

образом, при постоянном давлении для идеального газа наблюдается линейная зависимость давления от температуры (рис. 2), что подтверждает адекватность использованного алгоритма и его реализации.



Рис.2. Зависимость давления от температуры для двухатомного газа

Представленные программные реализации метода молекулярной динамики используются на кафедре системного анализа при изучении специального курса «Моделирование процессов и систем».

Литература

1. Гулд Х., Табончик Я. Компьютерное моделирование в физике. М., 1990.
2. Frenkel D., Smith B. Understanding Molecular Simulations: from Algorithms to Applications. Academic Press: San Diego, 1996.
3. Rapaport D. C. The art of molecular dynamics simulation. Cambridge, 2004.
4. Лисица Е. В. Особенности реализации метода молекулярной динамики //Тез. докл. XVI Респуб. науч. конф. аспирантов, магистрантов и студентов «Физика конденсированного состояния», 23–25 апреля 2008 г. Гродно, Республика Беларусь. С. 69–70.
5. Лисица Е. В. Моделирование идеальной жидкости методом молекулярной динамики // Сборник работ 65-й науч. конф. студентов и аспирантов БГУ. Минск. 2008. С. 176–179.
6. Эткинс П. Физическая химия. М.: Мир. 2007. 494 с.
7. Интернет-адрес: <http://ru.wikipedia.org/wiki/>

ВЫДЕЛЕНИЕ ГРАНИЦ НА РЕНТГЕНОГРАММАХ

Е. В. Лисица

ВВЕДЕНИЕ

Системы автоматизации диагностики широко применяются в промышленном производстве и медицине. В качестве перспективной задачи рассматривается создание систем автодиагностики [1].

До настоящего времени большинство рентгенограмм (далее R-грамм) обрабатываются специалистами визуально, так как существующие системы автоматизации имеют существенные недостатки. Полностью автоматизировать процесс диагностики не удастся по причине низкой надежности, что недопустимо при работе с людьми. При частичной автоматизации предварительно требуется определить размещение опорных точек на изображениях, что требует дополнительного обучения персонала.

В функционировании системы автоматизации имеется два этапа: на первом этапе выделяются границы на изображении, на втором – решается задача классификации. Выделение границ на изображении – ключевая проблема, так как при корректно выделенных границах задача классификации может быть решена с помощью нейронных сетей [3]. В данной работе рассматриваются как задачи выделения границ объектов, так и задачи определения опорных точек на рентгенограммах кисти.

НАХОЖДЕНИЕ ГРАНИЦ ОБЪЕКТА НА ИЗОБРАЖЕНИИ

При исследовании изображений R-грамм различают два типа задач:

- нахождение границ исследуемого объекта (в отличие от вспомогательных объектов, например букв, обозначающих левую либо правую руку);
- выделение границ составных частей найденного объекта.

Рассмотрим первую задачу для DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) и JPEG (Joint Photographic Experts Group) файлов. Изображение форматов DICOM или JPEG представляется в среде MATLAB в системе RGB-координат, причем каждому пикселю красного, зеленого и синего цветов выделяется определенное количество бит [2, 4].

Для нахождения объекта на общем фоне используем метод глобального порогового разделения [2], в котором используется гистограмма яркостей пикселей на изображении (рис. 1, б). Для изображения с хорошо отделимыми объектами и фоновым режимом, гистограмма имеет два различных пика.

Впадина между двумя пиками определяется как минимум между двумя максимумами, а соответствующее ему значение интенсивности выбирается как порог, который лучше всего разделяет два типа. После перевода изображения в бинарный вид на нём остаётся только искомый объект и обозначающие буквы, если они есть. При удалении букв учитывалось, что они занимают меньше двух процентов от всей площади изображения.

Несмотря на простоту метода, результаты работы алгоритма порогового разделения нельзя назвать удовлетворительными: из 100 просмотренных изображений, верный результат был получен только для 75% из них. Для неверно обработанных изображений характерно следующее: на общем чёрном фоне выделяется подложка, а затем на фоне подложки находится сам объект, из-за этого на гистограмме порог разделения сме-

щается в сторону фона, а не искомого объекта. Таким образом, метод глобального порогового разделения пригоден для изображений, где фон подложки и фон всего изображения совпадают, в этом случае все изображения распознаются корректно.

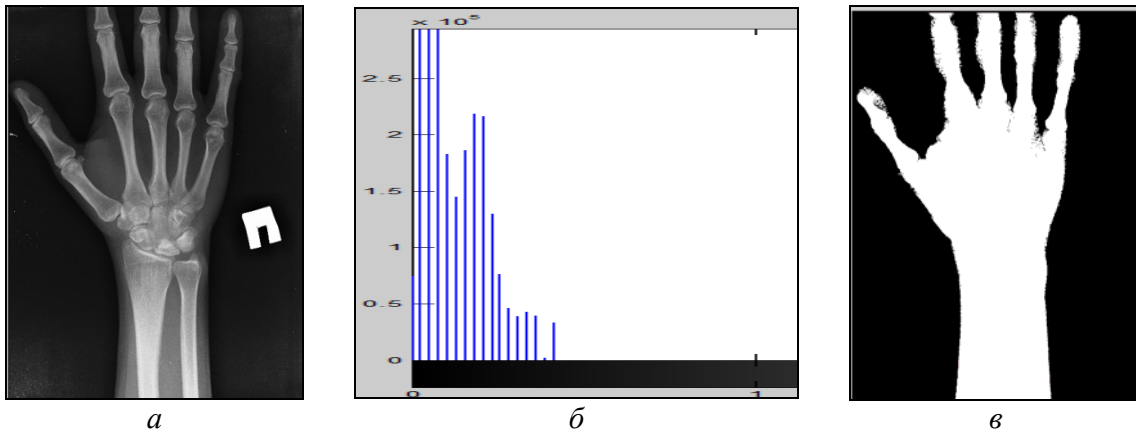


Рис. 1. Метод глобального порогового разделения:
а – исходное изображение, б – гистограмма изображения, в – искомый объект

НАХОЖДЕНИЕ ГРАНИЦ ЧАСТЕЙ ОБЪЕКТА

Имея выделенным объект на самом изображении или заданные его границы, можно переходить ко второй части: нахождение границ частей объекта. Зададимся целью выделить внешние и внутренние границы лучевой кости и кости предплечья до точки пересечения этих костей. Первый шаг на этом этапе – нахождение стартовых точек. С одной стороны они могут быть заданы вручную, с другой стороны их можно найти, используя изложенный выше метод порогового разделения. В данной работе применялся второй метод: строилась гистограмма яркостей пикселей только для найденного объекта, по ней определялось значение пороговое значение бинаризации, изображение переводилось в двоичный вид, затем для уменьшения шумов удалялись объекты меньше 30-ти пикселей. По полученным бинарным изображениям находились стартовые точки – основания внутренних и внешних границ искомых объектов. Хотя метод порогового разделения и используется для нахождения опорных точек, его нельзя использовать для выделения всей границы объектов, так как границы, выделенные этим методом, ошибочны в области пересечения границ костей. Поэтому в дальнейшем для нахождения границ использовался метод выделения перепадов яркости [2].

Если определить изображение как двумерную функцию, то линии контуров могут быть рассмотрены в виде областей, в которых яркость изменяется быстрее всего [4]. Заметим, что рядом с каждым перепадом яркости имеется локальный минимум, определяющий границу объекта (рис. 2).

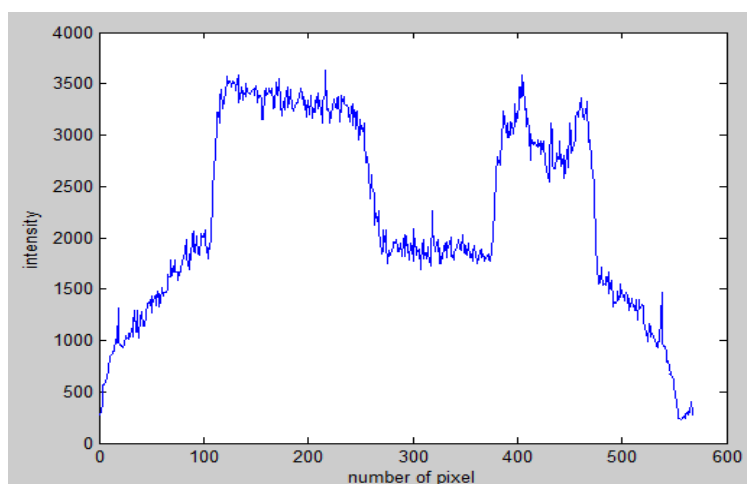


Рис. 2. Функция интенсивности пикселей

Границей считалось множество точек, обладающих следующим свойством: независимо от того, сколь мала выбранная окрестность этих точек, она содержит точки как, лежащие внутри множества, так и вне него. Контуром связанного множества пикселей K будем называть множество всех пикселей из K , каждый из которых имеет, по крайней мере, одного из 8-ми соседей, не принадлежащего K [2]. Точка, выбранная таким образом, удовлетворяет условию принадлежности к границе изображения. Таким образом, выбираем все четыре точки, принадлежащие внутренним и внешним границам лучевой кости и кости предплечья. Совершая обход вдоль контура до пересечения внутренних границ кости предплечья и лучевой кости, находим границы объектов (рис. 3).

Рассмотренный метод проверен для 10 изображений при выделении 40 границ. Результат правильного выделения составил 97,5 %. На рис. 3 изображен единственный случай недостаточно точного выделения одной из границ костей.

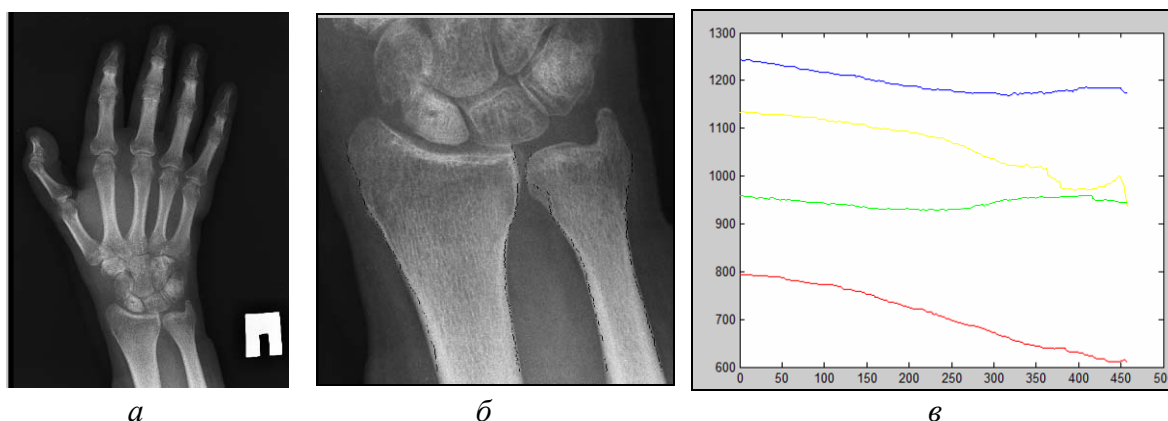


Рис. 3. Выделение границ кости предплечья и лучевой кости: а – исходное изображение, б – границы костей, в – графики границ костей

Для снижения влияния шума на выделенных границах использовалась дополнительная аппроксимация функций с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС), что облегчает дальнейший анализ. Для аппроксимации рассмотрено три вида ИНС: RBF-сети, каскадные ИНС, многослойные персептроны [3]. Прежде чем производить аппроксимацию функции, для уменьшения временных и вычислительных затрат проводилась центрирование и нормирование значений. Каскадная ИНС имела два слоя, в первом слое которой было пять нейронов с логарифмической активационной функции, второй слой которой содержал один линейный нейрон. Аналогичная структура была у многослойного персептрона.

Более чувствительной к шумам оказалась RBF-сеть, поэтому её использование для аппроксимации таких функций нецелесообразно. Результаты, полученные при аппроксимации каскадной нейронной сетью и многослойным персептроном, различаются незначительно, поэтому в случае верного выделения границ возможно использование, как первой, так и второй сети. Однако это отличие становится существенным при увеличении ошибки выделения границ, так как в этом случае только каскадная ИНС решает задачу аппроксимации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе показано, что создание автономной системы диагностики возможно только при высокой однородности изображений. В реальных условиях, когда изображения разнородны, задание опорных точек позволяет, как выделить границы самого объекта, так и границы внутренних частей объекта. В случае необходимости исправления ошибок в выделенных границах можно использовать аппроксимацию нейронными сетями, которая упрощает дальнейший анализ. Полученные результаты могут быть использованы для создания системы автоматической диагностики.

Литература

1. *Fabio J. Ayres, Rangaraj M. Rangayyan.* Characterization of Architectural Distortion in Mammograms // IEEE Engineering in Medicine and Biology. 2005 January. P. 59–67.
2. *Абламейко С. В. Лагуновский Д. М.* Обработка изображений: технология, методы, применение. Минск: Амалфея. 2000. С. 142–156.
3. *Bishop C. M.* Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford. 1997. 477 p.
4. *Дьяконов В., Круглов В.* Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник. СПб.: Питер. С. 199–217.