

цвет, является функцией $C(Si1, Si2, \dots, Sin)$

В свою очередь Si -ую часть можно разбить на N частей, где N - количество ситуаций.

Каждый Sij -ый элемент хранит количество повторений j -ой ситуации в i -ом регионе. Найдем максимальное число повторений каждой ситуации

$$Mj = \text{Max}(Mij);$$

Каждой ситуации сопоставим насыщенный цвет λ_j - данный цвет соответствует 100%-ому объему j -ой ситуации.

Для каждой j -ой ситуации i -ого региона найдем его цвет χ_{ij} путем осветления базового цвета λ_j на $\eta\%$, где

$$\eta = 100 - (Sij / Mj) * 100$$

После чего найдем цвет каждого i -ого региона путем смешивания χ_{ij} -ых цветов методом суммы их RGB-представления

$$R_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N r_{ij}$$

$$G_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N g_{ij}$$

$$B_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N b_{ij}$$

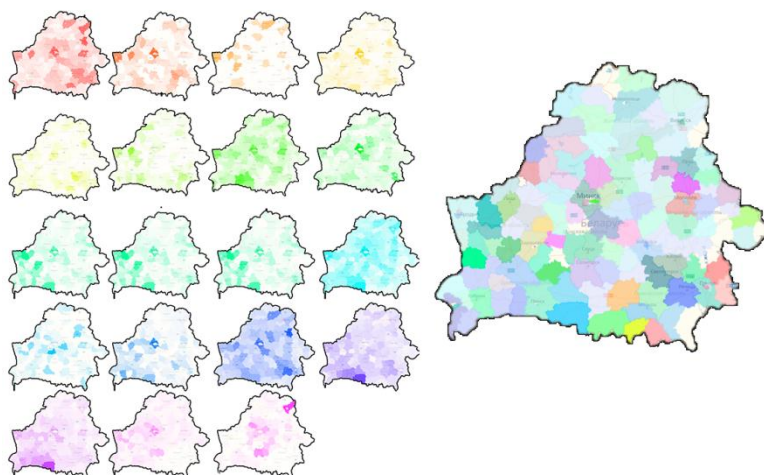


Рис 1. Пример смешивания цветов

После получения всех входных параметров функции Si , она наносится на пространственно-временную поверхность.

Разработанное решение позволяет эффективно визуализировать многомерную информацию, обладает интуитивно понятным интерфейсом. Разработанный код легко модифицируется для использования в самых разных сферах. Применение технологии смешивания цвета усиливает восприятие и анализ информации

Список использованных источников:

1. Noab Iliinsky Designing Data Visualizations 20 с.
2. Chun-houh Chen, Wolfgang Härdle, Antony Unwin "Handbook of Data Visualization" 10-25 с
3. Geoff McGhee Tooling Up for Digital Humanities Seminar May 6, 2011

РАСПОЗНАВАНИЕ ВИДОВ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ЧЕЛОВЕКА С ПОМОЩЬЮ СМАРТФОНА

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Парамонова А.К.

Серебряная Л.В. – к.т.н., доцент

Когда мы смотрим на человека, мы сразу понимаем, чем он занят в данный момент. Даже если мы видим человека впервые, наш мозг мгновенно сравнивает наблюдаемые действия с тысячами увиденных ранее и выдает нужное

совпадение. Подобные процессы, но в меньшем масштабе, могут происходить и в компьютере. Используя алгоритмы машинного обучения, можно научить смартфон распознавать специфическую деятельность человека и совершенствовать это умение по мере поступления новых данных.

Проблема распознавания видов деятельности человека привлекает научное компьютерное сообщество с 1980-х годов благодаря возможности обеспечения персонализированной поддержки приложений и её связи со многими областями, такими как медицина, взаимодействие с человеком и компьютером и социология. Также задача охватывает такие проблемы, как распознавание намерений, оценка поведения, оценка местоположения и предоставление услуг на основе местоположения. В данной работе будет рассмотрен процесс подготовки набора данных к анализу, обучения нейронной сети и тестирования качества распознавания видов деятельности человека.

В качестве объекта исследования был выбран набор данных, собранный исследователями в Фордхемском университете в 2012 году с помощью различных смартфонов на базе Android. Данные были собраны у 36 добровольцев в возрасте от 19 до 48 лет, которые выполнили 6 основных видов деятельности: 3 неподвижных вида (стоять, сидеть, лежать) и 3 подвижных (идти, подниматься по лестнице, спускаться по лестнице). Набор данных содержит более миллиона записей, каждая из которых состоит из 6 атрибутов: идентификатор волонтера, вид деятельности, момент времени записи измерений и показания акселерометра для трех осей координат: X, Y, Z. Показания фиксировались каждые 50 миллисекунд, таким образом каждую секунду создавалось 20 записей.

Срез собранных данных для волонтера №12, который выполнял пробежку:

12, Jogging, 17593991982000, 0.69, -7.31, -1.18;

12, Jogging, 17594031625000, -9.43, 3.95, 10.99;

12, Jogging, 17594111459000, 5.43, 5.43, -0.15;

12, Jogging, 17594151589000, -6.21, 14.33, -5.63;

12, Jogging, 17594195626000, -3.21, 16.04, -6.51;

Для решения поставленной задачи в качестве объекта обучения была выбрана сверточная нейронная сеть. Выбор обоснован тем, что классической задачей для такого вида нейронных сетей является распознавание образов на изображениях, которая является близкой к выбранной задаче распознавания видов деятельности человека по виду входных и выходных параметров. Входными параметрами являются многомерные структуры данных. Нейронная сеть производит свертку данных и анализирует их как единое целое. Выходным параметром является N-пространственный вектор, где N – количество классов, которые распознаёт нейронная сеть.

В задаче распознавания видов деятельности человека входные параметры представляют собой структуру данных, содержащую 3 канала для 3 осей координат. Каждый канал является вектором, который содержит 90 элементов, что эквивалентно 4,5 секундам наблюдения. Таким образом будет производиться анализ данных не в конкретный момент фиксирования показаний акселерометра, а в динамике за выбранный промежуток. Выходным параметром является вектор с 6 элементами для 6 видов деятельности, в котором содержатся данные о том, с какой вероятностью человек занимался каждым видом деятельности.

Для представления данных в удобном для обучения нейронной сети виде данные были разбиты на срезы по 90 записей с шагом в 10 и отсортированы по волонтерам и видам деятельности. Полученный набор данных разбит в отношении 70/30. 70% набора – обучающая выборка, 30% – выборка для тестирования.

Сверточные нейронные сети состоят из различных слоёв: сверточные, подвыборки и слоя обычной нейронной сети – полносвязного персептрона. Ниже приведено краткое описание каждого слоя.

Слой свёртки – основной блок сверточной нейронной сети. Представляет собой матрицу коэффициентов для каждого входного канала. Разбивает входной канал на фрагменты и подает на выход результаты матричного произведения для каждого фрагмента.

Слой подвыборки призван уменьшить объем обрабатываемых данных. Он разбивает входные матрицы на фрагменты и преобразует каждый фрагмент с помощью нелинейного преобразования. Например, с помощью функции максимума слой выбирает из каждого фрагмента максимальное значение коэффициентов и отправляет на выход.

Полносвязный персептрон представляет собой классическую нейронную сеть, которая также может содержать несколько слоёв. Сеть выполняет функцию классификации и определяет вероятность того, что исследуемый объект принадлежит к какому-либо классу.

Обычно сеть состоит из большого количества слоёв. Первым слоем всегда является сверточный слой, затем несколько чередующихся между собой слоёв подвыборки и свертки, в конце находится полносвязный персептрон. Также на архитектуру оказывают влияние такие требования, как скорость работы и вероятность правильной классификации объекта. Для данной задачи установлены следующие требования: выдача результата в течение 1 секунды с вероятностью правильной классификации 70%. Для решения задачи распознавания видов деятельности была спроектирована сверточная нейронная сеть, содержащая 2 сверточных слоя и 1 слой подвыборки. Данной решение позволяет получить приемлемое соотношение скорости работы и качества распознавания. На рисунке 1 представлена архитектура сверточной нейронной сети для задачи распознавания видов деятельности человека с учетом указанных требований.

Обучение нейронной сети произведено с помощью метода обратного распространения ошибки, который является классическим алгоритмом обучения нейронных сетей. Для этого на вход нейронной сети подавались данные из обучающей выборки, полученный результат сравнивался с ожидаемым результатом, затем веса элементов нейронной сети подвергались корректировке. Процесс обучения продолжался до тех пор, пока не была использована вся обучающая выборка.

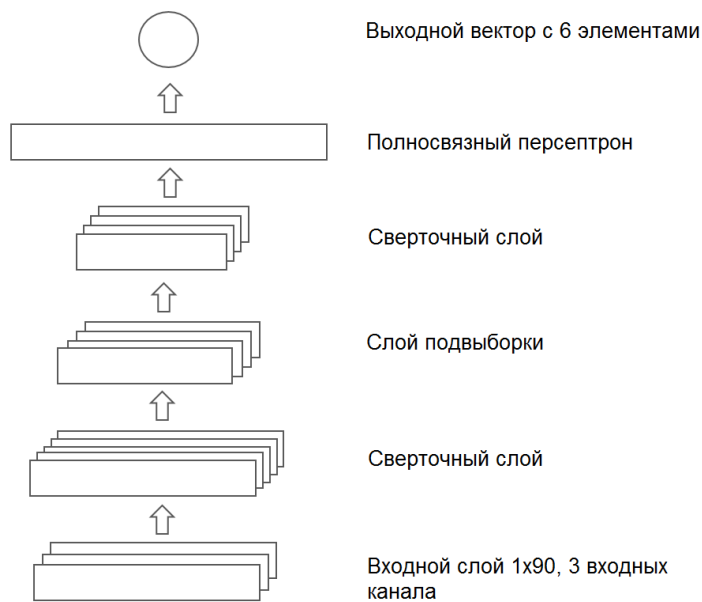


Рис. 1 – Архитектура спроектированной нейронной сети

Процесс тестирования качества нейронной сети заключался в получении результатов классификации для данных, которые не участвовали в процессе обучения. Был произведен подсчет количества случаев, когда результат оказывался правильным. Для этого была использована тестовая выборка. Наилучший результат, который был получен в результате тестирования, - более 80% случаев правильного определения вида деятельности человека.

Таким образом, была решена задача распознавания видов деятельности человека с помощью смартфона с использованием сверточной нейронной сети.

Список использованных источников:

1. Гудфеллоу, Я. Глубокое обучение (серия адаптивных вычислений и машинного обучения) – TheMITPress, 2016 – 534-540 с.
2. Рашка, С. Машинное обучение на языке Python – PacktPublishing, 2015 – 354 с.
3. Баят, А. Исследование по распознаванию человеческой деятельности с использованием данных акселерометра от смартфонов // 11-я Международная конференция по мобильным системам и повсеместным вычислениям– Онтарио, Канада, 2014. – 2-8 с.
4. Лаборатория WISDM. [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <http://www.cis.fordham.edu/wisdm/dataset.php> Дата доступа: 20.03.2018.

ПРОГРАММНОЕ СРЕДСТВО ДЛЯ ОРГАНИЗАЦИИ ЗАЩИЩЕННОГО ХРАНЕНИЯ ДАННЫХ НА ВНЕШНИХ НОСИТЕЛЯХ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Пашковский С.М.

Прохорчик Р.В. – ст. преподаватель каф. ПОИТ, м.т.н.

Сегодня стоит острая проблема хранения данных в электронном виде. Основные тому причины человеческий фактор и массовое подключение электронных устройств к глобальной сети Интернет. Под человеческим фактором понимается: беспечность людей, незнание и/или не соблюдение элементарных правил безопасности, возможность обмана человека. Данные факторы сложно решить какими-либо техническими средствами. Проблемы, связанные с массовым подключением к Интернету, можно решить при помощи технических и организационных средств. Одним из таких средств является перенос данных на внешнее хранилище данных.

Перенос информации с компьютера на внешний, съёмный носитель данных является неплохим методом повышения защищенности данных. Обычно человек пользуется секретными файлами (с документами, с личной информацией, с научными разработками и т.д.) редко, поэтому их можно перенести на съёмный носитель и подключать его только в случаях необходимости. Это существенно сокращает время, в течении которого злоумышленник может украсть информацию.

Однако, существуют потенциальные уязвимости, связанные с хранением данных на съёмных носителях:

- Хищение или утеря носителя;
- Попытка чтения данных с носителя вредоносной программой в то время, когда носитель подключено