

Панищева О.Н., Титов В.С., Чернецкая И.Е.  
*Юго-Западный государственный университет*  
Курск, ул. 50 лет Октября, 94  
e-mail: gskunk@yandex.ru

## **Распознавание символов на основе гибридной нейронной сети**

### **Аннотация**

В данной работе рассматривается задача распознавания символов на основе гибридной нейросети.

В настоящее время алгоритмы обработки данных на основе машинного обучения используются для автоматического ввода данных, распознавания образов, услуг преобразования текста в речь, индексации документов для поисковых систем, когнитивных вычислений, интеллектуального анализа текста, ключевых данных и машинного перевода среди различных других приложений [1-3].

Цель работы – исследование эффективности алгоритма нейросетевого распознавания символов.

Распознавание выполнялось на основе известного нейропакета NeuroSolutions, предназначенного для моделирования широкого круга искусственных нейронных сетей.

Обучающая выборка формировалась на этапе создания нейронной сети средствами нейропакета в виде текстовых данных в формате ASCII.

Для распознавания образов использована гибридная сеть, основанная на идее сочетания свойств многоуровневого перцептрона (MLP) как классификатора и сетей с использованием, так называемого принципиального компонента анализа (PCA) как экстрактора характеристик. Главным элементом гибридной сети является синапс, который линейно проектирует входные данные на пространство с меньшим измерением. PCA сеть обычно используется для решения аналитических проблем и задач собственных параметров проблем корреляционной функции выхода.

Существует множество способов, направленных на снижение количества шумов в сигнале и последующего распознавания [4, 5, 6]. Этого можно достигнуть при помощи линейной фильтрации, если спектры шумов и сигнала не перекрываются. Чтобы отделить сигнал от шумов, используется принцип главных компонент. Если рассматривать сигнал как вектор, главные компоненты в основном будут являться направлениями сигнального вектора и сигнального пространства. Шумы широкой полосы частот полностью заполняют сигнальное пространство, так что в нём находятся компоненты, расположенные во всех направлениях. Если представляется возможным спроецировать сигнал и шум в пространстве, состоящем из главных компонент сигнала, тогда будет присутствовать меньшее количество шумов, и сигнал будет менее искажён. Таким образом, идея заключается в применении известных методов к единому слою линейных компонент для выделения главных компонент входящего сигнала. Это означает, что вектора весов сети являются главными компонентами, а выходные данные являются проекциями входных данных на протяжении этих направлений.

Структура используемой сети представлена на рисунке.

Нейросеть состоит из четырёх слоёв: входного слоя, выходного слоя и двух скрытых слоёв. На входной слой подаётся 432 элемента, которые составляют изображений в градациях серого размером 24x18. С помощью принципиального компонента анализа на слой накопления данных пошагово поступает каждый пример. В слое накопления данных 10 входов, что означает 10 различных цифр. Далее в следующем слое вычисляется мера сходства между примерами, вычисляется ошибка и корректируется результат при помощи обратных связей.

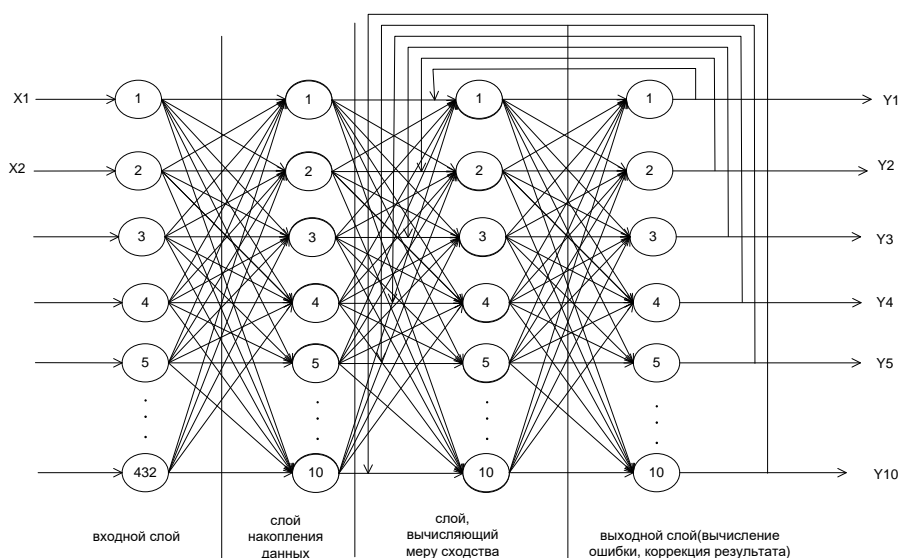


Рисунок 1 - Структура нейросети

Главным элементом гибридной сети является синапс, который линейно проектирует входные данные на пространство с меньшим измерением. РСА сеть обычно используется для решения аналитических проблем и задач собственных параметров проблем корреляционной функции выхода.

Проведено тестирование сети десятью образами на каждую цифру. Предлагаемые образы были видоизменены для распознавания путём добавления помех, непрорисованных участков и размытости форм. На выходе получим значение веса на каждую цифру, которое будет характеризовать степень похожести тестируемого примера на образец из набора обучения.

Результат были представлены в виде графика, который наглядно показывает насколько вероятен тот или иной образ, а также позволяет выявить набор близких по написанию цифр, с которыми распознанный образ и делит своё наибольшее значение меры сходства.

Наибольшую меру сходства имеет «7», т.е. образ в большинстве случаев распознаётся верно. Определённая доля вероятности распознавания, но малая существует у «1», «2», «4», «9», что обусловлено большим количеством образов с помехами в входной выборке.

Результаты распознавания составили в среднем 85%, что позволяет использовать данную сеть в системах анализа изображений.

### Литература

1. Papangkorn I., Jakramate B., Sanparith M. Recognition of similar characters using gradient features of discriminative regions. *Expert Systems with Applications*, Volume 134, 2019, С. 120-137
2. Панищев В.С., Труфанов М. И., Добросердов О. Г., Хомяков О.О. распознавание символьной информации для автоматизации производственных процессов. *Известия Юго-Западного государственного университета*. 2021. С. 122-137.
3. Шиков А. Н., Самиев М. Г. Применение искусственных нейронных сетей для распознавания и идентификации маркировки кабельно-проводниковой продукции. *Экономические науки: вопросы теории и практики*. 2021. С. 169-173.
4. Панищев В.С., Панищева О.Н., Полторацкий С.Н. Алгоритм выделения периодических последовательностей в системах обработки изображений // *Опτικο-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов и обработки изображений*. Распознавание - 2019. сборник материалов XV Международной научно-технической конференции. 2019. С. 133-135.
5. Максимова Ю.О., Мишин А.Б., Панищева О.Н. Моделирование нейросетевых фильтров изображения // *Интеллектуальные информационные системы: тенденции, проблемы, перспективы*. материалы докладов VI всероссийской очной научно-практической конференции «ИИС-2018». Юго-Западный государственный университет. 2018. С. 112-113.
6. Panishchev V.S., Titov V.S. Application of neural networks for the contour extraction in images. *Pattern Recognition and Image Analysis (Advances in Mathematical Theory and Applications)*. 2005. Т. 15. № 2. С. 277-278.