

УДК 004.896

**О СЖАТИИ ИНФОРМАЦИИ  
ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ВОРОНКИ**

**ON THE INFORMATION COMPRESSION BY MEANS  
OF THE NEURAL NETWORK FUNNEL**

*И.Ф.ЯСИНСКИЙ*  
*I.F. YASINSKY*

(Ивановская государственная текстильная академия)  
(Ivanovo State Textile Academy)  
E-mail: ttp@igta.ru

*В статье предложен нейросетевой метод сжатия информации. Исследованы различные способы понижения размерности пространства поиска оптимальных весовых коэффициентов при помощи разбиения скрытого слоя нейронной сети на несколько меньших слоев.*

*The neural network method of information compression has been presented in the article. Different ways of reducing the searching space sizing of optimal weight coefficients by means of neural network hidden layer division into several smaller layers have been researched.*

**Ключевые слова:** нейронная сеть, сжатие информации, понижение размерности пространства.

**Keywords:** neural network, information compression, space dimensions reducing.

Известно, что автоматизация текстильной отрасли осуществляется с применением видеоконтрольных систем [1]. Предложенные в статье методы сжатия информации позволят сократить объемы обрабатываемой информации и, следовательно, увеличить быстродействие таких систем.

Одной из задач, успешно решаемых нейронными сетями, является сжатие данных. Более того, данная задача возникает в подавляющем большинстве случаев при обучении нейронной сети. Причина за-

ключается в том, что обучающие образы могут содержать избыточную, взаимно связанную информацию, которую следует сокращать в целях уменьшения числа нейронов и, следовательно, повышения скорости и обучения сети.

Применение нейросетевой технологии является эффективным способом решения задач в условиях неопределенности, например, таких как распознавание образов в режиме реального времени. Следует отметить, что в этом случае остро стоит про-

блема адекватной предварительной обработки информации, которая поступает на вход нейронной сети. Нами были проведены эксперименты, суть которых заключалась в изучении возможностей нейронной

сети по сжатию и восстановлению информации с заданной точностью.

Структура нейронной сети со слоем "сжимающая воронка" представлена на рис. 1.

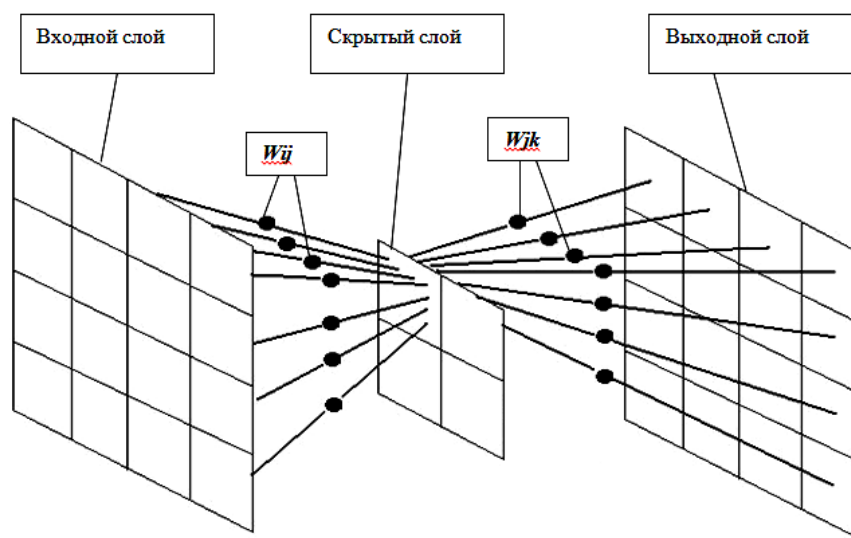


Рис. 1

Здесь на выходном слое содержится такое же количество нейронов, какое мы наблюдаем на входном слое. При этом количество нейронов скрытого слоя значительно меньше разрядности входного образа.

Процесс обучения подобной сети заключается в подборе таких весовых коэффициентов  $W_{ij}$ ,  $W_{jk}$ , при которых входной образ  $O_i$  с заданной точностью отображается на выходном слое  $O_k$ . В качестве входной информации использовались как периодическая функция:

$$S = (\sin(2\pi x) + \sin(4\pi x) + \sin(6\pi x) + 2,5) / 5, \quad (1)$$

так и случайная последовательность чисел.

Очевидно, что информация, проходя скрытый слой  $O_j$  (так называемую "нейросетевую воронку"), подвергается существенному сжатию. На выходном поле отображается восстановленный образ.

При обучении весовых коэффициентов хорошо зарекомендовал себя метод обратного распространения ошибки [2]. Входное поле содержало 36 клеток, содержа-

щих числа в диапазоне  $(0 \dots 1)$ . Применение сигмоидальной функции позволило получить требуемый диапазон сигналов при активации нейронов скрытого и выходного слоев. Погрешность восстановления образа  $d$  рассчитывается следующим образом:

$$d = \sum_{i=1}^{N_i} |O_{k_i} - O_{i_i}|, \quad (2)$$

где  $O_{k_i}, O_{i_i}$  – значения чисел в клетках выходного и входного слоев нейронной сети соответственно,  $N_i$  – количество клеток указанных слоев.

В ходе экспериментов было установлено, что слой воронки может обеспечить многократное сжатие информации. В частности, при шестикратном сжатии информации за 1000 шагов обучения удалось получить погрешность восстановления менее 0,01 (рис. 2).

Сводная таблица результатов приведена в табл.1

Таблица 1

Число шагов обучения	Значение погрешности			
	периодическая функция		случайная функция	
	6-кратное сжатие	18-кратное сжатие	6-кратное сжатие	18-кратное сжатие
10	4,798	5,778	6,989	8,109
100	0,332	1,624	0,453	2,193
1000	0,00924	0,0467	0,00393	0,01167

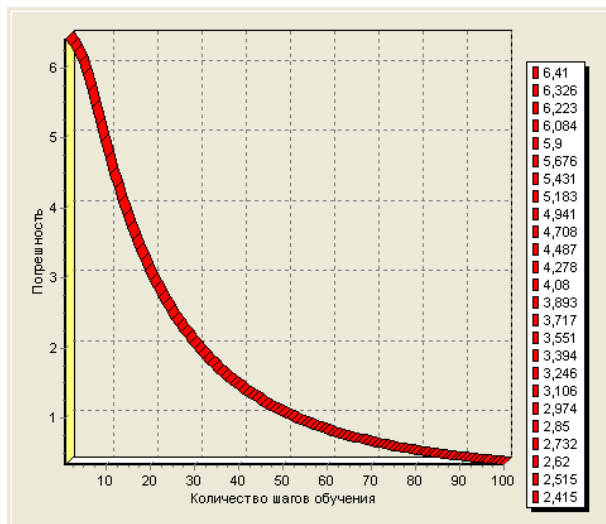


Рис. 2

В случаях больших массивов информации на входе для сокращения размерности пространства поиска оптимальных весовых коэффициентов оправданным способом является разбиение единого скрытого слоя на несколько меньших слоев, каждый из которых связан со своими участками входного и выходного полей (рис. 3).

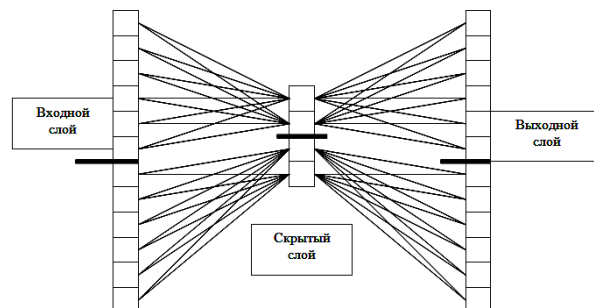


Рис. 3

При этом число весов сокращается в  $n$  раз:

$$N' = \frac{N}{n}, \quad (3)$$

где  $N'$  – новое число весов после разбиения;  $N$  – исходное число весов;  $n$  – число воронок после разбиения.

Однако, при прочих равных условиях "платить" за разбиение скрытого слоя приходится большим числом шагов обучения для достижения аналогичной погрешности восстановления (табл. 2).

Таблица 2

Число шагов обучения	Значение погрешности			
	периодическая функция		случайная функция	
	6-кратное сжатие	18-кратное сжатие	6-кратное сжатие	18-кратное сжатие
10	5,825	6,207	8,717	9,316
100	1,035	3,099	1,442	4,610
1000	0,0250	0,1406	0,0112	0,1526

Возможно также применение методики разбиения, при которой соседние участки

полей накладываются друг на друга (рис. 4).

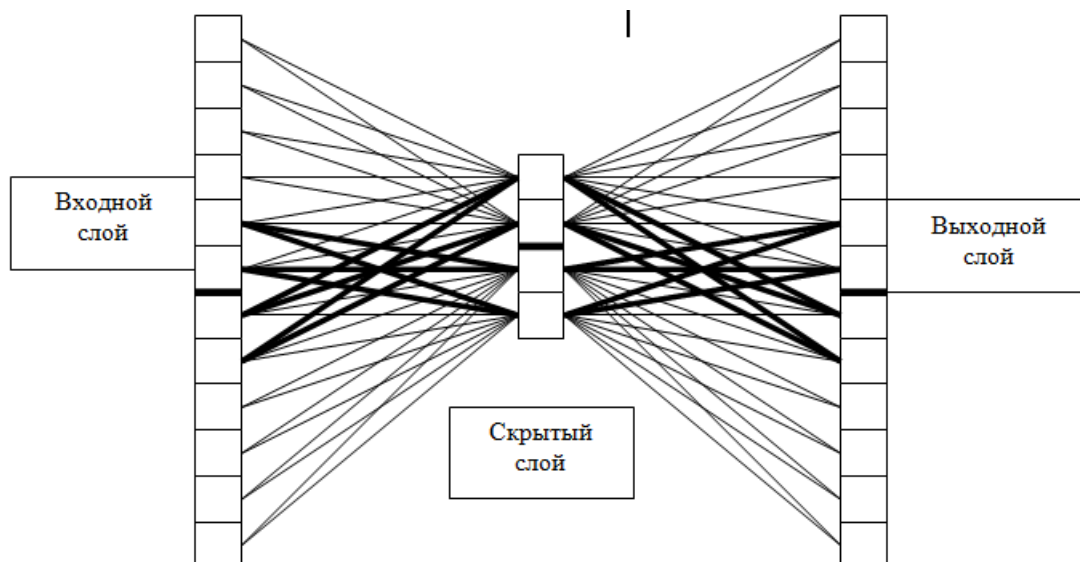


Рис. 4

В табл. 3 приведены погрешности обучения нейросетей при использовании разбиения скрытого слоя с наложением уча-

стков (накладываются по 5 клеток с каждой стороны).

Таблица 3

Число шагов обучения	Значение погрешности			
	периодическая функция		случайная функция	
	6-кратное сжатие	18-кратное сжатие	6-кратное сжатие	18-кратное сжатие
10	5,807	6,201	7,870	8,889
100	1,044	3,108	1,291	4,391
1000	0,0251	0,1408	0,0108	0,1191

Разработана программа, моделирующая обучение нейронной сети сжатию и восстановлению графической информации. На вход такой нейросети подается числовой массив, представляющий относительные яркости пикселей изображения. Размерность входного поля составляет  $50 \times 50$  пикселей. Всего на рецепторном поле требуется 2500 пикселей. Для снижения числа обучаемых весов входное поле было разбито на две части, нижнюю и верхнюю, причем за сжатие каждой области отвечала собственная нейросетевая воронка.

При считывании яркости пикселей двумерный массив яркостей преобразовывается в одномерный, который в то же

время масштабируется для вхождения в требуемый диапазон значений:

$$O_i \in [0;1], i = 1 \dots n_i,$$

где  $O_i$  – данные, подаваемые на вход нейросети;  $i$  – индекс клетки рецепторного поля;  $n_i$  – количество клеток на рецепторном поле.

В процессе обучения нейронной сети можно наблюдать постепенное нарастающее сходство восстанавливаемого и исходного изображений. Для эксперимента было взято изображение на ткани, нанесенное в печатном цехе (рис. 5).

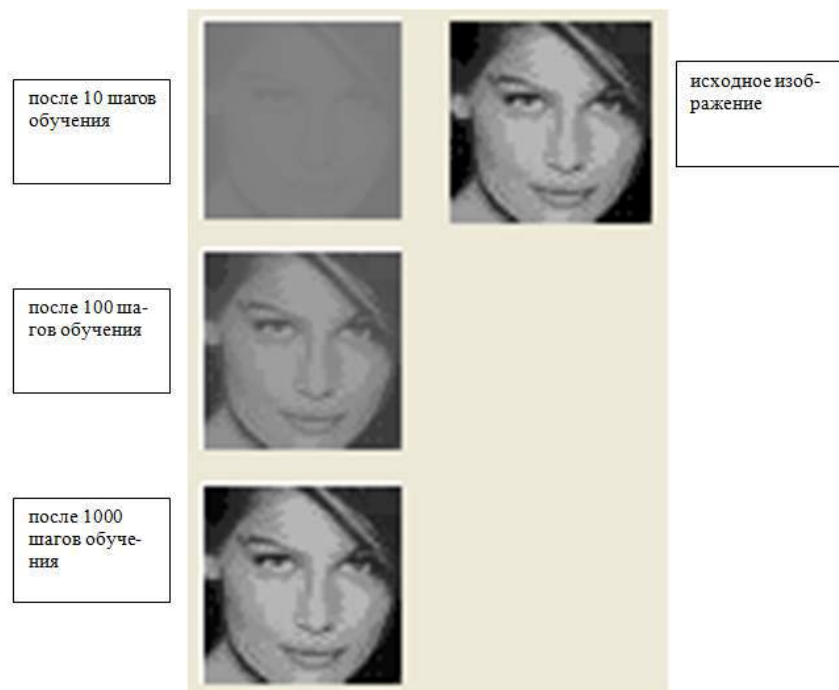


Рис. 5

## ВЫВОДЫ

Исследованы возможности сжатия информации при помощи нейросетевой воронки. Приведены экспериментально установленные зависимости погрешностей восстановления информации от степени сжатия и структуры нейронной сети. Предложены различные способы понижения размерности пространства поиска оптимальных весовых коэффициентов при помощи разбиения скрытого слоя нейронной сети на несколько меньших слоев. При понижении размерности задачи нейросетевая воронка успешно заменяет метод главных компонент, содержащий такие затрат-

ные и трудно поддающиеся распараллеливанию операции, как отыскание собственных чисел и собственных векторов матриц.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Федосеев В.Н. Автоматизация контроля в технологии поверхностной обработки текстильных материалов. – Иваново: ИВТИ, 1990.
2. Каллан Роберт. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2001.

Рекомендована кафедрой прикладной математики и информационных технологий. Поступила 12.10.12.