

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ОБРАЗОВАНИЙ В ЛЕГКИХ ЧЕЛОВЕКА НА СНИМКАХ КОМПЬЮТЕРНОГО ТОМОГРАФА

Максимова Е.И.

Томский политехнический университет

YelenaMaksimova@yandex.ru

Введение

Компьютерная томография является ведущим методом уточнения или выявления заболеваний головного мозга, легких, поджелудочной железы, надпочечников и ряда других органов. Современные компьютерные томографы (КТ) – мультиспиральные, что позволяет получать снимки с высоким пространственным разрешением. Время такого обследования составляет несколько минут. Однако процесс анализа снимков и получение заключения обследования занимает значительно больше времени. Более того, затраты на покупку и обслуживание томографов велики.

На территории Российской Федерации значительное число больных нуждается в проведении различного рода обследований при помощи компьютерного томографа. Ввиду высокой стоимости аппаратов, лишь часть медицинских учреждений оказывает услуги по диагностике заболеваний при помощи КТ [1].

Поэтому в сложившейся ситуации высокую степень актуальности имеет задача повышения скорости проведения обследований путем частичной автоматизации процесса анализа изображений КТ.

Постановка задачи

Прежде чем автоматизировать процесс обнаружения образований в легких, необходимо определить их нормальное строение, а также варианты отклонения от нормы.

Легкие изображаются на компьютерных томограммах в виде двух участков низкой плотности (темных), ограниченных снаружи грудной стенкой, изнутри – средостением, снизу – диафрагмой (рис. 1). При анализе изображения в нормальных легких можно различить сосуды, бронхи и легочную ткань (рис. 1).



Рис. 1. Снимок компьютерного томографа здоровых легких человека

Как можно заметить, внутрилегочные сосуды отчетливо видны на фоне воздуходержащей легочной ткани. Совокупность внутрилегочных

артериальных и венозных сосудов формирует легочный рисунок, который отчетливо виден в продольном, косом и поперечном сечении. Основная задача заключается в том, чтобы выявить какую-либо закономерность расположения легочного рисунка.

Описание предложенного метода

Предложенный метод состоит из нескольких ключевых этапов. К ним относятся:

- бинаризация – перевод изображения КТ в монохромное для упрощения дальнейшего процесса кластеризации;
- кластеризация – разделение бинаризованного изображения на белые и черные кластеры для определения положения легочных долей и последующей классификации кластеров внутри легочных долей;
- классификация – отнесение того или иного кластера к элементу легочного рисунка или к отклонению от нормы.

Подробное описание этапов бинаризации и кластеризации можно найти в источнике [2].

Получение вектора признаков кластера и классификация

На сегодняшний день существует множество подходов и алгоритмов классификации, одним из которых является использование искусственной нейронной сети. Подобная математическая модель используется для каждого из кластеров исходного изображения. На вход подается некоторый вектор числовых значений для каждого кластера – вектор признаков. На выходе нейронной сети – единственное значение, равное или близкое к нулю, в случае отнесения текущего кластера к элементу легочного рисунка, равное или близкое к единице, в случае отнесения кластера к образованию [3].

Вектор признаков каждого кластера можно получить, используя уровни яркости пикселей из некоторой окрестности текущего пикселя. В пределах выбранной окрестности построим вектор, соответствующий направлению градиента яркости пикселей (рис. 2). Таким образом, для каждого пикселя изображения и его окрестности получим единственное числовое значение, выраженное в градусах и равное углу между положительным направлением оси Ox на исследуемом изображении и рассчитанным градиентом яркости пикселей (рис. 2). Такое значение будет принадлежать интервалу $[0..359]$.

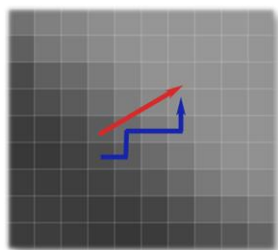


Рис. 2. Пример построение градиента яркости пикселей в окрестности

Полученный интервал можно использовать в качестве вектора признаков каждого кластера. Для этого необходимо определить количество таких углов для всех кластеров исследуемого изображения КТ. Стоит отметить, что подобное формирование входного вектора признаков позволяет не только идентифицировать кластер, но и получить пространство признаков одинакового размера для кластеров разного размера.

На вход ИНС в таком случае можно подавать вектор, содержащий 360 элементов, задающий частоту встречаемости углов между вектором Ox и градиентом яркости для каждого кластера. Таким образом, входной слой ИНС состоит из трехсот шестидесяти нейронов. Результирующее значение можно задать, используя единственный нейрон выходного слоя. Эмпирическим путем было определено, что для оптимальной работы ИНС скрытый слой должен содержать не менее двадцати нейронов. Для обучения ИНС использовался алгоритм обратного распространения ошибки. Было отмечено, что с ростом количества нейронов в скрытом слое, растет число итераций необходимых для обучения ИНС, при этом результаты работы алгоритма улучшаются не существенно. Так же было определено, что оптимальный размер окрестности пикселя, внутри которой определяется градиент яркости, не должен превышать 5×5 пикселей. Нецелесообразность использования большей границы объясняется маленькими размерами рассматриваемых кластеров.

Результаты работы алгоритма

Результатом работы алгоритма является изображение аналогичное исходному, на котором синим цветом обведены объекты, распознанные как образования в легких. Примеры результатов работы алгоритма представлены на рис. 3.

Для апробации предложенного алгоритма была использована база изображений одного из медицинских учреждений томской области. Используемая база включает в себя изображения КТ с различными видами образований: пневмонии, туберкулезы, туберкулемы, абсцессы, эмфиземы,

саркоидозы, рак (центральный и периферический), метастазы.

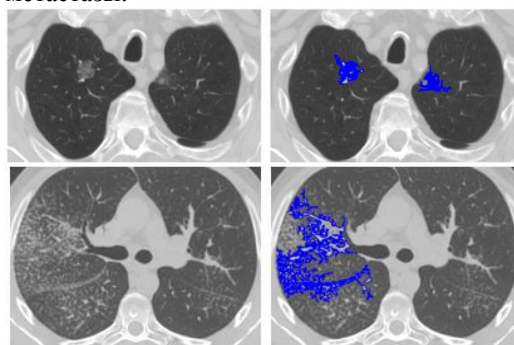


Рис. 3. Результаты работы алгоритма

Заключение

На выборке из 50 изображений алгоритм в 94% случаев безошибочно определяет отсутствие образований или же обнаруживает сами образования на снимке.

На оставшиеся 6% в большинстве своем приходится случаи, когда части бронх или большие сосуды ошибочно принимаются за образования.

Также, затруднения возникают в процессе кластеризации в случаях, когда образование визуально относится к грудной стенке, средостению или диафрагме (рис.). Можно предположить, что подобный процент ошибок возникает по причине того, что классификация производится для каждого из кластеров в отдельности. Поэтому целесообразным является рассмотрение как отдельных кластеров, так и их совокупности.

Для улучшения качества распознавания планируется анализировать не только совокупность кластеров, но и межкадровые изменения легочного рисунка. Подобные изменения учитываются врачами-рентгенологами при описании исследования КТ и формировании заключения.

Список использованных источников

1. Андреева О.В., Исакова Л.Е. Инструменты повышения эффективности деятельности медицинских учреждений // Проблемы управления здравоохранением. – 2002. – № 1. – С. 79-82.
2. Максимова Е. И. Использование алгоритмов кластеризации для анализа снимков компьютерного томографа // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине: сборник научных трудов II Международной конференции, Томск, 19-22 Мая 2015. - Томск: ТПУ, 2015 - С. 874-875.
3. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Reading MA: Addison-Wesley, 2001. – 813 p.