

## ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ МОРФОЛОГИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ДИАГНОСТИРОВАНИИ ОНКОЛОГИЧЕСКИХ ПАТОЛОГИЙ

**Аннотация.** Рассмотрена оптимизация набора градаций яркости пикселей изображений морфологии тканей пациентов, полученных при диагностировании онкопатологий. Исследовано влияние набора градаций яркости пикселей на функциональную эффективность обучения системы распознавания изображений онкологических заболеваний. Установлено, что изменение набора яркости пикселей рецепторного поля увеличивает значение критерия функциональной эффективности и, как результат, достоверность распознавания.

**Ключевые слова:** набор градаций яркости пикселей, информационно-экстремальная интеллектуальная технология, система поддержки принятия решений, обучение, распознавание, онкологическая патология.

### ВВЕДЕНИЕ

Основные трудности распознавания морфологических изображений тканей пациентов, полученных по методу биопсии, вызваны влиянием фоновых помех изображений и модельностью известных методов распознавания. Например, в методах обработки и анализа изображений, рассмотренных в работах [1, 2], отсутствует интеллектуальная составляющая, моделирующая свойственные человеку когнитивные процессы принятия решений. При этом известные методы распознавания, основанные на машинном обучении, как правило, игнорируют априорно нечеткое разбиение классов распознавания и не учитывают произвольных начальных условий формирования изображений [3]. Для повышения функциональной эффективности систем распознавания изображений медицинских и биологических объектов перспективным является использование идей и методов информационно-экстремальной интеллектуальной технологии (ИЭИ-технологии) [4–6], которая базируется на максимизации информационной способности обучаемой системы поддержки принятия решений (СППР), являющейся основной составляющей интеллектуальной компьютеризированной системы диагностирования. В работах [7, 8] рассмотрена оптимизация пороговых параметров яркости пикселей морфологических изображений, что позволило повысить полную вероятность правильного распознавания. Однако авторам не удалось исключить влияния фоновых помех на достоверность распознавания ввиду высокой корреляции яркостных параметров.

В статье рассматривается информационно-экстремальный алгоритм обучения СППР с оптимизацией набора информативных градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений тканей пациентов для диагностирования онкологических патологий.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим формализованную постановку задачи информационного синтеза обучающейся СППР для распознавания онкопатологий по морфологическим изображениям. Пусть задан априорно нечеткий алфавит классов распознавания  $\{X_m | m = 1, M\}$ , который состоит из полученных по результатам биопсии изображений морфологии тканей пациентов с различными онкологическими пато-

логиями. Известна обучающая матрица яркости изображений  $\|y_{m,i}^{(j)}\|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$ , где  $N, n$  — количество признаков и векторов-реализаций классов распознавания соответственно. Строка матрицы  $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$  определяет  $j$ -й вектор-реализацию изображения (далее просто реализация), а столбец матрицы  $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$  — обучающую выборку из генеральной совокупности значений  $i$ -го признака. Известен структурированный вектор параметров обучения СППР  $g = \langle x_m, d_m, \delta, s \rangle$ , где  $x_m$  — эталонный вектор, определяющий геометрический центр контейнера класса  $X_m$ , восстанавливаемого в процессе обучения в радиальном базисе пространства признаков распознавания;  $d_m$  — радиус контейнера класса  $X_m$ ;  $\delta$  — параметр поля системы контрольных допусков на признаки распознавания,  $\delta \in [0; \delta_n / 2]$ , где  $\delta_n$  — поле нормированных допусков на признаки распознавания;  $s$  — набор значений градаций яркости пикселей рецепторного поля морфологических изображений,  $s \in [0; 255]$ .

Необходимо на этапе обучения СППР найти оптимальные значения координат вектора  $g$  (параметров обучения), которые обеспечат максимум усредненно-го по алфавиту классов распознавания информационного критерия функциональной эффективности (КФЭ) обучения СППР:

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E} E_m, \quad (1)$$

где  $E_m$  — информационный КФЭ обучения системы распознавания реализации класса  $X_m$ ;  $G_E$  — рабочая (допустимая) область определения функции информационного КФЭ.

#### МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ СППР

Входное математическое описание обучающей СППР представим в виде структуры

$$\Delta = \langle G, T, \Omega, Z, \Theta, Y, X, \Phi_1, \Phi_2, \Phi_3 \rangle,$$

где  $G$  — пространство факторов, влияющих на обучение СППР;  $T$  — множество моментов времени снятия информации;  $\Omega$  — пространство признаков распознавания;  $Z$  — пространство возможных функциональных состояний СППР;  $\Theta$  — пространство входных реализаций образов;  $Y$  — входное выборочное множество (входная обучающая матрица яркости изображений);  $X$  — бинарная обучающая матрица яркости;  $\Phi_1: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow \Theta$  — оператор формирования реализаций образов;  $\Phi_2: \Theta \rightarrow Y$  — оператор формирования выборочного множества (многомерной обучающей матрицы)  $Y$ ;  $\Phi_3: Y \rightarrow X$  — оператор формирования бинарной обучающей матрицы  $X$ .

На рис. 1 представлена категорийная модель в виде диаграммы отображения множеств, используемых в процессе обучения СППР с оптимизациями набора информативных значений градаций яркости пикселей рецепторного поля морфологических изображений и системы контрольных допусков (СКД) на признаки распознавания. Здесь оператор  $\theta: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  строит в общем случае нечеткое разбиение  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  пространства признаков на классы распознавания, а оператор классификации  $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$  проверяет основную статистическую гипотезу о принадлежности реализаций  $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$  классу  $X_m$  и формирует множество гипотез  $I^{|l|}$ , где  $l$  — ко-

личество статистических гипотез. Оператор  $\gamma: I^{|I|} \rightarrow \mathfrak{S}^{|q|}$  путем оценки статистических гипотез формирует множество точностных характеристик  $\mathfrak{S}^{|q|}$ , где  $q = I^2$  — количество точностных характеристик. Оператор  $\varphi: \mathfrak{S}^{|q|} \rightarrow E$  вычисляет множество значений информационного КФЭ, который является функционалом от точностных характеристик. Контур диаграммы, отображающий операторы  $\psi, \gamma, \varphi$  и  $d$ , оптимизирует геометрические параметры разбиения  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  путем поиска глобального максимума КФЭ (1) в рабочей (допустимой) области определения его функции. Оптимизация системы контрольных допусков  $D$  проводится по итерационной процедуре, где задействованы операторы  $\theta, \psi, \gamma, \varphi, \delta_1$  и  $\delta_2$ . Контур оптимизации набора  $S$  информативных градаций яркости пикселей замыкается операторами фильтрации изображений  $s_1: E \rightarrow S$  и  $s_2: S \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ .

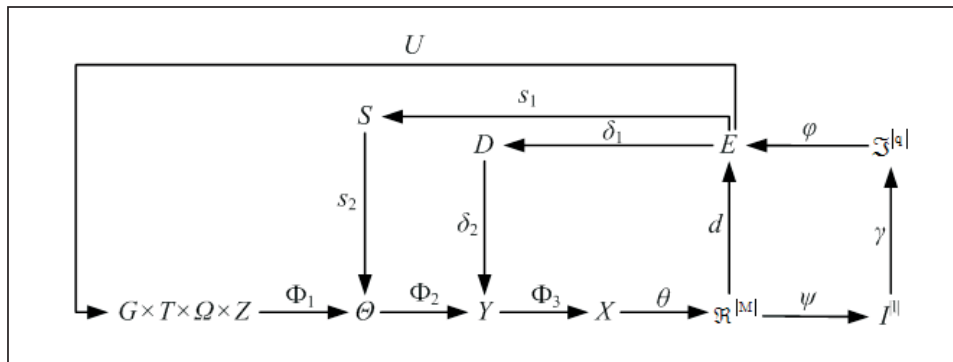


Рис. 1

Оптимизация набора информативных значений градаций яркости пикселей морфологических изображений в соответствии с диаграммой отображения множеств (см. рис. 1) осуществляется тремя циклами в итерационной процедуре поиска глобального максимума усредненного по алфавиту классов распознавания информационного КФЭ (1) в рабочей (допустимой) области определения его функции

$$S^* = \max_{G_S} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E} \bar{E} \} \}, \quad (2)$$

где  $G_S, G_\delta, G_E$  — области допустимых значений наборов градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений, поля контрольных допусков на признаки распознавания и значений КФЭ соответственно.

Информационно-экстремальный алгоритм (2) обучения диагностической СППР состоит из следующих основных этапов:

- 1) обработка изображений в полярных координатах и формирование обучающей матрицы яркости изображений;
- 2) на каждом шаге обучения последовательное исключение одной или группы градаций из первоначального полного набора градаций яркости пикселей;
- 3) итерационный поиск на каждом шаге обучения глобального максимума КФЭ (1) в рабочей области определения его функции;
- 4) при достижении максимального значения КФЭ в его рабочей области определение оптимальных (в информационном смысле) наборов  $S^*$  значений градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений, системы параметров  $\{\delta^*\}$  полей контрольных допусков на признаки распознавания и геометрические параметры контейнеров классов распознавания.

С целью обеспечения инвариантности алгоритма распознавания к деформации изображений типа смещение, поворот и изменения масштаба осуществлялась обработка входных изображений в полярной системе координат по формуле

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (3)$$

где  $\Theta_j$  — усредненное значение соответствующей составляющей цветового пространства RGB по пикселям, принадлежащим окружности считывания  $j$ -го радиуса,  $j=0, R$ ;  $\theta_i$  — значение одной из составляющих RGB в  $i$ -м пикселе;  $N_j$  — общее количество пикселей в  $j$ -й окружности считывания.

В результате обработки изображения по формуле (3) формируется его входная реализация в виде трех усредненных значений RGB-составляющих по радиусам окружностей считывания яркости пикселей рецепторного поля. Дискретные значения входной функции яркости изображения формируют реализацию входной многомерной обучающей матрицы, которая согласно ИЭИ-технологии отображается в пространство Хэмминга. Переход в пространство Хэмминга позволяет адаптировать в процессе обучения входное математическое описание путем допустимых преобразований бинарной обучающей матрицы с целью построения достаточно достоверных решающих правил.

В процедуре (2) внутренний итерационный цикл вычисляет на каждом шаге обучения значения информационного критерия (1), осуществляет поиск его глобального максимума в рабочей области и определяет оптимальные значения геометрических параметров восстанавливаемых контейнеров классов распознавания, формирующих используемые в режиме экзамена решающие правила.

В качестве критерия оптимизации параметров обучения будем рассматривать модификацию информационного критерия Кульбака, которая для двухальтернативных решений имеет вид [4, 5]

$$E_m^{(k)} = \log_2 \frac{2 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \cdot [1 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})], \quad (4)$$

где  $\alpha_m^{(k)}$ ,  $\beta_m^{(k)}$  — ошибки первого и второго рода соответственно, вычисленные на  $k$ -м шаге обучения при соответствующих наборах значений градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений.

Оптимизация системы контрольных допусков на признаки распознавания в процедуре (2) осуществляется по параллельно-последовательному алгоритму; при этом в процессе параллельной оптимизации определяются квазиоптимальные контрольные допуски, которые принимаются в качестве стартовых для процедуры последовательной оптимизации. Это позволяет существенно повысить оперативность алгоритма обучения, поскольку последовательная оптимизация контрольных допусков на признаки распознавания осуществляется только в рабочей области определения функции критерия (4).

#### РЕЗУЛЬТАТЫ ФИЗИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Рассмотрим реализацию описанного выше алгоритма обучения СППР на примере распознавания морфологических изображений тканей пациентов, полученных по методу биопсии, для трех патологий: класс  $X_1$  — мастопатия, класс  $X_2$  — рак, класс  $X_3$  — фиброаденома. Для формирования обучающей матрицы было обработано в полярных координатах по 30 изображений размера  $50 \times 50$  пикселей для каждого класса распознавания.

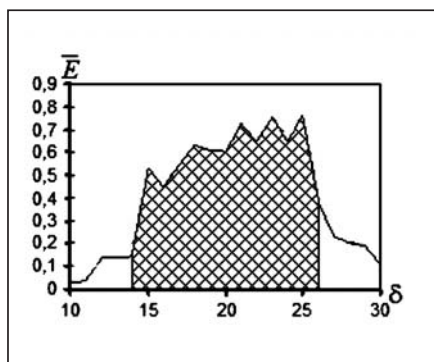


Рис. 2

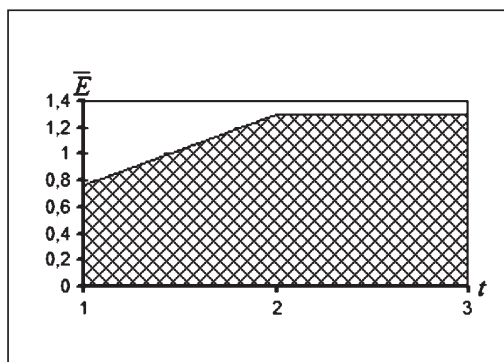


Рис. 3

Вначале был реализован алгоритм обучения диагностической СППР без оптимизации набора информативных значений градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений в виде процедуры параллельной оптимизации СКД на признаки распознавания. На рис. 2 показан график зависимости усредненного по трем классам КФЭ (4) от параметра  $\delta$  поля контрольных допусков на признаки распознавания, полученный в процессе параллельной оптимизации, при которой значения контрольных допусков изменяются для всех признаков одновременно. Заштрихованные участки графика обозначают рабочую область определения функции критерия (4), в которой значения ошибок первого и второго рода не превышают вероятности 0,5. Согласно анализу оптимальное значение параметра поля контрольных допусков составляет  $\delta^* = \pm 25$  градаций яркости при максимальном значении КФЭ обучения СППР  $\bar{E}^* = 0,76$ .

С целью повышения функциональной эффективности обучения диагностической СППР был реализован алгоритм последовательной оптимизации СКД. При этом полученные в процессе параллельной оптимизации квазиоптимальные контрольные допуски использовались как стартовые для алгоритма последовательной оптимизации.

На рис. 3 показан график зависимости усредненного по алфавиту классов распознавания КФЭ (4) от числа  $t$  шагов итерации (прогонов) алгоритма последовательной оптимизации контрольных допусков. На втором шаге итерации достигнуто максимальное значение КФЭ обучения, которое составляет  $\bar{E}^* = 1,3$ .

Для повышения функциональной эффективности обучения диагностической СППР был реализован описанный выше алгоритм обучения с оптимизацией набора информативных градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений. На рис. 4 показан график последнего прогона (рост КФЭ на последующих прогонах прекратился) процедуры оптимизации набора яркостей, отображающий зависимость усредненного КФЭ (4) от наборов градаций  $s$  яркости пикселей с параллельно-последовательной оптимизацией СКД.

Анализ показывает, что максимальное усредненное значение информационного критерия оптимизации ( $\bar{E}^* = 4,5$ ) получено на 47-м шаге последнего прогона последовательной селекции значений градаций яркости пикселей рецепторного поля. Такой результат почти в четыре раза превышает максимальное значение критерия, полученное при обучении без оптимизаций значений градаций яркости. Общее количество информативных градаций яркости пикселей оптимального набора составило  $s^* = 226$ . Поскольку при последовательной оптимизации в качестве стартовых использовались контрольные допуски, определенные по ре-

результатам параллельной оптимизации, то рабочая область определения функции КФЭ, как видно из рис. 4, существует на всех шагах итерационной процедуры.

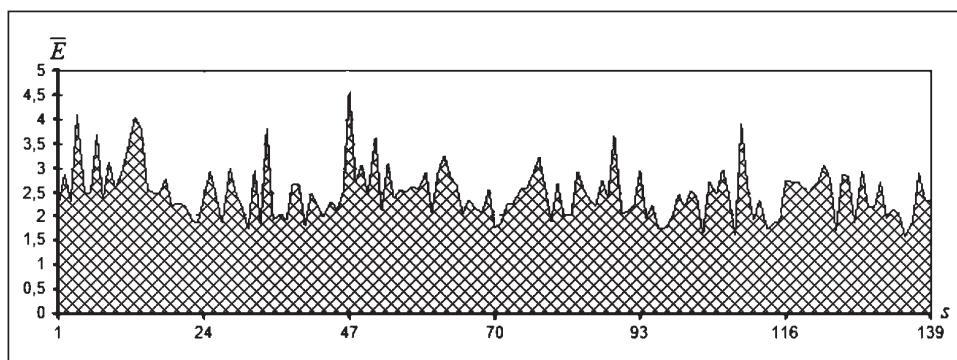


Рис. 4

На рис. 5 представлены графики зависимости информационного КФЭ от радиусов  $d$  сферических контейнеров трех классов распознавания после проведения оптимизации набора информативных значений градаций яркости пикселей рецепторного поля изображений, полученные в процессе параллельно-последовательной оптимизации контрольных допусков на признаки распознавания. Как видим, для класса мастопатии (рис. 5, а) максимальным значением КФЭ является  $E_1^* = 4,5$ , а оптимальный радиус контейнера класса  $X_1$  составляет  $d_1^* = 21$  (здесь и далее в кодовых единицах); для класса рака (рис. 5, б) значение КФЭ достигает своего максимального граничного значения и составляет  $E_2^* = 7,6$ , а оптимальный радиус контейнера класса  $X_2$  составляет  $d_2^* = 22$ ; для класса фиброаденомы (рис. 5, в) максимальным значением КФЭ является  $E_3^* = 1,5$  и оптимальный радиус контейнера класса  $X_3$  составляет  $d_3^* = 26$ . При этом необходимо отметить, что для класса  $X_3$  (рак) построено безошибочное по обучающей матрице решающее правило.

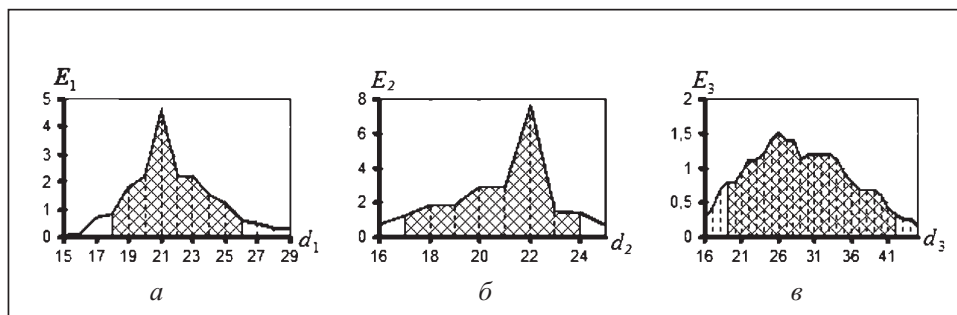


Рис. 5

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей статье рассмотрен один из способов селекции градаций яркости пикселей, которые отображают рецепторное поле морфологии тканей пациентов. Этот способ состоит в фильтрации неинформативных и вызывающих помехи при диагностировании признаков изображений в процессе обучения СППР. Предложенный информационно-экстремальный алгоритм оптимизации набора информативных значений градаций яркости пикселей рецепторного



поля изображений благодаря фильтрации фоновых областей повышает функциональную эффективность обучения системы диагностирования онкопатологий. Использование в контуре алгоритма обучения СППР параллельно-последовательной оптимизации контрольных допусков на признаки распознавания позволяет повысить полную вероятность правильного распознавания изображений. Повышение оперативности алгоритма обучения СППР достигается использованием вычисленных в процессе параллельной оптимизации квазиоптимальных контрольных допусков в качестве стартовых при их последовательной оптимизации, что обеспечивает на каждом шаге итерационной процедуры нахождение значений информационного критерия в рабочей области определения его функции.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Абламейко С. В., Недзвведь А. М. Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине. — Мн.: Объединен. ин-т проблем информатики НАН Беларуси, 2005. — 156 с.
2. Belotserkovsky A., Nedzved A., Ablameyko S., Gurevich I., Salvetti O. Automation of preliminary histological diagnostic of oncological diseases // Proc. of the Intern. Conf. on Advanced Information and Telemedicine Technologies for Health, Minsk, Belarus, 8-10 november 2005, United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus. — Minsk, 2005. — 1. — P. 70–74.
3. Малышевская К. Н. Сегментация аномальных областей на медицинских изображениях при помощи карт Кохонена // Вісник Черкас. держ. технолог. ун-та. — 2010. — № 4. — С. 32–35.
4. Краснополюсовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. — Суми: Вид-во СумДУ, 2004. — 261 с.
5. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем. — Суми: Вид-во СумДУ, 2009. — 171 с.
6. Dovbysh A.S., Martynenko S.S., Kovalenko A.S., Bydnyk N.N. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography // J. Automat. and Inform. Sci. — 2011. — 43(2). — P. 63–70.
7. Шелехов І. В., Руденко М. С. Інформаційно-екстремальний алгоритм оптимізації порогових параметрів яскравості морфологічних зображень при діагностуванні онкопатологій // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. — 2012. — № 3 (55). — С. 94–100.
8. Довбиш А. С., Романюк А. М., Руденко М. С. Ідентифікація кадрів в задачах розпізнавання зображень медичних і біологічних об'єктів // Бионика интеллекта. — 2012. — № 1(78). — С. 53–58.

*Поступила 24.04.2013*