

УДК 656.13 : 004.032.26

**Р.А. Ешенко,****канд. техн. наук, доцент кафедры информационных технологий и систем  
Дальневосточного государственного университета путей сообщения****А.В. Колодчиков,****системный администратор  
Дальневосточного авиационного сервисного центра****АЛГОРИТМИЧЕСКАЯ КОМПОЗИЦИЯ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ  
НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ В СИСТЕМЕ КОНТРОЛЯ ДОСТУПА АВТОТРАНСПОРТА**

*В статье рассматривается вопрос о реализации алгоритмов, эффективно решающих задачи классификации номерных знаков в системе контроля доступа автотранспорта.*

**Ключевые слова:** алгоритмическая композиция, классификация, сверточная нейронная сеть.

*The article describes the implementation of algorithms that effectively solve the problem of classification of license plates in the access control system of vehicles.*

**Keywords:** algorithmic composition, classification, convolutional neural network.

При решении сложных задач классификации возникает необходимость в реализации алгоритмов, эффективно решающих поставленные задачи. Однако качество реализованных алгоритмов зачастую оставляет желать лучшего. В подобных ситуациях имеет смысл реализовать алгоритмическую композицию (boosting – улучшение), состоящую из нескольких алгоритмов, каждый из которых старается компенсировать ошибки классификации, полученные на предыдущих итерациях [1; 2].

Во многих исследованиях наблюдалось, что при наращивании алгоритмических композиций происходит интенсив-

ное уменьшение частоты ошибок на независимых тестовых наборах данных, а также увеличение скорости работы системы. Данные факты изменили сложившееся представление о необходимости ограничения сложности алгоритмов. В итоге многими исследователями был сделан вывод, что алгоритмические композиции не снижают эффективность работы системы, а лишь сглаживают погрешность базовых алгоритмов [3].

На сегодняшний день построение алгоритмических композиций, в которых различные алгоритмы компенсируют недостатки друг друга, является одним из наиболее перспективных направлений

машинного обучения. Достоинства данного подхода заключаются в универсальности, гибкости, высокой обобщающей способности и возможности получения качественного обучения, недостижимого для отдельных базовых алгоритмов.

Детектирование области расположения символов на автомобильном номерном знаке является достаточно сложной задачей в связи с наличием на изображениях сложной фоновой структуры и шумовых помех. При решении данной задачи возникает необходимость реализации алгоритма, выполняющего несколько этапов классификации и работающего по принципу последовательной классификации. На основании этого было принято решение разработать алгоритм детектирования номерного знака в виде алгоритмической композиции, состоящей из двух сверточных нейронных сетей различной конфигурации [4]. Алгоритмическая композиция строилась по принципу последовательной классификации, где базовые алгоритмы выполняют свою работу по очереди и каждый следующий алгоритм старается компенсировать ошибки, полученные на предыдущих итерациях. В данном случае первая сверточная нейронная сеть (СНС-1) выполняет предварительную классификацию, вторая сверточная нейронная сеть (СНС-2) выполняет итоговую классификацию, чтобы компенсировать ошибки классификации, полученные первой нейронной сетью.

Одной из самых сложных задач при реализации нейросетевых алгоритмов является разработка оптимальной структуры нейронной сети и подбор различных параметров: количество слоев и нейронов, тип активационной функции, выбор алгоритма обучения. В процессе исследований в работе были реализованы сверточные нейронные сети с различной конфигурацией и параметрами.

Для предварительной классификации номерного знака на изображениях разработана сеть СНС-1, представленная на рисунке 1.

Входной слой имеет размер 28x52 нейрона и предназначен для подачи входного образа в нейронную сеть.

Второй слой С1 является слоем свертки, состоит из 5 сверточных плоскостей размером 24x46 нейронов. Каждая плоскость данного слоя имеет собственную матрицу синаптических коэффициентов и нейронное смещение и, таким образом, выполняет пять сверток входного изображения.

Третий слой Р1 является слоем подвыборки и состоит из 5 подвыборочных плоскостей. Каждая плоскость имеет связь только с одной соответствующей ей плоскостью предыдущего слоя С1. Данный слой обеспечивает локальное усреднение плоскостей предыдущего слоя, поэтому размер плоскостей данного слоя вдвое меньше, чем в предыдущем слое и равен 12x23 нейрона.

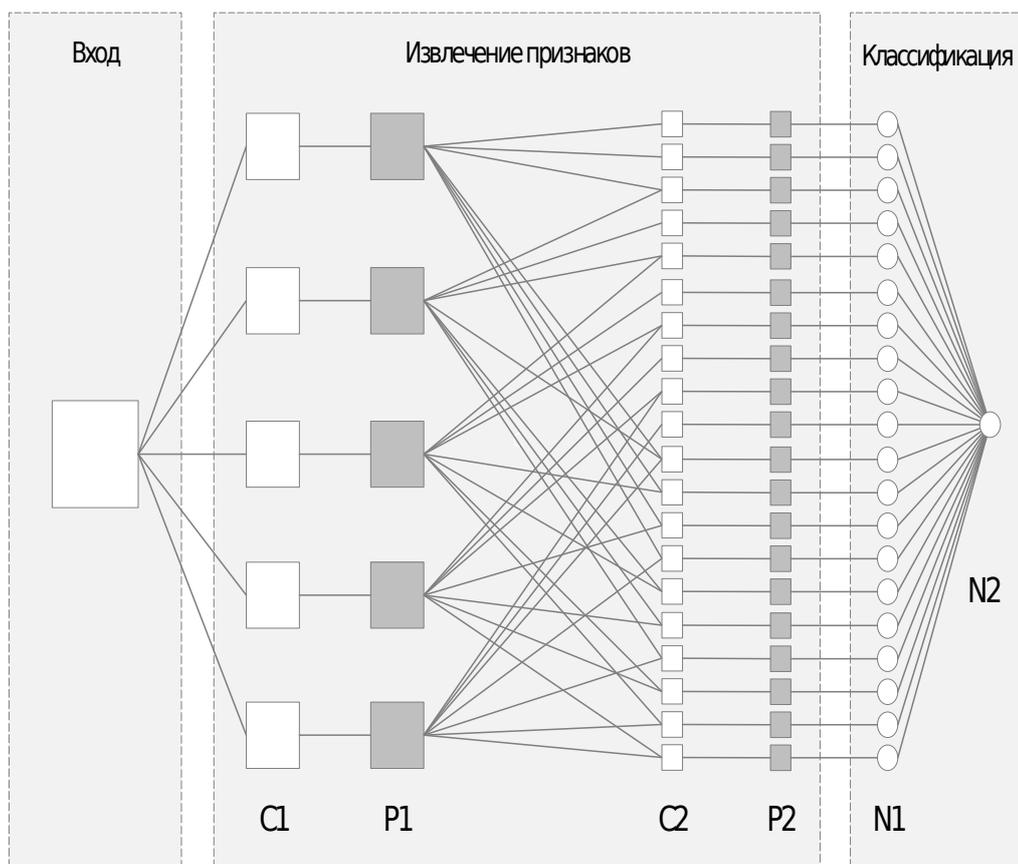


Рисунок 1 – Структура СНС-1

(C1, C2 – слои свертки; P1, P2 – слои подвыборки; N1, N2 – слои из обычных нейронов)

Четвертый слой C2 является слоем свертки и состоит из 20 сверточных плоскостей размером 10x20 нейронов. Пятый слой P2 является слоем подвыборки, состоит из 20 подвыборочных плоскостей. Размер плоскостей данного слоя в два раза меньше размера плоскостей предыдущего слоя и равен 5x10 нейронов. Пять первых слоев СНС-1 предназначены для извлечения признаков изображения. Следующие два слоя являются слоями классификации.

Шестой слой N1 состоит из 20 нейронов. Каждый нейрон вычисляет взвешенное суммирование 50 соответствующих ему входных параметров, добавляет нейронное смещение и полученный результат передает через

функцию активации.

Седьмой слой N2 является выходным слоем и состоит из одного нейрона. Роль данного слоя заключается в вычислении окончательного результата классификации.

При использовании классических нейронных сетей каждый участок изображения рассчитывается отдельно от всех остальных участков, это приводит к большим объемам вычислений и снижению скорости работы системы. В СНС данный недостаток устраняется использованием общих синаптических коэффициентов и так называемого метода общих вычислений.

Для итоговой классификации номерного знака на изображениях разработана сеть СНС-2, представленная на рисунке 2.

Данная нейронная сеть имеет более

сложную структуру: большее количество слоев, нейронов и связей.

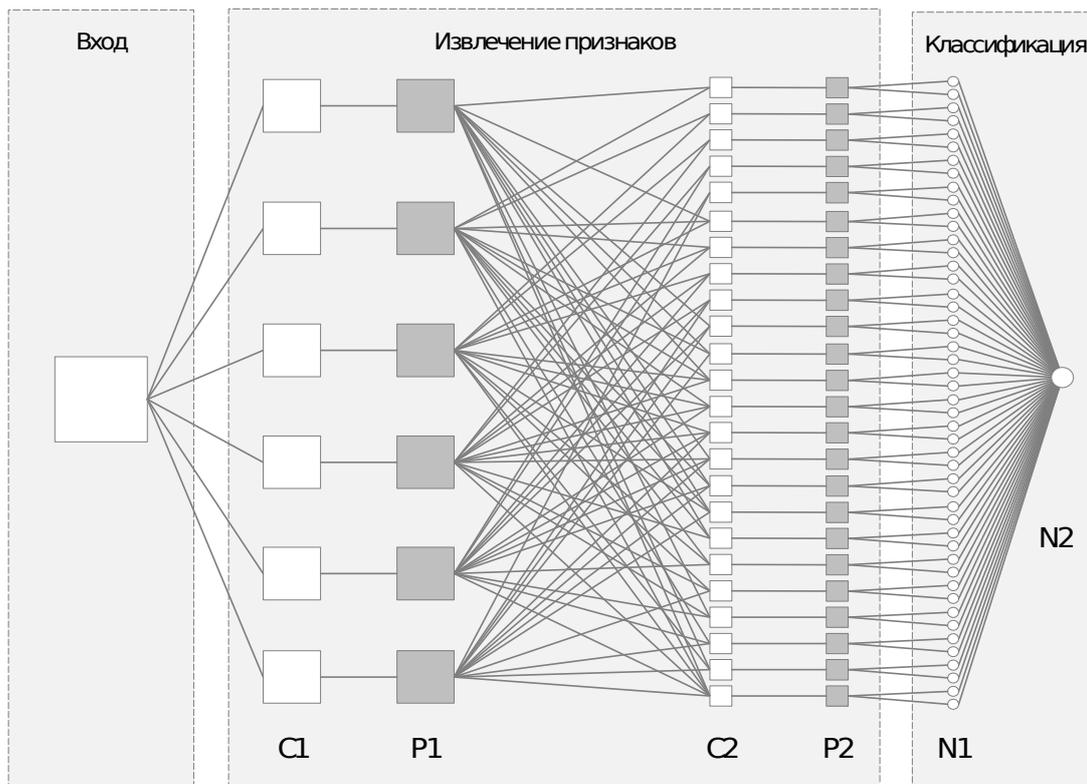


Рисунок 2 – Структура СНС-2

(C1, C2 – слои свертки; P1, P2 – слои подвыборки; N1, N2 – слои из обычных нейронов)

СНС-1 имеет более простую структуру, чем СНС-2: меньшее количество плоскостей, нейронов и связей. Это обеспечивает более высокое быстродействие и снижение количества вычислительных процессов, что является особенно важным на этапе предварительной классификации. Преимуществом СНС-2 является обеспечение более высокой степени обобщающей способности нейронной сети.

#### Список использованных источников

1 Воронцов К. В. Коэволюционный метод обучения алгоритмических композиций / К. В. Воронцов, Д. Ю. Каневский // Таврический вестник информатики и математики. 2005. № 2. С. 51–66.

2 Воронцов К. В. Лекции по алгоритмическим композициям / К. В. Воронцов. М. : МГУ 2007. 45 с.

3 Russakovsky O. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge / O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A. C. Berg, L. Fei-Fei // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. Vol. 18. 43 p.

4 Ещенко Р. А., Королев Б. Е. Использование сверточных нейронных сетей для распознавания дорожных знаков / Р. А. Ещенко, Б. Е. Королев // Научно-техническое творчество аспирантов и студентов : материалы 47-й науч.-технич. конференции студентов и аспирантов. 10–21 апреля 2017 г. / отв. ред. Э. А. Дмитриева. – Комсомольск-на-Амуре : КНАГТУ, 2017. 1292 с.