

АЛГОРИТМЫ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ ПОИСКА УЧАСТКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ ЗАДАННОГО КЛАССА

А. В. Шоломицкий

ВВЕДЕНИЕ

Для диагностики рака молочной железы в большинстве случаев используют цифровую или пленочную рентгеновскую маммографию. В настоящее время диагностика методом маммографии в качестве профилактики назначается всем женщинам в возрасте 40 лет и старше, что позволяет создать огромную базу изображений маммографий. Для создания программного обеспечения, диагностирующего рак молочной железы, можно было бы использовать эти изображения, если бы они сохранялись вместе с разметкой – информацией о местоположении и границах какого-либо опухолевого образования. Однако такую разметку может сделать только специальный врач рентгенолог.

В данной статье описываются и анализируются несколько алгоритмов сегментации цифровой маммографии. Также рассматривается реализация приложения, построенного с применением самого эффективного алгоритма из представленных.

МЕТОД СКОЛЬЗЯЩЕГО ОКНА

Метод скользящего окна – один из классических методов компьютерного зрения для детектирования некоторого объекта на изображении [1]. Перечислим и поясним этапы этого метода.

1. Подготовка данных: разделяем исходный набор изображений на тренировочную и тестовую выборки. Тренировочную выборку с помощью разметочных данных нарезаем на фрагменты с опухолями и без них.

2. Преобразование данных: на данном этапе строим для полученных фрагментов изображений дескрипторы.

3. Построение классификатора: на данном этапе используем полученные дескрипторы для обучения некоторого классификатора регрессии.

4. Построение карт признаков: проходим по исходному изображению из тестовой выборки считывающим окном. Для каждого положения окна считаем дескриптор и применяем полученный классификатор. Полученное число наносим на карту признаков в позицию, соответствующую положению окна на исходном изображении. В результате получаем карту, где скопление точек с близкими или одинаковыми значениями говорит о местоположении и границах искомого объекта.

Точность алгоритма можно улучшить, если построить карты признаков для изображений из тренировочной выборки и добавить в набор данных для обучения классификатора те фрагменты, где классификатор ошибся.

Такой метод имеет несколько недостатков. Во-первых, классификатор регрессии переобучается на больших объемах данных. Во-вторых, для получения точной карты признаков следует уменьшать шаг считывающего окна, что приводит к перерасчету дескрипторов на одних и тех же участках изображения и, как следствие, увеличению общего времени обработки одного изображения. Поэтому рассмотрим метод, позволяющий детектировать опухоли в реальном времени.

МЕТОД ВИОЛЫ-ДЖОНСА

Метод Виолы-Джонса – исторически первый алгоритм детектирования лиц в реальном времени [2]. Несмотря на то, что изначально алгоритм использовался для обнаружения лиц, его можно использовать и для распознавания опухолей на маммографии.

Основная идея метода – использование интегрального представления изображения и каскадов признаков, напоминающих признаки Хаара. Такое специальное представление изображения позволяет вычислить признак за константное время, а использование каскадов признаков компенсирует малую их малую информативность поодиночке.

Метода Виолы-Джонса решает проблему долгого распознавания опухоли на изображении, но так же как и метод скользящего окна, переобучается на больших объемах данных. Для решения этой проблемы рассмотрим следующий метод.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПОЛНОСВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Сверточная нейронная сеть – специальная модель искусственной нейронной сети, использующаяся для классификации объектов на изображении. Свое название сверточная сеть получила из-за наличия операции свертки, которая заключается в перемножении фрагмента изображения на матричный фильтр.

Полносверточная нейронная сеть является модификацией сверточной сети и позволяет классифицировать объект и найти его местоположение на изображении [3]. В данной статье рассмотрим полносверточную сеть по модели шифровщик-дешифровщик [4]. От обычной сверточной сети она отличается тем, что вместо последнего полносвязного слоя ставиться дешифровщик, который представляет собой последовательность слоев,

осуществляющих операцию обратную свертке. Эти слои ставятся симметрично слоям пуллинга из первой части сети, которая называется шифровщиком. К выходному слою применяется нормализующая функция SoftMax, что позволяет получить карты вероятностей класса на выходе сети.

Для увеличения точности сегментации сети и повышения ее устойчивости к изменению входных данных, применяется аугментация исходных изображений. Для задачи обнаружения опухолей на рентгеновской маммографии используются аугментации, симулирующие геометрические изменения положения опухоли и цветовые искажения, которые происходят из-за несовершенства или ошибок в работе сканирующего устройства. К таким аугментациям относятся: сдвиги искомого объекта, повороты изображения, сдвиг по яркости, гамма-преобразование, коррекция по квантилям гистограммы яркости.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Для оценки точности методов детектирования опухолей на маммографии использовался метод построения ROC-кривой для чувствительности и специфичности классификатора. Численной характеристикой точности метода является площадь под ROC-кривой. Точность классификатора регрессии в методе скользящего окна оценивалась значением отношения точности к полноте обнаружения искомого класса.

При экспериментах с методом скользящего окна были протестированы следующие классификаторы: метод опорных векторов, логистическая регрессия, случайный лес, метод k ближайших соседей. Вместе с этими классификаторами были использованы различные комбинации следующих дескрипторов: матрица совместной встречаемости, локальные бинарные шаблоны, гистограмма направленных векторов, гистограмма яркости. Лучшую точность показал классификатор случайный лес при применении с дескриптором локальные бинарные шаблоны – 0.85%. Лучшую точность сегментирования на полном изображении метод показал при двух итерациях добавления в тренировочную выборку фрагментов, где классификатор ошибся. Площадь под ROC-кривой в таком случае составила 0.89.

Метод Виолы-Джонса показал лучшую точность детектирования при количестве 17 признаков и размерах признака 40×40 точек. Площадь под ROC-кривой в таком случае составила 0.90.

При использовании полносверточной нейронной сети были проведены эксперименты с изменением архитектуры сети и определены ее оп-

тимальные параметры: количество сверточных слоев – 8; функция активации – ReLU; функция пуллинга – максимум; размер ядра сверточного слоя – $3 \times 3 \times 8$; количество фильтров увеличивается с каждым слоем пуллинга в два раза, функция оптимизации – Adam, функция потерь – бинарная кросс-валидация, метрика точности – отношение точности к полноте определения класса, нормализующий слой ставится перед функцией активации. При такой архитектуре сети площадь под ROC-кривой составила 0.94.

РЕАЛИЗОВАННОЕ ПРИЛОЖЕНИЕ

Для реализации приложения был использован язык программирования Python. Графический интерфейс приложения построен с помощью PySide – привязки ЯП Python к инструментарию Qt. При реализации модели нейронной сети использовалась библиотека Keras.

Реализованное приложение позволяет загрузить изображение из файловой системы, выбрать модель нейронной сети, сегментировать исходное изображение с заданным порогом точности и сохранить полученную карту признаков.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведены исследования, показывающие оптимальные параметры рассмотренных алгоритмов и их точность детектирования опухолей на рентгеновской маммографии. Лучшую точность показал метод с использованием полносверточной нейронной сети.

Разработано и реализовано приложение для сегментации цифровых изображений маммографии.

Литература

1. *Dalal N, Triggs B*, Histograms of Oriented Gradients for Human Detection.
2. *Viola P, Jones M*, Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features.
3. *Long J, Shelhamer E*, Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation.
4. *Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R*, SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation.