

УДК 612.17:616-073.584

## АВТОМАТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ МЕРЦАТЕЛЬНОЙ АРИТМИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОЦЕНОК АППРОКСИМИРОВАННОЙ ЭНТРОПИИ

Л. А. Манило,

канд. техн. наук, доцент

Е. П. Зозуля,

магистрант

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет

Рассматриваются теоретические подходы к распознаванию нерегулярных процессов, основанные на анализе параметров аппроксимированной энтропии. Обсуждаются результаты модельных и реальных экспериментов, а также методы построения и критерии эффективности дискриминантных функций, используемых для обнаружения мерцательной аритмии на фоне других нарушений ритма.

*Theoretical approaches to recognition of the irregular processes, based on the analysis of approximated entropy parameters are considered. The results of model and real-life experiments are discussed. The research provides the construction and criteria of efficiency of the discriminant functions used or detecting the atrial fibrillation against a background of other rhythm disturbances.*

Мерцательная аритмия (фибрилляция предсердий, atrial fibrillation) – нарушение ритма сердца, характеризующееся частым и нерегулярным возбуждением волокон миокарда предсердий, а также полной разнородностью сокращений по силе и частоте. Волна возбуждения по миокарду предсердий при их мерцании распространяется совершенно неупорядоченно, т. е. носит хаотический, асинхронный характер, степень проведения импульса через атриовентрикулярный узел непрерывно изменяется, и в результате взаимодействия этих сложных электрофизиологических механизмов продолжительность сердечных циклов значительно колеблется и носит случайный характер.

Основным электрокардиографическим проявлением этой аритмии является отсутствие  $P$ -зубцов на ЭКГ. Вместо волны  $P$  на ЭКГ регистрируются нерегулярные волны мерцания предсердий с частотой 350–700 колебаний в минуту (волны  $f$  мерцаний), что приводит к образованию изоэлектрической линии в волнообразную кривую. Нерегулярность желудочковых сокращений, т. е. отчетливые различия в продолжительности интервалов  $RR$  – другой важный признак мерцательной аритмии [1].

Мерцательная аритмия – один из наиболее часто встречающихся видов аритмий, по распространенности она уступает лишь только экстрасистолии. В то же время эта аритмия вызывает опасные нару-

шения гемодинамики и резко снижает работоспособность человека. Кроме того, мерцательная аритмия отличается опасным прогнозом из-за возможных гемодинамических последствий и требует применения срочной антиаритмической терапии с целью уменьшения риска тромбоэмболических осложнений, включая инсульт. Учитывая опасность для жизни больного некоторых из осложнений, очень важно своевременно выявить наличие мерцательной аритмии и принять соответствующие меры [2].

В настоящее время существует несколько методов автоматической диагностики мерцательной аритмии, основанных, например, на импульсной декомпозиции сигнала [3], анализе нарушения по остаточной ЭКГ [4] или обработке дифференцированного ЭКГ-сигнала [5]. Эти методы анализируют характерные особенности  $f$ -волн электрокардиосигнала и предназначены в основном для решения исследовательских задач. Они не отвечают жестким требованиям работы в реальном времени и не обладают необходимым уровнем чувствительности и специфичности при распознавании мерцательной аритмии. В практических задачах для обнаружения мерцательной аритмии используют графические методы анализа ритма: построение скаттерограммы, анализ гистограммы  $RR$ -интервалов, а также обработка трехмерной скаттерограммы. Эти методы дают наглядную информацию о характере ритма сердца,

т. е. являются визуальными методами анализа последовательности кардиоциклов, но не решают задачу автоматической диагностики мерцательной аритмии.

Исследования последних лет свидетельствуют о возрастании интереса к использованию в анализе сердечного ритма методов нелинейной динамики. Сигналы ЭКГ можно трактовать как процессы, генерируемые режимом динамического хаоса. Это представление позволяет существенно расширить спектр количественных критериев для диагностики состояний сердечно-сосудистой системы, используя совокупность характеристик для оценки детерминированного хаоса. Так, например, в работах [6, 7] в качестве такого критерия было предложено использовать значения аппроксимированной энтропии.

Аппроксимированная энтропия – это величина, количественно определяющая степень сложности сигнала. Впервые она была предложена Пинкусом в 1991 г. [6]. В настоящее время аппроксимированная энтропия используется для анализа различных биосигналов, таких как ЭКГ, ЭЭГ и др.

В данной работе исследуется возможность применения аппроксимированной энтропии для анализа динамических свойств ряда кардиоинтервалов и впервые решается задача диагностики мерцательной аритмии по нескольким оценкам этой характеристики. Рассмотрим методику решения данной задачи.

Пусть имеется выборка отсчетов исходных данных  $\langle x(n) \rangle = x(1), x(2), \dots, x(N)$ , где  $N$  – длина выборки. Вначале зададим значения двух параметров:  $m$  – длина цепочки (последовательности отсчетов);  $r$  – величина порога, которая является параметром фильтра шумов. Процедура вычисления аппроксимированной энтропии включает в себя следующие шаги.

1. Формируем векторы  $\mathbf{X}(1), \dots, \mathbf{X}(N - m + 1)$ , определяемые выражением  $\mathbf{X}(i) = [x(i), x(i + 1), \dots, x(i + m - 1)]$ ,  $i = 1, N - m + 1$ .

2. Определим расстояние между  $\mathbf{X}(i)$  и  $\mathbf{X}(j)$ ,  $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)]$  как максимальную абсолютную разность между их соответствующими скалярными элементами, т. е.

$$d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] = \max_{k=0, m-1} [|x(i+k) - x(j+k)|].$$

3. Вычислим  $C_r^m(i) = N^m(i)/(N - m + 1)$ , где  $N^m(i)$  – количество значений  $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)]$ , удовлетворяющих выражению  $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] \leq r$  ( $j = 1, \dots, N - m + 1$ ).

4. Найдем натуральный логарифм от каждого  $C_r^m(i)$  и усредним его значение по индексу  $i$ :

$$\theta^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i).$$

5. Увеличим значение  $m$  до  $m+1$ . Повторим шаги 1–4 и найдем значения  $C_r^{m+1}(i)$ ,  $\theta^{m+1}(r)$ .

6. Аппроксимированная энтропия определяется как величина

$$ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\theta^m(r) - \theta^{m+1}(r)].$$

Для ограниченной выборки длины  $N$

$$ApEn(m, r, N) = \theta^m(r) - \theta^{m+1}(r). \quad (*)$$

Значение аппроксимированной энтропии зависит от параметров  $m$  и  $r$ . Пинкус предложил принять значение  $m = 2$  и  $r$  равным  $(0.1, 0.25) \cdot SD_x$ , где  $SD_x$  – стандартное отклонение исходной выборки:

$$SD_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N \left[ x(n) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \right]^2}.$$

Выполнение этих расчетов занимает длительное время, поэтому в работе [7] был предложен быстроедействующий алгоритм. Блок-схема реализованного в данной работе алгоритма обработки представлена на рис. 1.

На основе результатов проведенных исследований было решено рассчитывать значения аппроксимированной энтропии при  $r = 0.15 \cdot SD_x$  и  $m = 1 - 6$ .

Рассмотрим подробнее основные свойства этой характеристики сигнала.

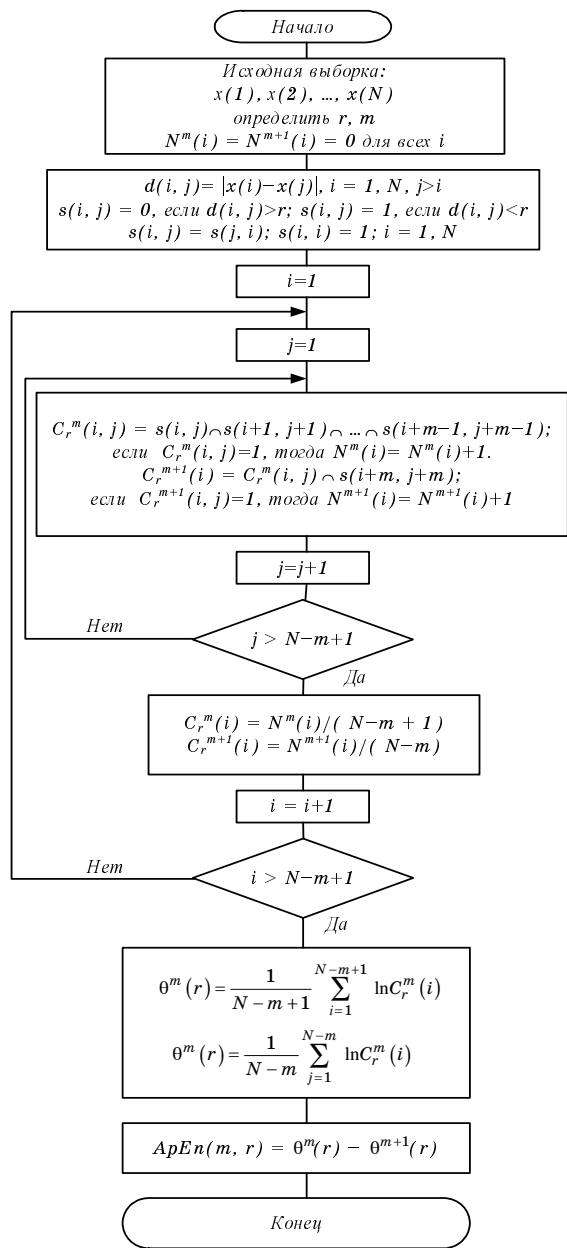
Аппроксимированная энтропия отражает степень сложности сигнала – чем выше его регулярность, тем меньше значение этой величины. Она позволяет получать надежные оценки, используя короткие выборки данных. Проведенный эксперимент показал, что для выборок размером в 300 отсчетов, как и для более длинных последовательностей, получаются устойчивые значения энтропии.

Аппроксимированная энтропия нечувствительна к кратковременным неустойчивостям помехам. Как сказано ранее, эта нечувствительность определяется выбором подходящего значения порога  $r$ : если величина  $r$  больше амплитуды шума, то его влияние будет эффективно устранено. Проиллюстрируем это явление следующим примером. Пусть гармонический сигнал  $s(k) = 3 \cos(\pi k / 20)$  «загрязнен» шумом  $n(k)$ . Наблюдаемая выборка  $x(k)$  имеет вид

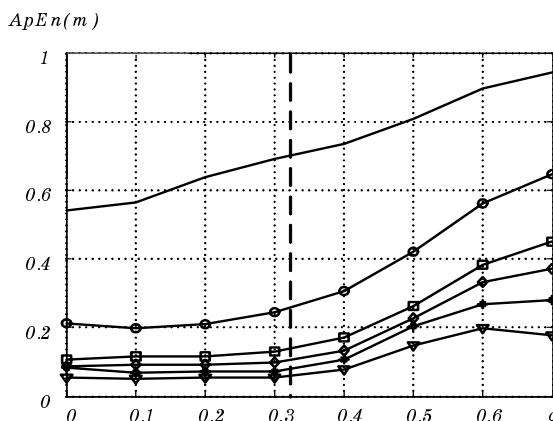
$$x(k) = s(k) + cn(k),$$

где  $n(k)$  равномерно распределен в пределах от  $-1$  до  $+1$ ;  $c$  – коэффициент, определяющий его интенсивность. Значение  $r$  для сигнала  $s(k)$  равно 0.319. Помехоустойчивыми являются значения  $ApEn$  при всех значениях  $m$ , кроме  $m = 1$  (рис. 2). При  $c < r$  значения  $ApEn$  ( $m = 2 \dots 6$ ) постоянны и увеличиваются с ростом  $c$  лишь в случае, когда амплитуда шума превысит величину заданного порога  $r$ .

Аппроксимированная энтропия может применяться для анализа как детерминированных хаотических процессов, так и стохастических сигналов. Более того, она обладает способностью распознавать смешанные процессы, состоящие из детерминиро-

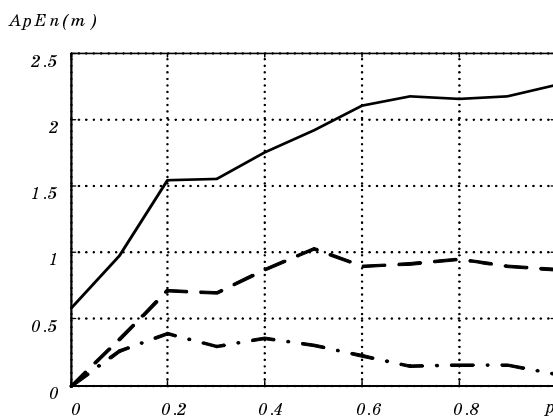


■ Рис. 1. Блок-схема алгоритма вычисления параметров аппроксимированной энтропии



■ Рис. 2. Зависимость аппроксимированной энтропии  $ArEn(m)$  от амплитуды шума:

—  $m = 1$ ; —○—  $m = 2$ ; —□—  $m = 3$ ;  
—◇—  $m = 4$ ; —△—  $m = 5$ ; —▽—  $m = 6$



■ Рис. 3. Зависимость  $ArEn(m)$  от интенсивности случайной составляющей сложного сигнала:

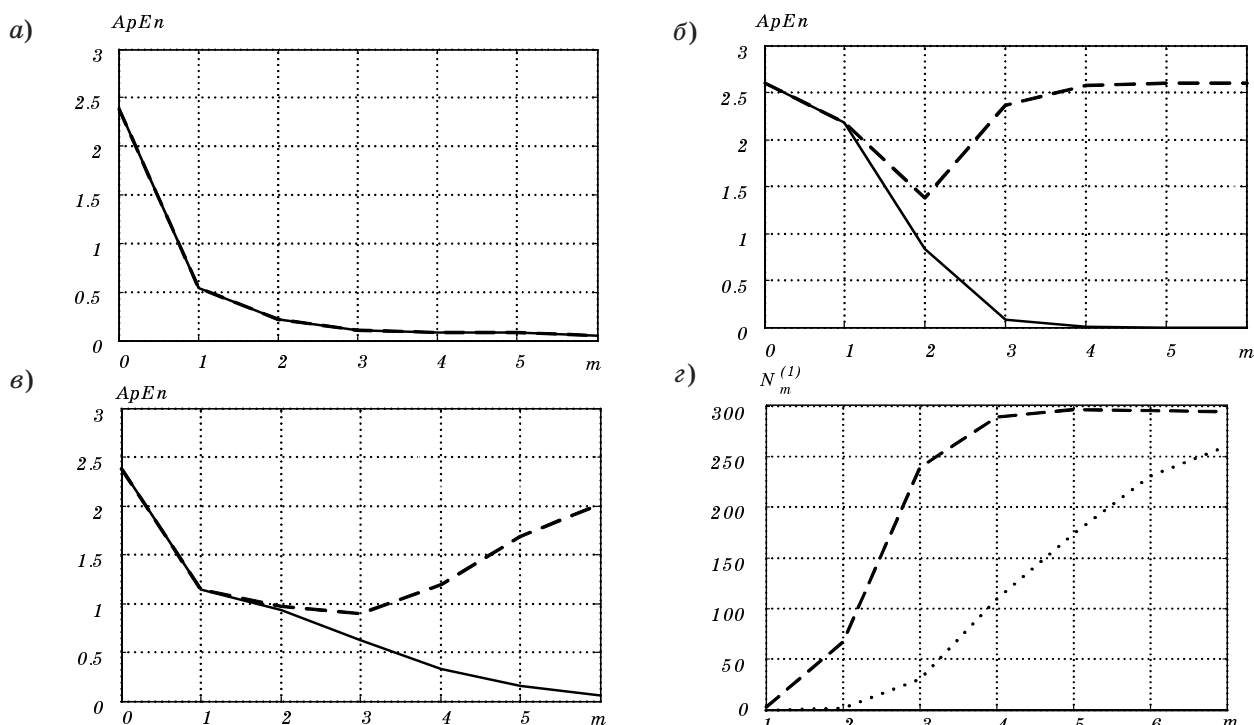
—  $m = 1$ ; - - -  $m = 2$ ;  
- · - ·  $m = 3$

ванных и случайных компонентов, появляющихся с различной вероятностью. Чтобы показать это, определим смешанный процесс  $M_k(p)$  как

$$M_k(p) = (1 - z_k)x_k + z_k y_k,$$

где  $z_k$  – случайная величина, принимающая значение  $z_k = 1$  с вероятностью  $p$  и  $z_k = 0$  с вероятностью  $1-p$ ;  $x_k = \sqrt{2} \sin(\pi k/6)$  – периодический сигнал;  $y_k$  – независимая случайная величина, равномерно распределенная в промежутке  $(-\sqrt{3}; \sqrt{3})$ . Таким образом,  $M_k(p)$  является смесью детерминированной и стохастической составляющих, а  $p$  является параметром, определяющим соотношение этих компо-

нентов. Среднее значение и стандартное отклонение  $M_k(p)$  всегда равны 0 и 1 и не зависят от  $p$ . С ростом интенсивности нерегулярной составляющей сигнала значения  $ArEn$  также возрастают, однако при больших значениях  $p$  эта зависимость становится нелинейной (рис. 3). Следовательно, аппроксимированная энтропия позволяет оценить степень зашумленности детерминированного сигнала в смешанном процессе, что является свойством, полезным для анализа биосигналов, поскольку многие из них содержат как детерминированную, так и стохастическую компоненты.



■ Рис. 4. Примеры оценок — — —  $ApEn(m)$  и - - - -  $ApEn_{cor}(m)$  для модельных сигналов: а – гармонического сигнала; б – шума; в – смеси сигнала и шума; г – зависимость числа одиночных цепочек  $N_m^{(1)}$  от  $m$ : - - - - для шума; ..... для смеси сигнала и шума

Сложность анализа аппроксимированной энтропии по выборке отсчетов конечной длины связана с тем, что при возрастании  $m$  значение  $ApEn(m)$  стремится к нулю независимо от степени регулярности исследуемого процесса. Это происходит из-за увеличения вероятности того, что цепочки длиной  $m$  будут представлять собой лишь однажды произошедшие события. По этой причине аппроксимированная энтропия, вычисленная по формуле (\*), дает ошибочную оценку степени хаотичности сигнала. Избежать этого можно путем коррекции аппроксимированной энтропии:

$$ApEn_{cor}(m) = ApEn(m) + ApEn(0) \cdot \frac{N_m^{(1)}}{N_{m+1}}$$

где  $ApEn(0)$  – значение абсолютной энтропии, вычисленное для исходной последовательности символов;  $N_m^{(1)}$  – число лишь однажды встретившихся цепочек длиной  $m$ ;  $N_{m+1}$  – число анализируемых цепочек длины  $(m + 1)$ .

Анализ эффективности исходной и скорректированной оценок аппроксимированной энтропии проводился в два этапа. На первом этапе были проведены исследования на модельных сигналах (рис. 4). Для гармонического сигнала значения  $ApEn$  и  $ApEn_{cor}$  абсолютно совпадают (рис. 4, а), а для зашумленного сигнала – значительно отличаются (рис. 4, в). Это объясняется тем, что коррекция проводится по числу лишь однажды встретившихся

цепочек, а для гармонического сигнала значение  $N_m^{(1)}$  равно нулю (рис. 4, г), в то время как для шума и смеси сигнала с шумом их число быстро возрастает с увеличением  $m$ . Как видно, введение коррекции аппроксимированной энтропии облегчает задачу распознавания отличающихся по степени регулярности процессов.

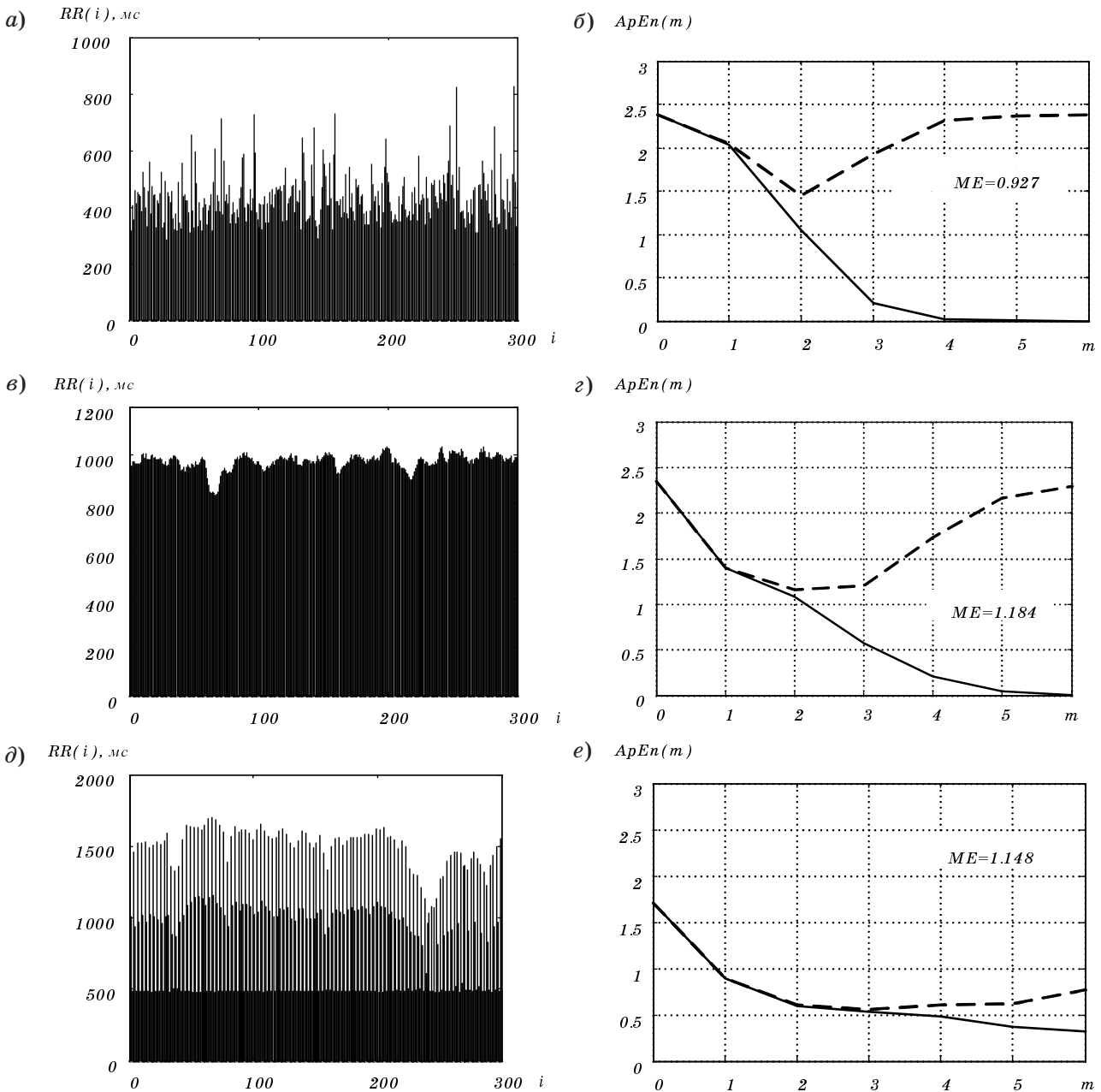
Анализ полученных зависимостей позволяет сделать вывод о том, для идентификации сигналов могут быть использованы следующие параметры:

- значения  $ApEn$  и  $ApEn_{cor}$  при небольших значениях  $m$ , где вклад одиночных цепочек незначителен;
- оценка относительного минимума  $ApEn_{cor}$ :

$ME = ApEn(0) - \min_{m=1..6} \{ApEn_{cor}\}$ , которая также характеризует степень регулярности изменений, наблюдаемых в данной последовательности отсчетов.

Исходя из перечисленных выше свойств аппроксимированной энтропии и результатов модельных экспериментов можно сделать вывод о том, что данную характеристику сигнала целесообразно использовать для распознавания мерцательной аритмии.

Второй этап исследования был проведен на реализациях ритмограмм, полученных из реальных записей электрокардосигнала. Все реализации были предварительно верифицированы и разделены на 3 класса: нормальный ритм, мерцательная аритмия, частая экстрасистолия. Длина выборок, отобранных для анализа, задавалась равной 300 отсчетам. Затем в каждой из трех групп были выбраны наиболее

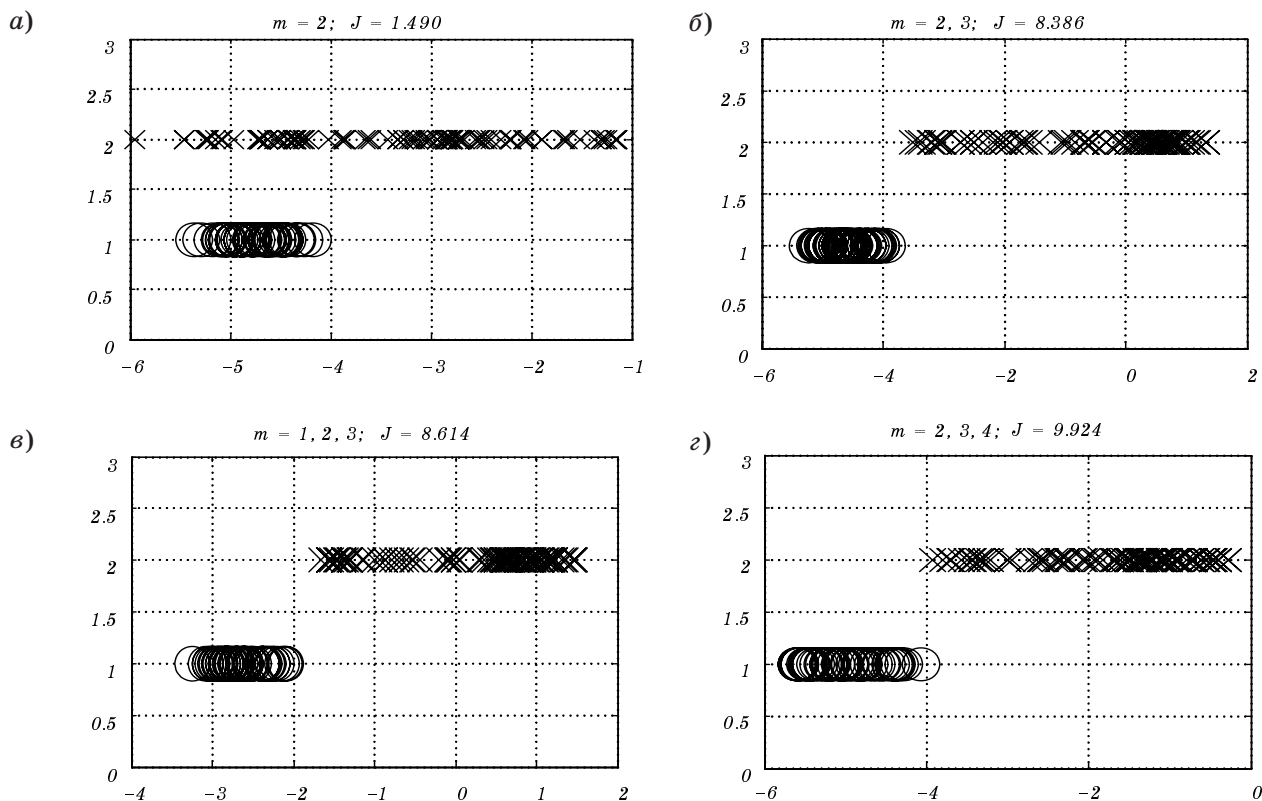


■ Рис. 5. Примеры оценок  $ApEn(m)$  (—) и  $ApEn_{cor}(m)$  (---) для реальных сигналов: а, б – мерцательной аритмии; в, г – нормального ритма; д, е – частой экстрасистолии

характерные для данного класса реализации (по 50 реализаций длиной 300 отсчетов для каждого класса) и сформированы обучающие выборки.

На рис. 5 приведены примеры ритмограмм и полученные зависимости аппроксимированной энтропии от длины цепочек  $m$  для разных видов электрокардиосигнала. Мерцательная аритмия характеризуется наличием минимума  $ApEn_{cor}$  и наименьшим значением  $ME$ , в то время как  $ME$  для нормального ритма и частой экстрасистолии значительно больше, а кривые зависимости  $ApEn_{cor}$  от  $m$  не имеют ярко выраженного экстремума.

Далее эффективность оценок аппроксимированной энтропии для распознавания мерцательной аритмии оценивалась по результатам дискриминантного анализа. При этом анализе  $d$ -мерные выборки проецируются на прямую линию, причем вращение вектора в пространстве исходных признаков позволяет найти такую его ориентацию, при которой спроецированные выборки хорошо разделяются. Именно эта задача и является целью классического дискриминантного анализа [8]. Уравнение линейной разделяющей функции в пространстве признаков можно представить следующим образом:



■ Рис. 6. Проекция объектов на единичный вектор для класса мерцательной аритмии и объединения классов нормального ритма и частой экстрасистолии по признакам  $ArEl(m)$ : а – по одному признаку; б – по двум признакам; в, г, – по трем признакам

$$D(\bar{X}) = W^T \cdot \bar{X} + w = 0,$$

где  $W$  – весовой вектор единичной длины;  $W^T = [w_1, w_2, \dots, w_i]$ , где  $i$  – число признаков, по

которым проводится классификация;  $\bar{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_i \end{bmatrix}$  – вектор наблюдений;  $w$  – пороговая величина.

Решающее правило для двухклассовой задачи выглядит следующим образом:

если  $D(\bar{X}) > 0$ , то  $\bar{X} \in \omega_1$  (первому классу);

если  $D(\bar{X}) < 0$ , то  $\bar{X} \in \omega_2$  (второму классу).

Критерий Фишера позволяет количественно оценить качество разделения имеющихся данных на классы:

$$J = \frac{|W^T \cdot \bar{X}_{1cp} - W^T \cdot \bar{X}_{2cp}|^2}{W^T \cdot S_w \cdot W},$$

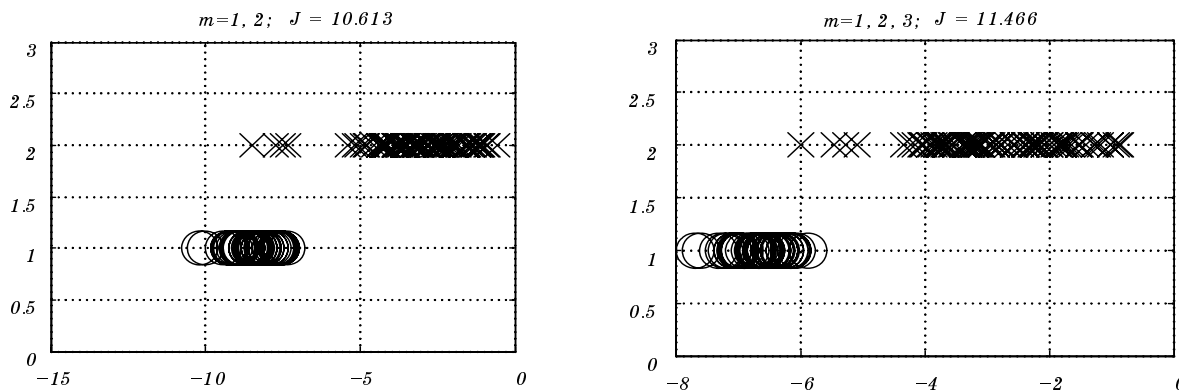
где  $S_w = S_1 + S_2$  – суммарная матрица разброса внутри классов  $\omega_1, \omega_2$ .

При этом должно быть найдено такое направление  $W$ , для которого критерий  $J$  принимает максимальное значение.

Задача распознавания мерцательной аритмии предполагает ее обнаружение на фоне других нарушений ритма, поэтому дискриминантный анализ был проведен для двух классов сигналов: один класс – это мерцательная аритмия, а в другой класс были объединены реализации нормального ритма и частой экстрасистолии. Классификация осуществлялась по одному, двум и трем признакам, в качестве которых были использованы параметры аппроксимированной энтропии до и после коррекции при различных  $m$ .

На рис. 6 представлены проекции объектов указанных классов на единичный вектор  $W$ . Здесь значком «o» обозначен класс мерцательной аритмии, а «x» – объединенный класс нормального ритма и частой экстрасистолии. Как видно, одного признака, как было рекомендовано в статье [7], недостаточно для разделения имеющихся классов, так как полученные значения критерия Фишера  $J$  слишком малы. Ошибки классификации значительно меньше при дискриминантном анализе по двум и по трем признакам.

Проведение дискриминантного анализа по признакам скорректированной энтропии дало поло-

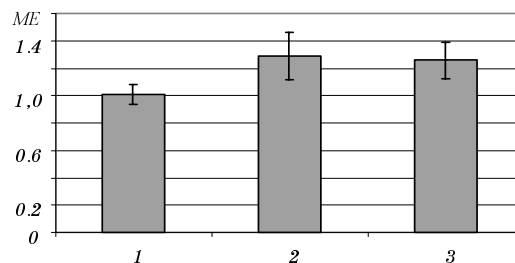


■ Рис. 7. Проекция объектов на единичный вектор для класса мерцательной аритмии и объединения классов нормального ритма и частой экстрасистолии по признакам  $ApEn_{cor}(m)$ : а – по двум признакам; б – по трем признакам

жительные результаты только в двух случаях: при разделении классов по двум и по трем признакам (рис. 7). В остальных же случаях значение критерия Фишера  $J$  не превышало пяти. Это объясняется тем, что при выполнении корректировки значения  $ApEn_{cor}(m)$  при  $m > 2$  для реализаций с частой экстрасистолией мало изменяются, в отличие от  $ApEn_{cor}$  для реализаций с нормальным ритмом и мерцательной аритмией.

По имеющимся обучающим выборкам был рассчитан относительный минимум аппроксимированной энтропии –  $ME$  (рис. 8). Для мерцательной аритмии это значение равно  $(1.010 \pm 0.070)$ , для нормального ритма –  $(1.294 \pm 0.173)$  и для частой экстрасистолии –  $(1.263 \pm 0.133)$ . Анализ полученных данных показал, что параметр  $ME$  также может быть полезен для распознавания мерцательной аритмии.

Итак, проведенные исследования показали, что задачу обнаружения мерцательной аритмии можно решить путем анализа энтропийных характеристик ритмограммы. Предложенный в данной работе под-



■ Рис. 8. Распределение относительного минимума  $ME$  скорректированной энтропии  $ApEn_{cor}(m)$  для классов:

1 – мерцательной аритмии; 2 – нормального ритма; 3 – частой экстрасистолии

ход, основанный на построении дискриминантных функций в пространстве параметров аппроксимированной энтропии, может быть полезен также при классификации сложных сигналов, отличающихся выраженностью регулярных и хаотических компонентов.

### Литература

1. Кушаковский М. С. Аритмии сердца. М.: Фолиант, 1998. 633 с.
2. Мерцательная аритмия: стратегия и тактика лечения на пороге XXI века / Д. Ф. Егоров, Л. А. Лещинский, А. В. Недоступ, Е. Е. Тюлькина. Ижевск: Алфавит, 1998. 413 с.
3. Bronhet C., Dervael C., Fesler R. Automated ECG Diagnosis of Atrial Flutter by Means of Wavelet Transform // Computers in Cardiology // IEEE Comp. Soc. Press. Los Alamitos. CA. Vol. 1994. P. 773–776.
4. Detection of Complex Atrial Arrhythmias in Resting ECG. Computers in Cardiology / B. R. S. Reddy, P. P. Elko, D. W. Christenson et al. // IEEE Comp. Soc. Press. Los Alamitos. CA. Vol. 1994. P. 777–780.
5. Automatic Detection of Atrial Fibrillation and Flutter using the Differentiated ECG Signal. Computers in Cardiology / B. F. Giraldo, P. Laguna, R. Jane et al. // IEEE Comp. Soc. Press. Los Alamitos. CA. Vol. 1994. P. 369–372.
6. Pincus S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity: Proc. Natl. Acad. Sci. USA 88. 1991. P. 2297–2301.
7. Nonlinear Biomedical Signal Processing / edited by Metin Akay // IEEE. Inc., Dynamic Analysis and Modelling. New York, 2001. Vol. 2. 341 p.
8. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен: Пер. с англ. М.: Мир, 1976. 511 с.