

О.Н. Березский, Е.Н. Березская

Количественная оценка качества сегментации изображений на основе метрик

Проанализированы алгоритмы сегментации изображений, их преимущества и недостатки, а также объективные и субъективные критерии качества сегментации. При исследовании алгоритмов сегментации выполнены компьютерные эксперименты с использованием базы данных биомедицинских (гистологических) изображений рака молочной железы.

Ключевые слова: изображение, сегментация, алгоритм, метрика, Фреше, Громов–Фреше, Хаусдорф, метрика Громова–Хаусдорфа, качество сегментации изображения.

Проанализовано алгоритми сегментації зображень, їх переваги та недоліки, а також об'єктивні та суб'єктивні критерії якості сегментації. При дослідженні алгоритмів сегментації виконано комп'ютерні експерименти з використанням бази даних біомедичних (гістологічних) зображень раку молочної залози.

Ключові слова: зображення, сегментація, алгоритм, метрика, Фреше, Громов–Фреше, Хаусдорф, метрика Громова–Хаусдорфа, якість сегментації зображення

Введение. Сегментация цветного изображения – это процесс выделения на изображении одной или нескольких областей, удовлетворяющих некоторому критерию однородности [1].

Иными словами, сегментация – это разделение изображения на области с подобными характеристиками. Основным признаком для его проведения – это яркость для монохромного изображения и цветная компонента для цветного изображения. Кроме того, для проведения сегментации используются границы изображения и текстура.

Алгоритмы *пороговой сегментации* используются для контрастных изображений и применяются вместе с морфологическими операциями дилатации и эрозии, а выбор порога, как правило, основывается на априорной информации о выделенных объектах.

Алгоритмы *морфологической сегментации* сводятся к поиску контура объекта, который наилучшим образом соответствовал бы ее границе. Это достигается с помощью морфологического градиента. Однако наличие большого количества ложных ветвей и внутренних контуров не позволяет эффективно решить задачу. Поэтому очевидна высокая сложность таких алгоритмов, и, как следствие, низкое быстродействие и высокая трудоемкость.

Третья группа – это алгоритмы *сегментации наращивания* областей. Как правило, выбор стартовых точек сегментации происходит либо случайно, либо с помощью человека–опе-

ратора на основании определенной априорной информации.

Еще одна группа алгоритмов базируется на кластерном анализе. Во время сегментации на изображении выбираются центры кластеров, а дальше последовательно проводится проверка всех точек на расстояние до центров в определенной метрике. Недостаток данной группы алгоритмов – необходимость предварительного задания количества кластеров.

Сегодня не существует единого универсального алгоритма сегментации изображения. Чаще всего используют набор специализированных алгоритмов для определенного класса задач. Поскольку алгоритмы специализированы, то необходимо знать критерии оценки их производительности. Р. Харлан и Л. Шапиро [2] предложили такой качественный критерий для сегментации изображения: области сегментированного изображения должны быть однородными по некоторой характеристике; соседние области сегментации должны существенно отличаться друг от друга относительно выбранной характеристики; границы каждого сегмента должны быть простыми, непрерывными и пространственно точными.

В большинстве практических задач качество сегментации рассматривается как мера сходства двух изображений: изображения, сегментированного экспертом, и изображения, сегментированного определенным алгоритмом. Качество сегментации изображения может определяться

как на субъективном (качественном), так и на объективном (количественном) уровнях [3].

Субъективные критерии – это критерии визуального восприятия, полученные в процессе анализа некоторой группой экспертов. Наиболее распространен метод оценок, при котором пользователь оценивает качество сегментации изображения в баллах по определенной шкале, считая, что эталонное изображение (сегментированное экспертом в ручном режиме) имеет максимальный балл. Этот метод дает возможность оценить такие характеристики изображения как правильность выделения контуров, областей, цветов и т.д.

Объективные критерии – это критерии, полученные в результате сравнения (нахождения разницы) количественных признаков сегментированного и эталонного изображений.

Основными критериями при этом назовем:

- критерий количества однородных областей (определяется как абсолютное значение разницы количества однородных областей сегментированного и эталонного изображений);

- отклонение значения цветного признака (для цветного изображения) или уровня яркости (для монохромного изображения) пикселя от среднего значения цветного признака (яркости) однородной области;

- среднеквадратический критерий;
- критерий максимальной погрешности;
- критерий абсолютной погрешности.

Недостаток этих критериев – получение значения качества сегментации на основе характерных признаков соответствующих пикселей, но без учета связей между самими пикселями.

Все известные критерии количественной оценки можно разделить на две группы [4, 5]:

- несупервизорные;
- супервизорные.

Несупервизорные критерии базируются на вычислении различных статистик и применяются при отсутствии априорной информации о сегментированных изображениях. Супервизорные критерии построены на вычислении меры расстояния результатов сегментированной и эталонной форм объектов.

К супервизорным критериям относятся: *FOM*-критерий, критерий Хаусдорфа, *RMS*-критерий, *DKu*-критерий, *M*-критерий, *V*-критерий, *Баделли*-критерий, *RI*-критерий, критерий *GCE*, *VI*-критерий.

В статье для оценки качества сегментации использованы метрики. Использование метрик для других задач приведены в работе [6]. Статья написана на основе материалов двенадцатой Всеукраинской международной конференции «Обработка сигналов и изображений и распознавания образов» (УкрОБРАЗ'2014) [7].

Постановка задачи

Пусть задано входное изображение Im , над которым необходимо провести процедуру сегментации. Обозначим процедуру сегментации как S ; она есть конечным множеством алгоритмов сегментации: $S = \{A_1, A_2, \dots, A_k\}$, где A_i – алгоритм сегментации. Процедура сегментации в каждом случае есть какой-либо конкретной комбинацией алгоритмов сегментации или алгоритма с различными параметрами $S_j, j = \overline{1, l}$, где l – количество комбинаций.

После сегментирования исходного изображения экспертом получаем изображение Im_e , т.е. $S_e(Im) = Im_e$. Представим данное изображение в виде $Im_e = C_{ei} \cup O_{ei}, i = \overline{1, s}$, где C_{ei} – i -й контур области, выделенной экспертом, O_{ei} – i -я область изображения.

После каждой процедуры сегментации входного изображения Im получим соответственно такие изображения (рис. 1):

$$S_1(Im) = Im_1, S_2(Im) = Im_2, \dots,$$

$$S_k(Im) = Im_k, k = \overline{1, z}$$

и $Im_1 = C_{1i} \cup O_{1i}, i = \overline{1, m}, Im_2 = C_{2i} \cup O_{2i}, i = \overline{1, p}, \dots, Im_k = C_{ki} \cup O_{ki}, i = \overline{1, r}$.

Для сравнения контуров сегментированных изображений используем метрику Фреше. Для функции (параметрически заданной) f_1 контура C_{ei} сегментированного изображения экспертом и функции f_2 контура C_{1i} , сегментированного определенным алгоритмом (алгоритмами), расстояние Фреше равно:

$$d_F(f_1, f_2) = \inf_{\alpha, \beta} \max_t d(f_1(\alpha(t)), f_2(\beta(t))),$$

где α, β – непрерывные неубывающие функции из промежутка $[0, 1]$ на $[0, 1]$.

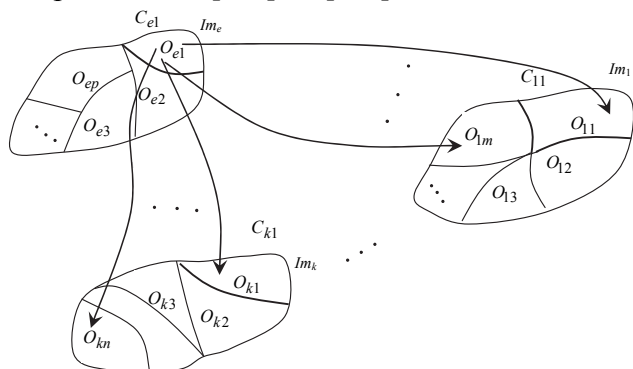


Рис. 1. Результаты сегментирования изображений

После разбиения входного изображения экспертом и алгоритмом (алгоритмами) сегментации получаем области:

$$O_e = O_{e1} \cup \dots \cup O_{en} | P_1, \quad O_k = O_{k1} \cup \dots \cup O_{km} | P_2.$$

Тогда $d(P_1, P_2) = \inf \{c > 0 \mid \forall i = \overline{1, n}, \exists j = \overline{1, m} \text{ такое, что } d_H(O_{ei}, O_{kj}) \leq c; \text{ и наоборот } \forall j = \overline{1, m}, \exists i = \overline{1, n} \text{ такое, что } d_H(O_{ij}, O_{ej}) \leq c\}$, где d_H – расстояние Хаусдорфа.

Расстояние между изображениями Im_e и Im_k после каждой сегментации будет соответственно равно: $D_i = \alpha d_{F_i} + \beta d_{H_i}$, $\alpha + \beta = 1$, где $\alpha, \beta = \text{const} \in [0, 1]$. Коэффициенты α, β выбираются априорно из практических соображений. Необходимо найти такое Im_i $i = \overline{1, k}$, чтобы $D_i = D_{\min}$.

В статье рассматриваются алгоритмы для контуров, заданных полигональными кривыми, и для выпуклых областей.

Вспомогательные понятия и результаты

Итак, для заданного изображения Im проводим сегментацию набором алгоритмов с помощью процедуры S_j : $S_j = \{A_1, \dots, A_n\}$. После каждой процедуры сегментации получаем такие сегментированные изображения $S_1(Im) = Im_1, \dots, S_k(Im) = Im_k$. Эталонную сегментацию проводит эксперт $S_e(Im) = Im_e$.

Представим сегментированные изображения в виде совокупности контуров (внешних границ области) и областей (внутреннее множество точек):

$$Im_1 = \bigcup_{i=1}^{m_1} C_{1i} \cup O_{1i}, \quad Im_2 = \bigcup_{i=1}^{m_2} C_{2i} \cup O_{2i}, \dots,$$

$$Im_k = \bigcup_{i=1}^{m_k} C_{ki} \cup O_{ki}, \text{ для некоторых } m_1, \dots, m_k.$$

Следовательно, нам необходимо сравнить контуры и области эталонного сегментированного изображения $Im_e = \bigcup_{i=1}^{m_e} C_{ei} \cup O_{ei}$ и соответственно

сегментированных изображений Im_1, Im_2, \dots, Im_k .

Общая постановка задачи таким образом сводится к сравнению двух сегментов $Im_{e1} = C_{e1} \cup O_{e1}$ и $Im_{11} = C_{11} \cup O_{11}$ изображений Im_e и Im_1 (рис. 2).

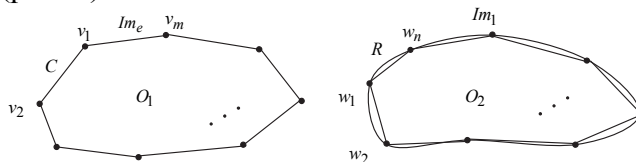


Рис. 2 Детализированная постановка задачи

Метрика Фреше

Для оценки близости контуров изображений используем метрику Фреше [8].

Для двух кривых $f: [a, b] \rightarrow X$ и $g: [a', b'] \rightarrow X$ расстояние Фреше между ними равно [9]:

$$d_F = \inf_{\alpha, \beta} \sup_{t \in [0, 1]} d(f(\alpha(t)), g(\beta(t))),$$

где $d(x, y)$ – евклидово расстояние между точками x и y , α и β – произвольные непрерывные неубывающие функции из промежутка $[0, 1]$ на промежутках $[a, b]$ и $[a', b']$ соответственно. Значение функции $\alpha(0) = 0$ и $\alpha(1) = 1$ и аналогично для функции β .

Для вычисления дискретного расстояния Фреше заданные кривые аппроксимируют полигональными кривыми [10].

Полигональная кривая – это кривая $C: [0, n] \rightarrow X$, где n – целое число, и для каждого $i \in [0, 1, \dots, n-1]$ на интервале $[i, i+1]$ функция C – аффинная,

$$C(i + \lambda) = (1 - \lambda)C(i) + \lambda C(i + 1).$$

Полигональная кривая $C: [0, n] \rightarrow X$ однозначно задается последовательностью $\sigma(C) = (C(0), C(1), \dots, C(n))$ концов линейных сегментов.

Тогда для двух полигональных кривых C и R :
 $\sigma(C) = (v_1, \dots, v_m)$ и $\sigma(R) = (w_1, \dots, w_s)$.

Обозначим через L последовательность пар связи между кривыми C и R , которая равна $(v_{a_1}, w_{b_1}), (v_{a_2}, w_{b_2}), \dots, (v_{a_m}, w_{b_m})$. Эти отдельные пары есть элементами декартова произведения $\sigma(C) \times \sigma(R)$, причем $a_1 = 1, b_1 = 1, a_m = r, b_m = s$ и для $i = 1 \dots r, a_{i+1} = a_i$ или $a_{i+1} = a_i + 1$ и для $i = 1 \dots s, b_{i+1} = b_i$ или $b_{i+1} = b_i + 1$.

Длина последовательности $\|L\|$ определяется как самая длинная связь в L , т.е.:
 $\|L\| = \max_{i=1 \dots m} d(v_{a_i}, w_{b_i})$. Сложность данного алгоритма равна $O(mn)$, где m и n – количество линейных сегментов двух полигональных кривых. Аналогичная сложность получена в статье [11].

Итак, дискретное расстояние Фреше определяется формулой:

$$d_{dF}(C, R) = \min \{ \|L\| \}. \quad (1)$$

Метрика Хаусдорфа

Для определения сходства между областями используем метрику Хаусдорфа.

Для метрического пространства (X, d) хаусдорфовой метрикой d_H называется метрика на совокупности \mathfrak{Z} всех непустых компактных подмножеств X , которая задается следующим образом [7]:

$$\max \{ d_H(A, B), d_H(B, A) \},$$

где $d_H(A, B) = \max_{x \in A} \min_{y \in B} d(x, y)$ – одностороннее расстояние от A до B , $d_H(B, A) = \max_{y \in B} \min_{x \in A} d(x, y)$ – одностороннее расстояние от B до A ; где $d(x, y)$ – расстояние между точками $x \in A$ и $y \in B$.

Двустороннее расстояние Хаусдорфа равно

$$d_H^X(A, B) := \max \left\{ \max_{x \in A} \min_{y \in B} d(x, y), \max_{y \in B} \min_{x \in A} d(x, y) \right\}.$$

Метрики Громова–Хаусдорфа и Громова–Фреше

Для нахождения наименьшего расстояния между областями изображений используем метрику Громова–Хаусдорфа [12]. Это расстояние между двумя компактными множествами A и B равно:

$$d_{GH}(A, B) := \inf_{X, f, g} d_H^X(f(A), g(B)),$$

где $f: A \rightarrow X, g: B \rightarrow X$ – изометрические вложения в некоторое метрическое пространство (X, d) .

Аналогично для нахождения наименьшего расстояния между двумя кривыми используем метрику, которую естественно назвать метрикой Громова–Фреше:

$$d_{GF}(S, Q) := \inf_{X, S, Q} d_F^X(f(S), g(Q)),$$

где $f: S \rightarrow X, g: Q \rightarrow X$ – изометрические вложения в пространство (X, d) .

Фактически, нам нужны расстояния $d_{GH}(A, B)$ и $d_{GF}(S, Q)$ для случая R^2 , т.е. это можно проще назвать двумерной евклидовой версией расстояний Громова–Хаусдорфа и Громова–Фреше.

Алгоритм определения дискретного расстояния Фреше

Алгоритм определения дискретного расстояния Фреше рассмотрим для случая двух упомянутых выше контуров.

• Каждый контур C и R представим в виде полигональных кривых:

$$\sigma(C) = (v_1, \dots, v_r), \quad \sigma(R) = (w_1, \dots, w_s),$$

где r, s – количество линейно аппроксимированных сегментов.

• Формируем последовательность L между кривыми C и R $L = (v_{a_1}, w_{b_1}), (v_{a_2}, w_{b_2}), \dots, (v_{a_m}, w_{b_m})$, $a_1 = 1, b_1 = 1, a_m = r, b_m = s$.

• Находим евклидову норму последовательности $\|L\| = \max_{i, j=1, \dots, m} d(v_{a_i}, w_{b_j})$, используя такие шаги:

– если $i = 1$ и $j = 1$, то данное расстояние находится, как евклидово расстояние между точками: $d = \sqrt{(w_{b_j} - v_{a_i})^2}$;

– если $i > 1$ и $j = 1$, тогда расстояние находится по формуле: $\max \{ d(v_{a_{i-1}}, w_{b_1}), d(v_{a_i}, w_{b_1}) \}$;

– если $i = 1$ и $j > 1$, тогда расстояние находится следующим образом: $\max \{ d(v_{a_1}, w_{b_{j-1}}), d(v_{a_1}, w_{b_j}) \}$;

– если $i > 1$ и $j > 1$, тогда расстояние находится по формуле:

$$\max \{ \min (d(v_{a_{i-1}}, w_{b_j}), d(v_{a_{i-1}}, w_{b_{j-1}})), d(v_{a_i}, w_{b_{j-1}}), d(v_{a_i}, w_{b_j}) \}.$$

Алгоритм определения расстояния Хаусдорфа

Воспользуемся результатом представления контуров областей. Области O_1 и O_2 представим в виде выпуклых полигонов $O_1 = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ и $O_2 = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, где $v_i (i = \overline{1, m}), w_i (i = \overline{1, n})$ – последовательности вершин линейно аппроксимированных отрезков внешних границ областей. Тогда хаусдорфово расстояние между выпуклыми областями O_1 и O_2 вычислим, используя формулу [13]:

$$d_H(O_1, O_2) = \max \{ \max_{i=1, \dots, m} d_{O_2}(a_i^1, b_i^1), \max_{i=1, \dots, n} d_{O_1}(a_i^2, b_i^2) \}, \quad (2)$$

где $d_{O_2}(a_i^1, b_i^1)$ – проекции вершин области O_1 на область O_2 , $d_{O_1}(a_i^2, b_i^2)$ – проекции вершин области O_2 на область O_1 .

Проекции $d_{O_l} (l = \overline{1, 2})$ рассчитываются согласно выражению [14]

$$d_{O_l}(v, w) = \begin{cases} \|(v, w) - Proj_{O_l}(v, w)\|, \\ \text{если } (v, w) \notin Interior(O_l), \\ 0 \text{ в других случаях,} \end{cases} \quad (3)$$

где $Proj_{O_l}(v, w)$ – точка, в которой реализуется минимум евклидова расстояния от точки $P(v, w)$ к области O_l .

Представим алгоритм определения расстояния Хаусдорфа следующими шагами:

1. Задаем полигональные области последовательностями вершин $O_1 = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ и $O_2 = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, полученных из предыдущего алгоритма.

2. Находим расстояния $d_{O_l} (l = \overline{1, 2})$ для всех вершин областей O_1 и O_2 согласно выражению (3).

3. Согласно выражению (2) находим d_H .

Алгоритм проведения изометрических преобразований

Для нахождения наименьших расстояний между областями и контурами изображений с ис-

пользованием метрик Громова–Хаусдорфа и Громова–Фреше необходимо выполнить изометрические преобразования (параллельный перенос, поворот) над двумя сегментами.

Преобразование T относится к изометрическим преобразованиям $T_I = \{P, R, S\}$, где P – параллельный перенос, R – поворот, S – отражение относительно оси. Как известно, матрица преобразований для плоскости в аффинном про-

странстве имеет вид: $T_A = \begin{pmatrix} a & b & p \\ c & d & q \\ m & n & s \end{pmatrix}$. Для случая

изометрических преобразований ее можно представить следующим образом: $T_A = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & d & 0 \\ m & n & 1 \end{pmatrix}$,

$m, n \in R, a, d \in Z, a = d = \{-1, 0, 1\}$.

Итак, алгоритм изометрических преобразований (рис. 3) представим последовательно следующими шагами:

1. Для областей O_1 и O_2 вычисляем центры масс $M_1(x_{c_1}, y_{c_1})$ и $M_2(x_{c_2}, y_{c_2})$.

2. Строим прямые m_1 и m_2 для областей O_1 и O_2 , пересекающие контур в двух точках $A'(x'_1, y'_1), B'(x'_2, y'_2)$ и соответственно $A''(x''_1, y''_1), B''(x''_2, y''_2)$, и вычисляем углы наклона θ_1, θ_2 прямых m_1 и m_2 к оси Ox .

3. Осуществляем параллельный перенос P области O_2 к O_1 таким образом, чтобы совпали центры масс M_1 и M_2 .

4. Осуществляем поворот R на разницу поворотов θ_1 и θ_2 .

5. Тогда на основе выражения $d_H = \max(\max_j \min_i d_H(O_{1j}, O_{ei}), \max_i \min_j d_H(O_{1j}, O_{ei}))$

находим расстояние Хаусдорфа.

6. Вычисляем дискретное расстояние Фреше на основе формулы $d_{dF}(C, R) = \min \{ \|L\| \}$.

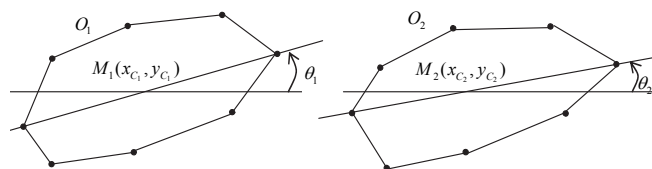


Рис. 3 Выполнение изометрических преобразований

7. Вычисляем расстояние между изображениями Im_e и $Im_i, i = \overline{1, k}$, согласно выражению $D_i = \alpha d_{dF_i} + \beta d_{H_i}$, и находим Im_i , при котором $D_i = D_{\min}$.

Программная система и компьютерные эксперименты

Для проведения компьютерных экспериментов была спроектирована и реализована программная система, структура которой представлена на рис. 4.

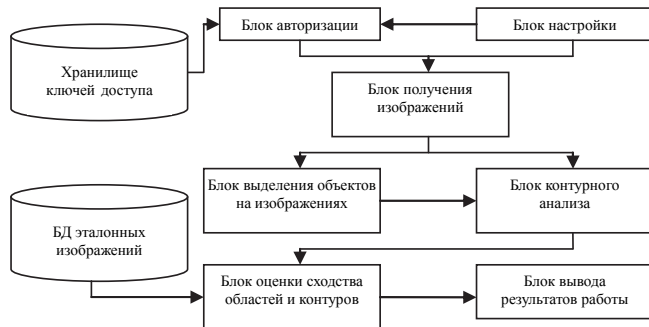


Рис. 4. Структура программной системы

Структура программной системы спроектирована на основе модульного подхода. В ней есть следующие блоки: «Авторизация» – выполняет начальный запуск и установку параметров работы системы по умолчанию, «Хранилище ключей» – отдельный внешний файл, в котором в табличной форме хранятся данные для авторизации в системе, «Настройка» – блок обеспечения коррекции работы программы преобразования изображений, «Выделение объектов на изображениях» – отвечает за корректное выделение областей на входном цифровом изображении для дальнейшего их анализа и преобразования, «Контурный анализ» – определяет контур, кодирует и аппроксимирует его, «База данных эталонных изображений» – использует изображение сегментированных экспертами изображений, «Блок оценки сходства областей и контуров» – вычисляет сходство между контурами и областями рассматриваемых изображений, «Вывод результатов» – этап формирования результатов преобразования в удобном для пользователя виде, в том числе представления промежуточных и конечных результатов вычислений в табличной форме.

Таблица

№ эксперимента	$d_F, \%$	$d_{GH}, \%$	$d_H, \%$
1	20,00	12,13	16,06
2	6,83	3,36	5,10
3	8,13	6,66	7,39
4	22,66	15,68	19,17
5	5,68	4,87	5,28

Для универсальности программного обеспечения система разработана на языке программирования *Delphi* и ориентирована на *Windows* базированные рабочие станции. Разработанная система использована для морфометрического исследования гистологических изображений рака молочной железы. Исследование проводилось на основе БД объемом 2000 изображений [15]. На рисунках 5,а и 5,б приведены исходное изображение и сегментированное изображение на основе алгоритма предварительной разметки, который имеет наименьшее расстояние D_i , а в таблице приведены результаты сравнения сходства контуров и областей изображений.

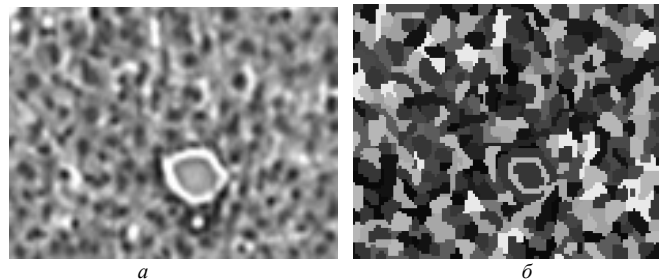


Рис. 5. Изображение: а – входное; б – после сегментации

Заключение. Программное обеспечение разработано и выполнено в рамках госбюджетной темы № 0112U000736 «Интеллектуальная система для диагностики разных форм рака молочной железы на основе анализа гистологических и цитологических изображений».

Разработаны алгоритмы количественной оценки качества сегментации изображений на основе метрик Фреше, Громова–Фреше, Хасдорфа и Громова–Хаусдорфа для контуров, заданных полигональными кривыми и выпуклыми областями. Это дало возможность оценить качество сегментации и комбинировать алгоритмы сегментации для обеспечения минимизации погрешности сегментации. Дальнейшими шагами исследований будут: разработка алгоритмов и улучшение метрик для оценки расстояний между сегментированными изображениями.

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
3. Вежневич А.П. Методы классификации с обучением по прецедентам в задаче распознавания объектов на изображениях // Тр. конф. «*Graphicon-2006*», Новосибирск, 2006. – С. 166–173.
4. Кольцов П.П. Использование метрик при сравнительном исследовании качества работы алгоритмов сегментации изображений // Информатика и ее применение. – 2011. – Т. 5, 3. – С. 53–63.
5. Левашкина А.О., Поршнев С.В. Исследование супервизорных критериев оценки качества сегментации изображений // Изв. Томск. политехн. ун-та. – 2008. – Т. 313. – № 5. – С. 28–33.
6. Водолазский Е.В., Крюков В.И. Распознавание бесконфликтности двух кусочно-линейных траекторий // УСиМ. – 2015. – № 3. – С. 42–46.
7. Березький О. Методи кількісної оцінки якості сегментації зображень // Матеріали Дванадцятій всеукр. міжнар. конф. «Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів» (УкрОБ-РАЗ'2014), Київ, 3–7 лист. 2014 р. – К., 2014. – С. 51–54.
8. Деца Е.И., Деца М.М. Энциклопедический словарь расстояний. – М.: Наука, 2008. – 444 с.
9. Alt H., Godau M. Computing the Frechet distance between two polygonal curves // *Computational Geometry and Appl.* – 1995. – № 5. – P. 75–91.
10. Eiter T., Mannila H. Computing discrete Frechet distance. Technical Report CD–TR 94/64, Inform. Syst. Depart. – Technical University of Vienna, 1994. – 7 p.
11. Шлезингер М.И., Водолазский Е.В., Яковенко В.М. Распознавание сходства многоугольников в усиленной хаусдорфовой метрике // *Кибернетика и системный анализ.* – 2014. – № 3. – С. 174–187.
12. Gromov X.X. Metric Structures for Riemannian and Non-Riemannian Spaces, Progress in Mathematics 152, Birkhäuser Boston, Inc., Boston, MA, 1999. – 585 p.
13. Atallah M.J. A Linear time Algorithm for the Hausdorff Distance between Convex Polygons // *Inform. Process. Lett.*, 1983. – 17, – P. 2017–209.
14. Atallah M.J., Ribeiro C.C., Lifschits S. A Linear time Algorithm for the Computation of some Distance between Convex Polygons // *Operations Research.* – 1991. – 25, № 4. – P. 413–424.
15. База даних цитологічних та гістологічних зображень ауто- та ксеногенних тканин / О.М. Березький, Г.М. Мельник, Т.В. Дацко та ін. // *Наук. вісн. НЛТУ України: Зб. наук.-техн. праць.* – Львів: РВВ НЛТУ, 2014. – 24.10. – С. 338–345.

E-mail: ob@tneu.edu.ua

© О.Н. Березький, Е.Н. Березская, 2015

UDC 004.932.2

O.N. Berezsky, K.N. Berezka

Quantified Estimation of Image Segmentation Quality Based on Metrics

Keywords: image, segmentation, algorithm, metric, Freshet, Gromov – Freshet, Hausdorff, Gromov – Hausdorff metrics, quality of image segmentation.

Introduction. Color image segmentation is a process of image division into one or more regions based on a certain criterion of homogeneity. The following major classes of segmentation algorithms are presented: the threshold segmentation algorithms, the morphological segmentation algorithms, the region growing algorithms, the algorithms based on a cluster analysis. Today there is no single universal algorithm for image segmentation. The most common specialized algorithms are used for a certain class of tasks. The quality of image segmentation can be defined as for subjective and objective levels. Subjective criteria are the criteria of a visual perception that are received from the experts. Objective criteria are the criteria resulting from the comparison of the quantitative features of segmented and standard images. All known quantitative assessment criteria can be divided into two groups: non supervisory criteria and supervisory criteria. Non supervisory criteria are based on the calculation of various statistics and applied in the absence of priori information about the segmented image. Supervisory criteria are based on calculating of the distance measure results of segmented and standard images.

Purpose. The purpose of the article is to develop algorithms of quantified quality of image segmentation on the basis of metrics.

Methods. The image is presented with union contour and internal region. The original image is segmented by an expert and therefore a set of segments is received. In turn, segments are presented with sets of contours and regions. Similarly, after each segmentation the algorithms are obtained by sets of images contours and regions. The Frechet metric is used to evaluate the similarity of images contours. The discrete Frechet distance is used in the paper. Contour curves are approximated by polygonal curves. Two arrays of vertices coordinates are obtained from the polygonal contours curves. The array of connection pair's points between the vertices coordinates of two contours is formed on the basis of the previous arrays. The maximum distance to the nodes of the second contour is calculated for each node of the first contour. Thus, the array of the longest distances is formed from each node of the first contour with the nodes of the second contour. The minimum value, equal to the discrete Frechet distance, is calculated for this array. The computational complexity of the discrete Freshet distance algorithm is equal to the product of the line segments number of two polygonal contours.

Окончание на стр. 88

The article also describes the use of the Hausdorff metric. The regions are presented by vertices arrays of arcwise segments of the external boundary. Projections of the first region vertices to the second region are calculated. The maximum value distance is formed from this array. Similarly, the projections of the second region vertices on the first region are found and the maximum value of these distances is calculated. Then, the Hausdorff distance between regions is equal to the maximum of two maximums. The complexity of the Hausdorff distance algorithm is equal to the sum of the number of arcwise segments of two polygonal regions. The Gromov – Hausdorff metric is used for calculation of the shortest distance between regions images. This metric performs isometric transformations (parallel transfer, rotation) of the two given regions for obtaining their maximum superposition. The work discusses the isometric transformation algorithm as well as superposes the mass centers of two regions.

The next step is calculating and superposition of two maximum chords regions.

The Gromov – Fresh metric calculates the minimum distance between the contours. The shortest distance between two given images is equal to the smallest sum of distances between contours and regions with given weight ratios.

Results. The algorithms to determine the Freshet, Gromov – Freshet, Hausdorff and Gromov – Hausdorff distances for convex contours and regions are developed. The software tool is designed and developed, and computer experiments are made. The software system is developed on Delphi programming language and is oriented on Windows based workstations. The system is used for morphometric research of breast cancer histological images.

Conclusion. The algorithms based on the metrics for estimating the quality of image segmentation are developed. It is possible to combine segmentation algorithms to ensure minimum error segmentation. Further we are going to research the development of parallel algorithms for calculating distances and improved metrics for the effective estimating of distances. The software is developed under the state budget theme «Intelligent system for diagnosing various forms of breast cancer based on analysis of histological and cytological images» (№ 0112U000736).

