

ВЫБОР ЭФФЕКТИВНОЙ СИСТЕМЫ ЗАВИСИМЫХ ПРИЗНАКОВ

Г.С. Лбов

§ I. Постановка задачи

Одной из задач распознавания образов является указание той системы признаков, при которой достигается требуемая надежность опознавания. При этом система должна состоять из возможно меньшего числа признаков, так как от этого существенно зависит объем вычислительных работ при обучении и опознавании, а также стоимость опознающей аппаратуры. Заметим, что в пространстве наиболее информативных признаков образы оказываются достаточно "разнесёнными" друг от друга. Это дает возможность применить наиболее простые решающие функции.

Поэтому после набора статистических данных для системы всех известных признаков естественно рассмотреть возможность исключения части признаков, удовлетворяя при этом заданной надежности опознавания.

Итак, пусть распознается K образов. Для обучения задана выборка G , состоящая из N_1 объектов для первого образа, из N_2 объектов для второго образа и т.д. Рассмотрим n -мерное координатное пространство R_n исходной системы признаков $x_1, \dots, x_n$. Каждый объект выборки G характеризуется реализацией вектора $x = (x_1, \dots, x_n)$, то есть любому объекту ставится в соответствие точка в n -мерном пространстве. Каждому образу соответствует свое множество точек. Таким образом, име-

ем K различных множеств точек в выборочном пространстве R_n , соответствующих K образам. При уменьшении числа признаков до m выборка G проецируется в m -мерное координатное подпространство пространства R_n .

Рассмотрим, например, m -мерное координатное подпространство, построенное на признаках $x_{g_1}, \dots, x_{g_m}$. Обозначим множества точек, соответствующих различным образам, через $M_1, \dots, M_K$. Для определения информативности рассматриваемого подпространства в случае непрерывного распределения признаков необходимо знать условные плотности распределения

$$P_1(x_{g_1}, \dots, x_{g_m}), \dots, P_K(x_{g_1}, \dots, x_{g_m}).$$

Вид указанных функций, как правило неизвестен. Поэтому обычно приходится поступать так. Делается произвольное предположение о типе распределения генеральных совокупностей $P'_1(x), \dots, P'_K(x)$. Затем на основе имеющейся выборки вычисляются оценки параметров, входящие в $P'_1(x), \dots, P'_K(x)$. Рассматриваемое подпространство разбивается на непересекающиеся области $Y_1, \dots, Y_K$ (по числу образов) в соответствие со следующим правилом: область Y_i определяется как совокупность точек x , удовлетворяющих неравенству:

$$q_i P'_i(x) > q_j P'_j(x) \quad \text{для } j=1, \dots, K; j \neq i, \quad (I)$$

где q_i - априорная вероятность появления объекта i -того образа. Величины $q_1, \dots, q_K$ будем считать известными. Очевидно, что неравенство (I) будет иметь место, если из всех величин $q_1 P'_1(x), \dots, q_K P'_K(x)$ величина $q_i P'_i(x)$ будет максимальной. Такое разбиение рассматриваемого подпространства на области $Y_1, \dots, Y_K$ является оптимальным (обеспечивающим минимум оценки вероятности ошибочной классификации P'). Так как определение P' в общем случае достаточно сложно и требует значительных затрат машинного времени, в качестве оценочного функционала, отражающего информативность рассматриваемого подпространства, возьмем величину:

$$P^* = \sum_{i=1}^K q_i \sum_{j=1}^K \frac{\alpha(j/i)}{N_i} = \sum_{i=1}^K q_i \frac{\alpha_i}{N_i}, \quad (2)$$

где $\alpha(j/i)$ - число точек множества M_i , попавших в область Y_j ;

α_i - число точек множества M_i , попавших в области

$$Y_1, \dots, Y_{i-1}, Y_{i+1}, \dots, Y_K.$$

При равных априорных вероятностях выражение (2) записывается как

$$P^* = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{\alpha_i}{N_i} \quad (3)$$

и при $N_1 \approx N_2 \approx \dots \approx N_K$ выражение (3) принимает вид

$$P^* \approx \frac{\sum_{i=1}^K \alpha_i}{\sum_{i=1}^K N_i} = \frac{\sum_{i=1}^K \alpha_i}{N}. \quad (4)$$

Итак, задача выбора наиболее информативной системы признаков, состоящей из m признаков (m фиксировано и меньше n), сводится к указанию того подпространства T_{opt} , в котором функционал P^* принимает минимальное значение. Общее количество подпространств, из которых выбирается T_{opt} , равно числу сочетаний C_n^m .

Заметим, что в случае дискретных распределений в качестве оценочного функционала можно воспользоваться выражением, приведенным в [1].

§ 2. Описание алгоритма

В случае независимых признаков в работе [2] указано правило нахождения подпространства, удовлетворяющего заданной надежности. Для зависимых признаков эту задачу можно решить путем полного перебора подпространств, построенных на различных сочетаниях признаков, оценивая для каждого подпространства величину P^* . Этот подход требует огромной вычислительной работы, практически исключающей возможность решения задачи уже при относительно небольших n и m .

Необходимы методы, которые указывали бы эффективное подпространство $T_{эп}$ (достаточно близкое к оптимальному подпространству T_{opt}), но в отличие от полного перебора значительно сокращали бы объем вычислений.

В работе [1] предлагается сначала сделать полный перебор подпространств, построенных на Δ признаках (для $\Delta = 2, 3, 4, 5$); затем выбрать совокупность из L подпространств, обладающих наибольшей информативностью. L должно быть таким, чтобы число различных признаков, входящих в состав этих подпространств

было $\geq m$. Из m признаков, входящих в L подпространств строится m -мерное пространство. Этот подход не гарантирует получения оптимального решения и вместе с тем не позволяет полностью избежать нерационального перебора.

В работе [3] эффективное подпространство указывается только для каждой пары образов и в случае нормального распределения признаков. Однако, как показал эксперимент (см. ниже), даже в этом случае предлагаемый алгоритм может не дать эффективного решения. Кроме того, необходимо определять подпространство, которое было бы эффективным для всей совокупности рассматриваемых образов.

В данной работе рассматривается эвристический метод случайного поиска с адаптацией, предназначенный для решения указанной задачи, его сравнение с алгоритмом, предлагаемым в работе [3], а также результаты его применения в задаче диагностики заболеваний сердца по баллистокardiограммам. Ниже дается описание этого метода.

Случайным образом выбираются различные подпространства размерности m пространства R_n . В отличие от "чистого" метода Монте-Карло рассматриваемый метод состоит в случайном поиске подпространства $T_{\text{оп}}$ с "поощрением" и "наказанием" отдельных признаков из $x_1, \dots, x_n$. Для этого в начале поиска задаются вероятности выбора $P_1, \dots, P_n$ каждого из признаков $x_1, \dots, x_n$. Если перед началом поиска нет информации о предпочтительности выбора того или иного признака, эти вероятности полагаются равными $P = \frac{1}{n}$. "Поощрение" и "наказание" признаков из $x_1, \dots, x_n$ сводится к изменению вероятностей $P_1, \dots, P_n$ выбора признаков на последующих этапах поиска в зависимости от результатов предыдущих этапов.

Так как во всех нижеописанных экспериментах полагалось, что $q_1 = q_2 = \dots = q_k$ и $N_1 \approx N_2 \approx \dots \approx N_k$, то в качестве оценочного функционала будем использовать величину $P^* = \frac{\sum_{i=1}^k \alpha_i}{N}$, или просто $\alpha = \sum_{i=1}^k \alpha_i$.

Итак, будем "поощрять" признаки, вошедшие в "удачные" сочетания, и "наказывать" вошедшие в "неудачные". Для этого после анализа некоторого числа z случайно выбранных подпространств $T_1, \dots, T_z$ находим подпространства $T_{\text{мин}}^{(1)}$ и $T_{\text{макс}}^{(1)}$, дающие минимальное $\alpha_{\text{мин}}^{(1)}$ и максимальное $\alpha_{\text{макс}}^{(1)}$ значения из $\alpha_1, \dots, \alpha_z$. Далее, увеличиваем вероятность выбора каждого из признаков, составивших $T_{\text{мин}}^{(1)}$, на некоторую добавоч-

ную вероятность k за счет остальных признаков.

После такого "поощрения" проводим "наказание" признаков, на которых построено $T_{\text{макс}}^{(1)}$, путем уменьшения вероятности их выбора на величину k . "Наказание" осуществляется также за счет остальных признаков. Значения $\alpha_{\text{мин}}^{(1)}$ и $\alpha_{\text{макс}}^{(1)}$ посылаем в некоторые рабочие ячейки J_1 и J_2 .

Далее, при измененных вероятностях выбора каждого из признаков $x_1, \dots, x_n$ случайно получаем новую группу подпространств и находим для нее $T_{\text{мин}}^{(2)}$ и $T_{\text{макс}}^{(2)}$, соответствующие $\alpha_{\text{мин}}^{(2)}$ и $\alpha_{\text{макс}}^{(2)}$. Причем, новое "поощрение" и пересылку $\alpha_{\text{мин}}^{(2)}$ в ячейку J_1 делаем только в том случае, если $\alpha_{\text{мин}}^{(2)} < \alpha_{\text{мин}}^{(1)}$, а "наказание" и пересылку $\alpha_{\text{макс}}^{(2)}$ в ячейку J_2 - если $\alpha_{\text{макс}}^{(2)} > \alpha_{\text{макс}}^{(1)}$.

Аналогично поступаем при получении всех последующих групп. В результате такого случайного поиска получаем в ячейке J_1 некоторое $\alpha_{\text{мин}}$, соответствующее минимальному значению из $\alpha_{\text{мин}}^{(1)}, \alpha_{\text{мин}}^{(2)}, \alpha_{\text{мин}}^{(3)}, \dots$. Поиск $T_{\text{оп}}$ прекращаем при сохранении содержимого ячейки J_1 на протяжении некоторого числа групп. За эффективное подпространство $T_{\text{оп}}$ принимаем подпространство, соответствующее полученному $\alpha_{\text{мин}}$. Ниже описывается экспериментальная проверка метода случайного поиска с адаптацией.

Три опознаваемых образа, физическая сущность которых изложена в § 3, описывались 17 признаками ($n = 17$), имеющими нормальное распределение. Коэффициент корреляции для различных пар признаков имел значение от 0,01 до 0,9. Число реализаций 17-мерного вектора, составляющих статистику для этих образов, равнялось 250 ($N_1 = 84, N_2 = 92, N_3 = 74$). Необходимо было выбрать наиболее эффективное подпространство размерности $m = 3$. Области $Y_1, \dots, Y_k$ в каждом из 3-мерных подпространств определялись так, как это описано в § 1.

Сначала был проведен перебор полного числа подпространств ($C_{17}^3 = 680$). В каждом таком подпространстве определялась величина α , т.е. число неправильно распознанных реализаций. Оказалось, что в нескольких подпространствах получается одно и то же значение α . На графике I приведена дискретная функция $V(\alpha)$, показывающая, сколько различных подпространств соответствует тому или другому значению α . Кроме того, из графика видно, что из всех 680 подпространств лишь только одно подпространство, для которого $\alpha_{\text{опт}} = 88$, является $T_{\text{опт}}$.

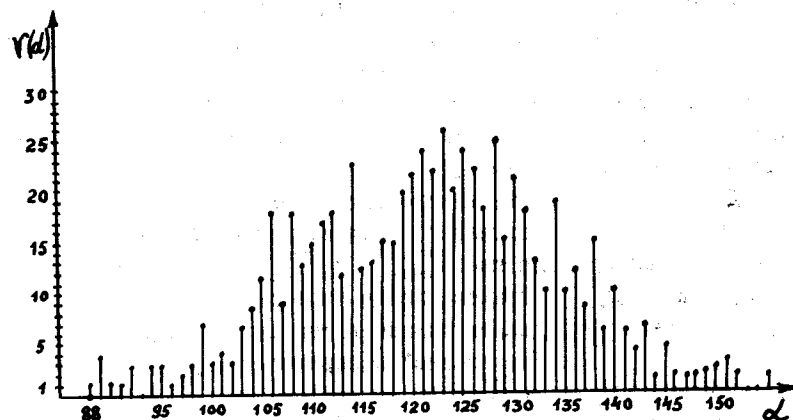


График 1. Функция $V(\alpha)$, полученная в результате полного перебора ($C_{17}^3 = 680$).

Допустим далее, что для рассматриваемого случая подпространства, при которых $\alpha \leq 95$, считаются достаточно эффективными. Оценим число случайно выбранных подпространств, необходимое для получения подпространства T_{95} с помощью "чистого" метода Монте-Карло. Заметим, что при независимой выборке подпространств вероятность получить определенное α есть $P(\alpha) = \frac{1}{C_n^k} V(\alpha)$. Число подпространств, при которых $\alpha \leq 95$, как видно из графика, равно 16. Таким образом, вероятность $P\{\alpha \leq 95\} = \frac{16}{680}$. Тогда с вероятностью, равной 0,95, хотя бы одно из 126 случайно выбранных подпространств окажется эффективным. Действительно,

$$p = P\{\alpha \leq 95\} = \frac{16}{680}; q = 1 - p = \frac{664}{680}; 1 - q^t \geq 0,95; q^t \leq 0,05; t \geq \frac{\ln 0,05}{\ln \frac{664}{680}} \approx 126.$$

Хотя $\alpha_{\text{опт}} = 88$ при этом может быть и не достигнуто, однако уже при простом случайном поиске получим сокращение объема вычислений по сравнению с полным перебором.

Поставлен эксперимент случайного поиска эффективного подпространства на ЭВМ с "поощрением" и "наказанием" отдельных признаков. Выбор случайных подпространств осуществлялся с по-

мощью датчика случайных чисел с равномерным законом распределения по интервалу (0,1). Ниже приводится график 2, отражающий сходимость величин $\alpha_{\text{мин}}^{(\alpha)}$ к $\alpha_{\text{опт}}$ при различных видах поиска S_1, S_2, S_3 .

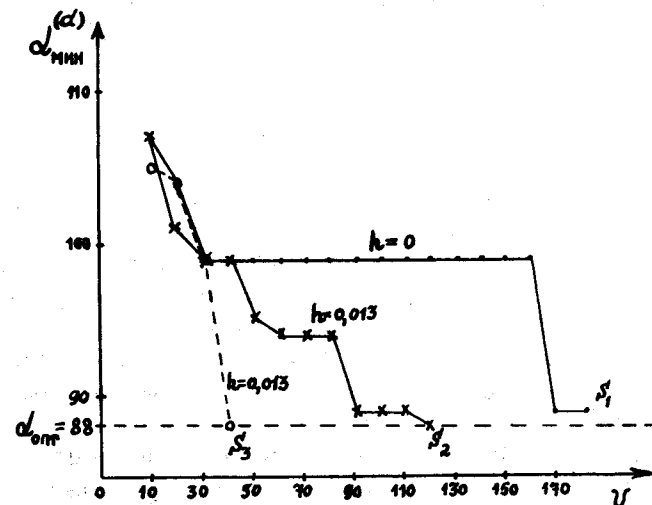


График 2. Сходимость величины $\alpha_{\text{мин}}^{(\alpha)}$ к $\alpha_{\text{опт}}$ при различных видах поиска S_1, S_2, S_3 .

Поиск S_1 проводился без "поощрения" и "наказания" признаков, поиск S_2 с "поощрением" и "наказанием" ($h = 0,013$), при поиске S_3 первоначальные вероятности выбора признаков устанавливались различными, в соответствии со значениями P^* , полученными отдельно для каждого из признаков. Число подпространств, включаемых в группу (т.е. τ), было равно 10. При поиске S_3 потребовалось 4 группы (40 случайно выбранных подпространств), чтобы получить $\alpha_{\text{опт}} = 88$.

Поставленные эксперименты показывают целесообразность применения предлагаемого метода для определения эффективной системы зависимых признаков. Вероятно, с увеличением числа сочетаний возрастает выигрыш в объеме вычислений, даваемый этим методом, по сравнению с полным перебором. Если известны решающие функции для каждого рассматриваемого подпространства, то данный метод оказывается пригодным для любого закона распределения признаков. Вопрос о выборе τ и h в общем виде не

решен. Ясно только, что чем больше ϵ и меньше $1/\epsilon$, тем больше будет вероятность получения оптимального подпространства, но и больше машинного времени потребуется для решения задачи.

В следующем параграфе рассматривается применение метода случайного поиска с адаптацией при решении задачи диагностики заболеваний сердца по баллистокардиограммам (БКГ).

§ 3. Анализ баллистокардиограмм

Баллистокардиограмма представляет собой запись, отражающую смещения тела пациента при выбросе крови сердцем. БКГ является реализацией некоторого случайного процесса. Необходимо было определить наиболее информативную систему признаков, характеризующих БКГ, для распознавания трех образов А, В, С. В качестве представителей образа А были взяты здоровые пациенты, образа В — больные стенокардией, образа С — больные митральным стенозом.

На графике 3 приведены реализации БКГ (реализация a относится к здоровому пациенту, b — к больному стенокардией, c — к больному митральным стенозом) и соответствующие им электрокардиограммы a', b', c' для отметки кардиоциклов. При рассмотрении приведенных реализаций БКГ видны отдельные "зубцы" кривой, характеризующие каждый кардиоцикл БКГ, за исключением реализации c . При качественной оценке большого количества БКГ становится ясно, что достаточно четко "зубцы" можно указать лишь для реализаций БКГ здоровых пациентов и больных стенокардией. Для БКГ больных митральным стенозом в более чем половине рассмотренных случаев либо не наблюдаются "зубцы", либо проявляются лишь некоторые из них.

Поэтому была сделана попытка определить наиболее информативную систему признаков из автокорреляционной и спектральной функций БКГ.

Во всех рассмотренных ниже случаях было использовано такое разбиение выборочного пространства на области $Y_1, \dots, Y_k$ задания k образов, которое является оптимальным только для случая нормальных распределений признаков с неравными матрицами ковариаций.

Для нормальных распределений признаков $x_1, \dots, x_n$ плотность вероятности с оценочными параметрами для i -того образа имеет вид:

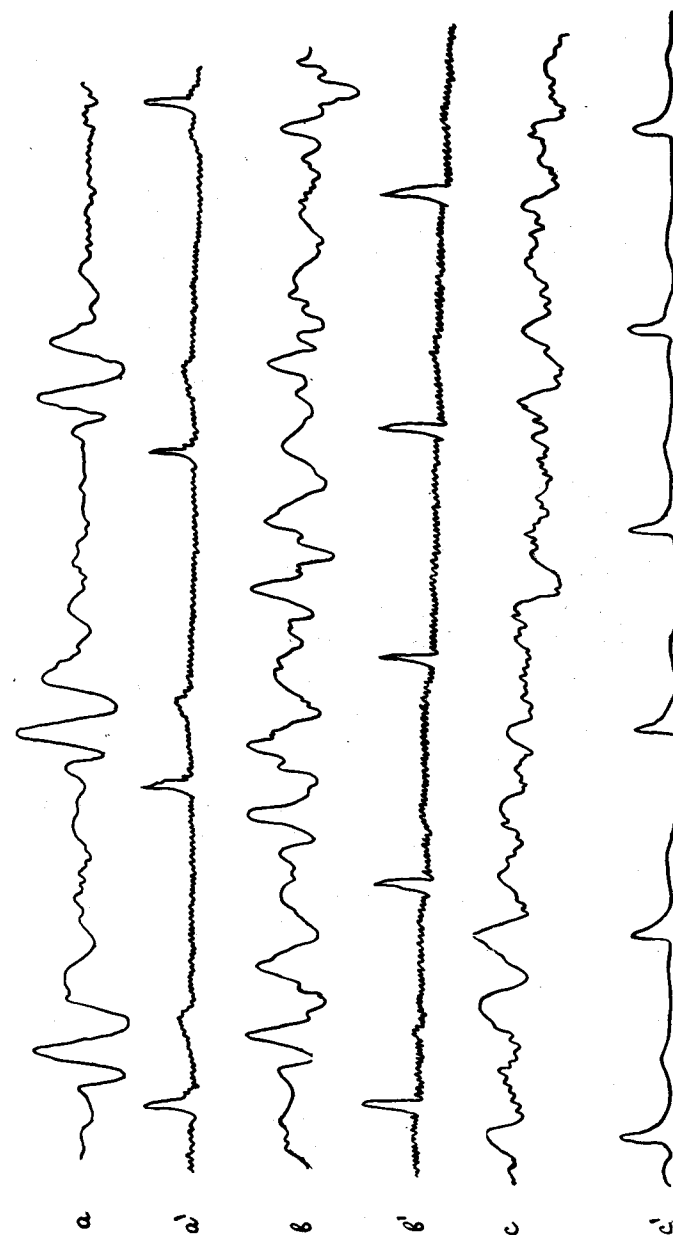


График 3. Реализация БКГ и ЭКГ (a и a' — для здорового пациента, b и b' — для больного стенокардией, c и c' — для больного митральным стенозом).

$$P'_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |S_i|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\bar{x}^{(i)})' S_i^{-1} (x-\bar{x}^{(i)})} \quad (5)$$

где $\bar{x}^{(i)} = (\bar{x}_1^{(i)}, \dots, \bar{x}_{m-1}^{(i)})$ - оценка вектора среднего;
 S_i^{-1} - оценка обратной матрицы ковариации;

$Q_i = (x - \bar{x}^{(i)})' S_i^{-1} (x - \bar{x}^{(i)})$ - положительно определенная квадратичная форма.

Прологарифмируем неравенство (I), учитывая (5),

$$\ln P'_i(x) q_i = -\ln(2\pi)^{m/2} |S_i|^{1/2} - \frac{1}{2} Q_i + \ln q_i \gg \\ -\ln(2\pi)^{m/2} |S_j|^{1/2} - \frac{1}{2} Q_j + \ln q_j = \ln P'_j(x) q_j.$$

Введем обозначение

$$\ell_i(x) = \frac{1}{2} Q_i + \frac{1}{2} \ln |S_i| - \ln q_i.$$

Тогда область Y_i определяется как совокупность точек x пространства, для которых $\ell_i(x)$ не превосходит

$$\ell_i(x), \dots, \ell_{i-1}(x), \ell_{i+1}(x), \dots, \ell_k(x).$$

Таким образом, оптимальное решающее правило отнесения любой точки x пространства к одному из k образов сводится к вычислению величин $\ell_1(x), \dots, \ell_k(x)$ и к указанию номера минимальной из этих величин, который соответствует номеру принимаемого образа.

Итак, для целей обучения были взяты 250 баллистокордиограмм: 84 для здоровых, 92 для больных стенокардией и 74 больных митральным стенозом. Для каждой реализации БКГ снимались 120 отсчетов через 0,04 сек. Далее, для каждой реализации определялись 17 отсчетов нормированной автокорреляционной функции $K(\varepsilon)$: $K(0), K(0,03), \dots, K(0,48)$. Значение $K(0)$ является ненормированным. Величина ε задается в секундах. Эти отсчеты брались в качестве исходной системы признаков. Проверка на нормальный закон распределений указанных признаков по критерию χ^2 показала, что при уровне значимости $\beta = 5\%$ распределение признаков для всех трех образов подчиняется нормальному закону [4].

Далее, методом случайного поиска с адаптацией выделялось

наиболее эффективное подпространство, построенное на шести признаках ($m = 6$). Введем следующие обозначения: T_{abc} означает наиболее эффективное подпространство, при котором величина P^* для обучающей выборки G является минимальной в случае распознавания образов A, B, C ; T_{ab} - для образов A и B ; T_{ac} - для образов A и C и T_{bc} - для образов B и C . Соответственно число полученных при этом ошибок обозначалось через $\alpha_{abc}, \alpha_{ab}, \alpha_{ac}, \alpha_{bc}$. Эксперимент показал, что T_{abc} необходимо строить на признаках: $\kappa(0), \kappa(0,06), \kappa(0,09), \kappa(0,24), \kappa(0,30), \kappa(0,45)$; T_{ab} - на $\kappa(0,09), \kappa(0,24), \kappa(0,30), \kappa(0,33), \kappa(0,36), \kappa(0,42)$; T_{ac} - на $\kappa(0), \kappa(0,06), \kappa(0,09), \kappa(0,12), \kappa(0,33), \kappa(0,39)$; T_{bc} - на $\kappa(0), \kappa(0,06), \kappa(0,18), \kappa(0,24), \kappa(0,33), \kappa(0,45)$. При этом $\alpha_{abc} = 74, \alpha_{ab} = 20, \alpha_{ac} = 18, \alpha_{bc} = 19$. Соответственно значения P^* , определенные по формуле (4), оказались следующими:

$$P_{abc}^* \approx 0,30, P_{ab}^* \approx 0,11, P_{ac}^* \approx 0,11, P_{bc}^* \approx 0,11.$$

Причем для выделения эффективных подпространств $T_{abc}, T_{ab}, T_{ac}, T_{bc}$ потребовалось 150 случайно выбранных 6-мерных подпространств вместо $C_{17}^6 = 12376$ при полном переборе. При этом $z = 30$ и $h = 0,025$.

Для признаков, участвующих в построении пространства T_{abc} (см. таблицу) приведены оценки средних, стандартных отклонений и оценки матриц корреляций для образов A, B, C .

Оценки векторов средних и матриц ковариаций для всех 17 признаков приведены в работе [4]. При всех 17 признаках $\alpha = 67$.

Для сравнения описанного здесь алгоритма и алгоритма, приведенного в работе [3], был поставлен эксперимент по выбору эффективных подпространств $T^{(2)}, \dots, T^{(7)}$ при $m = 2, 3, \dots, 7$ для образов A и B тем и другим методом. В качестве оценочного функционала в алгоритме [3] использовалась дивергенция, являющаяся некоторой информационной мерой "расхождения" двух многомерных нормальных распределений с неравными матрицами ковариации. После выделения информативных подпространств $T^{(2)}, \dots, T^{(7)}$ были определены ошибки $\alpha^{(2)} = 66, \alpha^{(3)} = 76, \alpha^{(4)} = 70, \alpha^{(5)} = 73, \alpha^{(6)} = 70, \alpha^{(7)} = 73$, соответствующие этим подпространствам. В случае применения алгоритма случайного поиска с адаптацией при тридцати случайно выбранных подпространствах $\alpha^{(2)} = 39, \alpha^{(3)} = 33, \alpha^{(4)} = 29, \alpha^{(5)} = 30, \alpha^{(6)} = 27, \alpha^{(7)} = 25$. Системы признаков, соответствующие $T^{(2)}, \dots, T^{(7)}$ приведены в работе [4] для обоих ал-

горитмов. Из сравнения результатов применения обоих алгоритмов для решения данной задачи видно, что алгоритм, предлагаемый в работе [3], не дал эффективного решения.

При системе признаков пространства T_{abc} опознавались контрольные реализации БКГ ($N_1 = 10, N_2 = 16, N_3 = 14$). По формуле (3) для P^* получены значения $P_{abc}^* = 0,47, P_{ab}^* = 0,20, P_{ac}^* = 0,12, P_{bc}^* = 0,26$. Значения $\mathcal{L}_i(x)$ для контрольных реализаций, а также значения $\alpha(i/j)$ для $i = 1, 2, 3$ и $j = 1, 2, 3$ приведены в работе [4].

Кроме описанной системы признаков, была взята другая исходная система признаков $x_1, \dots, x_n$, состоящая из отсчетов спектральной функции в полосе от 2 гц до 12,5 гц.

В качестве признаков, определяющих пространство T_{abc} , использовались энергии в полосах: 3,5 - 4 гц; 4,25 - 4,75 гц; 5 - 5,5 гц; 7,5 - 7,75 гц; 8,5 - 8,75 гц и, кроме того, значение $\kappa(0)$, как самый эффективный признак среди отсчетов $\kappa(\varepsilon)$. Указанная система признаков выбиралась методом случайного поиска с адаптацией. Системы признаков, определяющие подпространства T_{ac}, T_{ab}, T_{bc} приведены в работе [4]. При этом значения $P_{abc}^* \approx 0,37, P_{ab}^* \approx 0,14, P_{ac}^* \approx 0,13, P_{bc}^* \approx 0,17$. Опознавание контрольных реализаций не было проведено. Соответствующие векторы средних и матрицы ковариации приведены в работе [4].

Результат распознавания не улучшался при добавлении к выбранным системам признаков фазовых составляющих спектральной функции (см. [4]).

Кроме того, для распознавания образов A и B была сделана попытка задать исходную систему признаков, представляющих амплитуды семи характерных "зубцов" кардиоцикла БКГ. При этом $\alpha(2/1) = 23, \alpha(1/2) = 18$ и $P^* = 0,25$. Оценки средних и матрицы ковариации приведены в работе [4].

В заключение отметим, что целью работы являлась разработка методики выбора эффективной системы зависимых признаков при распознавании образов, указание такой системы признаков для БКГ при распознавании двух основных болезней сердца. Для практической диагностики целесообразно увеличить число распознаваемых образов, осуществить выбор эффективных систем признаков для других кардиографических записей с целью получения приемлемой надежности опознавания и выявления сравнительной диагностической ценности каждой из таких записей.

Оценки средних, стандартных отклонений, матриц корреляции для автокорреляционной функции

Т а б л и ц а

$\bar{x}^{(1)} = \begin{Bmatrix} 12,79 \\ -0,16 \\ -0,49 \\ 0,16 \\ 0,08 \\ -0,02 \end{Bmatrix}$	$\sigma^{(1)} = \begin{Bmatrix} 6,79 \\ 0,14 \\ 0,11 \\ 0,15 \\ 0,15 \\ 0,13 \end{Bmatrix}$	$U^{(1)} = \begin{Bmatrix} 1 & 0,02 & -0,08 & -0,01 & 0,14 & -0,23 \\ & 1 & 0,48 & 0,70 & 0,60 & -0,15 \\ & & 1 & 0,24 & 0,50 & -0,08 \\ & & & 1 & 0,30 & 0,22 \\ & & & & 1 & -0,17 \\ & & & & & 1 \end{Bmatrix}$
$\bar{x}^{(2)} = \begin{Bmatrix} 6,79 \\ -0,04 \\ -0,31 \\ 0,09 \\ 0,15 \\ -0,01 \end{Bmatrix}$	$\sigma^{(2)} = \begin{Bmatrix} 4,00 \\ 0,18 \\ 0,16 \\ 0,15 \\ 0,15 \\ 0,11 \end{Bmatrix}$	$U^{(2)} = \begin{Bmatrix} 1 & 0,08 & -0,20 & 0,08 & 0,14 & -0,13 \\ & 1 & 0,69 & 0,35 & 0,56 & -0,04 \\ & & 1 & -0,01 & 0,48 & -0,06 \\ & & & 1 & 0,04 & -0,03 \\ & & & & 1 & -0,25 \\ & & & & & 1 \end{Bmatrix}$
$\bar{x}^{(3)} = \begin{Bmatrix} 13,52 \\ -0,02 \\ -0,32 \\ 0,13 \\ 0,11 \\ -0,01 \end{Bmatrix}$	$\sigma^{(3)} = \begin{Bmatrix} 8,25 \\ 0,17 \\ 0,16 \\ 0,15 \\ 0,16 \\ 0,14 \end{Bmatrix}$	$U^{(3)} = \begin{Bmatrix} 1 & 0,12 & -0,16 & 0,20 & 0,24 & -0,17 \\ & 1 & 0,69 & 0,31 & 0,43 & -0,22 \\ & & 1 & -0,02 & 0,27 & -0,12 \\ & & & 1 & 0,19 & 0,17 \\ & & & & 1 & -0,51 \\ & & & & & 1 \end{Bmatrix}$

Автор благодарит профессора А.А.Боровкова за ценные консультации, к.т.н. Н.Г. Загоруйко за обсуждение ряда вопросов и критические замечания, к.м.н. К.П. Бутейко за предоставленный статистический материал.

Л И Т Е Р А Т У Р А

1. Браиловский В.Л. Алгоритм распознавания объектов со многими параметрами и его приложения. Известия АН СССР. Техническая кибернетика, № 2, 1964.
2. Барабан Д.Л. и др. Автоматическое распознавание образов. Киев, 1963.
3. T.Marill and D.M.Green. On the effectiveness of receptors in recognitions systems. JRE Trans. on information theory, v. JT-9, January, 1963, pp. 11-17.
4. Лбов Г.С. Алгоритмы и программы для распознавания образов (диагностики заболеваний сердца по баллистокardiограммам). Отчет лаборатории № 13 ИМ СО АН СССР за 1965 г.

Поступила в редакцию
I.УП.1965