

УДК 004.932.7

S- -

Сова А.А., Федяев О.И.

Донецкий национальный технический университет, Украина

Рассмотрена архитектура многослойной нейронной сети типа неокогнитрон, состоящего из нейронов типа S и C. Исследована нелинейная модель S-нейрона при различных соотношениях её параметров торможения и возбуждения, показана возможность обучения S-нейрона по стратегиям «с учителем» и «без учителя» распознавать базисные элементы входных образов.

Одним из перспективных способов распознавания образов, подверженных искажению, считается применение специальных нейросетевых структур типа неокогнитрон. Это обусловлено особой структурой данного типа нейросетей, в определённой степени имитирующей работу зрительной системы человека. Системы распознавания, созданные на основе неокогнитрона, будут превосходить в функциональном и экономическом отношении существующие аналоги. Поскольку потребность в качественных системах распознавания постоянно возрастает, то создание таких систем является актуальной научно-технической задачей [1].

Основной задачей данной работы является исследование моделей S- и C-нейронов неокогнитрона при их обучении, оценка влияния отдельных параметров архитектуры нейросети на эффективность распознавания на примере определенного класса графических образов. Данные исследования помогут правильно выбрать архитектуру неокогнитрона и организовать обучение S-слоёв с учётом характера распознаваемых входных образов.

Неокогнитрон представляет собой многослойную нейронную сеть, состоящую из разнородных нейронов (ячеек). В нём используются четыре различных вида ячеек: S-ячейки, C-ячейки, Vs-ячейки и Vc - ячейки. Слои S (simple) нейронов служат для выделения основных признаков (фрагментов) изображения, а слои C (complex) нейронов обеспечивают инвариантность сети к изменению положения образа [2].

Как показано на рис. 1, S- и C-ячейки имеют много входов: эксцитатные (возбуждающие) и ингибиторные (запрещающие). Если ячейка получает сигналы из эксцитатных входов, выход ячейки увеличится. С другой стороны, запрещающий входной сигнал подавляет выходной сигнал. Каждый вход ячейки имеет свой собственный коэффициент соединения, значение которого положительно. Ячейка имеет только один выход, с которого сигнал возбуждения может поступать на входы других ячеек. На рис. 1, а видно, что S-ячейка имеет запрещающий вход, который производит эффект шунтирования сигналов возбуждающего входа. Пусть $U_{C1}, U_{C2} \dots U_{Cn}$ - эксцитатные входы, а V_c - ингибиторный вход ячейки. Выходные значения S-нейрона определяются по следующим формулам:

$$e = \sum_{i=1}^N a_i * u_{Ci}, \quad (1)$$

$$h = b * V_c \quad (2)$$

$$w = \varphi \left[\frac{1+e}{1+h} - 1 \right] = \varphi \left[\frac{e-h}{1+h} \right], \quad (3)$$

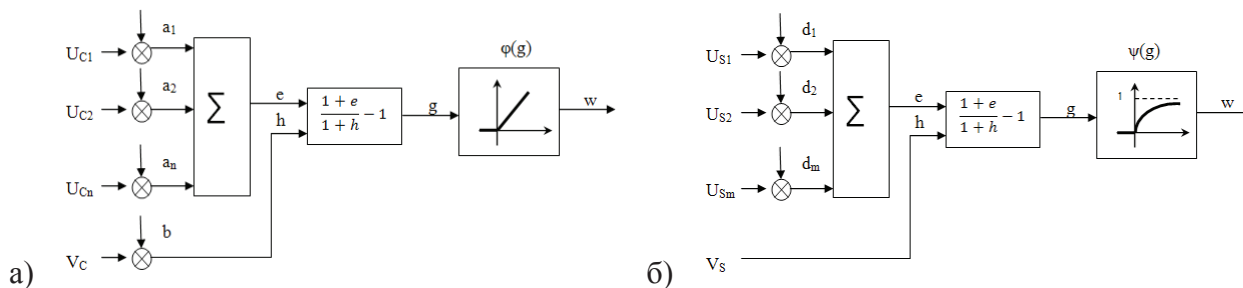


Рисунок 1. Модели нейронов: а) для S-слоя; б) для C-слоя

где a_i и b представляют эксцитатные и ингибиторные коэффициенты соединения соответственно [3,4].

Функция активации S-нейрона $\varphi[]$ определяется следующим выражением:

$$\varphi[x] = \begin{cases} x, & (x \geq 0); \\ 0, & (x < 0). \end{cases} \quad (4)$$

Модель C-ячейки имеет входы, подобные входам S-ячейки (рис. 1, б). Пусть $U_{S1}, U_{S2}, \dots, U_{Sn}$ - эксцитатные входы, а V_s - ингибиторный вход ячейки. Для определения значения выходного сигнала C-нейрона используются следующие формулы:

$$e = \sum_{i=1}^N d_i * u_{Si}, \quad (5)$$

$$h = V_s \quad (6)$$

$$w = \psi \left[\frac{1+e}{1+h} - 1 \right] = \psi \left[\frac{e-h}{1+h} \right], \quad (7)$$

где d_i - эксцитатные коэффициенты соединения [3, 4].

Функция активации этого нейрона $\psi[]$ определяется следующим выражением:

$$\psi[x] = \begin{cases} \frac{x}{\alpha + x}, & (x \geq 0); \\ 0, & (x < 0), \end{cases} \quad (8)$$

где $\alpha=0,5$.

Как видно функция активации у S-нейронов линейна, а у C-нейронов нелинейная.

Функционирование S-нейрона во многом зависит от соотношения сигналов возбуждения и торможения. Для демонстрации этого утверждения рассмотрим функциональную зависимость выхода от входа S-нейрона, когда эксцитатные и ингибиторные входы изменяются пропорционально. Если эксцитатный входной сигнал нейрона обозначить как X , а коэффициенты эксцитатных и ингибиторных соединений как ϵ и η , соответственно, то $e = \epsilon * X$ и $h = \eta * X$ (рис. 2).

Когда $\epsilon > \eta$, тогда формулу (3) можно записать следующим образом:

$$w = \frac{\epsilon x - \eta x}{1 + \eta x} = (\epsilon - \eta) \frac{x}{1 + \eta x} \quad (9)$$

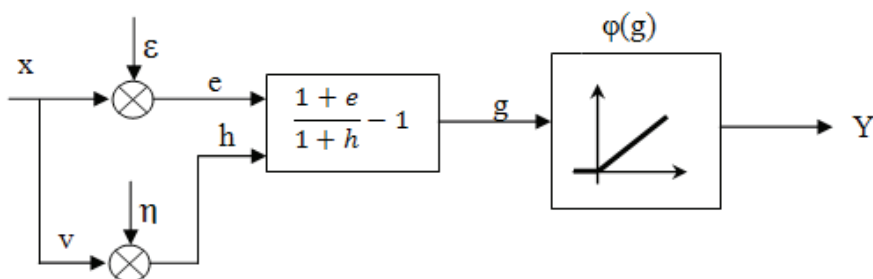


Рисунок 2. Структура S-нейрона с одним входом

Полученная зависимость (9) позволяет проследить за поведением выхода S-нейрона в зависимости от соотношения коэффициентов ε и η . Как видно на рис. 3, выходной сигнал S-нейрона достигает насыщения (устойчивого состояния) при больших значениях X. Устойчивое состояние нейронов зависит от соотношения коэффициентов ε и η , а именно $\frac{\varepsilon}{\eta} - 1$. В ходе исследования было замечено, что характер поведения выходной функции одинаков, что видно на рис. 3.

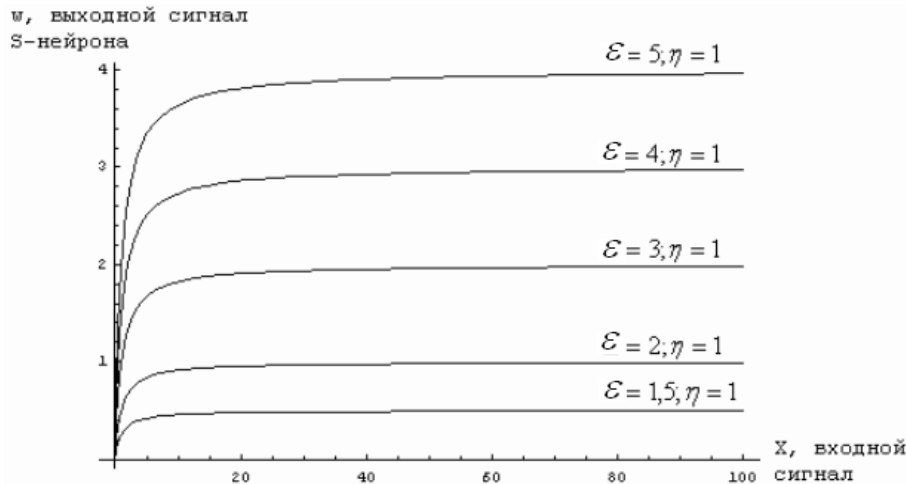


Рисунок 3. Значения выходного сигнала S-нейрона в зависимости от соотношения коэффициентов ε и η

S-

Были рассмотрены две стратегии обучения S-нейрона неокогнитрона: «без учителя» и «с учителем». При любом виде обучения настраиваются только веса нейронов S-слоев. Веса C-слоев задаются априорно и не изменяются в дальнейшем. В данной работе были использованы обе стратегии обучения и произведено их сравнение. На рис. 4 приведены результаты процессов обучения этого типа нейронов.

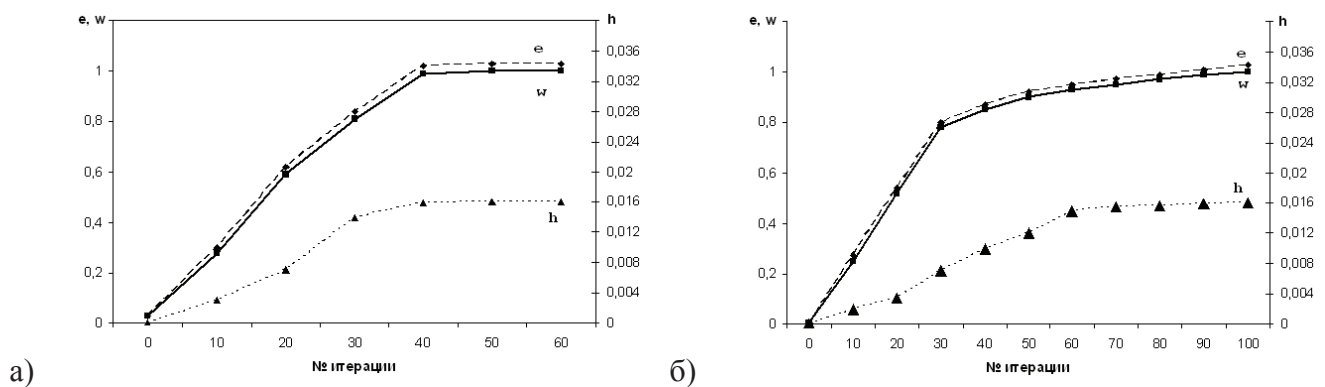


Рисунок 4. Обучение модели S-нейрона по стратегиям: а) «с учителем», б) «без учителя»

Как видно на рис. 4 обучение без учителя является более медленным. Это связано с тем, что при таком обучении усиливаются связи нейронов только той группы, которая наиболее сильно реагирует на входной сигнал. Это усиление пропорционально величине выходного сигнала нейрона, с которым данная группа связана. Хотя одновременно усиливается и тормозящая связь соответствующего V-нейрона, но это усиление незначительно [2,4].

На рис. 4 показана динамика обучения S-нейрона на шаблонный образ «горизонталь» (рис. 5, образ №5). Так же показано изменение сигналов e и h нейрона, от которых зависит выходной сигнал w обучаемого нейрона.

Из рисунков видно, что устойчивое состояние нейрона (признак его обученности) при обучении «с учителем» достигается за 60 итераций; а при обучении «без учителя» - за 100 шагов, что почти в два раза медленнее.

S-

Эта часть исследования была посвящена оценке реакции обученного S-нейрона (рис. 1, а) при распознавании различных входных образов на примере образа «горизонталь» и его модификаций. Примеры изображения, подаваемого на входы нейрона, показаны на рис. 5.

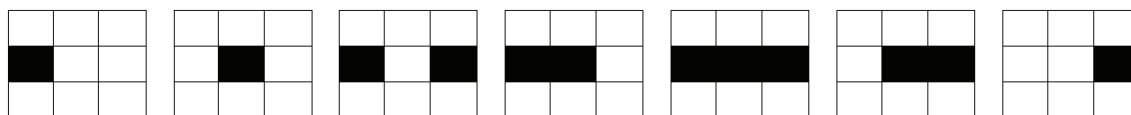


Рисунок 5. Пронумерованные входные образы из класса «горизонталь»

В ходе проведенных экспериментов было замечено, что выходные сигналы S-нейрона непосредственно зависят от вида образа, т. е. от позиции и количества активных пикселей (темных клеток образа). Как видно на рис. 6 наибольшее возбуждение S-нейрон проявляет на входном образе № 5, т. е. он его распознал. Это очевидно, т.к. на этот образ нейрон был обучен изначально. Остальные же образы отличаются своим видом от эталонного и поэтому выход нейрона для них слабее.

Следует так же отметить, что активность крайних активных пикселей образа на «горизонтали» одинаково влияет на выходной сигнал нейрона. Как видно на рис. 6 выходные значения S-нейрона для образов № 1 и № 7, а так же № 4 и № 6 равны соответственно.

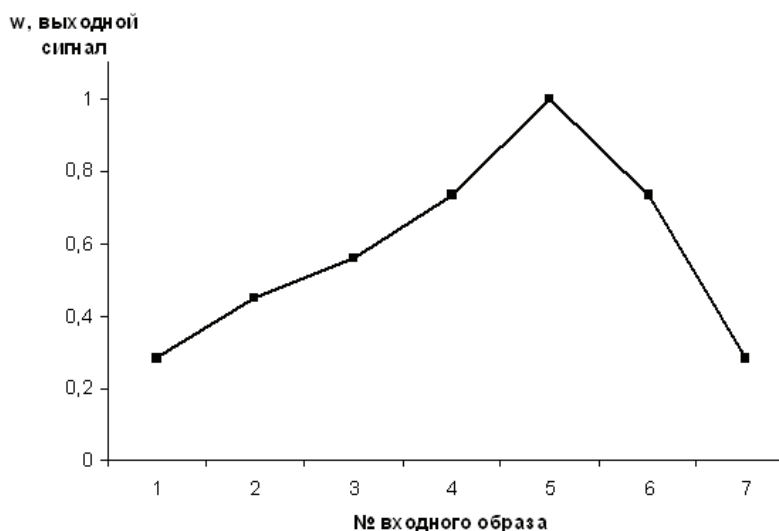


Рисунок 6. Выходной сигнал S-нейрона, обученного на «горизонталь», для различных входных образов

В данной работе были представлены и проанализированы математические модели S- и S-нейронов неокогнитрона. В частности рассмотрены процессы обучения и распознавания образов на их основе. В ходе исследования было установлено, что обучение «с учителем» приблизительно в два раза быстрее, чем по стратегии «без учителя». Также был определен характер поведения нелинейной модели S-нейрона при различных соотношениях её параметров торможения и возбуждения.

Благодаря своей структуре неокогнитрон способен распознавать образы с различными видами помех и искажений. Несмотря на свою сложность, он является достаточно эффективным и быстродействующим распознавателем. Эти достоинства послужили основанием для разработки программной модели рассмотренной архитектуры неокогнитрона, чтобы с её помощью авторам

статьи продолжить исследование процессов обучения и распознавания не только графических образов, но и лиц человека.

- [1] Сова А.А., Федяев О.И. Математическая модель распознавания и обучения неокогнитрона. // II международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых, «Информационные управляющие системы и компьютерный мониторинг -2011» на базе факультета компьютерных наук и технологий Донецкого национального технического университета
- [2] Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – С. 274
- [3] К. Fukushima: Neocognitron capable of incremental learning. Tokyo University of Technology, Tokyo, Japan – 2003. – P. 37-43
- [4] Freeman J., Skapura D. Neural Networks. Algorithms, Applications and Programming Techniques. // Addison-Wesley. – 1991. – P. 373-392