

вычислительных затрат. Таким образом, результаты данной работы могут быть использованы для корректной оценки предварительного моделирования временного отклика без учета потерь. В дальнейших исследованиях планируется рассмотреть влияние потерь в проводниках и в диэлектриках отдельно.

Список литературы:

1. Genender E., Garbe H., Sabath F. Probabilistic Risk Analysis Technique of Intentional Electromagnetic Interference at System Level // IEEE Trans. on Electromagn. Compat. – 2014. – V. 56. – № 1. – P. 200–207.
2. Zabolotsky A.M., Gazizov T.R., Bova A.G., Radasky W.A. Dangerous pulse excitation of coupled lines // 17-th Int. Zurich Symp. on Electromagnetic Compatibility. EMC-Zurich, 2006. – P. 164–167.
3. ЗАО «ЭМСОТЕХ». Фильтр подавления сверхширокополосных импульсов. Электронный ресурс: <http://www.emcotec.ru/catalog/fpsi>.
4. Газизов А.Т. Идея создания фильтра подавления сверхкоротких импульсов в сети электропитания // Научная сессия ТУСУР-2014: материалы Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. – 2014. – Ч. 5. – С. 140–142.
5. Официальный сайт системы TALGAT. Электронный ресурс: <http://talgat.org>.
6. Gazizov T.R. Analytic expressions for Mom calculation of capacitance matrix of two dimensional system of conductors and dielectrics having arbitrary oriented boundaries // Proc. of the 2001 IEEE EMC Symp., 2001. – P. 151–155.
7. Djordjevich A.R., Biljic R.M., Likar-Smiljanic V.D., Sarkar T.K.: Wideband frequency-domain characterization of FR-4 and time-domain causality // IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility. – 2001. – V. 43. – I. 4. – P. 662–666.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ЛОКАЛИЗАЦИИ И РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

П.А. Каковкин, магистрант гр. 8ВМ41

А.А. Друки, ассистент. каф. ВТ,

В.Г. Спицын, д.т.н., профессор,

Томский политехнический университет, 634050, г.Томск, пр.Ленина,30,

E-mail: nitrokot@mail.ru

Введение. В современном автомобилестроении все чаще встречаются технические системы, направленные на оптимизацию вождения автомобиля, включающие в себя также системы автоматического распознавания дорожных знаков. Это упрощает задачу водителя, позволяет ему лучше сосредоточиться на процессе вождения, повышает безопасность всех участников дорожного движения.

Одним из вариантов системы идентификации могут быть радиометрические «маяки», способные сообщить радио-модулю автомобиля о том, что он вошел в зону

действия данного знака. Однако, система непосредственного распознавания знаков с изображений имеет преимущества в плане надежности и возможности ее применения к существующей инфраструктуре дорожных знаков.

Распознавание дорожных знаков происходит по следующему алгоритму: видеокамера охватывает область дороги, в которой могут располагаться дорожные знаки, по ходу движения автомобиля; данные передаются на вход информационной системы, которая производит поиск дорожных знаков и их идентификацию.

Этот процесс можно разделить на два основных этапа:

- выявление дорожного знака на групповом изображении;
- идентификация знака.

Для решения задачи распознавания дорожных знаков применяют различные методы, опирающиеся на такие подходы, как сравнение с шаблонами, алгебраические моменты, линии одинаковой интенсивности, эластичные (деформируемые) эталоны сравнения, использование нейронных сетей и т.д [1].

Целью работы является анализ методов поиска и идентификации дорожных знаков на изображениях.

Анализ методов распознавания дорожных знаков. Анализ методов распознавания объектов на изображениях со сложным фоном показал, что для решения поставленной задачи эффективно использовать искусственные нейронные сети (ИНС). Преимущества ИНС заключаются в их быстрой работе, высоком проценте верных распознаваний и способности обучаться на базе данных изображений. К недостаткам же можно отнести долгий и сложный процесс выбора структуры нейронной сети, количества слоев, нейронов и весовых коэффициентов.

Для задач классификации изображений чаще всего используют классические ИНС: многослойный персептрон. Сложность заключается в том, что на изображениях дорожные знаки могут располагаться под углом, с небольшими искажениями и шумовыми помехами. Классические ИНС достаточно чувствительны к подобного рода искажениям, к тому же изображения состоят из большого количества пикселей, в связи с чем возрастает размер ИНС, количество слоев, нейронов, межнейронных связей, все это ведет к громоздкой структуре, увеличивает время работы, ресурсоемкость и вычислительную сложность процесса обучения.

В связи с вышеперечисленными недостатками для решения поставленной задачи было принято решение использовать сверточные нейронные сети, т.к. они достаточно инвариантны к различным искажениям входного сигнала, изменению масштаба, смещениям, поворотам и т.д.

Структура сверточных нейронных сетей включает в себя чередование сверточных и субдискретизирующих (подвыборочных) слоев, и наличие полносвязных слоев на выходе.

Сверточные нейронные сети включают три основные парадигмы:

- локальное восприятие;
- разделяемые веса;
- субдискретизация.

Под «локальным восприятием» имеется в виду подача на вход одного нейрона не всего изображения (или выхода предыдущего слоя), а только некоторой области. Такой подход позволяет сохранять топологию изображения от слоя к слою [2].

Под «концепцией разделяемых весов» подразумевается обратно-пропорциональная связь количества связей и набора весов. При этом, наборов весов может быть много, но

в то же время каждый из них будет применен ко всему изображению. Такой подход повышает шумоустойчивость и улучшает обобщающие свойства сети.

Субдискретизация заключается в уменьшении размерности изображения в 2 раза, что позволяет обеспечить инвариантность к масштабу. Чередование слоев в сверточных нейронных сетях позволяет составлять карты признаков из карт признаков, что на практике означает способность распознавания сложной иерархии признаков [3].

Активационной функцией является гиперболический тангенс (1):

$$f(x) = \tanh(x). \quad (1)$$

Для выделения дорожных знаков на изображениях планируется разработать сверточную нейронную сеть с одним нейроном в выходном слое, принимающего значение в интервале $[-1; +1]$, что соответственно означает наличие или отсутствие дорожного знака на изображении [4].

На рисунке 1 представлена структура сверточной нейронной сети для выделения дорожных знаков на изображениях.

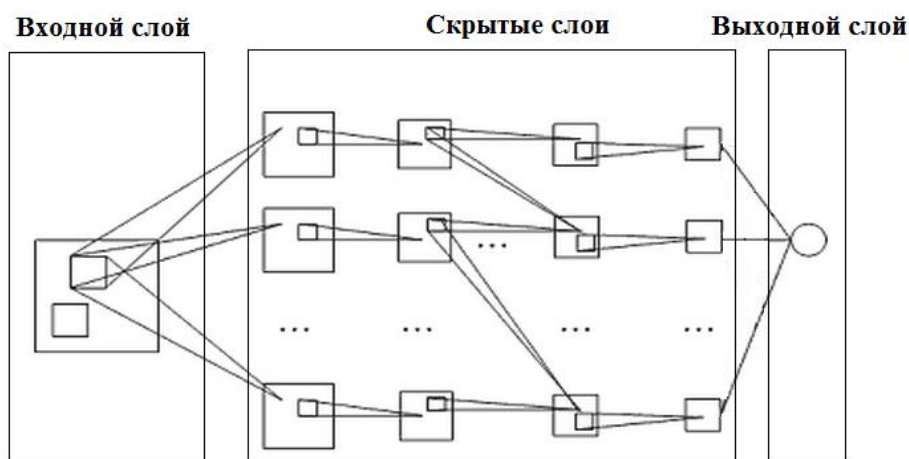


Рис. 1. Структура сверточной нейронной сети для выделения дорожных знаков на изображениях.

Сверточные слои функционируют по формуле (2):

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K w_{k,s,t} x^{((i-1)+s, (j-1)+t)}, \quad (2)$$

Субдискретизирующие слои функционируют по формуле (3):

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \frac{1}{4} w_k \sum_{s=1}^2 \sum_{t=1}^2 x^{((i,j)+s, (i,j))}, \quad (3)$$

Для обучения сети используется алгоритм обратного распространения ошибки (4):

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} o_{pj}. \quad (4)$$

Идентификация дорожных знаков на изображении. После выявления дорожного знака на изображении его необходимо идентифицировать.

Исходя из выше описанных результатов анализа архитектур нейронных сетей можно сделать вывод, что для задач идентификации эффективней всего будет использовать сверточную нейронную сеть.

Дорожные знаки отличаются друг от друга как по форме (круглые, треугольные, квадратные), так и по назначению (предупреждающие, запрещающие, предписывающие, информационные, сервисные и знаки особых предписаний).



Рис. 2. Пример запрещающих дорожных знаков.

Таким образом, на выходном слое нейронной сети будет большое количество нейронов, каждый из которых будет соответствовать конкретному классу распознаваемого знака (рис. 3) [5].

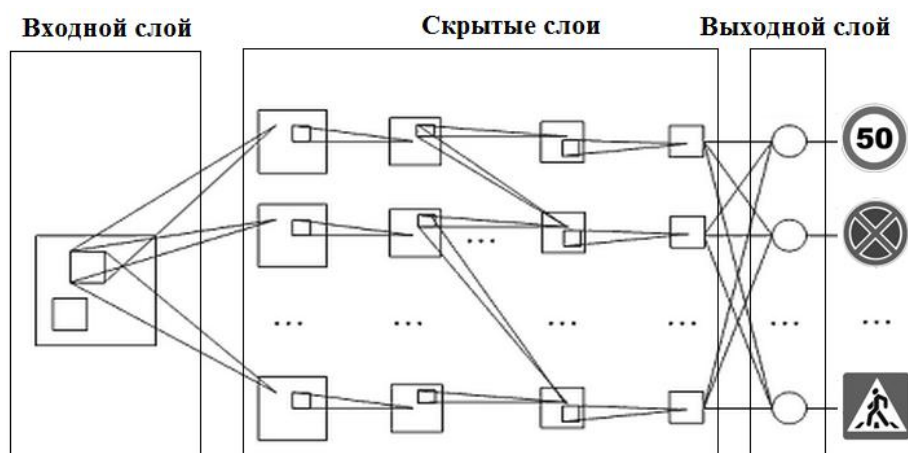


Рис. 3. Структура сверточной нейронной сети для идентификации дорожных знаков.

Нейронная сеть, используемая для идентификации дорожных знаков аналогична по своей структуре, формулам и методике обучения той, что используется для их обнаружения. Важным аспектом является необходимость обучения сверточных нейронных сетей с учителем.

Заключение. В ходе проведенного анализа были выявлены достоинства и недостатки применения нейронных сетей различных архитектур, из которых была выбрана наиболее эффективная.

Разрабатываемая на основе сверточной нейронной сети система обнаружения и распознавания дорожных знаков на изображении будет обладать такими характеристиками, как высокая шумоустойчивость, скорость и точность распознавания при разных состояниях пластин дорожных знаков (знак частично поврежден), а также при разных условиях съемки (съемка идет под углом к пластине знака).

Список литературы:

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
2. Y. LeCun, L. Bottou, P. Haffner. Gradient Based Learning Applied to Document Recognition // IEEE Press, 1998. – P.46.

3.P.Y. Simard, D. Steinkraus, J. Platt. Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis // International Conference on Document Analysis and Recognition, IEEE Computer Society. Los Alamitos. – 2003. – P. 958–962.

4.Bishop C.M. Neural Networks for Pattern Recognition // Oxford University Press, 1995. – 498 p.

5.Duffner S. An Online Backpropagation Algorithm with Validation Error-Based Adaptive Learning Rate // ICANN 2007. – 2007. – P. 1. – P. 249–258.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЗАЖИГАНИЯ И ГОРЕНИЯ БЕЗГАЗОВОЙ СМЕСИ ПЕРИОДИЧЕСКИ РАЗБАВЛЕННОЙ ИНЕРТНЫМ ПРОДУКТОМ РЕАКЦИИ

*В.Г. Прокофьев, д.ф.-м.н., проф.,
О.Г. Котенко, студент гр. 10204*

*Томский государственный университет, 634050, г.Томск, пр.Ленина,36,
тел.(3822)-529-845*

E-mail: olyakotenko@mail.ru

Одним из активно развивающихся направлений науки о материалах является твердопламенное горение. ТПГ – это твердофазный процесс, в основе которого лежит распространение фронта экзотермической реакции в шихте, не сопровождающийся образованием жидких или газообразных фаз. Твердопламенное горение имеет много различных практических применений. Наиболее значительным практическим приложением ТПГ является самораспространяющийся высокотемпературный синтез (СВС) являющийся основой для организации новейших ресурсосберегающих технологий создания новых материалов [1]. В [2] рассмотрен процесс распространения волны безгазового горения в зависимости от степени разбавления исходного состава инертном и закономерности ее распространения по образцу. Рассмотрено влияние частоты вынуждающих колебаний, связанных с распределением инертного вещества, на среднюю скорость горения.

В данной работе представлена одномерная математическая модель безгазового горения в размерных переменных. В безразмерных переменных модель представлена в [1]. Исследование модели в размерном виде выполнено численным конечно-разностным методом. Решена задача зажигания образца накаливаемой поверхностью с постоянной температурой T_w . В качестве критерия зажигания рассматривалось условие достижения нулевого градиента температуры в месте контакта с нагретой поверхностью – критерий Я.Б. Зельдовича. Зависимости времени зажигания t_{ign} от температуры поверхности T_w представлены на рис.1. С уменьшением температуры поверхности время зажигания монотонно растет, тем сильнее, чем более значительна разница между T_w и адиабатической температурой горения смеси. Проведено численное исследование процесса горения образца, периодически разбавленного инертным продуктом реакции, которые образовывали своеобразные перегородки между реакционноспособными слоями вещества. При