошибки обучения от количества эпох. На рис. 3 показан фрагмент процесса обучения свёрточной нейронной сети методом обратного распространения ошибки. Из него видно, что погрешность с течением времени монотонно уменьшается и достигает величины, которая задается априорно. Графическое отображение информации хорошо информирует пользователя о степени обученности нейронной сети. Моделирование показало, что обучение завершается успешно на всем обучающем множестве, включающем 400 снимков лиц.

### Результаты анализа алгоритма обучения сверточной сети

Проведенные модельные эксперименты позволили выделить достоинства и недостатки данного алгоритма.

К достоинствам алгоритма обучения можно отнести следующие:

- достаточно высокая скорость обучения;
- возможность реализации алгоритма на параллельных вычислительных устройствах за счет того, что через каждый нейрон проходит информация

- только о связанных с ним нейронах;
- высокая универсальность алгоритма, позволяющая использовать его для обучения любого количества слоев.
- В ходе моделирования были выявлены следующие недостатки алгоритма:
- метод не дает полной гарантии, что обучение пройдет успешно. Во многом это зависит от начальных значений весов и структуры обучающего множества.
- для алгоритма желательно фиксировать число узлов скрытого слоя, что не всегда удобно для поиска оптимальной структуры (усложняет программную реализацию).
- в нейронной сети при большом числе весов может быть отмечен эффект переобучения.

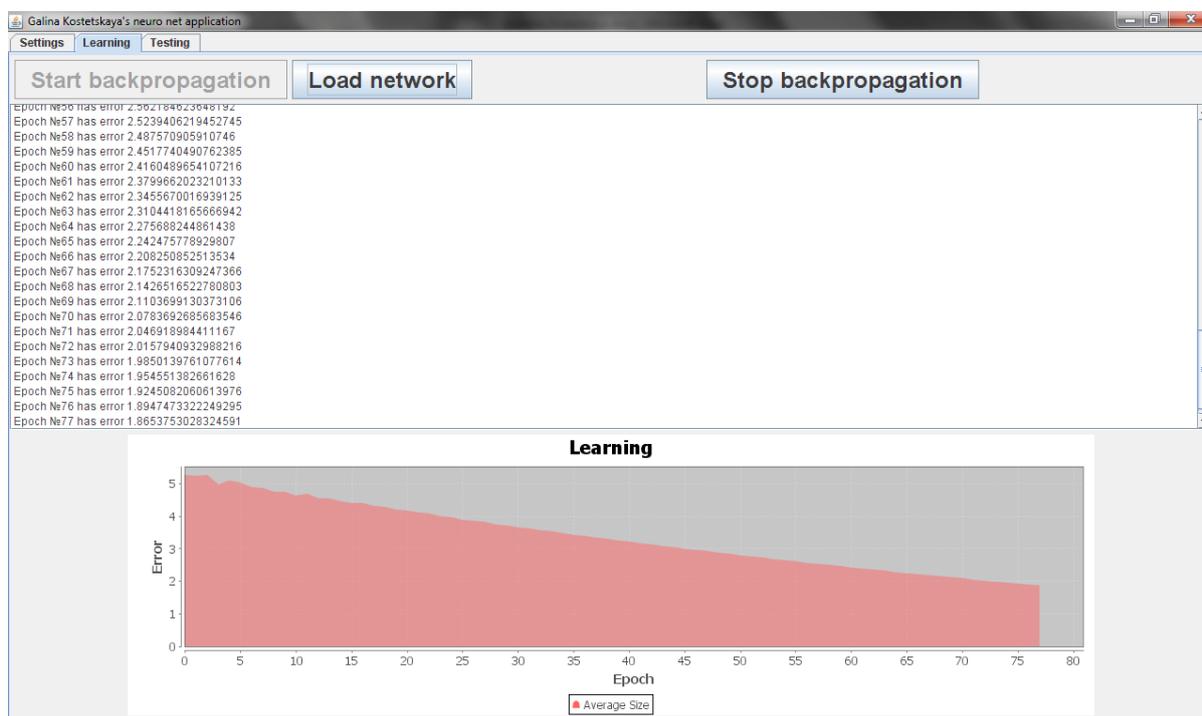


Рисунок 3. Процесс обучения нейронной сети

- [1] Умяров Н.Х., Федяев О.И. Параметрическая модель свёрточной нейронной сети // VI международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых научных работников «Информатика и компьютерные технологии»: Т. 2 – Донецк, ДонНТУ, 2010. – 292с.
- [2] Умяров Н.Х., Федяев О.И. Логическое и физическое представление архитектуры свёрточной нейронной сети // II Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів, аспірантів та молодих вчених, 11-13 квітня 2011 р., м. Донецьк : зб. доп. у 3 т./ Донец. націонал. техн. ун-т; редкол.: Є.О. Башков (голова) та ін. – Донецьк: ДонНТУ, 2011. - Т.3, с. 81-85.
- [3] Умяров Н.Х., Костецкая Г.Ю., Федяев О.И. Программная модель сверточной нейронной сети. // Информационные управляющие системы и компьютерный мониторинг / сборник работ III Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів, аспірантів та молодих вчених 16-19 квітня 2011 р., Донецьк, ДонНТУ, 2012, с. 343 – 347.

- 
- [4] Esme B. Facial feature extraction using genetic algorithms/ B. Esme, B. Sankur, B. Anarim // 8-th European Signal Processing Conference, Trieste, - 1996. - P. 1511-1514.
- [5] Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 260 с.