

формировать подгруппы студентов, выполняющие практические задания различной сложности.

Следует упомянуть об универсальности автоматизированных систем обучения и о возможности их использования в организации дистанционного обучения, онлайн-тренингов, курсов подготовки абитуриентов.

Список литературы:

1. Денисов А.П., Мосягина Н.Г. Автоматизированные системы обучения в среде начального и среднего профессионального образования// Современные наукоемкие технологии. – 2007.
2. <http://www.distance-learning.ru> [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://www.distance-learning.ru/db/el/F7DC8A6A9C0F4F70C3257216003F76D0/doc.html>

АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ СИМВОЛОВ НА ОСНОВЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Оразмухамедов К.Д.

Лапицкая Н.В. – к.т.н., доцент

Внедрение технологий распознавания графических изображений, особенно рукописных символов, позволяет ускорить процесс обработки документации и работы с приложениями [1]. Распознавание текста может производиться «offline» методом, т.е. распознавание изображений, и «online» методом, считывание данных с электронного пера или движений пальца по сенсорному экрану. На эффективность распознавания рукописных символов влияет качество изображений, стиль написания и отсутствие ложных касаний или полных заплывов, так же есть зависимость от пишущего инструмента, бумаги и процесса сканирования.

Существуют различные подходы к организации распознавания от создания базы эталонов до обучения этому искусственных нейронов. Так способность последних, обученных методом градиентного спуска, к построению сложных многомерных областей на основе большого числа обучающих примеров, позволяет применять их в качестве классификатора для распознавания образов. Нейронные сети показали свою жизнеспособность и стали востребованы во многих отраслях человеческой деятельности. Из всех моделей нейронных сетей чаще используют полносвязные нейронные сети.

В традиционной полносвязной нейронной сети есть ряд недостатков, понижающих эффективность их работы. В первую очередь, это большой размер изображений, который достигает нескольких сотен пикселей. Для корректного обучения таким данным требуется увеличить число скрытых нейронов, что приводит к увеличению числа параметров, и, как следствие, требует большую обучающую выборку, понижает скорость обучения.

Основным ограничением таких сетей является то, что они не отличаются инвариантностью к различным деформациям, например, переносу или незначительному искажению входного сигнала. Эту проблему можно решить за счет пополнения обучающей выборки примерами таких искаженных символов, однако это приведет к низкой скорости обучения и может привести к плохой обобщающей способности сети. Классические полносвязные сети игнорируют топологию входного изображения, так как данные передаются в виде вектора. В результате, пиксели можно подавать на вход в любом фиксированном порядке, и это не повлияет на исход обучения, что игнорирует четкую двумерную структуру изображения: соседние пиксели связаны между собой, и эта структура несет в себе ценную информацию об изображении.

Для эффективного распознавания изображений Ян Лекун предложил использовать сверточные нейронные сети похожие на зрительную кору головного мозга [2]. Сверточные сети объединяют три архитектурные идеи: достижение инвариантности к переносу, масштабированию и незначительным искажениям. Для проверки этих утверждений были разработаны две тестовые нейронные сети: полносвязная (рис. 1, а) и сверточная (рис. 1, б).

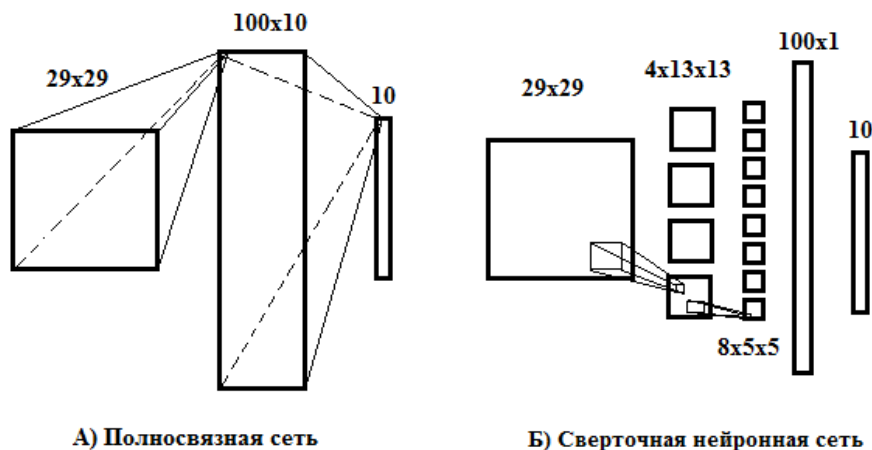


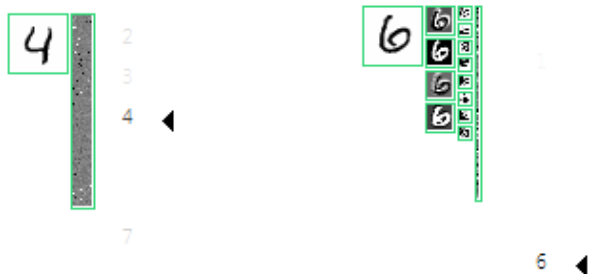
Рисунок 1 – Тестовые нейронные сети

Для обучения и тестирования использованы базы данных MNIST [3], в которых представлены рукописные изображения цифр 0-9 (рис. 2), принадлежащих различным авторам.



Рис. 2 – Рукописные изображения

При проведении экспериментов было выявлено, что обучение сверточной сети проходит намного быстрее благодаря разделяемым весам. Так в полносвязной нейронной сети с тремя слоями 1.851 нейронов, 852.010 весов и столько же соединений, а в сверточной 1.827 нейронов, 22.046 весов и 58.886 соединений. При тестировании сетей после обучения на 30.000 примерах полносвязная сеть на 1.000 тестовых данных ошиблась 191 раз, при этом общее СКО составило 0.804, в то время как сверточная нейронная сеть ошиблась 108 раз с общим СКО 0.502. Эти результаты показывают, что выделение признаков из локального рецептивного поля позволяет сверточным нейронным сетям более эффективно справляться с задачами классификации, несмотря на сокращение количества соединений между слоями. Для увеличения эффективности распознавания и снижения ошибок можно увеличить количество обучающей выборки, задать количество прогонок (эпох) обучающей выборки через сеть. Так после трех эпох обучения на 60.000 учебной выборке с нормализованными изображениями, из 10.000 тестовых изображений ошибочно распознаны сверточной сетью 333 изображения с общим СКО 0.144, а в полносвязной сети ошибочно распознаны 998 изображений с общим СКО 0.489.



А) Полносвязная сеть Б) Сверточная нейронная сеть

Рисунок 3 – Визуализация выходов нейронных сетей.

В случае сверточной нейронной сети, с ростом плотности связей (ширины окна), растет и количество правильно распознанных изображений [4]. Этот вывод дает почву для новых исследований и экспериментов с размером окна локального рецептивного поля. Опытным путем было подтверждено

превосходство сверточной топологии над полносвязной, и влияние количества обучающих данных на эффективность распознавания изображений.

Список использованных источников

1. А. В. Кучуганов, Г. В. Лапинская Распознавание рукописных текстов, Ижевск 2006
2. 3 Gradient Based Learning Applied to Document Recognition, IEEE Press. – 1998, Le Cun Y., Bottou L., Haffner P. – Mode Access: <http://yann.lecun.com/exdb/publis/pdf/lecun-01a.pdf>
3. База данных рукописных символов (цифр) MNIST. [Электронный ресурс] / – Режим доступа: <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/index.html>
4. Дорогой Я.Ю. Архитектура обобщенных сверточных нейронных сетей, Киев, 2012.

ПРОГРАММНОЕ СРЕДСТВО ДЛЯ ЗАГРУЗКИ МЕДИЦИНСКИХ ЛОГИСТИЧЕСКИХ ДАННЫХ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Лепунова Е. А.

Глухова Л.А. – канд. техн. наук, доцент

Развитие электронного обмена данными (через Интернет или сети с добавленной стоимостью) позволяет компаниям связать товарные потоки с соответствующими информационными потоками, что облегчает равномерную работу цепей поставок. В логистике для медицинской промышленности существуют следующие участники цепи поставок: промышленность, логистика, медицинские учреждения. Предлагаемое в докладе программное средство относится к звену промышленности. Основной функцией данного программного средства является обеспечение возможности автоматизированной регистрации данных, гарантирующих высокое качество информации и прослеживаемости.

Можно выделить следующие принципы работы электронного обмена данными:

1. Производитель медицинского оборудования предоставляет список логистических единиц, которые будут импортироваться во внутреннюю систему логистической компании.
2. Все предоставленные требования специфицируются и стандартизируются.
3. Логистическая компания выдает производителю медицинского оборудования аутентификационные данные для FTP клиента и устанавливает на выделенном сервере необходимое программное обеспечение. Данное программное обеспечение включает сервис, отвечающий за обработку пришедших от клиента данных, и веб-сайт, предназначенный для контроля и управления процесса обработки и загрузки данных.
4. Производителю медицинского оборудования требуется экспортировать данные из внутренней ERP системы, преобразовать их в CSV формат и выслать файлы посредством FTP клиента.
5. Логистической компании требуется проверить данные согласно спецификации, импортировать данные во внутреннюю систему и предоставить клиенту отчет о проведенной загрузке.
6. В случае обнаружения сервисом ошибок данных, производитель медицинского оборудования обязуется исправить ошибки и повторно выслать данные. В случае возникновения технических неполадок, логистическая компания обязуется устранить неполадки, обеспечить нормальную работу программного обеспечения и импортировать данные во внутреннюю систему.

Основными преимуществами вышеописанной технологии электронного обмена данными являются: прямое снижение накладных расходов по ведению документооборота (объем первичных бумажных документов, трудозатраты персонала, курьерская служба, почтовые расходы, оплата услуг электросвязи и пр.); упрощение взаимодействия с клиентами; оптимизация и повышение эффективности бизнеса; надежность и конфиденциальность передаваемых данных; возможность интеграции новых логистических единиц.

Вышеназванные преимущества определяются следующими факторами: повышением скорости всего процесса оформления, обработки и прохождения документов (полностью автоматизированный процесс); снижением числа ошибок (исключение «человеческого» фактора) и снижение затрат на поиск и исправление ошибок; использованием защищенного протокола передачи данных (SFTP).

К основным недостаткам рассматриваемой технологии могут быть отнесены: обработка данных большими объемами (до 4 МВ); возможность взаимодействия только с одним форматом данных. Причинами проявления вышеприведенных недостатков являются: наличие усиленной технологии валидации данных, что увеличивает время обработки данных; возможность быстрого роста базы данных клиента.

Для создания рассматриваемого программного средства были использованы следующие технологии: платформа .NET, язык программирования C#, структурированный язык запросов SQL, платформа SSIS.

Основной сложностью при создании архитектуры программного средства стала необходимость предусмотреть механизм интеграции новых логистических единиц с минимальными модификациями. С учетом этого было принято решение, что часть логики программного обеспечения будет перенесена на уровень базы данных. Это означает, что при добавлении новой логистической единицы нет необходимости вносить изменения в рабочий код. Необходимо лишь добавить несколько новых записей в базу данных,