

М. Наджафиан Тумаджани, И.А. Чайковский, А.С. Довбыш,  
В.Н. Будник, С. Джулгам, А.С. Крячок

## **ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ КАРТ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ПЛОТНОСТИ ТОКА В ДИАГНОСТИКЕ ИШЕМИИ МИОКАРДА И НЕКОРОНАРОГЕННЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ СЕРДЦА**

Цель работы — развитие метода распознавания образов, основанного на картах распределения плотности тока. Были отобраны наборы типичных карт в пределах *ST-T* интервала здоровых добровольцев, больных с ишемической болезнью сердца, пациентов с острым миокардитом и миокардитическим кардиосклерозом, а также карты, зарегистрированные в условиях высокого уровня шума. Эти изображения были классифицированы с помощью информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, основанной на методе Кульбака, имеющей размеры в параметрическом пространстве Хемминга. При классификации изображений, входящих в учебную выборку, были получены безошибочные результаты. Была достигнута чувствительность и точность 93 % и 87 % соответственно.

**Введение.** Одним из перспективных неинвазивных и безопасных для пациента и персонала методов регистрации и анализа сердечного магнитного поля является магнитокардиография (МКГ), позволяющая получить принципиально новую информацию о сердечной электрофизиологии в норме и в патологических изменениях. Основным преимуществом МКГ перед методом электрокардиографии является возможность получения дополнительных топологических характеристик сердечно-сосудистой системы. При этом самыми ценными и информативными изображениями данных МКГ являются векторные карты распределения плотности тока. Однако визуальная оценка магнитокардиограмм слишком сложна и требует значительного опыта и высокой квалификации доктора-кардиолога для распознавания данных МКГ. Такая оценка особенно трудна в анализе данных в незащищенном окружении из-за шумовых эффектов. Появившиеся в последние годы методы автоматической классификации данных МКГ [1–6] все еще носят модельный характер и не обладают достаточной специфичностью, поскольку они не являются адаптивными к произвольным начальным условиям формирования магнитокардиограмм. Это — основная причина априорной неопределенности при принятии решений. Основным путем повышения функциональной эффективности магнитокардиографов, по нашему мнению, является построение автоматических систем классификации магнитокардиограмм на основании идей и методов машинного обучения и распознавания образов [7–9]. В работах [10–12] рассматривались алгоритмы классификации в рамках прогрессивной информационно-экстремальной интеллектуальной технологии (ИЭИ-технологии), основанной на максимизации информационной способности компьютеризованной системы диагностирования в процессе ее обучения. Однако при этом авторам не удалось в процессе обучения системы построить безошибочные по

обучающей матрице решающие правила, что в основном объясняется недостаточной информативностью входных данных.

В статье рассматривается проблема распознавания в рамках ИЭИ-технологии четырех наиболее типичных для клинической практики типов магнитокардиографических карт, полученных в условиях наличия шумового окружения.

**Формирование входных данных.** Алфавит классов распознавания состоял из магнитокардиограмм четырех классов, характеризующих контрольную группу с нормальной физиологией и группы пациентов с ишемической болезнью сердца (ИБС), миокардитом или миокардитическим кардиосклерозом и с высокоуровневыми шумами. Исследовались карты во время реполяризации желудочков, т.е. *ST-T* интервала.

Примеры карт четырех классов, отобранные при визуальном анализе репрезентативной базы данных МКГ показаны на рис. 1 и 2.

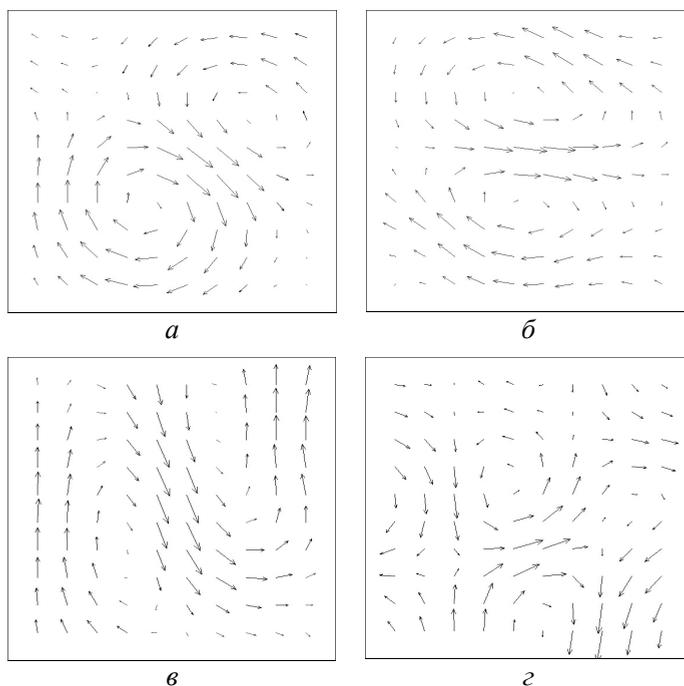


Рис. 1 Типичные карты здоровых добровольцев (*a, б*) и больных ИБС (*в, г*)

Нормальные карты демонстрируют дипольную структуру, т.е., как правило, имеют два приблизительно равных вихря. Имеется только одна область векторов с максимальной длиной, размещенной обычно в центре карты (рис. 1, *a*), и иногда эта область может быть смещена вверх или вниз. На рис. 1, *в* и *г* представлены два различных варианта карт больных ИБС. Эти карты характеризуются недипольной структурой, и присутствует несколько патологических областей векторов большой длины. Карты больных с миокардитом и с высокоуровневыми шумами показаны на рис. 2.

Карты больных с миокардитом или миокардитическим миокардиосклерозом отличаются от карт больных ИБС структурой (топологией), главным образом тем, что патологические области векторов

более протяженны, с нечеткими границами. Карты, зарегистрированные в условиях повышенного уровня шума, характеризуются особенно высокой неоднородностью.

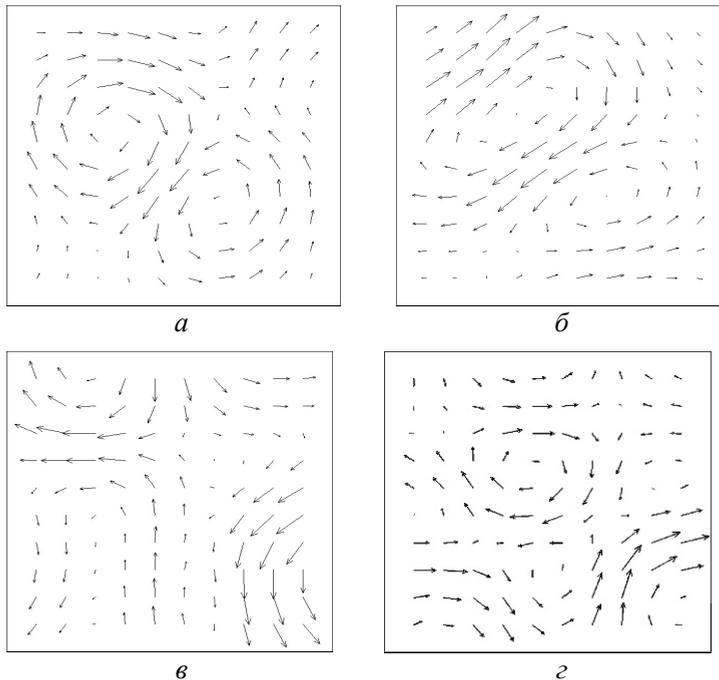


Рис. 2. Типичные карты больных: *a, б* — некоронарогенные заболевания сердца; *в, г* — карты с высоким уровнем шумов

Опытным кардиологом с помощью пакета программ MAGWIN были сформированы четыре вышеназванных класса распознавания, каждый из которых включал по 40 цветных магнитокардиографических карт, в которых длина, угол и яркость векторов рассматривались как признаки распознавания.

Формирование обучающей матрицы рассмотрим на примере изображений здоровых добровольцев (рис. 1, *a, б*) и пациентов с ИБС (рис. 1, *в, г*). С целью обеспечения инвариантности алгоритма классификации к перемещению, повороту и смене масштаба обработка RGB-компонентов изображений осуществлялась в полярных координатах по формуле

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

где  $\Theta_j$  — усредненные значения яркости пикселей изображений, находящихся в окружности считывания  $j$ -го радиуса,  $j = 0, R$ ;  $\theta_i$  — значение яркости  $i$ -го пикселя окружности считывания;  $N_j$  — количество пикселей в окружности считывания  $j$ -го радиуса. Здесь  $R$  — радиус обрабатываемого изображения.

В результате обработки изображений по формуле (1) были получены спектры яркости RGB-компонентов изображений, показанные на рис. 3.

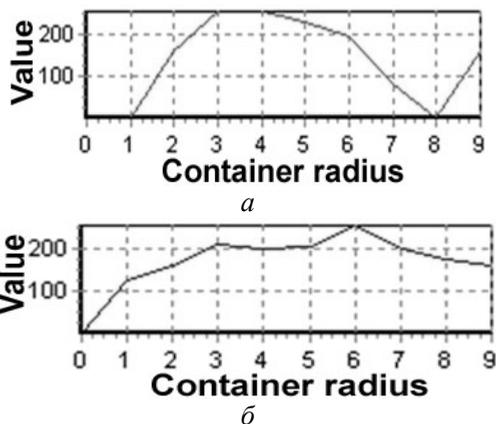


Рис. 3. Графики зависимости усредненного значения яркости пикселей RGB-компонентов изображений от радиуса поляризации:  
*a* — красный компонент для изображения (рис. 1, *a*);  
*б* — синий компонент для изображения (рис. 2, *б*)

С целью увеличения информативности словаря диагностических признаков в него были включены геометрические характеристики векторов распределения плотности тока, определяющие прямоугольники, расположение и площадь которых зависели от длины и направления векторов (рис. 4).

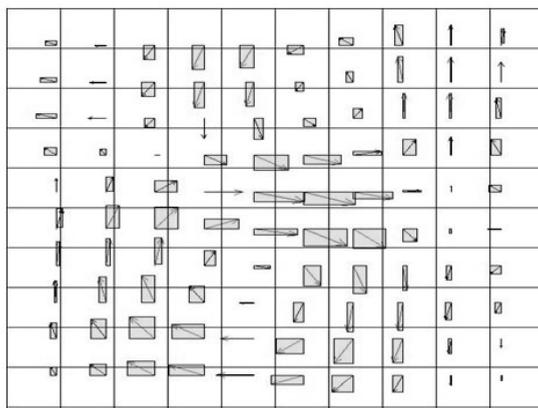


Рис. 4. Представление геометрических характеристик векторов распределения плотности тока

В результате обработки изображений магнитокардиограмм была сформирована многомерная обучающая матрица, в которой каждая строка являлась вектором-реализацией образа и состояла из 400 признаков распознавания: 300 признаков характеризовали яркость RGB-компонентов изображений и 100 признаков описывали топологию карты.

#### Результаты обучения системы классификации магнитокардиограмм

Обучение компьютеризованной системы классификации магнитокардиограмм для выше сформированного алфавита классов распознавания осуществлялось в рамках ИЭИ-технологии с оптимизацией системы контрольных допусков на диагностические признаки [10–12]. При этом алгоритм обучения представлял собой итерационную процедуру поиска глобального максимума информационного критерия функциональной

эффективности (КФЭ) обучения системы классификации в допустимой области определения его функции.

В качестве КФЭ обучения системы классификации магнитокардиограмм применялся модифицированный критерий Кульбака [10, 11].

$$E^{(k)} = \left[ P_t^{(k)} - P_f^{(k)} \right] \cdot \log_2 \frac{P_t^{(k)}}{P_f^{(k)}} = \left| \begin{array}{l} P_t^{(k)} = 0,5D_1 + 0,5D_2; \\ P_f^{(k)} = 0,5\alpha + 0,5\beta. \end{array} \right| =$$

$$= \{ [D_1^{(k)} + D_2^{(k)}] - [\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}] \} \log_2 \left( \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right), \quad (2)$$

где  $P_t, P_f$  — полные вероятности правильного и ошибочного принятия решений соответственно;  $D_1^{(k)}, D_2^{(k)}$  — первая и вторая достоверности, вычисленные на  $k$ -м шаге обучения соответственно;  $\alpha^{(k)}, \beta^{(k)}$  — ошибки первого и второго рода соответственно.

Нормирование критерия (2) осуществлялось по формуле

$$E_H^{(k)} = \frac{E^{(k)}}{E_{\max}^{(k)}(k)}, \quad (3)$$

где  $E_{\max}^{(k)} = E^{(k)}$  при условии, что первая и вторая достоверности принимают максимальное значение, а ошибки первого и второго рода — минимальные.

На рис. 5 показан график зависимости нормированного КФЭ от параметра  $\delta$ , характеризующего ширину симметричного поля контрольных допусков на признаки распознавания, полученный в процессе параллельной оптимизации системы контрольных допусков на признаки распознавания, когда контрольные допуски на все диагностические признаки изменялись на каждом шаге обучения системы поддержки принятия решений одновременно.

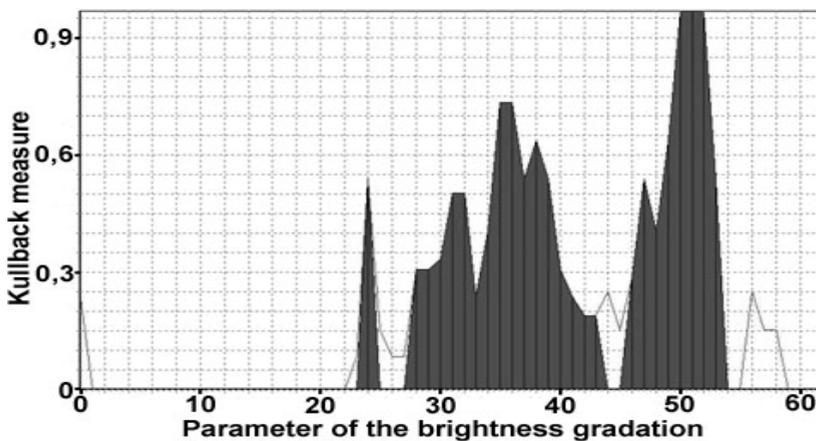


Рис. 5. График зависимости нормированного критерия Кульбака (3) от параметра  $\delta$  для четырех классов распознавания

На рис. 5 темным цветом обозначены рабочие (допустимые) области определения функции (2), в которых первая и вторая достоверности превышают соответственно ошибки первого и второго рода. Анализ рис. 5 показывает, что максимальное значение нормированного КФЭ достигается при оптимальном значении параметра  $\delta^* = \pm 51$  градаций яркости пикселей изображений. Кроме того, нормированный КФЭ принимает в рабочей области определения его функции максимальное граничное значение ( $E_H^* = 1$ ), что свидетельствует о построении безошибочных по обучающей матрице решающих правил.

### Выводы

1. Распознавание изображений в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии обеспечивает инвариантность алгоритма обучения диагностической системы поддержки принятия решений к произвольным начальным условиям формирования магнитокардиограмм.

2. Показано, что на функциональную эффективность обучения диагностической системы поддержки принятия решений существенно влияет система контрольных допусков на диагностические признаки, что обуславливает необходимость ее оптимизации по усредненному для алфавита классов распознавания информационному критерию.

3. Построение безошибочных по обучающей матрице решающих правил в соответствии с принципом отложенных решений требует оптимизации дополнительных параметров обучения, влияющих на функциональную эффективность обучения диагностической системы поддержки принятия решений.

1. Detection of CAD in patients with normal or unspecifically changed ECG on the basis of magnetocardiography / I. Chaikovsky, V. Sosnytsky, M. Budnyk et al. // Proceedings of the 12<sup>th</sup> International Conference on Biomagnetism, Espoo, Finland, 2000. — Espoo, 2001. — P. 565–568.
2. The Value of Magnetocardiography in Patients with and without Relevant Stenoses of the Coronary Arteries using an Unshielded System / B. Hailer, I. Chaikovsky, P. Van Leeuwen et al. // PACE. — 2005. — Vol. 28. — P. 8–16.
3. *Chen J., Thomson P., Nolan V., Clarke J.* Age and sex dependent variations in the normal magnetocardiogram compared with changes associated with ischemia // Annual Biomedical Engineering. — 2004. — Vol. 32. — P. 1088–1099.
4. Magnetocardiography predicts coronary artery disease in patients with acute chest pain / J. Park, P. Hill, P. Hugenholtz et al. // Annual Noninvasive Electrocardiology. — 2005. — Vol. 10. — P. 312–323.
5. Clinical Parameter Assessment in Magnetocardiography by Using the Support Vector Machine / K. Kim, H. Kwon, Y. Lee et al. // Bioelectromagnetism. — 2005. — Vol. 7(1). — P. 224–227.
6. *Chaikovsky I.* Magnetocardiography in unshielded location in coronary artery disease detection using computerized classification of current density vectors maps: Dissertation of Doctor of medicine, University Duisburg-Essen. — 2005. — 168 p.
7. Sensitivity and specificity of magnetocardiography, using computerized classification of current density vectors maps, in ischemic patients with normal ECG and echocardiogram / L. Fainzilberg, I. Chaikovsky, B. Hailer et al. // International Congress Series 1300, New Frontiers in Biomagnetism. — Rotterdam: Elsevier, 2007. — P. 468–471.

8. Quantification of cardiac magnetic field orientation during ventricular de- and repolarization. / P. Van Leeuwen, B. Hailer, S. Lange et al. // *Physics in Medicine and Biology*. — 2008. — Vol. 53. — P. 2291–2301.
9. Identification of ischemic heart disease via machine learning analysis on magnetocardiograms / T. Tantimongcolwat, T. Naenna, Ch. Isarankura-Na-Ayudhyu et al. // *Computers in Biology and Medicine*. — 2008. — Vol. 38(7). — P. 817–825.
10. Довбиш А.С. Основы проектирования интеллектуальных систем: Навчальний посібник. — Суми: СумДУ, 2009. — 171 с.
11. Довбиш А.С., Козинець М.В., Котенко С.М. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в інформаційно-екстремальних методах автоматичної класифікації // *Вісник Сумського державного університету. Серія «Техніка»*. — 2007. — № 1. — С. 169–178.
12. Dovbysh A.S., Martynenko S.S., Kovalenko A.S., Budnyk N.N. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography // *Journal of Automation and Information Sciences*. — 2011. — Vol. 43. — N 2. — P. 63–70.

Международный научно-учебный центр  
информационных технологий и систем  
НАН Украины и Министерства образования  
и науки, молодежи и спорта Украины, Киев  
Институт кибернетики им. В.М. Глушкова  
НАН Украины, Киев  
Сумской государственной университет  
Национальный технический  
университет Украины “Киевский  
политехнический институт”

Получено 25.09.2012