



горизонтали. Измерение скорости и угла движения спекла осуществляется при помощи кросскорреляционного алгоритма. Полученные результаты поступают в АР, который в зависимости от направления движения спекловой картины воздействует на исполнительный механизм.

Литература

1. Яхницкая, Л. К. Современные методы диагностики и коррекции астигматизма / Л. К. Яхницкая, В. Л. Гончарова, Ю. Г. Федоров, Н. Ф. Змачинская. – Белорусский государственный университет / Офтальмология
2. Розенблюм, Ю. З. Оптометрия (подбор средств коррекции зрения) / Ю. З. Розенблюм – Изд. 2-е, испр. и доп. – СПб.: Гиппократ, 1996. – 320 с.
3. Орлова, Н. С. Коррекция зрения. Учебное пособие для вузов России / Н. С. Орлова, Г. И. Осипов. – 2-е изд., доп. – Новосибирск : Сибмедиздат НГМУ, 2007. – 226 с.
4. Применение методов Фурье-оптики / Под ред. Старка. - М.: Радио и связь, 1988. – 536 с.
5. Шаповалов, С. Л. Лазерная оптометрия: Монография / С. Л. Шаповалов, Т. И. Милявская, С. А. Игнатъев – М.: МИК, 2012. – 192 с.

К.П. Нагаев

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ БИОМЕДИЦИНСКИХ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

(Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика
С.П. Королева (национальный исследовательский университет))

В последнее время все более эффективными себя показывают сверточные нейронные сети в задачах распознавания цифровых изображений. И на это есть несколько причин. У них есть возможность самостоятельно выделять признаки у различных изображений одного класса, которые позволяют с очень высокой точностью распознать подобные изображения в дальнейшем. Также не оказывает сильного влияния на правильное распознавание размещение и положение объекта на изображении благодаря операциями сверточного слоя. И также подобную архитектуру нейронной сети можно использовать для самых различных видов изображений и задач классификации. Здесь играет роль слой субдискретизации, на котором выбирается из соседних значений признаков в точке на изображении наибольший, что более существенно для обучения распознаванию. Объединяя эти свойства мы получим очень мощный и многофункциональный метод.

Отметим также и их недостатки. Их применение заключается в анализе целого изображения определенного размера, равного размеру входного двумерного слоя нейронов. Поэтому вся выборка должна быть приведена к одному размеру. Процесс обучения сверточной нейронной сети с числом слоев свертки



больше двух может занимать продолжительное время, достигая нескольких дней. На это влияет также и потребность в большом количестве изображений для обучения, так как веса в сети должны быть изменены под большой диапазон входных данных, чтобы достичь настоящего распознавания, а не запоминания.

Цель настоящей работы – показать, как можно применить сверточную нейронную сеть для задачи сегментации изображений. Для этого нужно обучить сеть для попиксельной классификации всего изображения и тогда можно будет точно выделить различные объекты на нем и отнести их к определенному классу. Это так называемая «семантическая» сегментация.

1. Алгоритм обучения

Для сегментации был взят набор из 40 изображений глазного дна человека, в которых требуется выделить кровеносные сосуды (база изображений DRIVE – Digital Retinal Images for Vessel Extraction). Соответственно будет рассматриваться два класса объектов на изображении – это сосуды и все остальное, что ими не является.

Для прохождения алгоритма обучения на изображении выбираются области с центральным пикселем, который относится к сосуду. Используются все точки выделенных заранее сосудов на обучающих изображениях. К ним добавляются области, где центр не относится к сосуду. Количество изображений в обоих выборках должно быть примерно равным, чтобы не возник эффект переобучения и сеть не стала более восприимчивой к одному из классов.

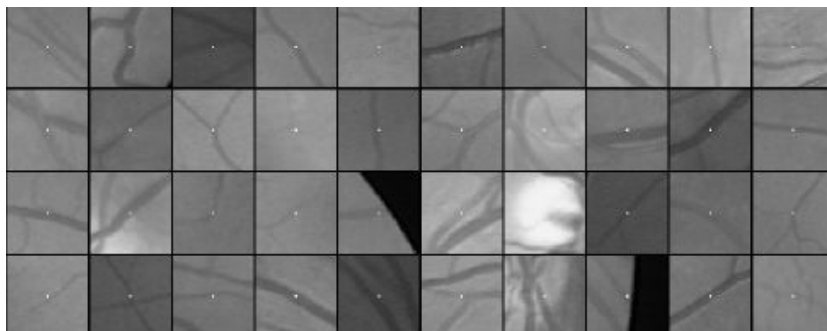


Рис. 1. Пример изображений для обучения

Чтобы определить, что сеть стала переобучаться на раннем этапе при обучении, используется еще один набор изображений, примерно 1/10 от обучающего. На этом тестовом наборе сеть не обучается, а применяется непосредственно и определяется тестовая ошибка. Если ошибка на обучающем наборе практически всегда уменьшается, то тестовая ошибка может при этом возрастать. Сеть стала более восприимчивой именно к своему набору обучения и остальные изображения не будут правильно распознаны. Нужно поменять параметры обучения, структуру сети или набор для обучения.

2. Структура сверточной сети

В таблице 1 представлена структура нейронной сети. На вход подается изображение размерами 65 на 65 пикселей. Далее идет чередование сверточных



слоев и слоев подвыборки (max pooling). Выход представляет собой два значения двух последних нейронов, определяющих класс изображения.

Таблица 1 Структура сверточной нейронной сети

Слой	Тип	Количество и размер карт признаков	Размер ядра
0	Входной	1 x 65 x 65	
1	Сверточный	48 x 60 x 60	6x6
2	Подвыборки	48 x 30 x 30	2x2
3	Сверточный	48 x 26 x 26	5x5
4	Подвыборки	48 x 13 x 13	2x2
5	Сверточный	48 x 10 x 10	4x4
6	Подвыборки	48 x 5 x 5	2x2
7	Сверточный	48 x 4 x 4	2x2
8	Подвыборки	48 x 2 x 2	2x2
9	Полносвязанный	100 нейронов	
10	Полносвязанный	2 нейрона	

Сверточный слой имеет набор матричных фильтров, которые применяются к изображениям и выделяют собой какой-либо признак. Комбинация из нескольких таких слоев будет выстраивать новые признаки по предыдущим признакам более низкого порядка. На практике это означает, что сеть обучается видеть сложные признаки, представляющей собой композицию из более простых.

Слой подвыборки представляет слой без обучения, где происходит фильтрация изображений с выделением в окне наибольшего значения пикселя и игнорирования остальных. Таким образом изображение уменьшается в размерах и остаются только самые значащие признаки, независимо от их расположения.

Последние два слоя представляют собой полносвязанную сеть, где каждый нейрон принимает на вход все выходы нейронов предыдущего слоя.

Обучение происходит методом обратного распространения ошибки. При прохождении всех слоев полученное значение сравнивается с заданным при обучении и разность используется для изменения весов сети в обратном порядке.

3. Результаты

На рисунке 2 представлен результат сегментации. Левое изображение – исходное. В середине представлен результат сегментации экспертом. Справа – сегментация по описанному методу.

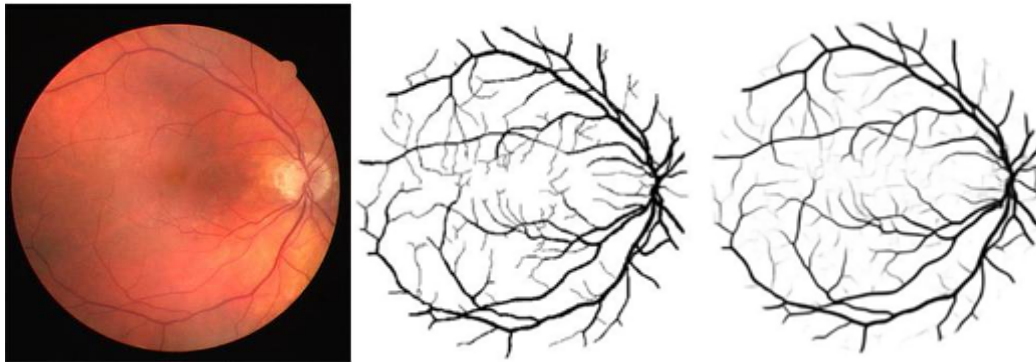


Рис. 2. Результат сегментации

Для оценки качества сегментации по двум классам используются метрики бинарного классификатора:

Чувствительность: $SN = TPR$

Специфичность: $SP = 1 - FPR$

Точность: $ACC = \frac{TP + TN}{FOV}$

TPR (True Positive Rate) – доля верных положительных классификаций.

Здесь это – количество верно распознанных пикселей сосудов (TP) по отношению к их общему количеству.

FPR (False Positive Rate) – количество неверно распознанных пикселей сосудов (TN) по отношению к количеству пикселей, где нет сосудов.

FOV – общее количество пикселей внутри окружности глаза.

Среднее значения для 20 тестовых изображений:

SN	SP	ACC
0.8173	0.9733	0.9767

Результат показал, что сверточные нейронные сети могут быть успешно применены для задач сегментации, показывая высокий результат, сравнимый с человеком-экспертом. Плюсом является также возможность (в отличие от простой сегментации) определения классов у различных сегментов. Подобные результат достижим и в других областях машинного зрения благодаря гибкости сверточных нейронных сетей. Применение их ограничено только наличием достаточно большого набора изображений и временем обучения.

Литература

1. Y. LeCun, Y. Bengio, Convolutional networks for images, speech, and time series, the Handbook of Brain Theory and Neural Networks 3361 (1995).
2. Cosmin Cernazanu-Glavan, Stefan Holban. Segmentation of bone structure in X-ray images using convolutional neural network. Advances in Electrical and Computer Engineering, vol 1, 2013, pp 87-94.



3. Dan Cirean, Alessandro Giusti, Luca M. Gambardella and Jürgen Schmidhuber. Deep Neural Networks Segment Neuronal Membranes in Electron Microscopy Images. *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol 25, 2013, pp 2852-2860.

4. Fawcett, Tom (2006). "An Introduction to ROC Analysis". *Pattern Recognition Letters* 27 (8): 861–874

М.А. Петровский

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА МОНИТОРИНГА И КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ СЕРДЦА

(Пензенский государственный университет)

Во всем мире идут поиски технологий эффективной диагностики заболеваний сердечнососудистой системы, которые приводят к высоким социальным потерям и являются одной из наиболее распространенных причин заболеваемости, нетрудоспособности, инвалидности и смертности населения. Прогресс в диагностике этих заболеваний может быть достигнут за счет применения информационно-коммуникационных технологий. Повсеместное распространение мобильной связи дает принципиальную возможность создания нового поколения систем медицинского мониторинга. Структура современных смартфонов уже имеет большинство узлов, необходимых для создания беспроводных медицинских мониторинговых систем, их вычислительная мощность избыточна и вполне достаточна для реализации новых медицинских функций.

Для решения этих задач на кафедре «Информационно-измерительная техника и метрология» Пензенского государственного университета разрабатывается беспроводная система электрокардиомониторинга. Ее состав входит персональный миниатюрный ЭКГ-датчик и смартфон. ЭКГ-датчик осуществляет регистрацию электрокардиосигнала (ЭКС) и передачу его по радиоканалу на смартфон. Интернет-сервер выполняет функцию базы данных и веб-интерфейса. Пациент и врач, используя специализированные программы или стандартный браузер, могут подключиться к системе, оформленной в виде веб-сайта, который позволяет пользователям обмениваться информацией, необходимой для анализа ЭКС[1].

Серьезной проблемой является интеграция всех технических средств регистрации, предварительной обработки и передачи измерительной информации в ЭКГ-датчике. Электроды, аналоговые усилители, фильтры, АЦП, микроконтроллер, оперативная и флэш-память, источник питания, приемопередатчик и антенна должны находиться на теле пациента. Чтобы беспроводной датчик не стал слишком громоздким все его компоненты должны быть миниатюрны и иметь низкое энергопотребление, а интеграция компонентов в датчик должна быть выполнена на высоком техническом уровне. Только в этом случае беспро-