

МИНИМИЗАЦИЯ РАЗМЕРНОСТИ ПРИЗНАКОВОГО ПРОСТРАНСТВА ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СО СЛОЖНОЙ ТЕКСТУРОЙ¹

Аннотация. Рассмотрены два подхода к проблеме минимизации размерности признакового пространства. Приведены результаты апробации данных подходов. Выделен наиболее эффективный применительно к рассматриваемой проблеме подход.

Ключевые слова: полутоночные изображения со сложной текстурой, стохастическая геометрия, триплетный признак, минимизация размерности признакового пространства.

Abstract. Examined are two approaches to feature space dimension minimization. The approaches approbation results are presented. The most efficient approach is found for problem considered.

Keywords: complex halftone texture images, stochastic geometry, triple feature, features space dimension reduction.

Введение

В силу того что изображения со сложной текстурой содержат множество объектов, относящихся к различным видам, каждый из которых обладает своими собственными значимыми характеристиками, задача формирования признаков существенно усложняется.

Аппарат стохастической геометрии предлагает универсальный метод, позволяющий автоматически, без непосредственного участия эксперта, генерировать большое число признаков, являющихся математической абстрактной характеристикой изображения. Опора на большое количество признаков повышает надежность распознавания. Эффективность аппарата стохастической геометрии была подтверждена в работах [1, 2].

С позиции данного метода признаки изображений имеют структуру в виде композиции трех функционалов [1]:

$$\Pi(F) = \Theta \circ P \circ T(F \cap l(\rho, \theta)), \quad (1)$$

где ρ, θ – нормальные координаты сканирующей прямой $l(\rho, \theta)$, с которыми связаны функционалы P и Θ соответственно; функционал T связан с параметром t , задающим точку на сканирующей прямой $l(\rho, \theta)$; $F(x, y)$ – функция изображения на плоскости (x, y) .

В связи с характерной структурой такие признаки были названы триплетными. Функционал T называют trace-функционалом, P – диаметральным функционалом, Θ – круговым функционалом. Функционалы T , P и Θ выбираются из различных областей математики: теории вероятности, математической статистики, теории рядов и фракталов, стохастической геометрии и т.д. Таким образом, триплетные признаки сохраняют следы генезиса соответствующих областей математики, чем объясняется гибкость и интеллектуаль-

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 09-07-00089.

ность алгоритмов распознавания, базирующихся на триплетных признаках. Данный подход позволяет получать признаки, не зависящие от движений изображения и линейных деформаций, т.е. от аффинных преобразований изображения. Кроме того, могут быть получены признаки, которые простым образом зависят от указанных преобразований. Триплетные признаки подробно описаны в [2].

Построение триплетного признака происходит следующим образом (рис. 1). Изображение сканируется всевозможными сканирующими прямыми, определяемыми своими нормальными координатами ρ и θ . На каждой прямой выделяются однородные по яркости отрезки, характеристикой которых является некоторое действительное число (например, длина отрезка). Множеству полученных характеристик отрезков данной прямой функционал T ставит в соответствие действительное число. Таким образом, для всех возможных сканирующих прямых получим матрицу значений функционала T , элемент $T(t, \rho_i, \theta_j)$ которой соответствует сканирующей прямой с i -м значением параметра ρ и j -м значением параметра θ . Далее функционал P множеству элементов столбца полученной матрицы ставит в соответствие действительное число. Таким образом, для всех столбцов матрицы получим вектор значений функционала P . Функционал Θ множеству элементов полученного вектора ставит в соответствие некоторое действительное число, которое равно значению искомого признака.

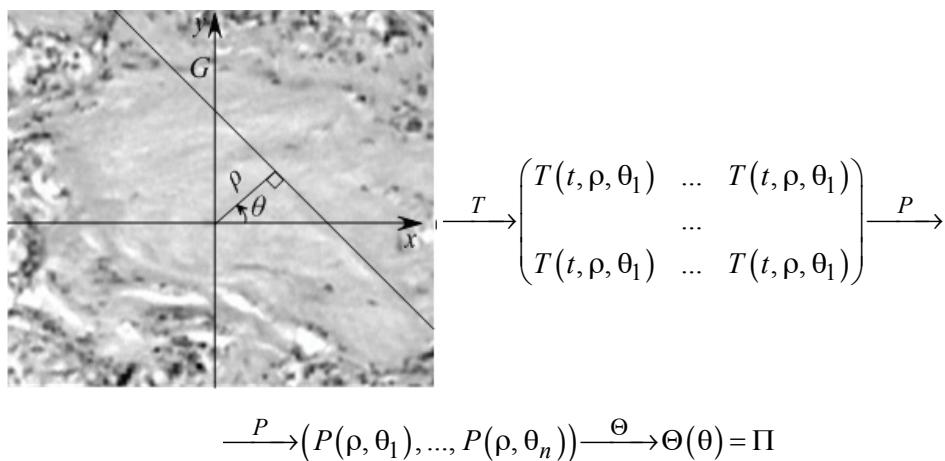


Рис. 1. Построение триплетного признака изображения

Исходная система признаков независимо от числа ее элементов, как правило, избыточна и включает признаки, не влияющие на классификацию или дублирующие друг друга. Вычислительная сложность получения значений большого числа признаков для каждого распознаваемого изображения, сложность построения решающей процедуры при таком числе признаков, а также неустойчивость результата, связанная с учетом значений неинформативных признаков, обусловливает целесообразность минимизации признакового пространства.

Минимизация признакового пространства заключается в определении минимального набора эффективных поисковых признаков. Для решения данной проблемы могут использоваться различные преобразования и разложе-

ния, например, преобразование Фурье, использование коэффициентов Каруна – Лоева, использование методов факторного анализа. В настоящей статье рассмотрены два подхода к проблеме минимизации признакового пространства: подход на основе методов кластеризации множеств и статистический подход. Наиболее эффективный из них применительно к рассматриваемой проблеме определен нами в ходе эксперимента.

1. Подход на основе методов кластеризации множеств

Согласно данному подходу множество признаков представляется в виде векторного пространства, в котором не все измерения в равной степени важны. Тогда задача минимизации сводится к сокращению размерности этого пространства.

Рассмотрим l изображений первого класса и m изображений второго класса. Пусть n – мощность исходного признакового пространства. Каждому изображению в признаковом пространстве соответствует точка, координатами которой являются значения признаков $\Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_n$ для данной текстуры. Пусть A – множество точек в признаковом пространстве, соответствующих изображениям первого класса; B – множество точек, соответствующих изображениям второго класса.

Рассматриваемый метод кластеризации множеств заключается в выборе такого преобразования исходного пространства, в результате которого максимизируются расстояния между множествами A и B и минимизируются расстояния внутри множеств. Добиться требуемой группировки точек множеств A и B в новом пространстве можно посредством линейного преобразования, матрица которого имеет вид

$$W = \begin{pmatrix} w_{11} & \dots & w_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & \dots & w_{nn} \end{pmatrix},$$

где $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$ – весовые коэффициенты измерения, соответствующего i -му признаку.

Назначение весов w_{ij} происходит при последовательном попарном сравнении значимостей признаков Π_i и Π_j , где $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$. Чем меньше расстояние между координатами по оси, соответствующей признаку Π_i , точек одного класса и чем больше расстояние между координатами точек разных классов, тем больше значимость признака Π_i . Измерению с большей значимостью следует назначить больший вес. Таким образом, $w_{ij} = w_{kk}$, где $w_{kk} = \max\{w_{ii}, w_{jj}\}$.

Пусть, например, признаку Π_1 в признаковом пространстве соответствует измерение x_1 , признаку Π_2 – x_2 . Проекция точек множеств A и B на плоскость x_1Ox_2 показана на рис. 2. Координаты точек множеств A и B по оси Ox_1 лежат в интервалах $[x_{11}, x_{12}]$ и $[x_{13}, x_{14}]$ соответственно, по оси Ox_2 – в интервалах $[x_{21}, x_{22}]$ и $[x_{23}, x_{24}]$ соответственно. Отрезки $[x_{11}, x_{12}]$ и $[x_{13}, x_{14}]$ не пересекаются, в отличие от $[x_{21}, x_{22}]$ и $[x_{23}, x_{24}]$, длины $x_{12} - x_{11}$ и $x_{14} - x_{13}$ меньше длин $x_{22} - x_{21}$ и $x_{24} - x_{23}$. Следовательно, значимость признака Π_1 больше значимости признака Π_2 . Таким образом, $w_{11} > w_{22}$. Тогда $w_{12} = w_{11}$.

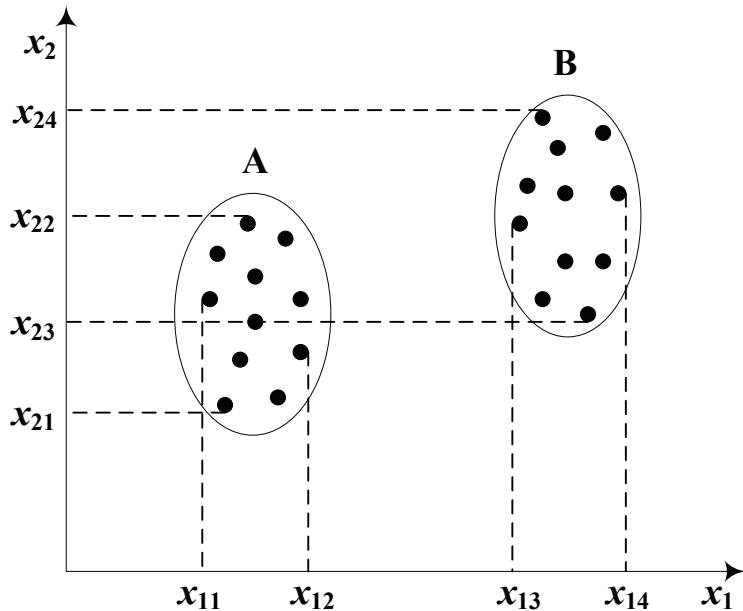


Рис. 2. Пример определения весовых коэффициентов признаков

Назначение веса w_{kk} признака Π_{kk} производится следующим образом [3]:

1. В случае допущения $\sum_{k=1}^n w_{kk} = 1$ весовой коэффициент признака определяется по формуле

$$w_{kk} = \frac{1}{\sigma_k^2 \sum_{k=1}^n \frac{1}{\sigma_k^2}}.$$

2. В случае допущения $\prod_{k=1}^n w_{kk} = 1$ весовой коэффициент признака определяется выражением

$$w_{kk} = \frac{1}{\sigma_k} \left(\prod_{j=1}^n \sigma_j \right)^{\frac{1}{n}},$$

где σ_k – среднеквадратическое отклонение расстояния между k -ми координатами точек одного класса.

Для определения малоинформационных или избыточных признаков следует привести матрицу линейного преобразования к диагональному виду. Тогда элементами ее главной диагонали будут несмещенные оценки выборочной дисперсии, по которым можно выделить признаки, имеющие малую (или наоборот большую) дисперсию. Выделенные таким образом признаки и есть малоинформационные или избыточные.

2. Статистический подход

Рассмотрим множество $C = A \cup B$, состоящее из n изображений класса A и m изображений класса B . Выберем подмножества $A' \subset A$ (мощность которого $\frac{n}{2}$) и $B' \subset B$ (мощность которого $\frac{m}{2}$) для обучения системы, т.е. для определения степени значимости каждого признака, оставшиеся подмножества – для испытания обученной системы.

Обозначим Π_{klm} – признак, вычисленный путем комбинации k -го trace-функционала с l -м диаметральным функционалом и m -м круговым функционалом. Его значение для изображения класса A и экземпляра s этого класса обозначим Π_{klm}^{As} , соответственно для класса B и экземпляра s этого класса обозначим Π_{klm}^{Bs} . Вычисляем среднее значение этого признака для всех образцов изображений для обучения:

$$m_{klm} = \frac{2}{n+m} \left(\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} \Pi_{klm}^{Ai} + \sum_{j=1}^{\frac{m}{2}} \Pi_{klm}^{Bj} \right).$$

Стандартное отклонение этого признака по всем классам имеет вид

$$\sigma_{klm} = \sqrt{\frac{2}{n+m} \left(\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} (\Pi_{klm}^{Ai} - m_{klm})^2 + \sum_{j=1}^{\frac{m}{2}} (\Pi_{klm}^{Bj} - m_{klm})^2 \right)}.$$

Признак является эффективным для распознавания изображений, если его значение устойчиво, когда экземпляр текстуры заменяется на другой элемент того же класса. Таким образом, мы определяем среднюю меру стабильности для каждого признака и измеряем ее с использованием дисперсии значений признаков по всему множеству C :

$$q_{klm} = \frac{1}{\sigma_{klm}} \sqrt{\frac{2}{n+m} \left(\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}-1} \sum_{h=i+1}^{\frac{n}{2}} (\Pi_{klm}^{Ah} - \Pi_{klm}^{Ai})^2 + \sum_{j=1}^{\frac{m}{2}-1} \sum_{t=j+1}^{\frac{m}{2}} (\Pi_{klm}^{Bt} - \Pi_{klm}^{Bj})^2 \right)}.$$

Чем меньше q_{klm} , тем более подходящим является признак Π_{klm} [4]. Мы можем установить порог Q , который позволит нам назначить вес признакам:

$$\omega_{klm} = \begin{cases} Q - q_{klm}, & \text{если } q_{klm} \leq Q, \\ 0, & \text{если } q_{klm} > Q. \end{cases}$$

Таким образом, информативными будут те признаки, вес которых не равен нулю.

3. Эксперимент

Сравнение эффективности двух подходов к проблеме минимизации признакового пространства проводилось на примере текстур гистологических изображений (рис. 3). Нетрудно заметить, что гистологические изображения имеют сложную текстуру.

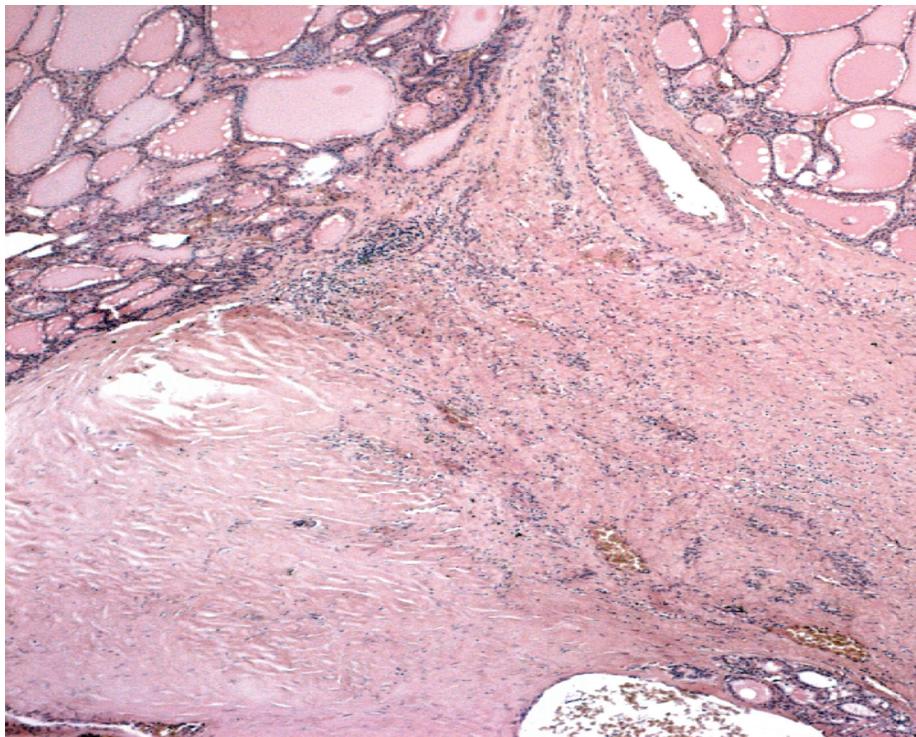


Рис. 3. Изображение гистологического препарата

Гистологические изображения получают под микроскопом в диапазоне 50–1000-кратного увеличения, при этом каждый шаг увеличения дает свою долю диагностической информации. При 50-кратном увеличении основным выделяемым объектом является фиброзная ткань, отсечение которой необходимо для дальнейшей обработки фолликул.

Для формирования признаков фиброзной ткани нами использовалось ее полутонаовое изображение. Обучающая выборка состояла из 80 гистологических текстур двух видов: фиброзная ткань и гистологические изображения, не содержащие фиброз. Для тестирования системе было представлено 100 гистологических текстур.

Теория распознавания, основанная на аппарате стохастической геометрии и функциональном анализе, ранее применялась лишь к бинарным изображениям, причем формируемые признаки изображений являлись их геометрической характеристикой. В настоящей же задаче мы имеем дело с полутонавыми изображениями, которые, в отличие от бинарных, имеют две группы значимых характеристик: геометрическую и яркостную. Поэтому для классификации полутонаовых текстур целесообразно построить распознавающую систему, учитывающую как геометрические, так и яркостные особенности изображения.

Для решения поставленной задачи были выделены две группы тройственных признаков:

- 1) признаки, характеризующие геометрические особенности изображения;
- 2) признаки, характеризующие яркостные особенности изображения.

Признаки первой и второй группы имеют одинаковую трехфункциональную структуру вида (1). Отличие между ними заключается лишь в подходе к заданию характеристик однородных по яркости отрезков сканирующих прямых. Для построения признаков, характеризующих геометрические особенности изображения, однородным по яркости отрезкам сканирующих прямых ставится в соответствие некоторая геометрическая величина (например, длина отрезка). Для построения признаков, характеризующих яркостные особенности изображения, однородным по яркости отрезкам сканирующих прямых ставится в соответствие некоторая яркостная величина (например, средняя яркость отрезка).

Границы однородных по яркости отрезков сканирующей прямой для полутоновых изображений, в отличие от бинарных, определяются неоднозначно. В эксперименте был применен следующий метод обнаружения границ однородных по яркости отрезков сканирующей прямой, пересекающей полутоновую текстуру:

- 1) определялась яркость в каждой точке сканирующей прямой $I(\rho, \theta)$;
- 2) по этим данным формировалась функция яркости $I(x)$ для данной прямой;
- 3) вычислялось значение производной функции яркости $\frac{dI}{dx}$. По ее экстремумам определялись резкие перепады яркости, т.е. граничные точки однородных по яркости отрезков сканирующей прямой $I(\rho, \theta)$.

Принцип выделения однородных по яркости отрезков сканирующей прямой демонстрируется на рис. 4.

Как видно из рис. 4, выбранный метод позволяет с достаточной точностью определять границы однородных по яркости отрезков сканирующей прямой.

После автоматической генерации получено 1000 признаков. Путем процедуры минимизации, основанной на методах кластеризации, было выбрано 48 информативных признаков, весовые коэффициенты которых не меньше 0,5. Приведем некоторые из них:

$$\Pi_1 = \Theta_8 \circ P_3 \circ T_6,$$

где $T_6 = \max_i(t_{i+1} - t_i) - \min_i(t_{i+1} - t_i)$, t_i – границы однородных по яркости отрезков; $P_3 = \frac{\sum_i T_{ij} \cdot \rho_i}{\sum_i T_{ij}}$; $\Theta_8 = \min_j P_j$;

$$\Pi_2 = \Theta_5 \circ P_4 \circ T_7,$$

где $T_7 = \sum_i ((t_{i+3} - t_{i+2}) - (t_{i+1} - t_i))^2$; $P_4 = \max_i T_{ij}$; $\Theta_5 = \max_j P_j$;

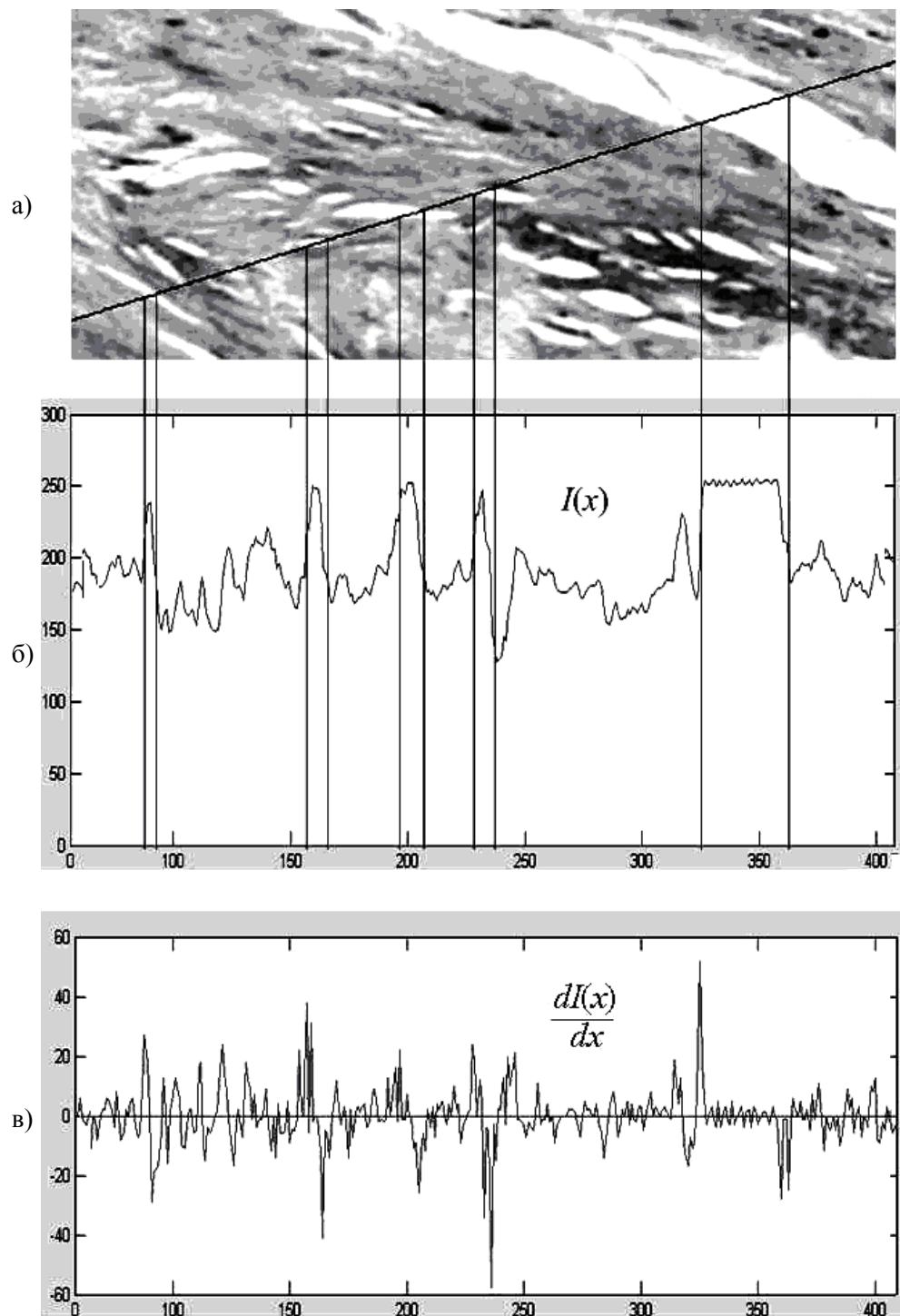


Рис. 4. Текстура фиброзной ткани со сканирующей прямой $l(\rho, \theta)$ (а);

функция яркости $I(x)$ (б); производная функции яркости $\frac{dI}{dx}$
вдоль сканирующей прямой $l(\rho, \theta)$ (в)

$$\Pi_3 = \Theta_3 \circ P_4 \circ T_8,$$

$$\text{где } T_8 = \sum_i |(t_{i+3} - t_{i+2}) - (t_{i+1} - t_i)|; \Theta_3 = \sqrt{\sum_j P_j^2};$$

$$\Pi_4 = \Theta_4 \circ P_5 \circ T_7,$$

$$\text{где } P_5 = \max_i T_{ij} - \min_i T_{ij}; \Theta_4 = \sum_j P_j;$$

$$\Pi_5 = \Theta_3 \circ P_5 \circ T_8.$$

Путем процедуры минимизации, основанной на статистическом методе, выбрано 39 информативных признаков, весовые коэффициенты которых не меньше 0,5. К их числу относятся:

$$\Pi_1 = \Theta_2 \circ P_7 \circ T_7,$$

$$\text{где } P_7 = \sum_i (T_{i+1j} - T_{ij})^2; \Theta_2 = \sum_j |P_{j+1} - P_j|;$$

$$\Pi_2 = \Theta_3 \circ P_9 \circ T_7,$$

$$\text{где } P_9 = \min_i T_{ij};$$

$$\Pi_3 = \Theta_2 \circ P_8 \circ T_8,$$

$$\text{где } P_8 = \sum_i |T_{i+1j} - T_{ij}|;$$

$$\Pi_4 = \Theta_3 \circ P_9 \circ T_8, \Pi_5 = \Theta_9 \circ P_9 \circ T_8,$$

$$\text{где } \Theta_9 = \sum_j P_j \cdot \Delta\theta.$$

Решающая процедура была построена с учетом весовых коэффициентов каждого информативного признака. Ее суть заключается в следующем. Обозначим A – множество изображений фиброзной ткани, B – множество гистологических изображений, не содержащих фиброзную ткань, t – тестовое гистологическое изображение. Расстояние между тестовым образцом и множеством A есть

$$d(t, A) = \sum_{klm} \frac{\omega_{klm}}{\sigma_{klm}} \left| \Pi_{klm}^t - m_{klm}^A \right|,$$

$$\text{где } m_{klm}^A = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^2 \Pi_{klm}^{Ai}.$$

Тестовое изображение относят к множеству A , если $d(t, A) < d(t, B)$.

Проведенный эксперимент показал, что средняя ошибка классификации для информативных признаков, выделенных с использованием метода кластеризации, составляет 1,6 %, для признаков, выделенных статистическим методом, – 0,3 %.

Полученный результат говорит о том, что для минимизации размерности признакового пространства полутоночных изображений со сложной текстурой целесообразно применять рассмотренный статистический метод.

Заключение

Для распознавания полутоночных изображений со сложной текстурой метод стохастической геометрии позволяет автоматически, без непосредственного участия эксперта генерировать большое число признаков, что повышает надежность распознавания. Минимизация размерности признакового пространства, основанная на рассмотренном статистическом методе, обнаруживает высокую эффективность применительно к распознаванию полутоночных изображений со сложной текстурой.

Список литературы

1. **Федотов, Н. Г.** Теория признаков распознавания образов на основе стохастической геометрии и функционального анализа / Н. Г. Федотов. – М. : Физматлит, 2009. – 304 с.
2. **Федотов, Н. Г.** Теория распознавания и понимания образов на основе стохастической геометрии / Н. Г. Федотов, Л. А. Шульга // Искусственный интеллект. – 2002. – № 2. – С. 282–289.
3. **Федотов, Н. Г.** Интеллектуальная система поиска биометрических изображений в базе данных на основе стохастической геометрии / Н. Г. Федотов, Д. А. Курынов, А. Г. Петренко, А. С. Кольчугин, О. А. Смолькин // Надежность и качество : труды Международного симпозиума. – Пенза : Информационно-издательский центр ПензГУ, 2006. – Т. 2. – С. 245–247.
4. **Kadyrov, A.** Texture classification with thousands of features / A. Kadyrov, A. Talebpour, M. Petrou // British Machine Vision Conference (2–5 September, 2002). – Cardiff, 2002. – V. 2. – P. 656–665.

Федотов Николай Гаврилович

доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой экономической
кибернетики, Пензенский
государственный университет

E-mail: fedotov@pnzgu.ru

Fedotov Nikolay Gavrilovich

Doctor of engineering sciences, professor,
head of sub-department of economical
cybernetics, Penza State University

Мокшанина Дарья Алексеевна

аспирант, Пензенский
государственный университет

E-mail: daria-a-m@yandex.ru

Mokshanna Darya Aleskeevna

Postgraduate student,
Penza State University

УДК 681.39; 007.001.362

Федотов, Н. Г.

Минимизация размерности признакового пространства при распознавании полутоночных изображений со сложной текстурой / Н. Г. Федотов, Д. А. Мокшанина // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2010. – № 1 (13). – С. 54–63.