

Чтобы пробуждать и развивать интерес к физике, учитель должен любить свой предмет, рассматривать воспитание учащихся и обучение их физике как высокий гражданский долг, соотносить задачи обучения и воспитания учащихся с социально-экономическими задачами общества и во всех своих действиях и поступках проявлять себя как личность, обладающая активной жизненной позицией.

УДК 004.7

В. А. Прохоренко

РАСПОЗНАВАНИЕ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ НА ФОТОГРАФИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Целью статьи является описание разработанного приложения, использующего нейросеть для распознавания дорожных знаков на фотографиях. Приложение было разработано на языке C++ в среде Visual Studio. В нём используется свёрточная нейронная сеть, адаптированная для распознавания цветных изображений. Обнаружение отдельных дорожных знаков на фотографии реализовано с помощью каскадных классификаторов Хаара.

Искусственные нейронные сети успешно применяются для решения задач классификации, прогнозирования, аппроксимации, сжатия данных и управления. Несмотря на сложность прикладных задач, которые могут быть решены с применением нейронных сетей, последние представляют собой достаточно простую и удобную модель.

Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение. Это значит, что в случае успешного обучения сеть сможет вернуть верный результат на основании данных, которые отсутствовали в обучающей выборке, а также неполных и/или «зашумленных», частично искаженных данных.

Целью работы была разработка приложения, использующего нейросеть для распознавания дорожных знаков на изображениях. В процессе разработки приложения были поставлены и решены следующие задачи:

- разработка действующих моделей свёрточной нейросети;
- разработка метода обучения нейросети на множестве данных определённого формата (изображений дорожных знаков и соответствующих им требуемых выходов);
- разработка алгоритма приведения входных данных к формату, в котором они могут быть обработаны сетью (обнаружение на изображении отдельных дорожных знаков, которые распознаются нейросетью).

Распознавание цветных изображений с помощью свёрточной нейронной сети

Свёрточные нейронные сети обладают специальной структурой, которая позволяет им выделять в процессе работы сложную иерархию признаков распознаваемого образа и избавляет их от многих недостатков классических полносвязных моделей (типа многослойных персептронов).

Каждый нейрон связан только с небольшой областью предыдущего слоя. Причём наборы весов для всех нейронов полагают одинаковыми в пределах слоя. Таким образом, каждая карта признаков в пределах слоя ответственна за выделение какого-то

одного признака вне зависимости от его положения. Рецепторные поля нейронов пересекаются, чтобы не пропустить нужный признак. Такой подход значительно сокращает количество настраиваемых параметров сети и позволяет усложнять топологию сети без его экспоненциального роста.

Свёрточная нейросеть обычно состоит из чередующихся слоёв свёртки и подвыборки. Операция свёртки осуществляет выделение признаков из предыдущего слоя или исходного изображения, а операция подвыборки – уменьшение размерности сформированных карт признаков. Карты признаков в свёрточном слое связаны с одним или несколькими картами предыдущего слоя. После последовательного выполнения нескольких операций свёртки и уменьшения размерности карт признаков до 1, их совокупность рассматривают как входной вектор для последних слоев сети, которые делают полносвязными. Такая структура позволяет сети выделять сложную иерархию признаков для классифицируемых объектов.

Свёрточная нейросеть имеет лучшие способности к обобщению, чем перцептроны, и может классифицировать параллельные переносы, растяжения объекта, а также сильно зашумленные примеры.

В силу структуры свёрточной нейронной сети, вычисления легко поддаются распараллеливанию, что позволяет выполнять их многопоточно, значительно ускоряя процессы обучения и распознавания.

Архитектура свёрточной нейросети подразумевает единственную входную матрицу. Но это не позволяет учитывать цветовые признаки изображений.

Для распознавания изображений с учётом цвета была использована не единственная входная матрица, описывающая исходное изображение, а три, по одной на каждый цветовой канал RGB.

Каждая карта признаков из первого свёрточного слоя связана с одной или несколькими входными матрицами, подобно тому, как связаны карты признаков из скрытых слоёв. Такой подход позволяет выделять в первом слое нейросети цветовые признаки изображения.

Нейросеть, использованная в приложении для классификации, состоит из 4-свёрточных слоёв и 3-полносвязных. Входные данные имеют размерность $50 \times 50 \times 3$. Они получают из цветowych каналов изображения и масштабируются до диапазона $[0;1]$.

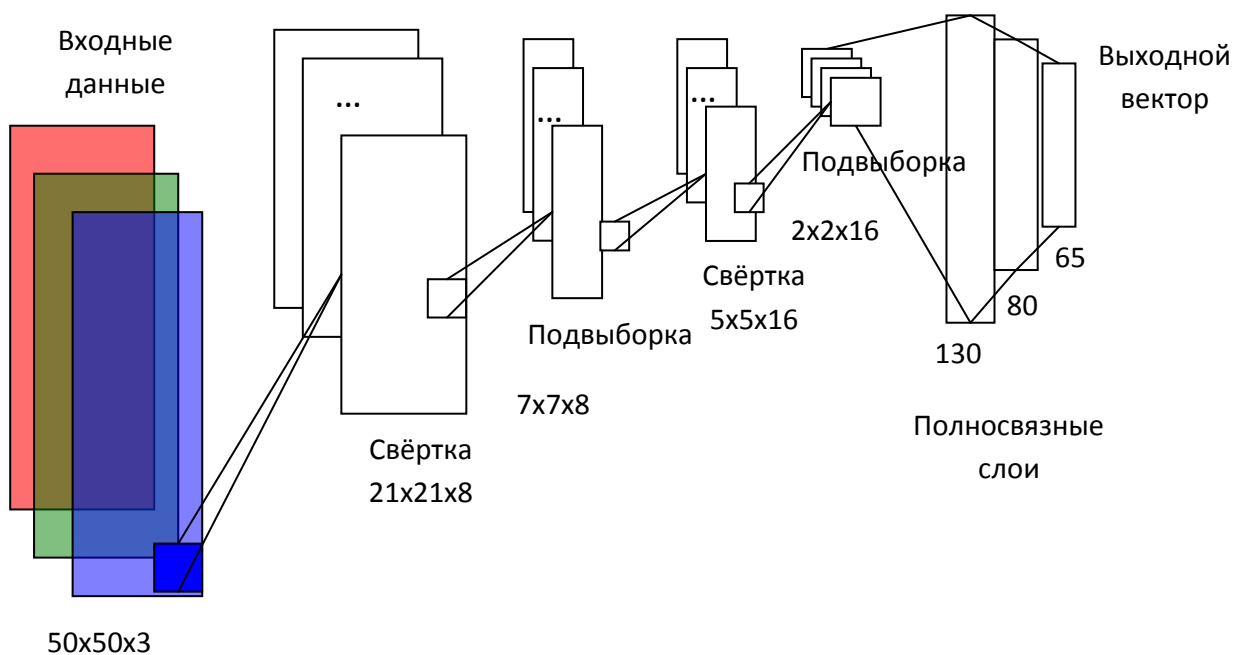


Рисунок 1 – Схема использованной в приложении нейронной сети.

Первый свёрточный слой состоит из восьми карт признаков размерности 21×21 . Нейроны слоя имеют рецепторное поле размерности 10×10 , которое сдвигается с шагом 2 для следующего нейрона.

Второй слой выполняет операцию субдискретизации и состоит из восьми карт признаков, каждая из которых связана с единственной картой предыдущего слоя. Нейроны слоя имеют рецепторное поле размерности 3×3 , которое сдвигается с шагом 3 при переходе к следующему нейрону.

Третий свёрточный слой состоит из 16 карт признаков размерности 5×5 . Размерность рецепторного поля для слоя – 3×3 , оно смещается с шагом 2. Каждая карта признаков в нём связана с несколькими картами признаков из предыдущего слоя.

Четвёртый слой осуществляет субдискретизацию и представлен 16 картами признаков, каждая из которых соединена с единственной из предыдущего слоя. Рецепторное поле слоя имеет размерность 3×3 , оно смещается с шагом 2.

Результаты работы четвёртого слоя преобразуются в одномерный вектор и поступают на вход первого из полносвязных слоёв, которые выполняют классификацию вектора признаков.

Скрытые полносвязные слои состоят из 130 и 80 нейронов. Последний слой состоит из 65 – по числу распознаваемых классов объектов.

Результатом работы нейросети является вектор из 65 компонент, каждую из которых можно интерпретировать как степень уверенности нейросети в принадлежности объекта к соответствующему классу. Компонента вектора с наибольшим абсолютным значением определяет номер класса, к которому принадлежит объект.

Обучение производилось на множестве различных изображений дорожных знаков по методу сопряжённых градиентов. Обучающее множество состояло из 325 изображений, по пять объектов каждого класса. Изображения отдельных знаков были получены из фотографий.

После обучения нейронная сеть получила способность верно классифицировать около 80 % объектов тестового множества, состоящего из объектов, отсутствовавших в обучающей выборке. Данный результат может быть улучшен путём расширения обучающей выборки новыми примерами объектов.

Обнаружение дорожных знаков на изображении

Для осуществления распознавания дорожных знаков на фотографии необходимо выделить на ней отдельные дорожные знаки. Для обнаружения отдельных дорожных знаков на изображении в приложении используется каскадный классификатор Хаара. Он успешно применяется в таких задачах как обнаружение объектов на фото и видео, например, таких как лица.

Принцип работы каскадного классификатора основан на использовании комбинации простых классификаторов для построения более сложных. Для построения классификатора используются признаки Хаара – примитивы, описывающие часть изображения некоторой базовой формы с помощью яркостей его пикселей.

Для каждой части изображения происходит отбор признаков, наилучшим образом его описывающих. При последовательном повторении этой операции происходит построение каскада признаков, который позволяет находить заданные объекты.

Ключевой особенностью признаков Хаара является наибольшая, по сравнению с остальными признаками, скорость.

В приложении была использована реализация каскадного классификатора из открытой библиотеки OpenCV.

Для построения каскада требуются выборки изображений, содержащие искомый объект и не содержащие его. Репрезентативность и объём выборки оказывают большое влияние на эффективность каскада.

В процессе построения каскада с помощью негативных и позитивных образцов генерируются изображения, содержащие искомые предметы, для которых известно их местоположение, что позволяет производить отбор признаков, описывающих объект.

Для эффективного обнаружения различных дорожных знаков на фото, было построено 4 каскадных классификатора для каждой формы знаков – круглых, квадратных, треугольных и прямоугольных. Для построения использовалась выборка из 2250 негативных изображений. Количество позитивных изображений варьировалось от 100 до 350 в зависимости от формы.

Несмотря на небольшой объём выборок, построенные каскадные классификаторы в основном хорошо себя продемонстрировали при подборе соответствующих параметров. Каскадный классификатор для поиска прямоугольных знаков был единственным, для построения которого использовалось менее 200 позитивных примеров, и потому продемонстрировал наиболее низкую эффективность и высокий уровень ложных обнаружений.

Разработанное приложение продемонстрировало эффективность при тестировании. Использованная нейросеть верно классифицировала около 80% примеров тестового множества, а каскады Хаара продемонстрировали достаточно низкий уровень ложных обнаружений объектов на фотографии. Результаты могут быть улучшены, если при обучении нейросети и построении каскадов увеличить число различных примеров в выборках.

Литература

- 1 Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 1992. – 240 с.
- 2 Заенцев, И. В. Нейронные сети: основные модели / И. В. Заенцев – Воронеж: ВГУ – 1999 г. – 76 с.
- 3 LeCun, Y. Generalization and network design strategies / Y. LeCun – University of Toronto, Technical Report CRG-TR-89-4, Department of Computer Science– 1989 г. – 20 с.
- 4 Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский – Москва, Финансы и статистика – 2002 г. – 345 с.

УДК 539.126

Ф. Г. Самуха

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ТОЧНЫХ РЕШЕНИЙ УРАВНЕНИЯ ШРЕДИНГЕРА С ПОТЕНЦИАЛОМ МОРСА НА ЯЗЫКЕ JAVA

Описана интерактивная прикладная программа, разработанная на языке java и позволяющая в интерактивном режиме на графиках изучать поведение точного решения уравнения Шредингера с потенциалом Морса

Теоретические решения стационарного уравнения Шредингера для стандартных модельных потенциалов играют важную роль в изучении квантовой механики. Для лучшего понимания поведения этих решений полезно реализовать графическое отображение волновой функции и потенциала с возможностью изменять в интерактивном