

УДК 004.032.26

Выявление пересечений плоскостей с помощью сверточных нейронных сетей

Волков Кирилл Данилович^{1(*)}

v0lk0ffk@yandex.ru

¹МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Аннотация. В данном исследовании представлена методология анализа геометрических характеристик объектов на двумерных изображениях с акцентом на обнаружение пересечений плоскостей. В отличие от традиционных алгоритмов, таких как оператор Кенни, которые отлично справляются с обнаружением общих краев, но не обладают достаточной спецификой для выявления линий пересечения плоскостей, предлагаемый метод использует сверточные нейронные сети (CNN) для расширенного распознавания признаков. Отличительной чертой этого подхода является способность различать положительные и отрицательные признаки геометрических элементов, что очень важно для задач, требующих тонкой классификации и контекстного понимания. Благодаря интеграции параллельных каналов обработки данных в архитектуру CNN алгоритм проводит многосторонний анализ, выделяя линии, образованные исключительно пересечениями плоскостей, и отсеивая нерелевантные признаки, такие как рукописный текст или шум. Этот новый подход дает значительные преимущества в задачах интеллектуальной классификации изображений, особенно в средах, характеризующихся высоким уровнем визуальной сложности и шума.

Ключевые слова: оператор Канни, обнаружение плоскостей, параллельный анализ изображений, сверточные слои, компьютерное зрение, анализ изображений, пространственное моделирование

Identifying intersections of planes using convolutional neural networks

Volkov Kirill Danilovich

v0lk0ffk@yandex.ru

BMSTU, Moscow, Russia

Abstract. This research introduces a sophisticated methodology for analyzing the geometric characteristics of objects within two-dimensional images, emphasizing the detection of plane intersections. Unlike traditional algorithms, such as the Canny edge detector, which excel at generic edge detection but lack the specificity to discern intersection lines of planes, the proposed method leverages convolutional neural networks (CNNs) to enable advanced feature recognition. The hallmark of this approach lies in its ability to distinguish between positive and negative features of geometric elements, a capability critical for tasks requiring nuanced classification and contextual understanding. By integrating parallel data processing channels within the CNN architecture, the algorithm performs a multifaceted analysis, isolating lines formed exclusively by plane intersections while filtering out irrelevant features, such as handwritten text or noise. This novel approach offers signifi-

cant advantages in intelligent image classification tasks, particularly in environments characterized by high levels of visual complexity and noise.

Keywords: canny operator, plane detection, parallel image analysis, convolution layers, computer vision, image analysis, spatial modeling

Введение. Пространственный анализ является основополагающим компонентом динамических систем, обеспечивая критически важное понимание, позволяющее точно интерпретировать и ориентироваться в трехмерном окружении [1, 2]. Жизненно важный аспект пространственного представления включает в себя характеристику плоскостей в заданном пространстве, границы которых определяются линиями пересечения, образующимися при их взаимодействии с другими плоскостями. Эти линии пересечения служат ключевыми маркерами в понимании геометрии среды, что делает их обнаружение необходимым для широкого спектра практических приложений, включая автоматизированное проектирование (CAD), автономную навигацию, геопространственное картографирование и продвинутое пространственное моделирование [3]. Понимание и идентификация этих пересечений не только способствует эффективному моделированию, но и играет решающую роль в системах принятия решений в реальном времени, где точность распознавания геометрических связей может существенно повлиять на общую производительность системы.

Традиционные алгоритмы обработки изображений, такие как оператор Кенни, получили широкое распространение благодаря своей эффективности и точности при обнаружении краев на изображениях. Эти методы широко применяются в области компьютерного зрения и обработки изображений, поскольку они позволяют идентифицировать границы и контуры, которые помогают определить объекты в визуальном пространстве [4]. Однако, несмотря на широкое распространение, эти методы демонстрируют значительные ограничения, когда перед ними ставится задача идентификации линий пересечения, образованных плоскостями. Как отмечается в многочисленных исследованиях, оператор Кенни в первую очередь предназначен для обнаружения резких изменений интенсивности изображения, что хорошо подходит для общего определения краев. Однако он не способен распознать особый контекст пересечений плоскостей, поскольку ему не хватает контекстуальной осведомленности, необходимой для того, чтобы отличить эти линии от других потенциальных признаков, таких как рукописный текст, тени или фоновый шум. Неспособность определить границы края приводит к чрезмерному обнаружению нерелевантных краев, что снижает точность, необходимую для решения более сложных задач, связанных с геометрическим и пространственным анализом [5, 6]. Эти ограничения указывают на необходимость разработки более сложных подходов, позволяющих выборочно определять пересечения плоскостей, отсеивая при этом нерелевантную информацию.

Целью исследования является разработка алгоритма способного отличать линии, образованные пересечением плоскостей, от каких-либо других (например линий рукописного текста).

Материалы и методы. В основу алгоритма была заложена сверточная нейронная сеть с двумя параллельными каналами обработки данных, ответственными за выявление позитивных и негативных признаков [7–9].

Так же алгоритм включает в себя блоки подготовки входных и обработки выходных данных (рис. 1).



Рис. 1. Схема модели

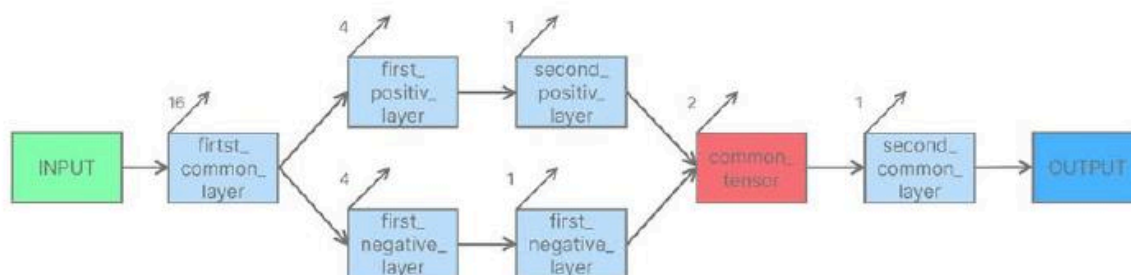


Рис. 2. Архитектура нейронной сети

На вход нейронной сети подается нормализованная матрица размера (256, 256, 3) которая была создана на основе цветного изображения. За входным слоем следует первый общий сверточный слой, состоящий из 16 сверток, которые анализируют предыдущий слой фильтрами 3×3 . Этот слой предназначен для выявления простейших геометрических закономерностей по всему изображению. После этого слоя следуют два параллельных канала обработки (негативных и позитивных признаков), которые принимают на вход карты признаков первого общего слоя.

Структура этих каналов одинакова, поэтому далее будет описан канал ответственный за позитивные признаки.

За первым общим сверточным слоем следует первый позитивный сверточный слой, который состоит из 4 сверток, которые анализируют предыдущий слой фильтрами 7×7 . В итоге получается, что этот слой анализирует области 9×9 . Этот слой предназначен для выявления принадлежности некоторого пикселя к прямой одного из видов (горизонтальной, вертикальной, наклонной в одну и другую сторону).

За первым позитивным слоем следует второй позитивный сверточный слой, состоящий из одной свертки, который анализирует предыдущий слой фильтрами размера 1×1 , тем самым принимая решение, принадлежит ли пик-

сель к какой-либо из ранее перечисленных прямых или к какой-либо смежной с ними. Этот одномерный сверточный слой получается на выходе позитивного канала. Соответственно аналогичная одномерная карта признаков получается на выходе негативного канала.

Следующий слой нейронной сети является тензор, полученный соединением карт признаков двух предыдущих каналов по последней оси, имеющий размер (256, 256, 2). Это преобразование необходимо для возможности удобного анализа выходов параллельных каналов.

После этого тензора следует второй общий сверточный слой, состоящий из одной свертки, который анализирует предыдущий тензор фильтрами 1×1 , тем самым принимая решение о принадлежности некоторого пикселя к позитивному или негативному. Карта признаков этого слоя будет иметь размер (256, 256, 1), она же и будет являться выходом нейронной сети.

Ко всем слоям нейронной сети применяется функция активации *relu*. На последнем слое так же используется эта функция вместо пороговой функции активации. Это было сделано для возможности обучения нейронной сети.

Также на каждом сверточном слое сохраняется размерность входного изображения по ширине и длине. В данной реализации это 256×256 .

Блок подготовки входных данных. На вход подается цветное изображение размера 256×256 .

По основе этого изображения строится матрица размера (256, 256, 3), после этого значения в матрице нормализуются делением на 255.

Блок обработки выходных данных. Так как тензор, получающийся на выходе нейронной сети, содержит значения в диапазоне от 0 до + бесконечности, а на выходе требуется изображение описывающее расположение линий, по которым пересекаются плоскости, к этому тензору применяется функция, которая возвращает 255, если значение больше некоторого порога, и 0, если значение меньше. По этой матрице строится выходное изображение.

Для обучения нейронной сети используются следующие параметры:

- оптимизатор нейронной сети — Adam;
- ошибка нейронной сети — mean squared erro;
- метрики нейронной сети — accuracy.

Результаты. Для обучения нейронной сети, предназначенной для выделения пересечений плоскостей на изображениях с рукописными шумами, использовался следующий подход к формированию обучающих данных (рис. 3).

Создание обучающих изображений: Сначала к исходным изображениям применялся оператор Кенни для выделения границ, что позволяло определить расположение линий пересечений плоскостей.

Добавление шумов: К полученным изображениям с границами наносились рукописные шумы, имитирующие возможные искажения, возникающие при реальном использовании системы.

Такой подход обеспечивает разнообразие обучающих данных и способствует повышению устойчивости нейронной сети к различным видам шумов.

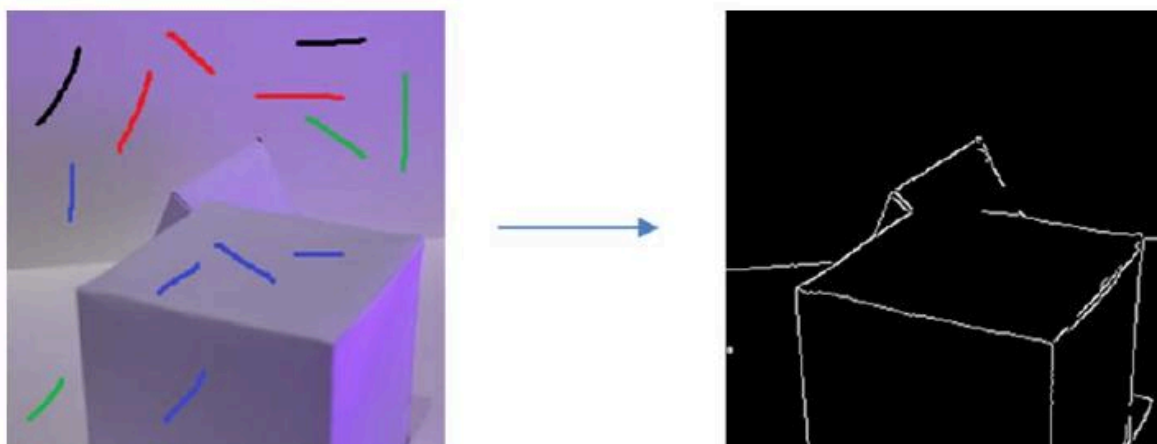


Рис. 3. Применение модели

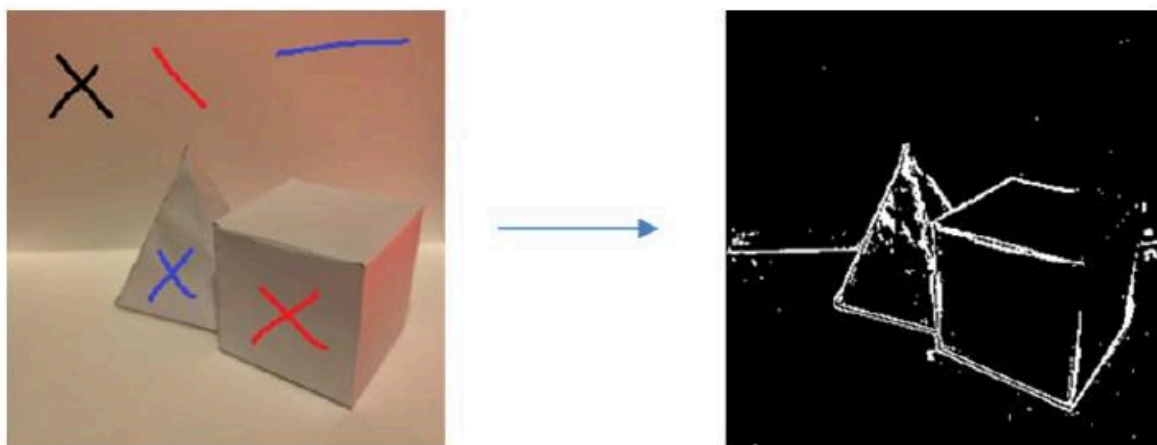


Рис. 4. Применение модели с дополнительным шумом

В результате обучения предложенной сверточной нейронной сети (СНС) с двумя параллельными каналами обработки данных (негативных и позитивных признаков), алгоритм продемонстрировал высокую способность к выявлению пересечений плоскостей на входных изображениях. В ходе экспериментов удалось достичь значительного улучшения качества обнаружения линий пересечения по сравнению с обучающими данными, а также по сравнению с оператором Кенни.

Алгоритм справляется с задачей даже в условиях присутствия шумов рукописного ввода, выявляя более четкие и точные границы пересечений (рис. 4). Однако в случае появления на входе изображений с шумами, которые не были представлены в обучающей выборке, эффективность работы сети значительно снижалась. Добавление таких шумов в обучающие данные помогло нейронной сети адаптироваться к новым типам помех и успешно их различать.

Алгоритм показал ограниченную эффективность в условиях, где присутствует большое количество различных типов линий (например, уличные сцены). Это связано с тем, что сеть была ориентирована на обработку пере-

сечений плоскостей в специфических условиях. В частности, для сильно зашумленных данных с множеством классов линий результаты оказались менее устойчивыми.

Обсуждение. Предложенная архитектура сети показала способность успешно выявлять пересечения плоскостей в условиях умеренных шумов, однако есть несколько аспектов, которые можно улучшить. Одним из ключевых ограничений является недостаточная гибкость негативного канала. Его расширение может позволить алгоритму лучше справляться с разными типами линий и шумов. Например, увеличение числа сверток в первом негативном сверточном слое позволит расширить память негативных признаков и улучшить выделение шумов.

Кроме того, для улучшения работы сети в условиях сложных изображений, таких как уличные сцены, можно добавить параллельные слои в негативный канал. Это позволит алгоритму различать большее количество типов помех и повысит его устойчивость к различным источникам шума.

Также перспективным направлением для дальнейшего развития алгоритма является применение сегментации изображений. Например, для систем ориентации в уличной среде можно выделять все асфальтированные участки, чтобы затем подавать их на вход нейронной сети для более точной фильтрации и обнаружения границ пешеходных зон.

Заключение. Разработанный алгоритм на основе сверточной нейронной сети с двумя параллельными каналами обработки показал хорошие результаты в задаче выявления пересечений плоскостей на изображениях с умеренными шумами. Обучение сети на основе изображений с применением оператора Кенни и добавлением искусственных шумов позволило добиться значительных улучшений в качестве распознавания пересечений, особенно по сравнению с традиционными методами обработки изображений.

Однако для более сложных задач, таких как обработка изображений с различными типами линий или высокоуровневыми шумами, требуется дальнейшее улучшение архитектуры. В частности, масштабирование негативного канала и применение методов сегментации может существенно повысить эффективность алгоритма в сложных условиях.

Список источников

- [1] Волков А.С., Варламов О.О. О создании двухуровневой нейросетевой структуры для применения в машиностроении. *МИВАР'22: сб. ст.* Москва, ИНФРА-М, 2022, с. 251–261.
- [2] Коцоев К.И., Трыков Е.Л., Трыкова И.В. Применение сверточной нейронной сети для сегментации сигналов электроприводной арматуры. *Известия высших учебных заведений. Ядерная энергетика*, 2021, № 2, с. 158–168.
- [3] Локтев Д.А., Пролетарский А.В., Локтев А.А. Моделирование системы мониторинга объектов с использованием сверточной нейронной сети. *Промышленные АСУ и контроллеры*, 2020, № 9, с. 39–46.
- [4] Панилов П.А., Цибизова Т.Ю., Воскресенский Г.А. Методология экспертно-агентного когнитивного моделирования предупреждения воздействия на критическую информационную инфраструктуру. *Ключевые тренды развития искусственного интеллекта: наука и*

- технологии. Междунар. ИТ-конф.: сб. ст.* Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2023, с. 98–104.
- [5] Nandini D., Yadav J., Rani A. et al. Improved Patient-Independent Seizure Detection Using Hybrid Feature Extraction Approach with Atomic Function-Based Wavelets. *Iran J Sci Technol Trans Electr Eng.*, 2023, vol. 47, pp. 1667–1688. <https://doi.org/10.1007/s40998-023-00644-3>
- [6] Ghahramani Z. Probabilistic machine learning and artificial intelligence. *Nature*, 2015, vol. 521, pp. 452–459. <https://doi.org/10.1038/nature14541>
- [7] Цибизова Т.Ю., До М.Ч. Алгоритм управления отслеживанием сварного шва на основе адаптивного фильтра Калмана и нейронной сети. *Перспективы науки*, 2022, № 9(156), с. 15–20.
- [8] Цибизова Т.Ю., Абдерразек А., Капитонов Д.Д. Разработка адаптивной нейросетевой системы контроля качества сварочного шва. *Перспективы науки*, 2023, № 4(163), с. 43–49.
- [9] Цибизова Т.Ю., Абдерразек А. Использование сверточных нейронных моделей для классификации изображений сварных соединений. *Технологии разработки и отладки сложных технических систем. IX Всерос. науч.-практ. конф.: сб. ст.* Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2024, с. 381–385.