

Использование нейронных сетей для геолокации каршеринга

С.И. Козлов¹, С.В. Малахов¹

¹Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, улица Льва Толстого 23, Самара, Россия, 443010

Аннотация. В статье рассматривается использование метода геолокации в каршеринге – нейронных сетей. Они позволят грамотно находить автомобили клиентам. Автоматизация каршеринга, осуществляемая с помощью нейронной сети, обладает совершенной новизной.

1. Введение

Актуальность статьи заключается в оценке целесообразности нового способа использования легковых автомобилей в условиях мегаполиса. Необходимость оптимизации транспортной структуры городов обусловлена растущим уровнем автомобилизации, увеличением автомобильных пробок и возросшей нагрузкой на окружающую среду. Каршеринг позволяет использовать автомобиль совместно, в качестве аренды. В свою очередь, это позволяет снижать нагрузку на транспортную сеть. В ходе использования этого сервиса возникает необходимость поиска автомобилей на карте с помощью приложений, иногда этот процесс затрагивает определённых усилий и трудностей. Нейронные сети в геолокации способны грамотно и эффективно решить данную задачу. В данной статье рассматривается применение нейронных сетей в новейшем для России сервиса каршеринга в условиях транспортной системы городов.

2. Объект изучения

Геолокация на основе нейронной сети для каршеринга будет являться объектом изучения. В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Они способны запустить процесс автоматизации процессов распознавания образов, повышения качества изображения и обновления в условиях реального времени, что крайне необходимо для инновационного и эффективного решения задачи геолокации.

3. Метод

В настоящее время в каршеринге происходит поиск автомобилей через мобильные приложения (рис.1). Иногда возникают неточности и не очень быстрое обновление в реальности. [1]

Для быстрого поиска и точного определения местонахождений автомобилей можно применить свёрточные нейронные сети. Данные сети являются особым типом искусственных

нейронных сетей, результатом работы которых является сегментированное изображение оригинала, где искомые элементы уже выделены требуемым образом. [2]

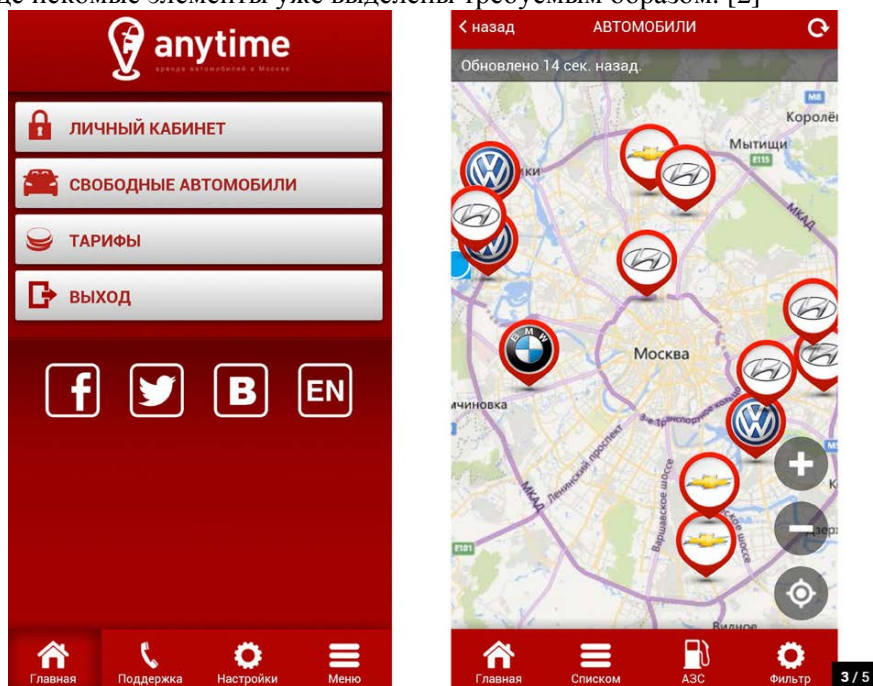


Рисунок 1. Мобильное приложение каршеринга.

Автомобили для оказания услуги каршеринга, как правило, находятся на специальных парковочных местах помеченных дорожным знаком парковки. Поэтому можно разработать модель полностью свёрточной нейронной сети для распознавания и нахождения точек парковочных мест. [3,4]

В данной сети на входе есть изображение одного размера, а на выходе получается изображение меньшего размера. По сути, сеть является нелинейным фильтром с и. То есть использование нейросети помогает повысить четкость снимка путем очищения от шума участков внутри определенных областей изображения, не вызывая при этом размывания его краёв, но уменьшая размер исходного изображения.

В выходном изображении, там, где находится объект, значение яркости пикселей равняется 1. В любом месте не на объекте значение яркости пикселей равно 0. Таким образом, значение яркости пикселей выходного изображения – это вероятность принадлежности данного пикселя к объекту.

При этом необходимо учитывать, что выходное изображение меньше по размеру, чем входное. Соответственно, координаты объекта должны быть отмасштабированы согласно размерам выходного изображения.

Для обучения свёрточной нейронной модели была выбрана следующая архитектура сети: четыре свёрточных слоя, макс-пулинг (понижение размерности путём выбора наибольшего из всех) осуществлён только на 1-м слое.

Каждый слой свёрточной нейронной сети представляет собой набор плоскостей, состоящих из нейронов. Нейроны одной плоскости имеют одинаковые синаптические коэффициенты, ведущие ко всем локальным участкам предыдущего слоя. Каждый нейрон слоя получает входы от некоторой области предыдущего слоя (локальное рецептивное поле), т. е. входное изображение предыдущего слоя сканируется небольшим окном и пропускается сквозь набор синаптических коэффициентов, а результат отображается на соответствующий нейрон текущего слоя. Таким образом, набор плоскостей представляет собой карты характеристик, и каждая плоскость находит «свои» участки изображения в любом месте предыдущего слоя. Размер локального рецептивного поля выбирается самостоятельно в процессе разработки нейронной сети. [5,6]

Для выделения области расположения символов на изображениях была разработана сверточная нейронная сеть, состоящая из 4 слоёв. Входной слой размером 28×44 нейронов состоит из 1232 нейронов, не несет какой-либо функциональной нагрузки и служит лишь для подачи входного образа в нейронную сеть. Следом за входным слоем находится первый скрытый слой, который является свёрточным. Этот слой состоит из 6 свёрточных плоскостей. Размер каждой плоскости этого слоя равен $24 \times 40 = 960$ нейронов. Второй скрытый слой является подвыборочным, также состоит из 6 плоскостей, каждая из которых имеет синаптическую маску размером 2×2 . Размер каждой плоскости этого слоя $12 \times 20 = 240$ нейронов, что вдвое меньше, чем размер плоскости предыдущего слоя. Третий скрытый слой является слоем свёртки. Он состоит из 18 плоскостей размером $16 \times 8 = 128$ нейронов. Четвертый скрытый слой является подвыборочным и состоит из 18 плоскостей размером $4 \times 12 = 48$ нейронов. [7,8]

Слои делятся на 2 типа: свёрточные и подвыборочные. В свёрточных слоях при сканировании рецептивные поля частично наслаиваются друг на друга по принципу черепицы, в подвыборочных слоях области соседних нейронов не перекрываются. Подвыборочный слой уменьшает масштаб плоскостей путём локального усреднения значений выходов нейронов, таким образом достигается иерархическая организация. Последующие слои извлекают более общие характеристики, меньше зависящие от искажений изображения. [9,10]

Мы тренировали нейронную сеть на наборе данных, полученных из снимков со знаками парковки и знаков с ограничением максимальной скорости для проверки верного распознавания знака. После того как сеть была обучена и применена к набору данных, мы сделали бинаризацию изображений и нашли связанные компоненты. Каждая компонента – это гипотеза о положении знака. Результаты тренировки нейронной сети представлены в следующей серии кадров изображений (рис.2):

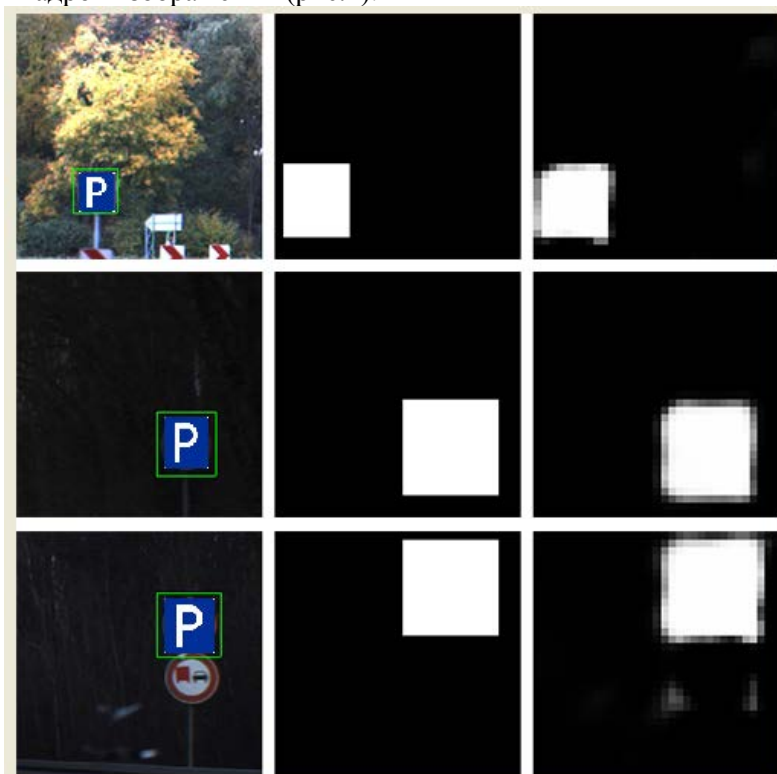


Рисунок 2. Результаты тренировки нейронной сети.

На данном рисунке изображения объединены в группы по три. Изображение слева – входное изображение. Справа – выходное изображение. Центральное изображение размечено вручную и показывает то, что необходимо бы получить в идеале.

К изображению была применена бинаризация с порогом 0.5, затем найдены связанные компоненты. В результате вокруг каждой связанной компоненты найден желаемый

прямоугольник (обозначающий расположение знака). На левом изображении этот прямоугольник хорошо виден, при этом его координаты отмасштабированы обратно к масштабу входного изображения.

Так же был создан шаблон изображения знака парковки, чтобы нейронная сеть определяла только необходимый нам знак. Поэтому для решения задачи выделения области расположения символов были выбраны сверточные нейронные сети, т.к. они обеспечивают частичную устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям.

При регистрации изображений наибольшие искажения, влияющие на результат распознавания, вносят аффинные и проекционные искажения, возникающие в связи с изменением угла регистрации, изменением масштаба, погодными условиями. Также наличие посторонних объектов на изображениях со сложным фоном существенно снижают надежность распознавания методами, используемыми в современных системах распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях и видеопоследовательностях. [11]

Данный метод показал не только хорошие результаты, но и ложные срабатывания (рис.3).

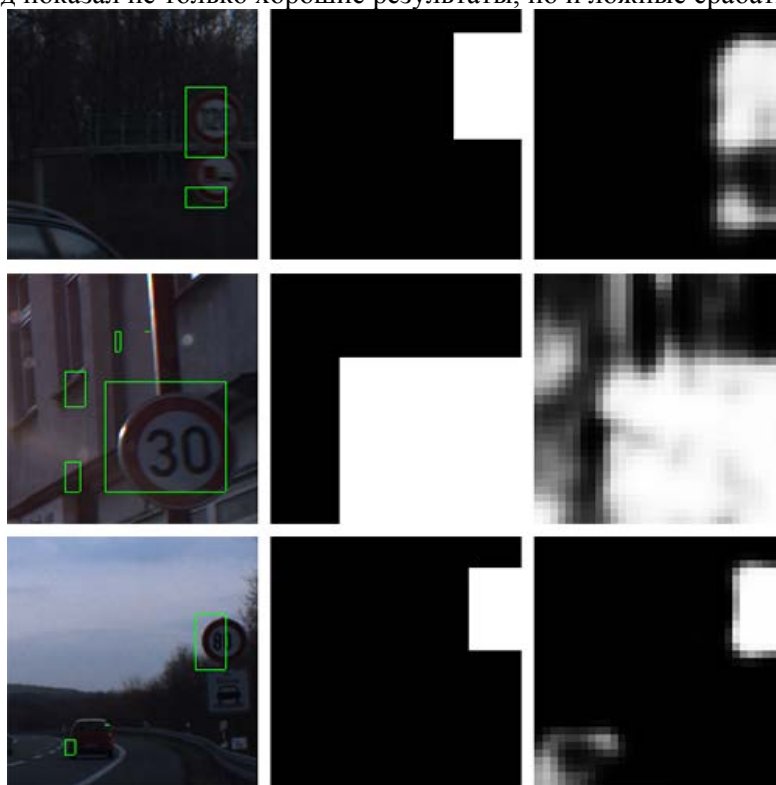


Рисунок 3. Результаты ложных срабатываний.

В целом, оценить использование данного метода для геолокации каршеринга можно положительно. Полностью свёрточная нейронная сеть дала около 80% корректно найденных знаков на независимой тестовой выборке. Отдельным преимуществом метода заключается в том, что теоретически с его помощью можно найти сразу 2 одинаковых знака, и каждый из них обозначить прямоугольником. Если же знака в кадре не будет или знак будет не тот, то сеть ничего не обозначит и не распознает.

4. Вывод

Таким образом, использование данного метода в геолокации существенно изменит в лучшую сторону сервис каршеринга. Упростится и станет более точным и доступным поиск машин. Свёрточная нейронная сеть позволяет локализовать объекты быстрее и качественнее, чем каскадные классификаторы, если объект не будет сильно изменяться по масштабу. В

заклучении следует отметить, что нейронные сети имеют будущее в данной сфере и способны облегчить жизнь людей.

5. Литература

- [1] Как работает каршеринг Iqreview [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://iqreview.ru/money/carsharing/> (06.10.2016).
- [2] Галушкин, А.И. Нейронные сети, основы теории: учебное пособие / А.И. Галушкин. – Москва: Издательство горячая линия телеком, 2010. – 200 с.
- [3] Татузов, А.Л. Нейронные сети в задачах радиолокации: учебное пособие / А.Л. Татузов. – Москва: Издательство радиотехника, 2012. – 100 с.
- [4] Хайкин, С.А. Нейронные сети, полный курс / С.А. Хайкин. – Лондон: Издательство Вильямс, 210. – 120 с.
- [5] Болотова, Ю.А. Применение модели иерархической временной памяти в распознавания изображений / Ю.А. Болотова, В.Г. Спицын, А.Э. Фомин // Известия Томского политехнического университета. – 2011. – Т. 318, 5. – С. 60-63.
- [6] Макаренко, А.А. Методика локализации изображения лица для систем видеоконтроля на основе нейронной сети / А.А. Макаренко, В.Т. Калайда // Известия Томского политехнического университета. – 2006. – Т. 309, 8. – С. 113-118.
- [7] Rowley, H.A. Neural network-based face detection / H.A. Rowley, S. Baluja, T. Kanade // Pattern anal. mach. intell. – 1998. – Vol. 20. – P. 23-38.
- [8] Ly Cun, Y. Learning Methods for Generic Object Recognition with Invariance to Pose and Lighting / Y. Le Cun, F. Huang, L. Bottou // Proceedings of CVPR'04. – Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2004. – P. 97-104.
- [9] Lai, Z. Visual Hand Pose Estimation Based on Hierarchical Temporal Memory in Virtual Reality Cockpit Simulator / Z. Lai, G. Hongbin, N. Ben // Information Technology Journal. – 2011. – Vol. 10(9). – P. 1809-1816.
- [10] Болотова, Ю.А. Сравнение способов обучения модели НТМ для задачи распознавания цифр / Ю.А. Болотова, В.Г. Спицын // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов IX Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. – Томск: Изд-во СПб Графикс, 2011. – Т. 1. – С. 252-253.
- [11] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.

The use of neural networks for geolocation in service car sharing

S.I.Kozlov¹, S.V. Malakhov¹

¹Polgoslav State University of Telecommunications and Informatics, Lva Tolstogo 23, Samara, Russia, 443010

Abstract. The article discusses the use of a such new method of geolocation in car-sharing as a neural network. They will help you find customers. The service of car-sharing with using neural networks has a perfect novelty.

Keywords: Neural network, car sharing, geolocation, a new method of use of transport.