

$$\left\{ \begin{array}{l}
 W_{PE}^1(p_1) = \frac{W_{\exists}^1(p_1)}{1 - W_{\exists}^1(p_1)} (W_0^1(p_1))^{-1}; \\
 W_{PE}^2(p_1, p_2) = \frac{W_{\exists}^2(p_1, p_2)}{[1 - W_{\exists}^1(p_1 + p_2)] \prod_{r=1}^2 [1 - W_{\exists}^1(p_r)]} (W_0^1(p_1 + p_2))^{-1} - \\
 \frac{W_0^2(p_1, p_2) \prod_{r=1}^2 W_{\exists}^1(p_r)}{\prod_{r=1}^2 [1 - W_{\exists}^1(p_r)]} (W_0^1(p_1 + p_2) \prod_{r=1}^2 W_{\exists}^1(p_r))^{-1}; \\
 \dots
 \end{array} \right. \quad (4)$$

Выражение (4) представляет собой решение поставленной задачи. На основании рассмотренного выше можно сделать следующие выводы:

– в классе аналитических нелинейных систем имеет место компенсация динамических характеристик объекта за счет его обратных ПФ, также как и в линейных стационарных и нестационарных задачах;

– точность полученного регулятора зависит от количества ядер Вольтерра, участвующих в расчете;

– аналогично решается задача синтеза при включении регулятора в цепь обратной связи.

Л и т е р а т у р а

1. Козлов, А. В. Многомерно-временно операторный метод анализа элементов системы автоматического управления с нелинейностями типа «произведения»: дис. ... канд. тех. наук: 681.511.4 / А. В. Козлов; Гомел. гос. техн. ун-т им. П. О. Сухого. – Гомель, 2007. – 134 с.
2. Луковников, В. И. Многомерный операторный метод анализа систем с модуляцией / В. И. Луковников // Вестн. КГТУ. – 1998. – С. 102–110.
3. Пупков, К. А. Синтез регуляторов систем автоматического управления / К. А. Пупков, Н. Д. Егупова. – М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – 616 с.

УДК 004.932:617.753.3

МОДЕЛИРОВАНИЕ АСТИГМАТИЗМА С ПОМОЩЬЮ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

П. Ю. Говядкова, К. С. Курочка

Учреждение образования «Гомельский государственный технический университет имени П. О. Сухого», Республика Беларусь

Глазная хирургия для коррекции астигматизма сегодня становится все менее рискованной процедурой. Новые методы для правильной диагностики, такие как топографические изображения глаз, которые используют принцип Шеймпфлуга, в частности, Пентакам, являются одним из этих инструментов. Астигматизм – одно из наиболее распространенных заболеваний человеческого зрения. Правильное выявление астигматизма может помочь устранить или уменьшить послеоперационные осложнения. Нейронные сети уже показали свой потенциал в процессе принятия решений в разных областях. Поэтому разработка новых алгоритмов и адаптация существующих в области диагностики заболеваний зрения – очень важная и актуальная задача. Одним из направлений исследования

астигматизма является построение его компьютерной модели на основе нейросетевого подхода.

Ключевые слова: медицина, астигматизм, сверточная нейронная сеть, матрица Грама, числовая обработка, обработка изображений.

MODELING ASTIGMATISM WITH A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

P. Y. Govyadkova, K. S. Kurochka

Sukhoi State Technical University of Gomel, the Republic of Belarus

Eye surgery to correct astigmatism is becoming an increasingly less risky procedure today. New techniques for proper diagnosis, such as topographic eye images that use the Scheimpflug principle, such as the Pentacam, are one of these tools. Astigmatism is one of the major problems that exist in human vision. Proper identification of astigmatism can help eliminate or reduce post-operative complications. Neural networks have already shown their potential to help in the decision-making process in a variety of areas. Therefore, the development of new algorithms based on these techniques can help physicians identify, diagnose different types of vision problems, and demonstrate these optical distortions of the human eye.

Key words: medicine, astigmatism, convolutional neural network, Gram matrix, numerical processing, image processing.

Роговица – это прозрачная внешняя часть человеческого глаза. Она имеет форму купола и изгибает свет, помогая глазу сфокусироваться. Она обеспечивает значительную фокусирующую способность глаза. По определению Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), нарушения рефракции глаза приводят к тому, что глаз не может четко сфокусировать изображение из внешнего мира. Результатом нарушений рефракции является затуманенное зрение, которое иногда бывает настолько сильным, что приводит к ухудшению зрения [1]. Астигматизм является одним из случаев нарушения рефракции и возникает в основном, когда роговица имеет неправильную форму. По оценкам ВОЗ, 153 миллиона человек в мире живут с нарушениями зрения из-за неисправленных аномалий рефракции. Астигматизм также может быть исправлен путем изменения формы роговицы с помощью лазерного кератомила или фоторефракционной кератэктомии.

Нейронные сети широко используются в медицине, в том числе для обнаружения и диагностики различных заболеваний [2, 3]. Нейронная сеть – это серия алгоритмов, направленных на распознавание взаимосвязей в наборе данных, которая является одной из самых мощных моделей анализа данных, используемых сегодня в области машинного обучения и искусственного интеллекта [4].

Архитектура сверточной нейронной сети стала стандартом в классификации изображений с момента их первого применения для распознавания рукописных цифр благодаря хорошим результатам в задачах компьютерного зрения. Каждый слой в сверточной нейронной сети имеет фильтры, которые извлекают определенные особенности входного изображения. Выходной сигнал слоя состоит из карты признаков: различные отфильтрованные версии входного изображения. Первый слой этой архитектуры представляет собой конволюционный слой с размером фильтра 3 на 3 пикселя, используемый для процедуры сканирования обучающего набора. Количество нейронов, используемых в этом конволюционном слое, составляет 16, где каждый из них подключен к одной и той же части входного изображения набора данных. В архитектуре используются три конволюционных слоя с различными раз-

мерами входных данных и количеством фильтров для получения различных характеристик изображения. Количество фильтров для второго конволюционного слоя составляет 32, в то время как его входной размер равен половине первого, а третий слой имеет 64 фильтра и входной размер равен половине второго [2, с. 144].

VGGNet – это один из видов глубокого классификатора изображений на основе *convnet*, в основном используемый для обучения распознаванию объектов, для чего он должен стать инвариантным ко всем изменениям изображения, которые являются лишними для идентификации объекта, и, следовательно, научиться кодировать перцептивную и семантическую информацию из входных данных.

Основная идея предлагаемой модели астигматизма на основе нейронной сети заключается в использовании «переноса обучения», т. е. предварительно обученная для классификации изображений нейронная сеть, умеющая кодировать перцептивную и семантическую информацию об изображениях, может быть использована на обработке других изображений посредством переобучения некоторых выходных слоев.

Во время обучения входными данными для конвентных сетей является изображение *RGB* фиксированного размера 400×400 , так как большие размеры изображений требуют гораздо больше времени на эпоху, а очень большие изображения могут даже не поместиться в памяти *GPU*. Предлагается провести предварительную обработку анализируемых изображений: вычлечь из каждого пикселя среднего значения *RGB*, вычисленного на обучающем множестве.

Изображение проходит через стек конволюционных слоев, где используются фильтры с очень маленьким рецептивным полем: 3×3 . В одной из конфигураций также используются фильтры свертки 1×1 , которые можно рассматривать как линейное преобразование входных каналов. Шаг свертки фиксированно равен 1 пикселю, что позволяет сохранить пространственное разрешение после свертки, т. е. для сверточных слоев 3×3 свертка составляет 1 пиксель.

Пространственное объединение осуществляется пятью слоями *max-pooling*, которые следуют за некоторыми из слоев свертки. *Max-pooling* выполняется в окне размером 2×2 пикселя с шагом 2. За стекком конволюционных слоев следуют три полносвязных слоя: первые два имеют по 4096 каналов, третий – использует способ классификации *ILSVRC* и содержит 1000 каналов. Последним слоем является слой с мягким максимумом. Конфигурация полностью связанных слоев одинакова во всех сетях. Все скрытые слои снабжены ректификационной нелинейностью [2, с. 208].

В каждом сверточном слое сети находится несколько карт признаков, на основании которых вычисляется матрица Грама, где каждая позиция определяет, как карты признаков коррелируют между собой. Диагональные члены представляют пространственно усредненную энергию для отдельных карт признаков, а внедиагональные члены представляют совместную корреляцию различных признаков в одном пространственном месте.

Данные матрицы помогают в эффективном представлении текстур. Текстуры статичны, и для их полного отображения требуется усреднение по позициям. Матрицы Грама, выполняя пространственное усреднение, прекрасно отражают глобальную статистику по всему изображению и остаются слепыми к расположению объектов внутри изображения. Члены этой матрицы пропорциональны ковариациям соответствующих наборов признаков и, таким образом, отражают информацию о том, какие признаки имеют тенденцию активироваться вместе. Следовательно, матрица не фокусируется на конкретном расположении объектов и концентрируется

только на текстуре и цвете [5]. Используя матрицу Грамма, можно восстановить информацию из карт признаков на более высоких уровнях сети, что обычно называют представлением содержания.

Для моделирования астигматизма необходимо получить информацию о текстуре, которая представляет собой данное оптическое искажение. Для этого построено пространство признаков поверх откликов фильтров в каждом слое сети. Пространство признаков состоит из корреляций между различными откликами фильтров, где ожидание берется по пространственному расширению входного изображения. Включая корреляции признаков из нескольких слоев нейронной сети, можно получить многомасштабное представление, которое отражает обобщенный внешний вид в терминах цвета и локализованных структур, не фокусируясь на глобальном расположении.

В созданной модели необходимо было сохранять цвет исходного изображения, что было реализовано посредством переноса только по каналу яркости. Для этого исходное изображение преобразовывалось из цветового пространства RGB в цветное пространство $YCbCr$. Y – это лума-компонент цвета. Компонент *Luma* – это яркость цвета [4, с. 137], по сути – интенсивность света. Человеческий глаз более чувствителен к этому компоненту, и зрительное восприятие гораздо более чувствительно к изменениям в яркости, чем к изменению в значении цветов. Поэтому и было оставлена возможность передачи только в канале яркости.

Используя прошлый опыт обучения нейронных сетей для обработки изображений [3], эти методы были применены для моделирования астигматизма. В качестве базовой архитектуры использовалась нейронная сеть *VGG16*, предобученная на наборе данных *ImageNet*. Из стандартной архитектуры были удалены веса выходных полностью связанных слоев и проведено их переобучение, используя как цветные, так и полутоновые изображения.

Было проведено исследование нейронной сети посредством варьирования гиперпараметрами. Длительность одной эпохи обучения составляла около 50–80 с на *GPU Google Colab*.

Литература

1. Роговица / Wikipedia. – Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%BE%D0%B3%D0%BE%D0%B2%D0%B8%D1%86%D0%B0>. – Date of access: 20.07.2022.
2. Automatic keratoconus detection by means of a neural network: Comparison between a monocular and a binocular approach / P. Perissutti [et al.] // Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1998. – P. 322.
3. Kurochka. K. S. Algorithm of Definition of Mutual Arrangement of L1–L5 Vertebrae on X-ray Images / K. S. Kurochka, K. A. Panarin // Optical Memory and Neural Networks. – 2018. – N 3. – P. 161–169.
4. Хайкин, С. Нейронные сети / С. Хайкин. – 2 изд. – Вильямс, 2018. – 1104 с.
5. KeratoDetect / Keratoconus Detection Algorithm Using Convolutional Neural Networks. Computational Intelligence and Neuroscience. – Mode of access: <https://www.hindawi.com/journals/cin/2019/8162567/>. – Date of access: 20.07.2022.