

Рис. 5. Эпюра напряжений

Рассмотрев полученные результаты, можно говорить о том, что граничные условия и длина синусоидального стента не сильно влияют на его механические параметры.

При моделировании механических характеристик ССПСП и задании его геометрии одними из важных параметров являются угол спирализации α и количество узлов синусоидного профиля на поверхности k . Рассматривая параметр α , важно помнить о том, что при слишком больших значениях ($\alpha \geq 90^\circ$) стент «перекручивается», что, безусловно, скажется на некорректных механи-

ческих параметрах. Решая задачу одномерной оптимизации варьирования угла и нахождения минимума напряжения при заданных нагрузках линейным методом [6], получаем следующий результат: оптимальный угол спирализации лежит в диапазоне $\alpha \in [5^\circ; 13^\circ]$. Решим двумерную задачу оптимизации по поиску минимума напряжений при минимизации количества узлов k на поверхности соединения поверхностей. При решении данной задачи глобальным методом получаем, что оптимальное $k \in [8; 16]$. Таким образом, решена задача оптимизации геометрических характеристик ССПСП.

Список литературы:

1. Всемирная организация здравоохранения / <http://www.who.int/en/>.
2. *Ostrovskiy Yu. P.* Heart surgery: A guide. – Moscow: Med. Lit., 2007. 576 pp.
3. Компания Medtronic / <http://www.medtronic.com/>.
4. Компания Abbott Vascular / <http://www.abbotvascular.com/>.
5. Компания Boston Scientific / <http://www.bostonscientific-international.com/>.
6. *Гилл Ф., Мюррей У., Райт М.* Практическая оптимизация. – М.: Мир, 1985. 325 с.

Владимир Борисович Парашин,

д-р техн. наук, профессор,

Алексей Петрович Зарецкий,

магистрант 2-го года обучения,

кафедра «Медико-технические информационные технологии»,

МГТУ им. Н.Э. Баумана,

г. Москва,

e-mail: a.p.zaretskiy@gmail.com

Д.В. Сергеев, С.А. Останин

Пакет прикладных программ для оценки сложности медицинского изображения

Аннотация

Предложен метод расчета количественной меры сложности монохромных медицинских изображений малого размера. Показано, что по величине предложенной меры можно судить о сложности формы объектов малого размера на медицинских изображениях. Разработан виртуальный прибор, автоматизирующий процесс анализа изображений на ранних этапах развития заболевания с помощью предложенного метода.

Введение

Известно, что эффективность лечения заболеваний тем выше, чем раньше поставлен диагноз. На медицинских изображениях, используемых на этапе ранней диагностики, область интереса имеет небольшой линейный размер (около 100 пикселей). Главной проблемой визуального контроля и анализа сложности изображений является субъективный характер суждений в отношении характеристик изображения. Поскольку следствиями таких суждений являются диагноз и тактика лечения, ошибки в оценках характеристик изображений могут повлечь тяжелые последствия для пациента. Объективизация оценок характеристик медицинских изображений позволяет снижать такие риски и создает условия для автоматизации процесса анализа изображений на ранних этапах заболевания.

Популярные, хорошо разработанные методы, используемые для автоматизации процесса получения количественных характеристик сложности изображений, требуют большого числа исходных данных. Например, для

оценки фрактальной размерности используется оценка угла наклона линии тренда, полученной в двойном логарифмическом масштабе, что обуславливает необходимость анализа тысячи и более пикселей.

Количественную оценку сложности выделенных объектов можно получить, например, с помощью энтропийных [1], [2] методов или оценить сложность с помощью параметра *шероховатость* по ГОСТ 2789-73. Однако параметр *шероховатость* характеризует, скорее, отклонение от прямой или плоскости, а не сложность границы или поверхности. В свою очередь, из определения информационной энтропии очевидно, что ее величина не зависит от того, каким образом упорядочены данные (например, значения яркости пикселей). Следовательно, одно и то же значение энтропии изображения могут иметь изображения существенно различной сложности.

В настоящей статье предлагается количественная мера сложности изображения малого размера, основанная на топологических особенностях взаимного расположения однородных по свойствам пикселей и лишенная вышеуказанных недостатков.

Метод расчета сложности медицинского изображения

С целью увеличения количества информации об исходном изображении малого размера предлагается формирование серии изображений, полученных из исходного при различных величинах интервалов дискретизации уровня яркости пикселей. На каждом изображении одной серии обнаруживаются области, образованные смежными пикселями с одинаковой яркостью, и оценивается суммарная сложность всех выделенных областей. Количественное значение предлагаемой характеристики сложности определяется особенностями формы объектов в области интереса малого размера.

Простейшими элементами изображения будем считать те, которые представляют собой пиксел квадратной формы, а также все другие объекты прямоугольной формы, полученные в результате его масштабирования. Сложность таких объектов будем считать нулевой. Объект любой другой формы можно представить в виде совокупности простейших объектов (пикселей), который можно получить из любого пикселя объекта путем последовательного добавления смежных пикселей в одном из двух направлений: по горизонтали (справа, слева) либо по вертикали (сверху, снизу). Каждая смена направления, когда мы добавляем к объекту соседние пиксели, проявляется на цифровом изображении в виде внутреннего прямого угла. Наличие хотя бы одного внутреннего угла у объекта является признаком, который указывает на отличие этого объекта от простейшего (пиксел или область прямоугольной формы). Естественно считать, что чем больше внутренних углов имеет цифровое изображение объекта, тем сложнее будет его форма. В основу меры сложности изображения положим число внутренних углов у объектов, состоящих из одинаковых по свойствам пикселей.

Пусть N – максимальное число интервалов дискретизации уровня яркости пикселей изображения (для монохромного цифрового изображения часто используется значение $N = 255$). Для каждого интервала $n \in (1, \dots, N)$ определим соответствующее ему значение кванта яркости ΔU_n

$$\Delta U_n = \Delta U_{\min} \cdot n,$$

где n – номер интервала яркости; ΔU_{\min} – минимальное изменение уровня яркости (для цифрового монохромного изображения $\Delta U_{\min} = 1$).

Пронумеруем все строки и столбцы пикселей изображения по горизонтали и по вертикали натуральными числами, начиная с левого верхнего угла. Обозначим j – номер столбца пикселей изображения; k – номер строки пикселей изображения, тогда пара натуральных чисел (j, k) будет определять координаты пикселя на изображении.

Для каждого значения кванта яркости ΔU_n получим изображение, яркость каждого пикселя которого равна $U_n(j, k)$, где (j, k) – координаты пикселя. Затем для каждого из N изображений будем определять число связанных областей L . Будем считать область связанной, если она содержит более одного пикселя и хотя бы одна из компонент координат у двух разных пикселей области совпадает. Определим сложность каждой связанной области как $C_i^n = k/s$, где n – номер изображения; $i \in (1, \dots, L)$ – номер связанной области на изображении n ; k – число внутренних углов в связанной области i ; s – площадь (число пикселей) связанной области i . В случае, если $C_i^n = 0$

либо $C_i^n = 1/3$, связанная область i объединяется с соседней (окружающей) связанной областью, так как фигуры, соответствующие указанным значениям, не содержат информации о сложности формы реальных объектов исследования, т. е. являются «шумом» на изображении, и если их не исключить, то будет искусственно увеличена сложность соседней (окружающей) связанной области. Сложность всего изображения C^n будем определять как сумму сложностей всех областей на изображении.

После определения сложности всех N изображений строим график зависимости сложности изображения C^n от величины соответствующего изображению n значения кванта яркости ΔU_n . В качестве количественной характеристики сложности медицинского изображения в области интереса малого размера будем использовать следующую величину минимальной сложности для серии из n изображений: $C = \min\{C^n\}$. В качестве доказательства того факта, что предложенная численная характеристика сложности существенно зависит от формы объекта на изображении, было смоделировано два изображения и вычислены величины их сложности C . Оба изображения содержали одинаковое число пикселей разной яркости, причем одно изображение формировалось из другого случайной перестановкой пикселей в пределах изображения. Результат расчета показал, что внешне различным изображениям соответствуют разные значения величины C (значения сложности отличались в 46 раз). Следовательно, по значению величины C можно судить о том, насколько разная форма у объектов на анализируемых изображениях.

Численный эксперимент и обсуждение результатов

Для автоматизации расчета количественной оценки сложности цифрового медицинского изображения предложенный в статье алгоритм был реализован в среде графического программирования LabView в виде виртуального прибора, блок-схема которого представлена на рис. 1, 2.

Объект измерения (файл с исходным изображением в формате bmp) загружается в программу с помощью элемента пользовательского интерфейса «Path», после чего осуществляется его предварительная обработка с помощью виртуального подприбора «Монохромизация» (рис. 1). Указанный подприбор принимает на входе файл с изображением в формате bmp, а на выход передает монохромное изображение в 255 градациях серого. Далее монохромное изображение отображается на экране с помощью элемента «2d picture», и одновременно параметры изображения (длина, ширина) и яркости пикселей в градациях серого подаются на вход виртуального подприбора «count complexity». Подприбор реализует алгоритм расчета сложности C^n для всех значений кванта яркости ΔU_n , передает на выход массив объектов, содержащий: максимальное и минимальное значения сложности, массив вещественного («double») типа из N значений сложности, а также данные результатов расчета сложности в формате, удобном для отображения элементами «waveFormGraph» пользовательского интерфейса LabView.

После получения результатов обработки изображения с выхода подприбора «count complexity» в цикле сохраняются на диск в формате bmp изображения, полученные из исходного при каждом значении кванта яркости ΔU_n . Элементы блок-схемы с заголовком «EntropyCounter» используются для запуска на выпол-

нение алгоритмов, закодированных во внешних dll-файлах. Данные алгоритмы были написаны на платформе .NET, они реализуют вычисление энтропии по формуле Шеннона. После окончания операций вычисления энтропии и записи файлов на диск выполнение программного кода LabView продолжается в соответствии с блок-схемой кадра 2, представленной на рис. 2.

На данном этапе выполнения программы происходит обработка полученного массива значений сложности с помощью таких операторов LabView, как «сглаживание» (аппроксимация дискретных значений сложности полиномом 8-го порядка), «Filter» (применение фильтра Баттерворта третьего порядка: тип фильтрации – низкие частоты, частота среза $0,1 \cdot F$, где F – частота Найквиста),

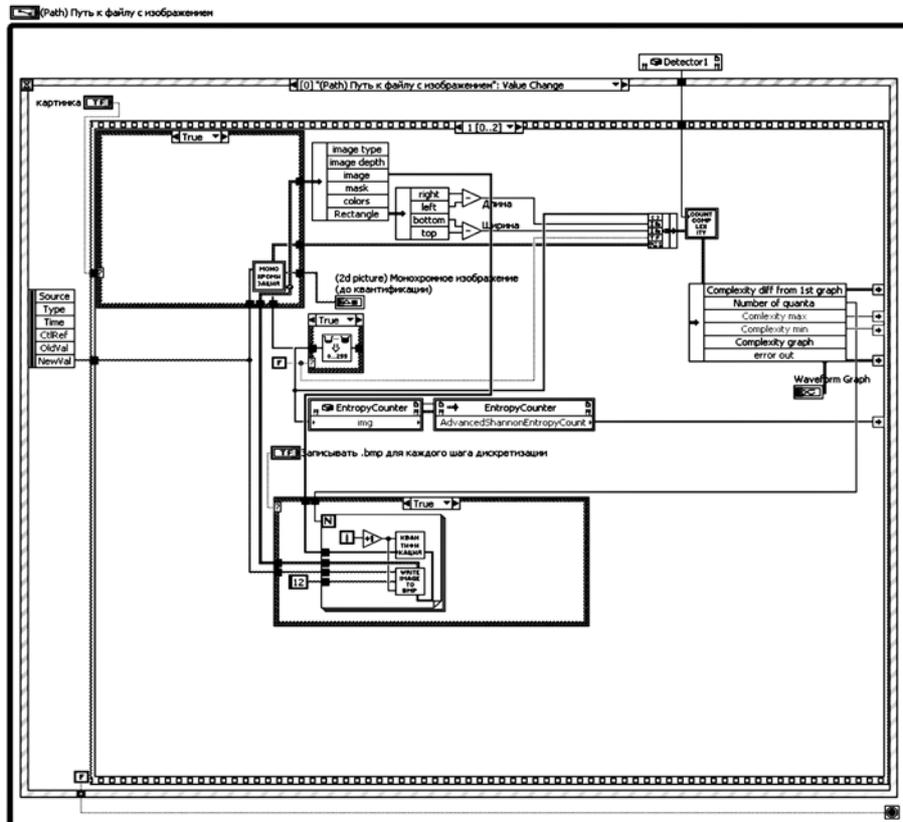


Рис. 1. Блок-схема виртуального прибора для оценки сложности изображения: кадр 1

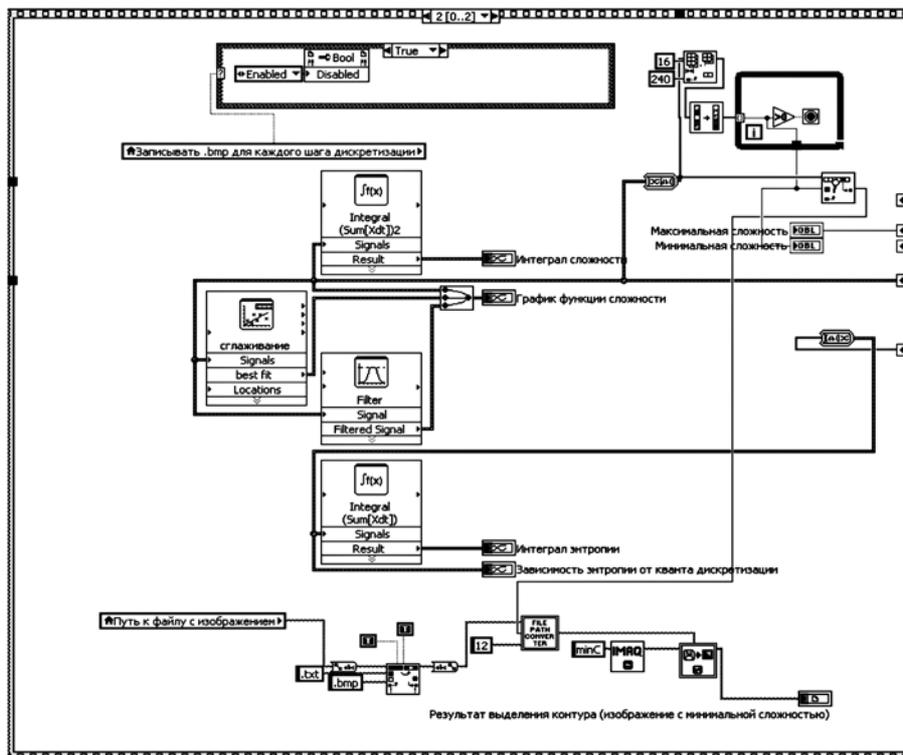


Рис. 2. Блок-схема виртуального прибора для оценки сложности изображения: кадр 2

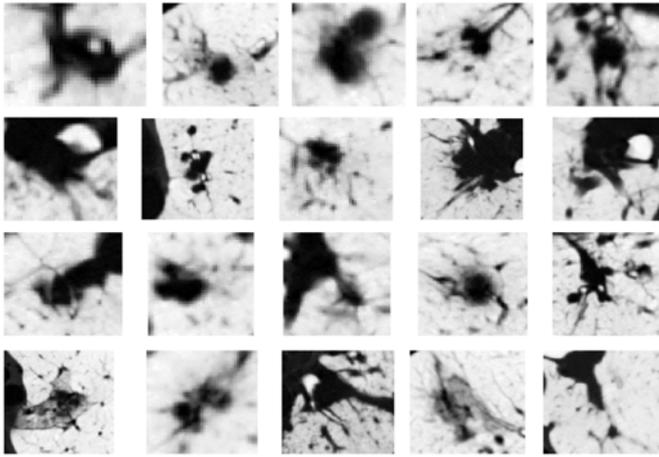


Рис. 3. Реальные томографические изображения шаровидных образований в легких, соответствующие заболеванию «рак»

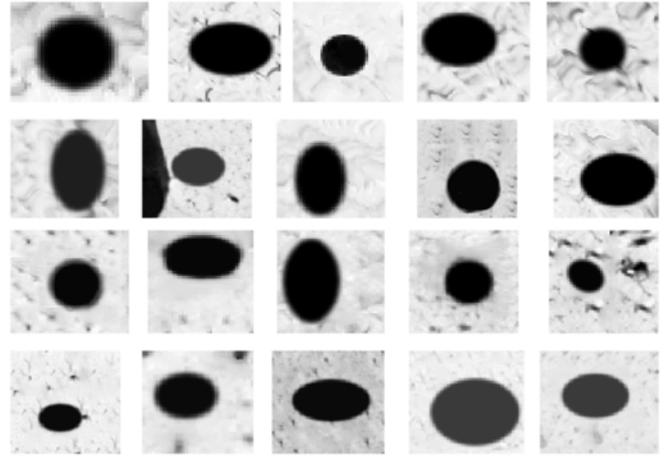


Рис. 4. Тестовые изображения, полученные из изображений, представленных на рис. 3

«Integral» (формирование последовательности, каждое значение которой представляет собой сумму предыдущих значений). Далее кривая сложности и результаты ее обработки указанными операторами LabView отображаются на экране пользовательским элементом управления «waveFormGraph». Кроме того, на лицевой панели прибора отображаются максимальное и минимальное значения сложности, а также изображение, соответствующее такому значению кванта яркости ΔU_n , при котором значение сложности минимально.

Тестирование работы виртуального прибора проводили с использованием изображений цифровых томограмм, полученных на аппарате «Philips Achieva XR 1,5 T». Для данных изображений был заранее установлен диагноз – «рак». В целях оценки адекватности результатов анализа и возможности практического применения предложенного метода для проведения дифференциальной диагностики заболеваний из исходных изображений была получена серия изображений, объекты на которых заведомо отличались по форме от объектов на исходных томографических изображениях.

Новое изображение получали из томографического (исходного) следующим способом. С исходного изображения брали образец фона прямоугольной формы и этим образцом заполняли фон нового изображения. Для исключения резких перепадов между границами фрагментов фона применялась операция размытия путем свертки изображения с функцией Гаусса. На этом изображении в произвольном месте помещали окружность либо овал черного цвета произвольных размеров с размытием границы в 5 пикселей. Длины сторон нового изображения выбирали равными длинам сторон соответствующего томографического изображения. Таким образом, для 20 исходных изображений, соответствующих диагнозу «рак» (рис. 3), было получено 20 тестовых изображений (рис. 4).

Из рис. 3 и 4 видно, что заболеванию «рак» соответствуют изображения, объекты на которых имеют значительно более сложный контур, чем объекты на тестовых изображениях. Для каждого из представленных изображений с помощью разработанного в LabView виртуального прибора было рассчитано значение величины минимальной сложности S . Для каждой пары изображений (исходное–тестовое) было вычислено отношение сложностей.

Результаты расчетов, полученных с помощью предложенного в работе виртуального прибора, показали, что

максимальное отношение сложностей для использованных в численном эксперименте изображений составляет 76,73, минимальное – 1,5. Таким образом, показано, что сложность всех реальных томографических изображений, соответствующих заболеванию «рак», выше, чем сложность тестовых изображений. В среднем реальные томографические изображения оказались «сложнее» тестовых в 15,59 раза. Следовательно, предложенную меру сложности можно применять для оценки сложности медицинских изображений малого размера. Предложенная количественная мера сложности в совокупности с другими независимыми параметрами изображения характеризует содержание изображения. Описанный виртуальный прибор может быть использован, например, в качестве вычислителя дополнительного независимого количественного параметра изображения в составе автоматизированной медицинской многопараметрической нейронной экспертной системы, предназначенной для решения задачи классификации шаровидных образований в легких [3].

Список литературы:

1. Сороко Л.М. Принцип максимума энтропии и его применение для решения обратных задач // Физика элементарных частиц и атомного ядра. 1981. Т. 12. Вып. 3. С. 757-767.
2. Полторыхин М.В. Анализ тепловых изображений волны горения в процессе СВС энтропийными методами // Ползуновский вестник. 2005. № 4-1. С. 76-86.
3. Коновалов В.К., Шойхет Я.Н., Федоров В.В. Способ прицельной объемной денситометрии шаровидных образований в легких для оценки их внутренней структуры при мультиспиральной компьютерной томографии // Проблемы клинической медицины. 2012. № 1-4. С. 74-86.

Денис Владимирович Сергеев,
соискатель, начальник отдела разработки
и программного обеспечения
КГКУЗ «Алтайский краевой медицинский
информационно-аналитический центр»,
Сергей Александрович Останин,
канд. физ.-мат. наук, доцент,
кафедра физики и информатики,
Алтайский государственный
медицинский университет,
г. Барнаул,
e-mail: SergeevDenis@gmail.com