

УДК 534.7

АДАПТИВНАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ ДЫХАНИЯ ПРИ ОГРАНИЧЕННОЙ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ

В. В. КРИЖАНОВСКИЙ, В. В. КРИЖАНОВСКИЙ (мл.)

Институт гидромеханики НАН Украины, Киев

Получено 30.10.2007

В рамках статистического подхода рассмотрена задача синтеза адаптивного алгоритма обнаружения и классификации звуков дыхания в сложных помеховых условиях. Для оценки характеристик помех используется обучающая выборка данных. Проанализированы варианты рационального формирования обучающей выборки фоновой помехи на основе записей, содержащих участки с паузами дыхания. Определена достаточная статистика адаптивного обнаружителя звуков дыхания и выполнен анализ ее структуры. Показано, что препроцессорная обработка звуков дыхания адаптивным фильтром синтезированного обнаружителя позволяет использовать традиционные методы оценки информативной полосы частот, а также ряда других параметров, важных для классификации сигналов. Предложена процедура адаптивной иерархической классификации звуков дыхания. Представлены результаты экспериментальной проверки эффективности адаптивного обнаружения типичных узко- и широкополосных звуков дыхания. Проведена экспериментальная оценка эффективности использования процедуры адаптивной классификации для разделения респираторных сигналов на классы, характеризующие норму и патологию органов дыхания. Предложены схемы иерархической классификации основных и дополнительных звуков дыхания.

У рамках статистичного підходу розглянуто задачу синтезу адаптивного алгоритму виявлення й класифікації звуків дихання у складних умовах дії перешкод. Для оцінки характеристик перешкод використано навчальну вибірку даних. Проаналізовано варіанти раціонального формування навчальної вибірки фонові перешкоди на базі записів, які містять ділянки з паузами дихання. Визначено достатню статистику адаптивного детектора звуків дихання і виконано аналіз її структури. Показано, що препроцесорна обробка звуків дихання адаптивним фільтром синтезованого детектора дозволяє використати традиційні методи оцінки інформативної смуги частот, а також ряду інших параметрів, важливих для класифікації сигналів. Запропоновано процедуру адаптивної ієрархічної класифікації звуків дихання. Представлено результати експериментальної перевірки ефективності адаптивного виявлення типових вузько- і широкопasmових звуків дихання. Проведено експериментальну оцінку ефективності використання процедури адаптивної класифікації для розділення респіраторних сигналів на класи звуків, які характеризують норму й патологію органів дихання. Запропоновані схеми ієрархічної класифікації основних і додаткових звуків дихання.

A problem of synthesis of an adaptive algorithm for detection and classification of respiratory sounds in difficult interference conditions is considered within the limits of a statistical approach. To estimate the interference characteristics, a training data sample was used. We have analyzed the variants of rational forming of the training sample of a background interference on the basis of the records containing the intervals with pauses in respiration. The sufficient statistics of the adaptive respiratory sounds detector is determined and its structure is analyzed. It is shown that respiratory sound preprocessing by the adaptive filter of synthesized detector allows using of traditional methods for estimating of the informative frequency band and some other parameters important for signal classification. A procedure is offered for the adaptive hierarchical classification of respiratory sounds. The results of experimental verification are presented for the efficiency of adaptive detecting of typical narrow- and broadband respiratory sounds. The efficiency of use of the adaptive classification procedure for subdividing of respiratory signals into classes of the sounds, describing the norm and pathology of organs of respiration, is estimated experimentally. The schemes for hierarchical classifying of basic and complementary respiratory sounds are offered.

ВВЕДЕНИЕ

Как известно, регистрируемые на поверхности грудной клетки звуки дыхания служат важным источником информации для диагностики заболеваний респираторного тракта человека [1–4]. В настоящее время опубликовано много работ, посвященных изучению механизмов формирования звуков дыхания и описанию особенностей структуры соответствующих им сигналов [5,6]. Накопленный опыт позволяет по виду звуков дыхания определять конкретный тип патологии респираторного тракта и в ряде случаев устанавливать область ее локализации.

Как правило, регистрация респираторных сигналов осуществляется акустическими датчиками, подвергающимися воздействию многокомпо-

нентного поля помех, которые можно условно разделить на две группы. В первую из них входят помехи, постоянно присутствующие при регистрации сигналов дыхания. Наиболее существенный вклад здесь дают низкочастотные вибрационные помехи, связанные с работой различных машин и механизмов, а также обусловленные динамикой движения грудной клетки при дыхании и тремором мышц грудной клетки [5]. К этой группе также относятся звуки, генерируемые за счет сердцебиения, фон работающей аппаратуры и электрические сетевые помехи. Во вторую группу входят помехи эпизодического действия – неконтролируемые речевые, транспортные и радиосигналы, а также звуки шагов, хлопанье дверей и т.п. Сюда же надо отнести помехи, связанные с методическими ошибками регистрации данных (на-

пример, из-за некачественного закрепления датчиков на поверхности грудной клетки и кабелей, связывающих датчики с регистрирующей аппаратурой). Указанная группа помех характеризуется широким частотным спектром, который существенно перекрывает спектр полезных сигналов дыхания. Поэтому при подавлении эпизодических помех наблюдается значительное искажение сигналов дыхания, затрудняющее использование полученных данных для решения задач классификации. В связи с этим записи с такими помехами или их фрагменты должны подвергаться цензурованию на этапе регистрации данных. Учитывая это, в данной работе рассматриваются методы обработки сигналов дыхания в условиях воздействия помех первой группы.

До недавнего времени основным методом борьбы с постоянно действующими помехами было использование фильтров верхних частот с регулируемой частотой среза и режекторных фильтров с регулированием режектирующей частоты [5]. В частности, такие инструментальные средства используются в компьютерной диагностической системе «КоРА-03М», разработанной в Институте гидромеханики НАН Украины [7]. Следует, однако, отметить, что из-за несогласованности параметров тракта с реальной помехой этот подход часто приводит к частичному подавлению полезных сильных сигналов. Иногда, напротив, имеет место частичное подавление сильной помехой ослабленных сигналов дыхания. Поскольку реальные звуки дыхания, выслушиваемые в разных точках грудной клетки даже одного и того же пациента, заметно отличаются по уровню, то на практике требуется предварительная настройка тракта на каждую точку регистрации этих сигналов.

В последнее время получил развитие другой подход, основанный на использовании алгоритмов адаптивной фильтрации помех. В частности, известны исследования [8–12], в которых предлагается формировать дополнительный физический канал для выделения помех определенного вида и последующего их вычитания из сигнального канала. Например, в работах [9, 11] предложено использовать для подавления помехи сердцебиения данные, регистрируемые отдельным датчиком электрических сигналов, размещенным на поверхности грудной клетки в области сердца. Недостатком указанных методов является необходимость дополнительных аппаратных затрат на формирование вспомогательных каналов. Кроме того, эффективность подавления фоновых помех существенно зависит от их коррелированности в сигнальном и помеховом каналах, которая при ра-

зной физической природе регистрируемых полей заметно снижается.

Более рациональный вариант адаптивного компенсатора акустических сердечных сигналов предложен в статье [13]. Здесь, вместо формирования отдельного физического канала, для оценивания сигнала сердцебиения используются данные сигнального канала, которые выделяются на участках, смежных с анализируемым рабочим участком данных. Показана высокая эффективность такого алгоритма для подавления шумов сердца. Однако из-за того, что ритмика сердечной деятельности не согласована с ритмикой дыхания, оценки характеристик сердечных сигналов в ряде случаев могут содержать также информацию о респираторных звуках. Поэтому при адаптивной фильтрации шумов сердца также может наблюдаться частичное подавление полезных сигналов дыхания. Помимо того, указанная процедура эффективна для подавления только тех помех, компоненты которых коррелированы на смежных интервалах обрабатываемой реализации.

В данной работе рассматривается алгоритм подавления помех, в котором используется информация о всех существенных помехах, зарегистрированных в сигнальном канале. При этом единственным требованием является отсутствие в обучающей выборке сигналов дыхания. При синтезе алгоритма также учтено отсутствие априорной информации о структуре и длительности сигналов дыхания, а также то, что интенсивность сигналов дыхания меняется синхронно с его ритмикой.

1. СИНТЕЗ АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ

1.1. Постановка задачи и ее решение

Пусть на поверхности грудной клетки в заданной системе точек R_p , $p = \overline{1, M}$ расположено M приемников акустических сигналов $u(t_i, R_p)$, которые регистрируются в дискретные моменты времени t_i , $i = \overline{1, N}$ и содержат аддитивную смесь полезного сигнала $s(t_i, R_p)$ и случайной помехи $n(t_i, R_p)$. Предположим, что мы располагаем обучающими записями фоновой помехи $y_0(t_i, R_p)$ для каждой из заданных точек регистрации. Тогда, согласно [14], алгоритм обработки может быть определен из отношения правдоподобия вида

$$\lambda(u, y_0) = \frac{W(u, y_0/H_\infty)}{W(u, y_0/H_0)}, \quad (1)$$

в котором фигурируют совместные условные плотности вероятности рабочей $u(t_i)$ и обучающей

$y_0(t_i)$ реализаций, определенные для двух статистических гипотез о принятом сигнале:

- 1) гипотеза H_0 соответствует ситуации, когда полезный сигнал $s(t_i, R_p) = 0$, т. е. регистрируется только помеха $n(t_i, R_p)$;
- 2) гипотеза H_∞ справедлива, если $s(t_i, R_p) = s_\infty(t_i, R_p)$, т. е. регистрируется смесь сигнала и помехи.

Для конкретизации структуры отношения правдоподобия (1) необходимо определить структуру фигурирующих в нем распределений плотности вероятности. Будем полагать, что поля сигнала и помехи удовлетворяют гауссовскому закону распределения вероятностей с нулевым математическим ожиданием и заданными матрицами корреляции по времени и пространству. Проведем для входных сигналов преобразование Фурье по времени. Для этого в каждой точке приема R_p разобьем последовательность выборок входных отсчетов $u(t_i, R_p)$ и $y_0(t_i, R_p)$ на ряд секций одинаковой длительности, в пределах которых можно пренебречь изменениями статистических характеристик помехи и сигнала. Выполнив дискретное преобразование Фурье каждой l -ой секции рабочей выборки $u(t_i, R_p)$, получим

$$U_l(\omega_k, R_p) = \frac{1}{N_L} \sum_{i=(l-1)N_L}^{lN_L-1} u(t_i, R_p) \times \exp(-j\omega_k i \Delta t), \quad (2)$$

где $N_L = N/L$ – размерность преобразования; L – количество секций; $\Delta t = t_{i+1} - t_i$ – интервал дискретизации. Аналогично преобразуем каждую из Q секций обучающей выборки $y_0(t_i, R_p)$.

Учитывая, что спектральные отсчеты на частотах $\omega_k \neq \omega_n$ некоррелированы, а следовательно, независимы, запишем отношение правдоподобия (1) в виде

$$\lambda(u, y_0) = \prod_{l=1}^L \prod_{q=1}^Q \prod_{k=k_b}^{k_t} \frac{W(\mathbf{U}_l(\omega_k)/H_\infty)}{W(\mathbf{U}_l(\omega_k)/H_0)} \times \frac{W(\mathbf{Y}_{0q}(\omega_k)/H_\infty)}{W(\mathbf{Y}_{0q}(\omega_k)/H_0)}, \quad (3)$$

где номера k_b и k_t определяют границы рабочего диапазона частот; $W(\mathbf{U}_l(\omega_k)/H_\infty)$, $W(\mathbf{U}_l(\omega_k)/H_0)$, $W(\mathbf{Y}_{0q}(\omega_k)/H_\infty)$, $W(\mathbf{Y}_{0q}(\omega_k)/H_0)$ – условные плотности вероятности соответствующих векторов комплексных отсчетов, имеющих идентичную структуру элементов. В частности, элементы вектора $\mathbf{U}_l(\omega_k)$

можно записать в виде

$$\mathbf{U}_l(\omega_k) = [\dot{U}_l(\omega_k, R_1), \dot{U}_l^*(\omega_k, R_1), \dots, \dot{U}_l(\omega_k, R_M), \dot{U}_l^*(\omega_k, R_M)].$$

Согласно [15], условную плотность вероятности вектора $\mathbf{U}_l(\omega_k)$ можно представить в форме

$$W(\mathbf{U}_l(\omega_k)) = \frac{1}{(4\pi)^M \det(\mathbf{K}_l(\omega_k))} \times \exp(-\mathbf{U}_l^+(\omega_k) \mathbf{K}_l^{-1}(\omega_k) \mathbf{U}_l(\omega_k)), \quad (4)$$

где $\mathbf{K}_l(\omega_k) = \langle \mathbf{U}_l(\omega_k) \mathbf{U}_l^+(\omega_k) \rangle$ – эрмитова матрица взаимной спектральной плотности мощности (ВСПМ) отсчетов; угловые скобки – символ статистического усреднения.

Матрицу $\mathbf{K}_l(\omega_k)$ представим как

$$\mathbf{K}_l(\omega_k) = \mathbf{\Gamma}_N(\omega_k) + D_l \mathbf{\Gamma}_S(\omega_k),$$

где $\mathbf{\Gamma}_N(\omega_k) = g_N(\omega_k) \mathbf{I}$; $\mathbf{\Gamma}_S(\omega_k) = g_S(\omega_k) \mathbf{\Omega}_S(\omega_k)$; D_l – коэффициенты, учитывающие динамику модуляций дыхания; $g_N(\omega_k)$ и $g_S(\omega_k)$ – спектральные плотности мощности (СПМ) источников помехи и сигнала; \mathbf{I} и $\mathbf{\Omega}_S(\omega_k)$ – единичная и эрмитова матрицы размера $M \times M$, характеризующие ВСПМ помехи и сигнала по пространству точек приема на каждой из частот ω_k . Тогда статистика (3) может быть преобразована к эквивалентной форме

$$\ln(\lambda(u, y_0)) = \ln(\lambda(u, y_0/H_\infty)) - \ln(\lambda(u, y_0/H_0)), \quad (5)$$

компоненты которой имеют вид

$$\begin{aligned} \ln(\lambda(u, y_0/H_i)) = & - \sum_{k=k_b}^{k_t} \left\{ (L+Q)M \ln(4\pi) + \right. \\ & + \sum_{l=1}^L \text{Sp}[\ln(\mathbf{K}_l^{(i)}(\omega_k))] + \sum_{q=1}^Q \text{Sp}[\ln(\mathbf{K}_q^{(i)}(\omega_k))] + \\ & + \text{Sp} \left[(\mathbf{K}_l^{(i)})^{-1}(\omega_k) \sum_{l=1}^L \mathbf{U}_l^{(i)}(\omega_k) (\mathbf{U}_l^{(i)}(\omega_k))^+ \right] + \\ & \left. + \text{Sp} \left[(\mathbf{K}_l^{(i)})^{-1}(\omega_k) \sum_{q=1}^Q \mathbf{Y}_{0q}^{(i)}(\omega_k) (\mathbf{Y}_{0q}^{(i)}(\omega_k))^+ \right] \right\}. \end{aligned} \quad (6)$$

Здесь индекс $i = 0, \infty$ указывает, какой статистической гипотезе соответствует данная компонента.

Полученная статистика (6) содержит неизвестные матрицы ВСПМ $\mathbf{\Gamma}_{S_i}(\omega_k)$ и $\mathbf{\Gamma}_{N_i}(\omega_k)$. Поэтому на практике вместо этих характеристик подставляют их оценки максимального правдоподобия [16]:

$$\hat{\mathbf{\Gamma}}_{S_\infty}(\omega_k) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{\mathbf{U}_l^{(\infty)}(\omega_k) (\mathbf{U}_l^{(\infty)}(\omega_k))^+}{D_l}, \quad (7)$$

$$\hat{\Gamma}_{N0}(\omega_k) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \mathbf{Y}_{0q}^{(0)}(\omega_k) (\mathbf{Y}_{0q}^{(0)}(\omega_k))^+, \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \hat{\Gamma}_{N\infty}(\omega_k) &= \\ &= \frac{1}{L+Q} \left[\sum_{l=1}^L \mathbf{U}_l^{(0)}(\omega_k) (\mathbf{U}_l^{(0)}(\omega_k))^+ + \right. \\ &\quad \left. + \sum_{q=1}^Q \mathbf{Y}_{0q}^{(0)}(\omega_k) (\mathbf{Y}_{0q}^{(0)}(\omega_k))^+ \right]. \end{aligned} \quad (9)$$

Подставив эти оценки в формулу (6), получим для искомого адаптивного алгоритма обнаружения выражение

$$\begin{aligned} \ln(\lambda(u, y_0)) &= \sum_{k=k_b}^{k_t} \left\{ M \sum_{l=0}^{L-1} \ln(D_l) + \right. \\ &\quad + L \sum_{m=1}^M \ln \left(\frac{\hat{P}_{S\infty}(\omega_k, R_m)}{\hat{P}_{N0}(\omega_k, R_m)} \right) + \\ &\quad \left. + Q \sum_{m=1}^M \ln \left(\frac{\hat{P}_{N\infty}(\omega_k, R_m)}{\hat{P}_{N0}(\omega_k, R_m)} \right) \right\}, \end{aligned} \quad (10)$$

где $\hat{P}_{N0}(\omega_k, R_m)$, $\hat{P}_{N\infty}(\omega_k, R_m)$ и $\hat{P}_{S\infty}(\omega_k, R_m)$ – диагональные элементы матриц $\mathbf{\Gamma}_{N0}(\omega_k)$, $\mathbf{\Gamma}_{N\infty}(\omega_k)$ и $\mathbf{\Gamma}_{S\infty}(\omega_k)$ соответственно. Очевидно, что значение этой статистики растет при увеличении соотношения уровней оценок СПМ тестируемой реализации сигнала и фоновой помехи, количества спектральных отсчетов и точек регистрации сигналов. Кроме того, ее уровень зависит от интенсивности модуляций дыхания, определяемой параметром D_l . Следует отметить, что эффективность обнаружения сигнала зависит также от согласованности характеристик фоновой помехи в обучающей реализации с характеристиками помехи в тестируемой реализации сигнала.

Из-за статистических ошибок оценивания СПМ помехи вычисленная статистика может принимать конечные ненулевые значения даже тогда, когда характеристики помехи в обучающей и тестируемой реализациях теоретически совпадают. Устранить влияние этих ошибок при решении задачи обнаружения можно за счет соответствующего выбора порога обнаружения. На практике он выбирается на основе того или иного критерия, учитывающего ущерб от принятия ошибочного решения. В данной работе для оценки порога обнаружения будем использовать критерий Неймана – Пирсона [17] При этом порог обнаружения однозначно определяется заданной вероятностью оши-

бочных решений F_{fd} . Будем полагать, что величина порога выбрана так, что влиянием статистических ошибок на эффективность обнаружения сигналов можно пренебречь. Тогда структура алгоритма обнаружения упрощается:

$$\begin{aligned} \ln(\lambda(u, y_0)) &= \\ &= \sum_{k=k_b}^{k_t} \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^M \ln \left(\frac{D_l \hat{P}_{S\infty}(\omega_k, R_m)}{\hat{P}_{N0}(\omega_k, R_m)} \right). \end{aligned} \quad (11)$$

Следует учесть, что сигналы дыхания, регистрируемые на поверхности тела человека, имеют достаточно сложную структуру, которая заранее неизвестна и может существенно различаться в разных точках регистрации. Кроме того, могут значительно отличаться их уровни и длительность. Наконец, суммирование сигналов, распространяющихся по нескольким пространственным каналам, может заметно исказить их структуру и затруднить решение задачи последующей классификации. Аналогичные проблемы возникают при накоплении сигналов по частоте и времени. Поэтому с точки зрения совместного эффективного решения задачи обнаружения и классификации сигналов дыхания целесообразно осуществлять обработку в каждом частотном и пространственном канале и по каждой секции сигнала независимо. Тогда адаптивный алгоритм обнаружения с учетом соотношения (7) можно записать в виде

$$T_l(k, m) = \ln \left(\frac{|U_l(\omega_k, R_m)|^2}{\hat{P}_{N0}(\omega_k, R_m)} \right). \quad (12)$$

Учитывая монотонность операции логарифмирования, окончательно получаем следующую достаточную статистику:

$$T_l(k, m) = \frac{|\hat{U}_l(\omega_k, R_m)|^2}{\hat{P}_{N0}(\omega_k, R_m)}. \quad (13)$$

Таким образом, обработка сигнала включает процедуры оценивания СПМ фоновой помехи, препроцессорную обработку сигнала синтезированным на основе этой информации адаптивным фильтром, вычисление квадрата модуля спектральных отсчетов и сравнение с пороговым сигналом обнаружения. Для указанной статистики пороговый сигнал обнаружения определяется известным соотношением [18] $\mu_0 = 2 \ln(F_{fd}) / (\ln(D_0) - 1)$, где D_0 – заданная вероятность правильного обнаружения сигнала.

Заметим, что приведенная форма алгоритма обнаружения сигналов дыхания удобна для их визуализации и сравнения с полученными респираторограммами (фоноспирограммами). Ниже это

утверждение будет проиллюстрировано рядом характерных примеров.

1.2. Выбор варианта формирования обучающей выборки

Из представленных результатов следует, что эффективность обнаружения зависит от точности оценивания СПМ фоновых помех. Рассмотрим три практически интересных варианта формирования таких оценок. В первом из них для оценки помехи используется запись сигналов в заданных точках во время паузы дыхания. При этом учитываются все фоновые помехи окружающей среды, динамические помехи, связанные с тремором мышц грудной клетки пациента, а также помеха сердцебиения. Достоинством такой схемы является то, что в этом случае длина реализации, определяющая статистическую ошибку оценивания СПМ, ограничивается только физиологической способностью пациента задерживать дыхание. К недостаткам следует отнести возможность существенного различия характеристик фоновых помех на этапах обучения и регистрации сигналов дыхания. Причиной этого могут быть попадание в записи нетипичных для условий обследования неконтролируемых помех, изменение динамики сердечных сигналов из-за напряжения пациента, а также отсутствие в обучающих записях динамических помех, связанных с движением грудной клетки пациента в актах дыхания.

Второй вариант отличается от предыдущего тем, что процесс записи начинается с небольшой паузы дыхания (ее длительность выбирается так, чтобы не вызывать перенапряжения пациента). В этом случае снижается вероятность существенного изменения не связанных с дыханием характеристик фоновых помех в обучающей выборке, включая сердечные сигналы. Недостатком этого варианта остается отсутствие в обучающей выборке динамической помехи движения грудной клетки при дыхании.

Третий вариант предполагает формирование обучающей выборки в процессе дыхания. Для этого используются участки реализации, соответствующие паузам дыхания. В данном случае под паузами дыхания мы понимаем участки записей, отвечающие пограничным областям между фазами вдоха и выдоха, где из-за малой скорости потока воздуха вкладом сигналов дыхания можно пренебречь. В то же время, сравнительный анализ СПМ записей с естественным дыханием и его имитацией показывает, что в этих пограничных областях за счет изменения направления движения поверх-

ности грудной клетки сохраняется заметное влияние динамической помехи тремора мышц на регистрируемый сигнал. Практически такую обучающую выборку можно сформировать, например, с помощью инструментальных средств, описанных в пакете программ [7], используя традиционные [6] или ранговые респиросонограммы [19]. Для автоматизации этого процесса могут быть применены алгоритмы адаптивной или ранговой классификации [20].

Таким образом, именно третий вариант позволяет учесть в обучающей выборке влияние динамической помехи движения грудной клетки. Кроме этого, он учитывает фоновую помеху, действующую непосредственно в акте дыхания, включая сердцебиение. Вместе с тем, статистическая ошибка оценивания СПМ здесь максимальна из-за коротких интервалов пауз. Для устранения этого недостатка можно увеличить длительность записи или проводить ее в режиме незначительного принудительного увеличения пауз между фазами дыхания. В ряде случаев дыхание может иметь саккадированный характер. Тогда обучающую выборку можно расширить за счет выделения дополнительных пауз, характерных для этого типа дыхания.

На рис. 1 и 2 представлены примеры реализаций для первого и второго вариантов формирования обучающих выборок фоновой помехи, а на рис. 3 – оценки их СПМ. Из-за перенапряжения пациента во время длительной (около 20 с) задержки дыхания в первом варианте наблюдается сильное сердцебиение. Это приводит к росту общего уровня фоновой СПМ, по сравнению со вторым вариантом, где задержка дыхания составляет менее 10 с.

Для иллюстрации третьего варианта формирования обучающей выборки на рис. 4 представлена исходная реализация с записью форсированного дыхания, а на рис. 5 – сформированная на ее основе выборка пауз в дыхании. Данные рис. 6 позволяют сравнить СПМ второго и третьего вариантов формирования обучающих выборок фоновой помехи. Как видно, в данном случае из-за добавления динамической помехи движения грудной клетки наблюдается заметный прирост уровня СПМ фоновой помехи в области низких частот.

Таким образом, наиболее полный учет фоновых помех действительно обеспечивает третий вариант формирования обучающей выборки. Более того, он согласован по времени с действующей фоновой помехой. Эффективность указанного способа формирования обучающей выборки пауз дыхания подтверждается также экспериментальными результатами работы [21]. Поэтому при анализе

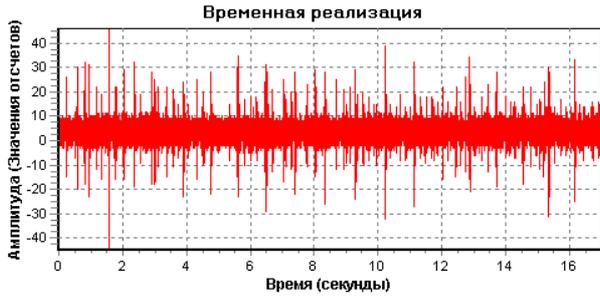


Рис. 1. Обучающая выборка на основе реализации сигнала с задержкой дыхания (вариант 1)

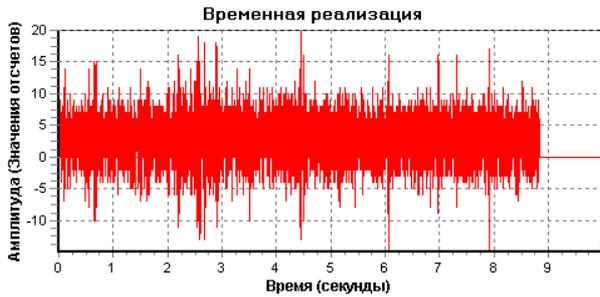


Рис. 2. Обучающая выборка на основе фрагмента реализации сигнала с задержкой дыхания (вариант 2)



Рис. 3. Сравнение СПМ обучающих выборок на основе данных вариантов 1 (верхняя кривая) и 2 (нижняя кривая)

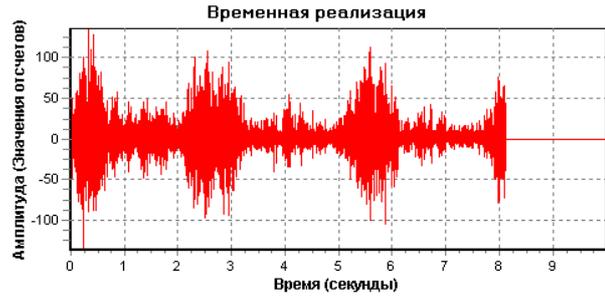


Рис. 4. Исходная реализации сигнала с форсированным дыханием (вариант 3)

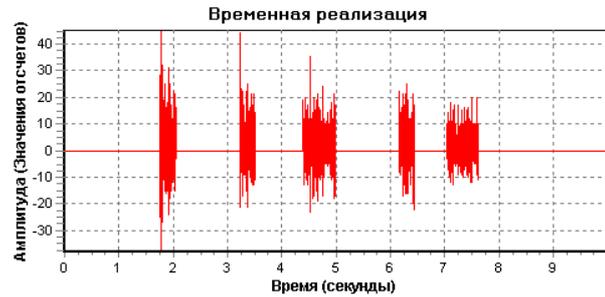


Рис. 5. Обучающая выборка на основе выделения пауз дыхания в реализации сигнала с форсированным дыханием (вариант 3)

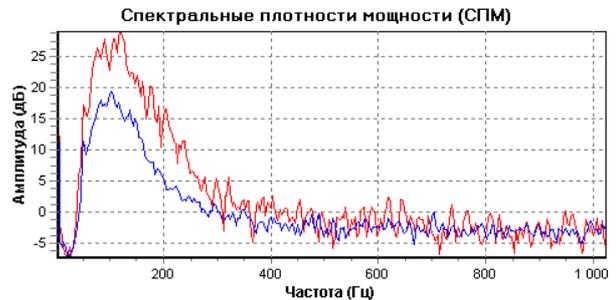


Рис. 6. Сравнение СПМ обучающих выборок на основе данных вариантов 2 (нижняя кривая) и 3 (верхняя кривая)

эффективности решения задачи обнаружения звуков дыхания в дальнейшем мы будем использовать этот подход.

Следует заметить, что реализуемая в предлагаемом алгоритме адаптивная фильтрация звуков дыхания обеспечивает “обеление” спектра фоновой помехи. Это позволяет решать задачу оценивания параметров обнаруженных сиг-

налов традиционными методами и на их основе визуализировать обнаруженные респираторные сигналы. Вместе с тем, полученная в результате выполнения указанных этапов обработки информация о параметрах сигналов может существенно повысить эффективность решения задачи классификации звуков дыхания разных типов.

2. СИНТЕЗ АЛГОРИТМА АДАПТИВНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ЗВУКОВ ДЫХАНИЯ

Анализ экспериментальных данных показывает, что структура большинства сигналов дыхания имеет случайный характер и не описывается простыми аналитическими зависимостями. Поэтому на практике используются параметрические методы представления их свойств [22]. Следовательно, распознавание классов сигналов дыхания целесообразно проводить на основе алгоритмов параметрической классификации. В общем виде такой алгоритм может быть найден на основе байесовской стратегии проверки гипотез о принадлежности сигнала к тому или иному классу на основе информации о характерных признаках этих классов [23]. Рассмотрим эту задачу более детально.

Пусть имеется M классов сигналов дыхания α_i , $i = \overline{1, M}$ и N -мерный вектор наблюдаемых признаков X . Тогда решающее правило для выявления принадлежности сигнала с набором признаков X к классу α_i определяется отношением правдоподобия

$$\lambda(X/\alpha_i) = \frac{P(X/\alpha_i)}{P(X/\alpha_k)} > \Pi_{ik}, \quad (14)$$

$$i, k = \overline{1, M}, \quad k \neq i.$$

где $P(X/\alpha_i)$ – функция правдоподобия появления вектора наблюдаемых признаков X для класса α_i ; Π_{ik} – пороговая константа, зависящая от априорной вероятности классов α_i и α_k . Синтез классификатора проведем в предположении, что априорные вероятности всех классов сигналов одинаковы, а распределения вероятностей признаков являются нормальными с ковариационными матрицами K_i , $i = \overline{1, M}$ и математическими ожиданиями M_i , $i = \overline{1, M}$. Тогда отношение правдоподобия (14) можно представить в виде

$$\begin{aligned} \ln \lambda(X/\alpha_i) &= \\ &= -\frac{1}{2}(X - M_i)^T K_i^{-1}(X - M_i) + \\ &+ \frac{1}{2}(X - M_k)^T K_k^{-1}(X - M_k) - \\ &- \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\|K_i\|}{\|K_k\|} \right) > \Pi_{ik}, \\ &i, k = \overline{1, M}, \quad k \neq i. \end{aligned} \quad (15)$$

На практике входящие в это выражение числовые характеристики распределений вероятности признаков, как правило, неизвестны и их надо

оценивать статистическими методами. К сожалению, в настоящее время отсутствует достаточный статистический материал по признакам отдельных классов звуков дыхания. Поэтому при оценивании необходимых параметров признаков могут присутствовать заметные статистические ошибки. Так как размерность пространства признаков может достигать нескольких десятков, то при определении гиперповерхности, разделяющей классы сигналов, происходит накопление ошибок, приводящее к существенным погрешностям в классификации сигналов дыхания. Ситуация усугубляется разнородностью признаков и необходимостью их ранжирования по важности и весу. Существует много методов масштабирования и сокращения размерности пространства признаков, однако при классификации в новом пространстве теряется физическая наглядность процедуры.

Поэтому вместо одноэтапной классификации M классов сигналов дыхания в N -мерном пространстве признаков используем иерархическую процедуру классификации, при которой на каждом уровне иерархии выбирается один наиболее информативный для него признак сигнала. Это позволяет проводить на каждом из этапов простую параметрическую классификацию в одномерном пространстве признаков. Общее количество этапов не должно превышать $M - 1$. Таким образом, на каждом уровне иерархии процедура классификации будет определяться набором $2M$ параметров $\{m_i; \sigma_i\}$ $i = \overline{1, M}$, характеризующим среднее значение и дисперсию выбранного признака в M классах сигналов.

Текущие оценки указанных числовых характеристик признаков могут быть получены по обучающей выборке Y_0 , состоящей из J объектов для каждого из M классов сигналов, согласно известным соотношениям [24]

$$\hat{m}_{0kj} = \frac{1}{j} \sum_{m=1}^j Y_{0km}, \quad (16)$$

$$k = \overline{1, M}, \quad j = \overline{2, J};$$

$$\hat{\sigma}_{0kj}^2 = \frac{1}{j-1} \sum_{m=1}^j (Y_{0km} - \hat{m}_{0kj})^2, \quad (17)$$

$$k = \overline{1, M}, \quad j = \overline{2, J}.$$

С учетом этого, алгоритм классификации сводит-

ся к проверке условия

$$\ln \lambda(X/\alpha_i) = \frac{(X - \hat{m}_{0kj})^2}{\hat{\sigma}_{0kj}^2} - \frac{(X - \hat{m}_{0ij})^2}{\hat{\sigma}_{0ij}^2} > \ln \left(\frac{\hat{\sigma}_{0ij}^2}{\hat{\sigma}_{0kj}^2} \right), \quad (18)$$

$$i, k = \overline{1, M}, \quad k \neq i, \quad j = \overline{2, J}.$$

Анализ его структуры показывает, что эффективность классификации растет при уменьшении области рассеяния признаков внутри данного класса сигналов и увеличении разности средних значений признаков между различными классами сигналов. Это требование следует учитывать при выборе конкретного признака на каждом уровне иерархического дерева классификации звуков дыхания. Из соотношения (18) легко получить следующую достаточную статистику адаптивного классификатора:

$$X > \hat{\Pi}_{ikj}, \quad i, k = \overline{1, M}, k \neq i, \quad j = \overline{2, J}, \quad (19)$$

где порог $\hat{\Pi}_{ikj}$ определяется соотношением

$$\hat{\Pi}_{ikj} = \hat{m}_{0kj}^2 \hat{\sigma}_{0ij}^2 - \hat{m}_{0ij}^2 \hat{\sigma}_{0kj}^2 + \hat{\sigma}_{0kj}^2 \hat{\sigma}_{0ij}^2 \ln \left(\frac{\hat{\sigma}_{0kj}^2}{\hat{\sigma}_{0ij}^2} \right), \quad (20)$$

$$i, k = \overline{1, M}, \quad j = \overline{2, J}.$$

3. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА

Ниже представлены результаты адаптивного обнаружения и классификации ряда типичных звуков дыхания, полученные на основе обработки реальных фонограмм сигналов, зарегистрированных на поверхности грудной клетки человека. Одна часть записей сделана в клинических условиях сотрудниками Института гидромеханики НАН Украины совместно с группой специалистов отделения торакальной хирургии больницы N 17 г. Киева, а другая включает образцы данных, представленных на сайте <http://www.rale.ca/Recordings.htm>.

3.1. Анализ эффективности адаптивного алгоритма обнаружения

Эффективность алгоритма обнаружения будем оценивать на основе визуального сравнения рельефов зафиксированных отметок сигналов с рельефами респиросонограмм [6], полученных на основе обработки записей этих сигналов до и после процедуры адаптивной фильтрации.

3.1.1. Обнаружение сухих свистящих хрипов (узкополосных сигналов)

На рис. 7 представлены результаты обработки реализации, содержащей записи свистящих хрипов. Верхний и средний графики представляют респиросонограммы свистящих хрипов, полученные по исходной и пропущенной через адаптивный фильтр реализациям. Как видно, после адаптивной фильтрации были подавлены низкочастотные фоновые помехи и улучшилось выделение областей, в которых превалирует вклад энергии звуков дыхания. Нижний график отражает распределение на двумерной плоскости частота–время уровней массива обнаруженных отметок свистящих хрипов. Этот рельеф получен с учетом оценок информативных параметров обнаруженных сигналов. Здесь четко выделяется трек стабильных по частоте отметок, характерный для тональных свистящих хрипов.

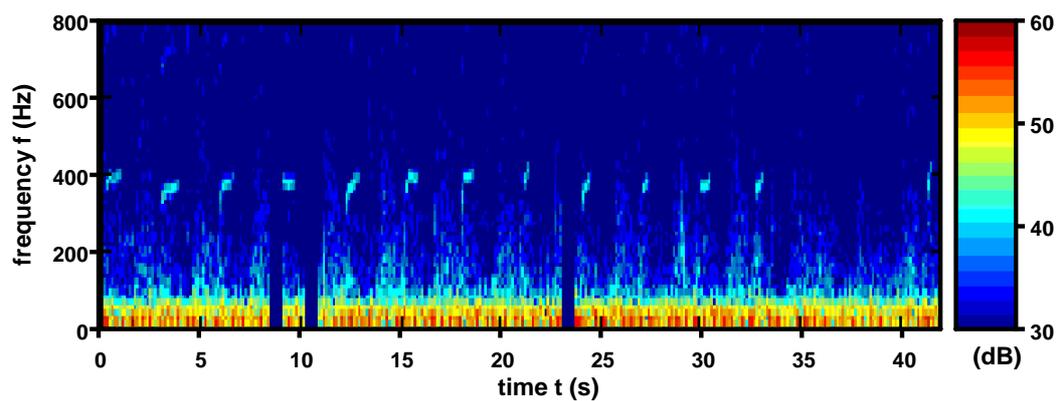
3.1.2. Обнаружение смеси сухих музыкальных, жужжащих и свистящих хрипов (узкополосных и широкополосных модулированных по частоте сигналов)

Группа графиков, соответствующая реализации, содержащей смесь музыкальных, жужжащих и свистящих сухих хрипов, представлена на рис. 8. Здесь и далее информация дана в том же порядке, что и на предыдущем рисунке. На частотно-временной плоскости выделяются фрагменты с треками полигармоник музыкальных, жужжащих и свистящих хрипов, которые на отдельных участках имеют частотную модуляцию. Как видно из графиков, наблюдается хорошее соответствие структур областей, определяющих распределение основной энергии сигналов дыхания и динамику ее изменений.

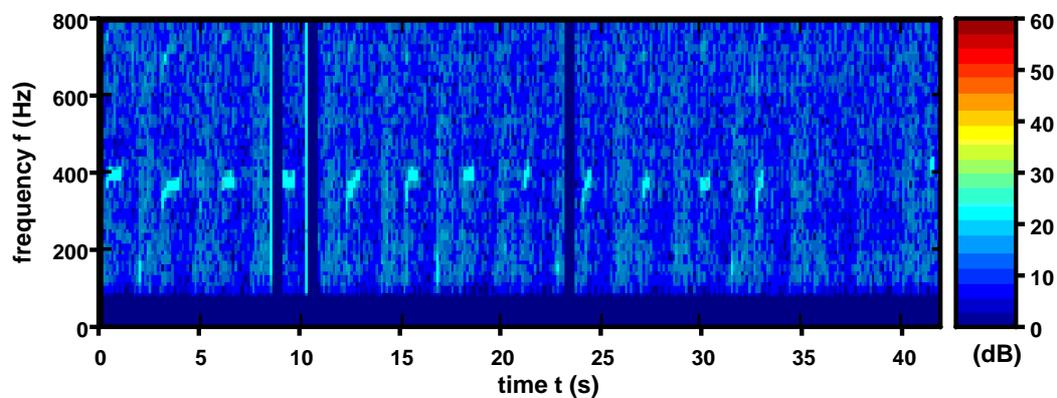
3.1.3. Обнаружение влажных звучных мелкопузырчатых и среднепузырчатых хрипов (широкополосных сигналов)

На рис. 9 и 10 приведены группы респиросонограмм и рельефов обнаруженных отметок для широкополосных звучных мелкопузырчатых и среднепузырчатых влажных хрипов.

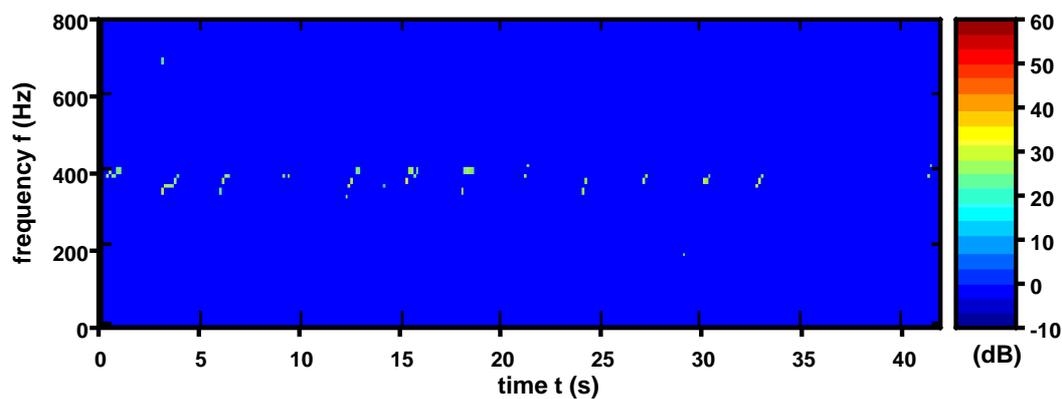
В отличие от сухих хрипов, которые относятся к группе протяженных по времени сигналов, влажные хрипы имеют выраженный короткоимпульсный характер и образуют распределенные по частоте вертикальные треки, протяженность и структура которых зависят от звучности хрипов, их калибра и плотности потока.



а



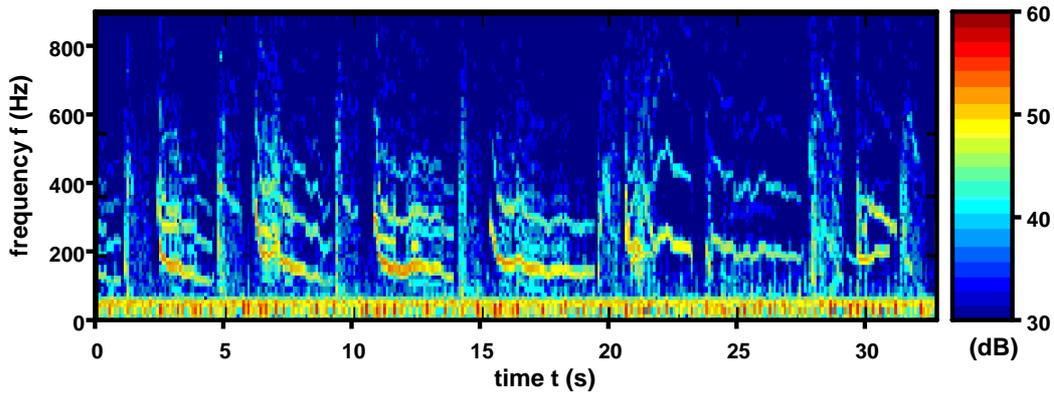
б



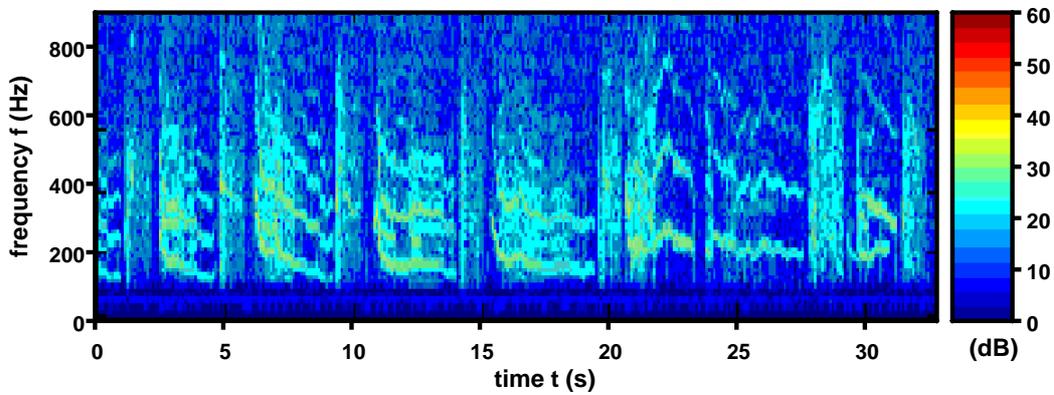
в

Рис. 7. Сухие свистящие хрипы:

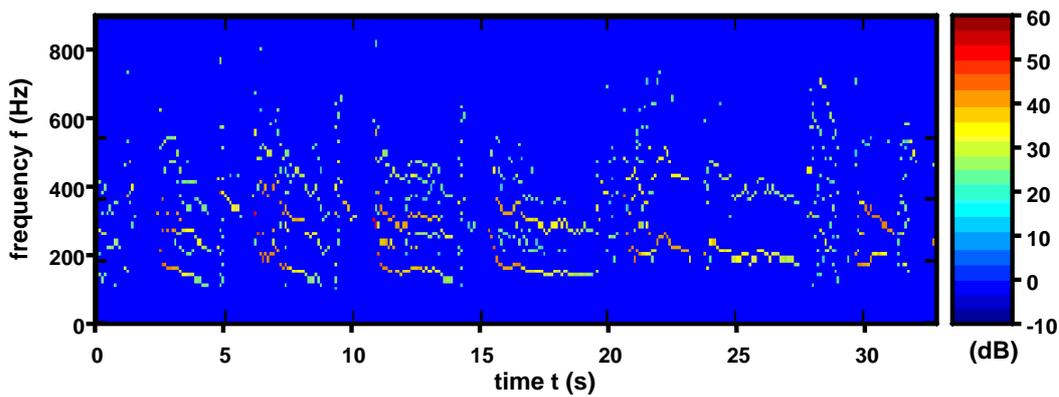
- а – респиросонограмма, полученная по исходной реализации;
- б – респиросонограмма, полученная на базе пропущенной через адаптивный фильтр исходной реализации;
- в – рельеф уровней обнаруженных сигналов



a



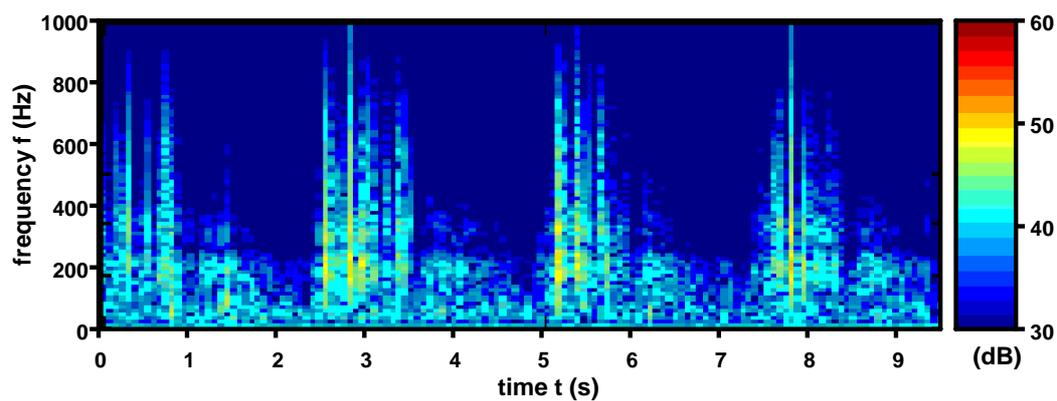
б



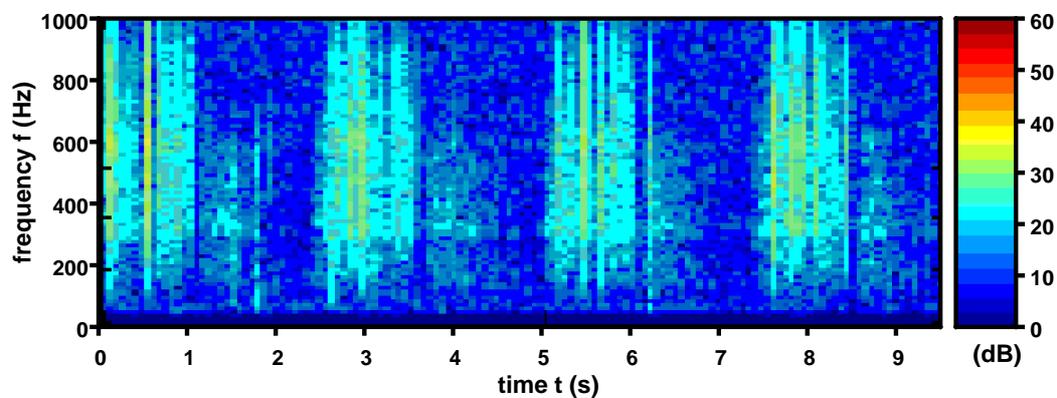
в

Рис. 8. Сухие музыкальные, жужжащие и свистящие хрипы:

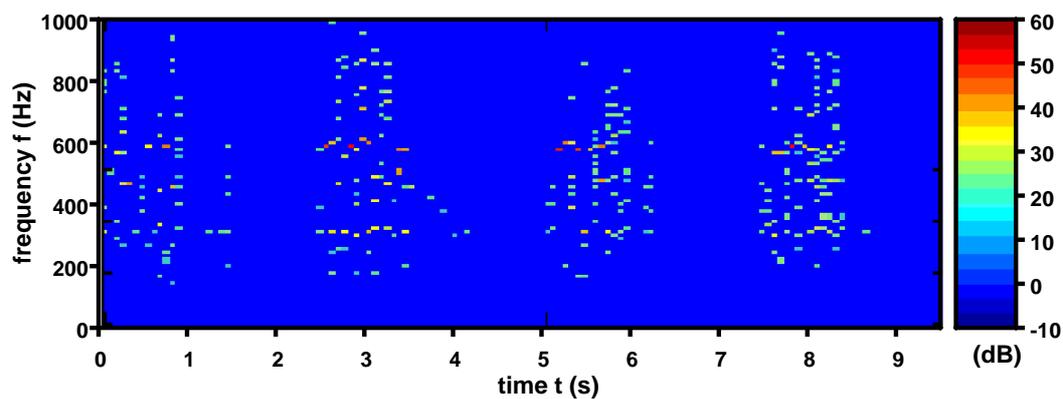
- a* – респиросонограмма, полученная по исходной реализации;
- б* – респиросонограмма, полученная на базе пропущенной через адаптивный фильтр исходной реализации;
- в* – рельеф уровней обнаруженных сигналов



а

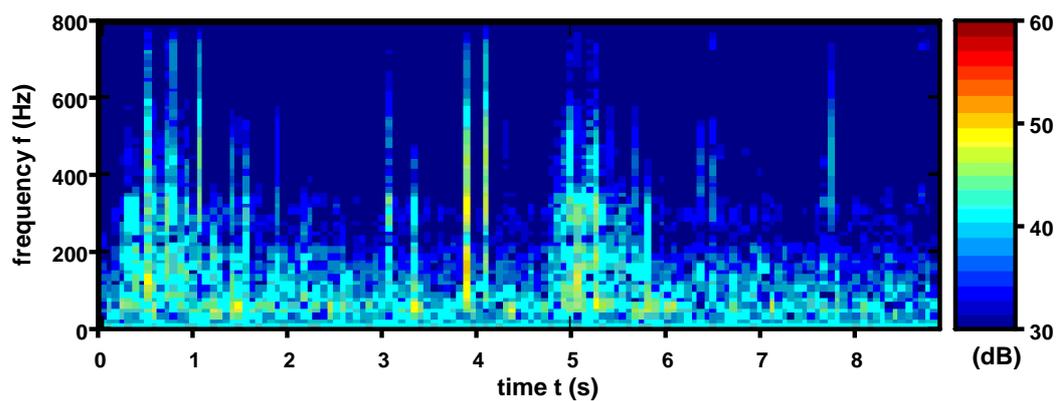


б

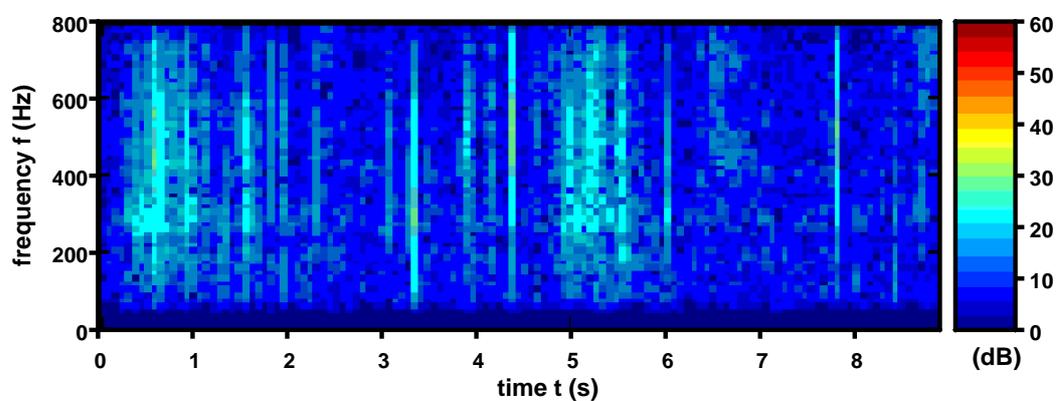


в

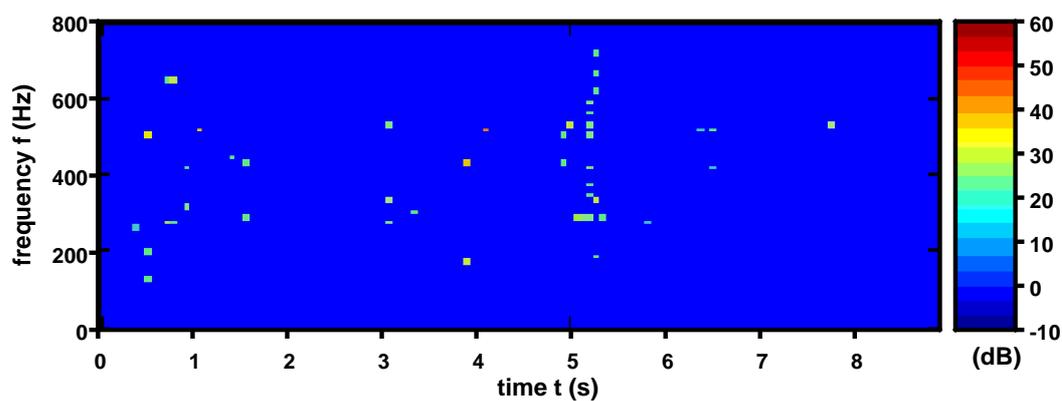
Рис. 9. Влажные звучные мелкопузырчатые хрипы:
а – респиросонограмма, полученная по исходной реализации;
б – респиросонограмма, полученная на базе пропущенной через адаптивный фильтр исходной реализации;
в – рельеф уровней обнаруженных сигналов



a



б



в

Рис. 10. Влажные звучные крупнопузырчатые хрипы:

a – респиросонограмма, полученная по исходной реализации;
б – респиросонограмма, полученная на базе пропущенной через адаптивный фильтр исходной реализации;
в – рельеф уровней обнаруженных сигналов

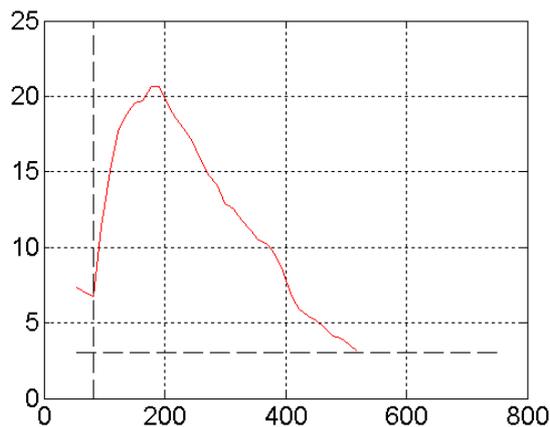


Рис. 11. Выделение информативной полосы частот на СПМ сигналов дыхания после адаптивной фильтрации

Представленные результаты подтверждают эффективность использования синтезированного адаптивного алгоритма для обнаружения как широко-, так и узкополосных сигналов дыхания. Сравнительный анализ дает хорошее согласование положения отметок сигналов на респиротограммах и на рельефах их обнаружения. Это указывает на эффективность традиционных процедур оценивания параметров обнаруженных сигналов и позволяет использовать эти оценки для формирования информативных признаков сигналов дыхания.

3.2. Анализ эффективности адаптивного алгоритма параметрической классификации.

Переходя к анализу возможностей адаптивной классификации звуков дыхания, начнем с наиболее простого случая их одноуровневой дихотомии на два класса – “Норму” и “Патологию”. При этом полагаем, что объективная оценка эффективности решения задачи дихотомии может быть сделана на основе сравнения результатов классификации заданным алгоритмом с верифицированным каким-либо образом разбиением тестируемых данных. Для верификации мы использовали хорошо подтвержденный практикой признак патологии, определяемый присутствием в записях дополнительных звуков дыхания (например, разного рода хрипов). На его основе для анализа было отобрано 68 двухканальных записей, среди которых классы “Нормы” и “Патологии” представлены практически в равных пропорциях. Адаптивная классификация указанных классов проводилась на основе

оценок параметров информативной полосы частот сигналов дыхания. Под информативной полосой частот (ИПЧ) будем понимать полосу, в пределах которой уровень СПМ звуков дыхания превышает уровень фоновой СПМ на заданную величину (рис. 11).

3.2.1. Дихотомия звуков дыхания на классы “Норма” и “Патология”

Перейдем к изложению результатов экспериментальной оценки эффективности дихотомии звуков дыхания по параметрам ИПЧ. Так как в данном случае нас интересует только информативная полоса частот сигналов дыхания, то для снижения влияния статистических ошибок на оценку параметров ИПЧ проведем дополнительное усреднение статистики (12) по времени:

$$T(k, m) = \frac{1}{L} \sum_l^L T_l(k, m). \quad (21)$$

На рис. 12 представлены полученные по усредненным данным оценки границ ИПЧ для классов “Норма” и “Патология” соответственно. По оси абсцисс отложены номера записей данных N_p , а по оси ординат – границы F_{\max} (верхняя кривая) и F_{\min} (нижняя кривая) информативной области частот, определенные по превышению уровня СПМ сигнала над уровнем СПМ фона в паузах дыхания на 3 дБ. Как видно, границы ИПЧ для записей из класса “Патология” существенно шире, чем для записей из класса “Норма”, особенно для верхней границы, определяемой параметром F_{\max} . Рассмотрим результаты разделения записей дыхания на два класса по нему.

На рис. 13 дан график распределения оценок параметра F_{\max} ИПЧ СПМ по номерам записей звуков дыхания классов “Норма” и “Патология”. По оси ординат отложены значения параметра F_{\max} , а по оси абсцисс – номера записей сигналов N_p . Штриховой линией представлен порог Π разделения классов “Нормы” и “Патологии”, вычисленный на основе соотношения (20). При этом объем обучающей выборки по признаку F_{\max} для каждого из классов, необходимый для получения устойчивых значений порога разделения классов, можно оценить по рис. 14. Как видно из графика, стабилизация оценок порога по признаку F_{\max} происходит уже при объеме обучающей выборки, превышающем 10–15 элементов каждого класса. При этом правильная классификация имеет место в 75 % случаев (для записей класса “Норма” – 77 %, а для записей класса “Патология” – 73 %). В ра-

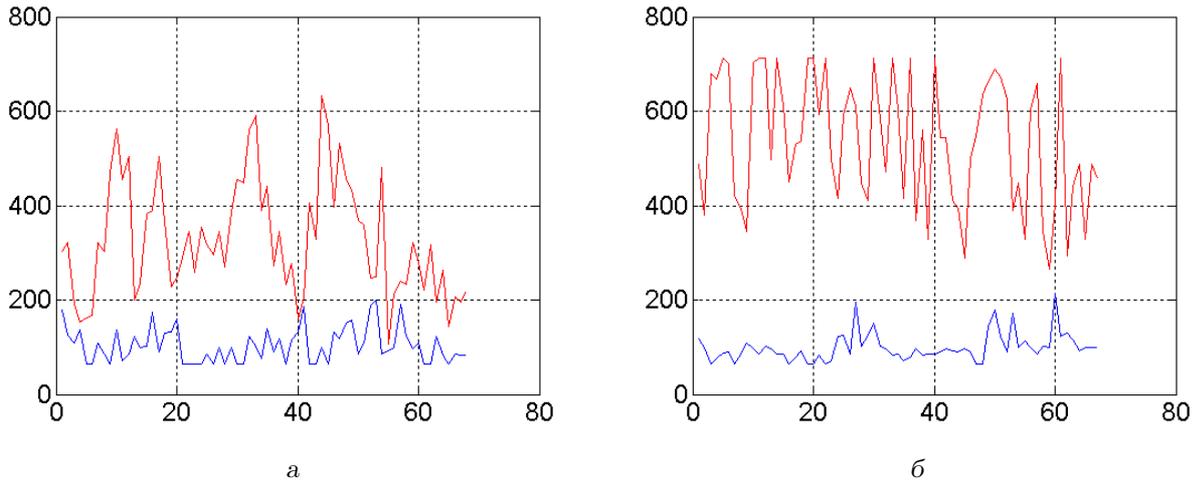


Рис. 12. Информативная полоса частот для СПМ звуков дыхания:
а – класс “Норма”, б – класс “Патология”

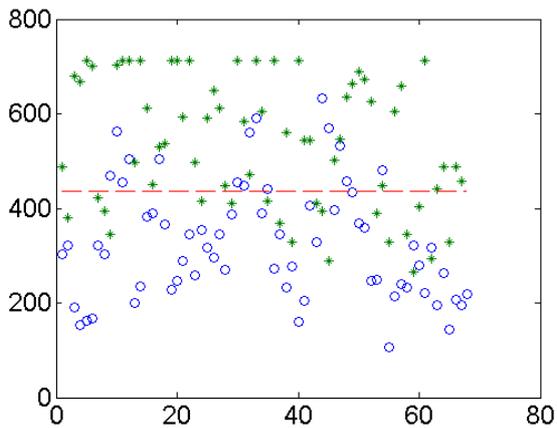


Рис. 13. Распределение оценок параметра F_{\max} ИПЧ для СПМ звуков дыхания классов “Норма” (кружочки) и “Патология” (звездочки)

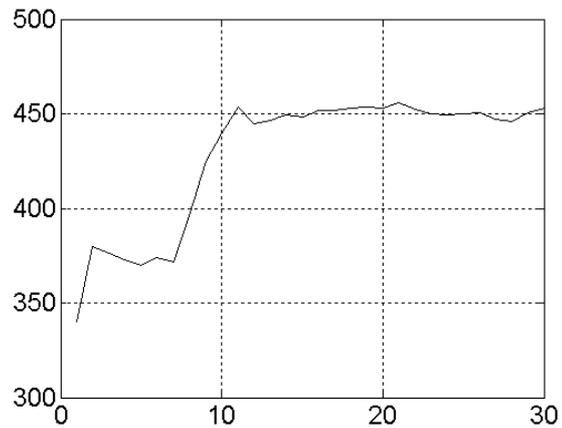


Рис. 14. Зависимость оценок порога разделения классов “Норма” и “Патология” от объема обучающей выборки по параметру F_{\max} ИПЧ СПМ

боте [21] показано, что близкие результаты классификации можно получить и по другим параметрам ИПЧ. При этом наибольшей информативностью с точки зрения решения задачи дихотомии звуков дыхания обладают такие характеристики ИПЧ, как верхняя граничная частота, ширина полосы, среднее значение частоты в полосе и корень из произведения двух последних величин.

Наблюдаемые в рассмотренном примере ошибки классификации связаны с частичным перекрытием областей распределения отметок разделяемых классов (см., например, рис. 13). Их можно снизить, если учесть дополнительные характеристики звуков дыхания. При этом за счет дробления

классов на более мелкие можно уменьшить внутриклассовую дисперсию признаков и увеличить расстояние между центрами отдельных классов. В медицинской практике к таким информативным характеристикам относят тип дыхания, его силу и жесткость. Рассмотрим подходы к классификации этих характеристик.

3.2.2. Классификация основных типов дыхания: трахеального, бронхиального и везикулярного

Как известно, в медицинской практике диагностируются три основных типа дыхания: трахеальное (выслушивается в области трахеи), бронхиаль-

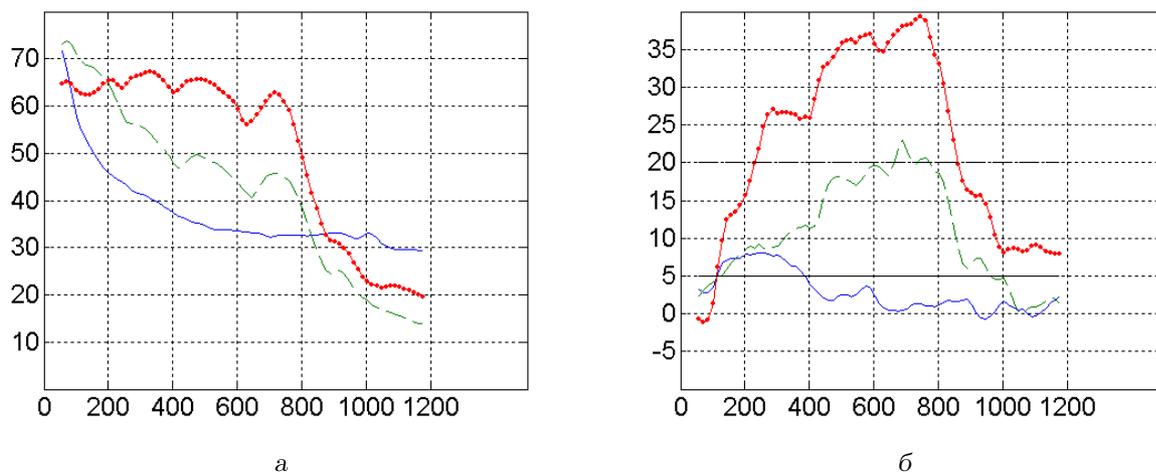


Рис. 15. Сравнение СПМ основных типов дыхания:
 а – до адаптивной фильтрации, б – после адаптивной фильтрации;
 сплошные с маркерами – трахеальное дыхание,
 штриховые – бронхиальное дыхание,
 сплошные – везикулярное дыхание

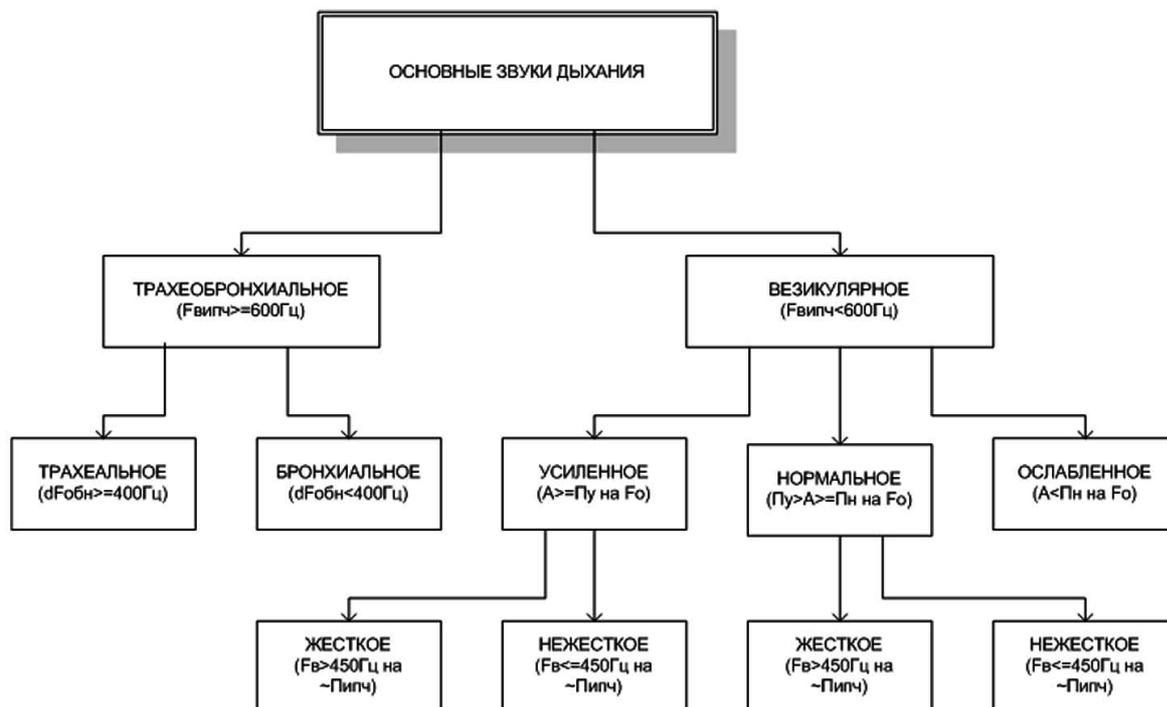


Рис. 16. Схема иерархической классификации основных звуков дыхания

ное (выслушивается в центральной области больших бронхов на передней части грудной клетки) и везикулярное (выслушивается в остальных областях грудной клетки [1–4]). Для первых двух типов характерна неравномерность спада СПМ с ростом частоты как в норме, так и при патологии. В то же время, для третьего типа дыхания наличие неравномерности спада СПМ является характерным признаком патологии. Как правило, оно связано с появлением дополнительных звуков дыхания [25].

Из-за многообразия видов кривых СПМ разных типов дыхания для классификации необходимо использовать признак, который был бы нечувствителен к конкретной форме кривой. Для этой цели авторы исследования [5] применяли линейную аппроксимацию СПМ основных звуков дыхания и выделяли ряд реперных точек, координаты которых использовались в качестве классификационных признаков. В этой работе за счет препроцессорной обработки основных сигналов адаптивным фильтром удалось представить СПМ классифицируемых звуков дыхания в удобной для выделения информативных признаков форме.

На рис. 15 показаны СПМ основных типов звуков дыхания до и после адаптивной фильтрации соответственно. До фильтрации не определены границы ИПЧ, что делает возможными существенные ошибки классификации типов дыхания. Напротив, после адаптивной фильтрации сигналов на СПМ хорошо выделяется область ИПЧ и по ее верхней границе F_{\max} можно проводить разделение везикулярного и трахеобронхиального типов дыхания. В свою очередь, более высокий порог обнаружения, который, как правило, не превышают сигналы везикулярного дыхания, может быть использован для разделения бронхиального и трахеального дыхания по ширине полосы СПМ на пороговом уровне. Таким образом, здесь можно использовать двухуровневую схему классификации, описываемую левой ветвью на рис. 16.

3.2.3. Классификация везикулярного дыхания по силе и жесткости

В отечественной медицинской практике везикулярное дыхание разделяют по силе на ослабленное, нормальное и усиленное, а по жесткости – на жесткое (где выслушиваются высокочастотные звуки) и нежесткое. Из этих определений следует, что сила дыхания может оцениваться по уровню СПМ, а жесткость – по ширине СПМ и верхней границе ИПЧ. Сложность такой классификации заключается в отсутствии на стадии анализа

исходного сигнала четких представлений о границах его информативной полосы. Поэтому в данной работе предлагается перед классификацией проводить препроцессорную обработку записей адаптивным фильтром.

Анализ графиков ИПЧ (см. рис. 12) показал, что для классов “Норма” и “Патология” их границы имеют неравномерный по номерам записей характер, особенно для параметра F_{\max} . Для класса “Нормы” участки с резким возрастанием верхней границы ИПЧ F_{\max} связаны с жесткостью и усиленностью везикулярного дыхания для данного номера записи, а участки с глубокими провалами – с его ослабленностью. Такая же картина часто наблюдается для записей из класса “Патология”. Здесь важно отметить, что именно наличие таких фонограмм приводит к перекрытию областей распределения параметра классификации F_{\max} для двух классов и определяет величину ошибки классификации при решении задачи их дихотомии. Поэтому дополнительное исследование по признаку силы и жесткости позволяет выделить указанные записи в отдельную группу и повысить эффективность разделения классов “Норма” и “Патология”.

На рис. 17 представлены СПМ везикулярного дыхания, полученные до и после адаптивной фильтрации сигналов с разными характеристиками силы и жесткости. Так как на рис. 17, а нельзя определить зону ИПЧ для оценок СПМ, то возможны существенные ошибки. В частности, явно выделяются три области, где, по крайней мере, три из четырех кривых СПМ практически сливаются, а, значит, не могут быть правильно классифицированы. В то же время, из рис. 17, б видно, что после адаптивной фильтрации рассматриваемых типов сигналов их СПМ хорошо разделяются. Штриховыми прямыми нанесены координатные оси, вдоль которых возможно эффективное разделение типов кривых СПМ дыхания по силе и жесткости. Горизонтальная ось проведена на уровне оценки границ ИПЧ и позволяет производить разделение СПМ по параметру F_{\max} . Вертикальную ось следует выбрать на границе частот, где можно пренебречь влиянием остаточных уровней сердечных сигналов (в данном случае они хорошо заметны на СПМ ослабленного сигнала левее отметки частот 200 Гц). Заметим, что на этой оси наблюдается максимальное различие уровней классифицируемых СПМ.

Из сравнения рис. 17, а и б видно, что после адаптивной фильтрации максимальный уровень СПМ усиленного дыхания стал выше максимума для усиленно-жесткого дыхания. Это связано с тем, что до фильтрации максимум СПМ усиленно-

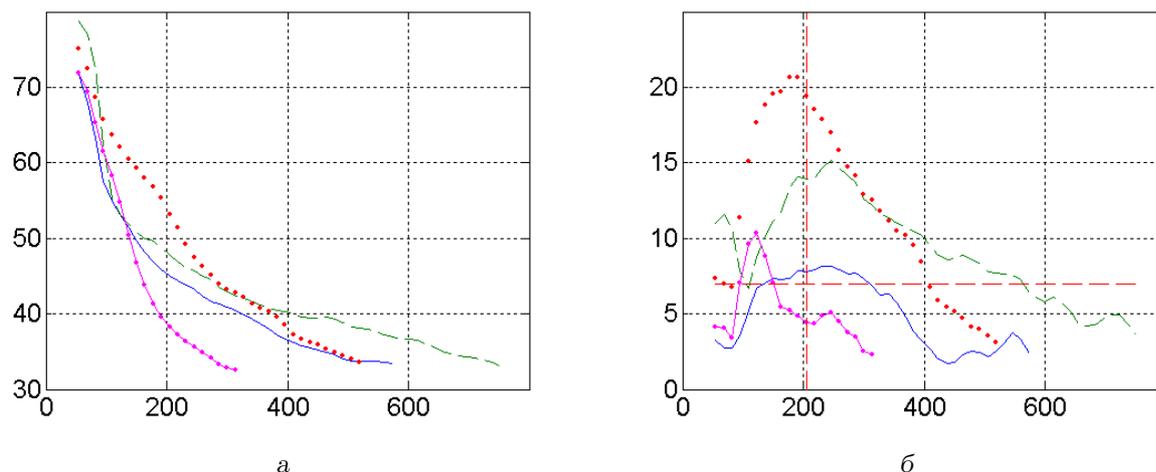


Рис. 17. Сравнение СПМ разных видов дыхания в ИПЧ:

а – до адаптивной фильтрации, б – после адаптивной фильтрации;

сплошные – нормальное дыхание, маркеры – усиленное дыхание, сплошные с маркерами – ослабленное дыхание, штриховые – усиленно-жесткое дыхание

жесткого дыхания определялся сердечным сигналом, который был подавлен адаптивным фильтром. Таким образом, после адаптивной фильтрации мы получили неискаженное соотношение максимальных спектральных уровней, позволяющее более корректно классифицировать характеристики везикулярного дыхания.

В соответствии с проведенным анализом информативных признаков, на правой ветви рис. 16 представлена двухуровневая иерархическая схема классификации везикулярного дыхания по силе и жесткости. На первом уровне проводится классификация по уровню СПМ на заданной частоте (например, 200 Гц). В результате сигналы дыхания с помощью двухпороговой процедуры могут быть разделены на три класса – ослабленные, нормальные и усиленные. На втором этапе для нормального и усиленного дыхания выполняют классификацию по параметру F_{\max} ИПЧ СПМ, разделяя жесткое и нежесткое дыхание.

3.2.4. Классификация дополнительных звуков дыхания

В силу многообразия разновидностей звуков дыхания, для их эффективной классификации необходимо использовать расширенную номенклатуру информативных параметров сигналов. В связи с этим классификатор дополнительных сигналов должен быть многоуровневым. На рис. 18 приведен упрощенный вариант иерархической схемы, описывающей основные этапы его работы.

На первом этапе осуществляется разделение звуков дыхания по признаку широкополосности. Это позволяет выделить класс дополнительных звуков дыхания, в спектрах которых преобладают гармонические составляющие, характерные для однотональных сухих свистящих и гудящих хрипов, а также многотональных музыкальных (с кратными частотами гармоник) и жужжащих (с некратными близко расположенными частотами гармоник) хрипов.

В свою очередь, широкополосные звуки дыхания дополнительно разделяются по продолжительности на длинные, короткие и промежуточные. Сигналы большой длительности формируют классы сухих хрипов, имеющих модуляции по частоте. В зависимости от числа максимумов в структуре их СПМ, выделяют свистящие и гудящие хрипы с одномодальными СПМ, а также жужжащие хрипы с многомодальными СПМ. Короткие сигналы, имеющие одномодальные СПМ выделяют в класс влажных хрипов. При этом влажные хрипы по параметру F_{\max} ИПЧ СПМ делят на звучные мелкопузырчатые, звучные среднепузырчатые и низкочастотные. Последние подвергают дополнительному анализу по их временной структуре [5, 26] и делят на незвучные мелкопузырчатые, незвучные среднепузырчатые и крупнопузырчатые.

Для широкополосных сигналов с многомодальными СПМ и сигналов, попадающих в область промежуточных длительностей, требуется дополнительный анализ данных. При этом сохраняю-

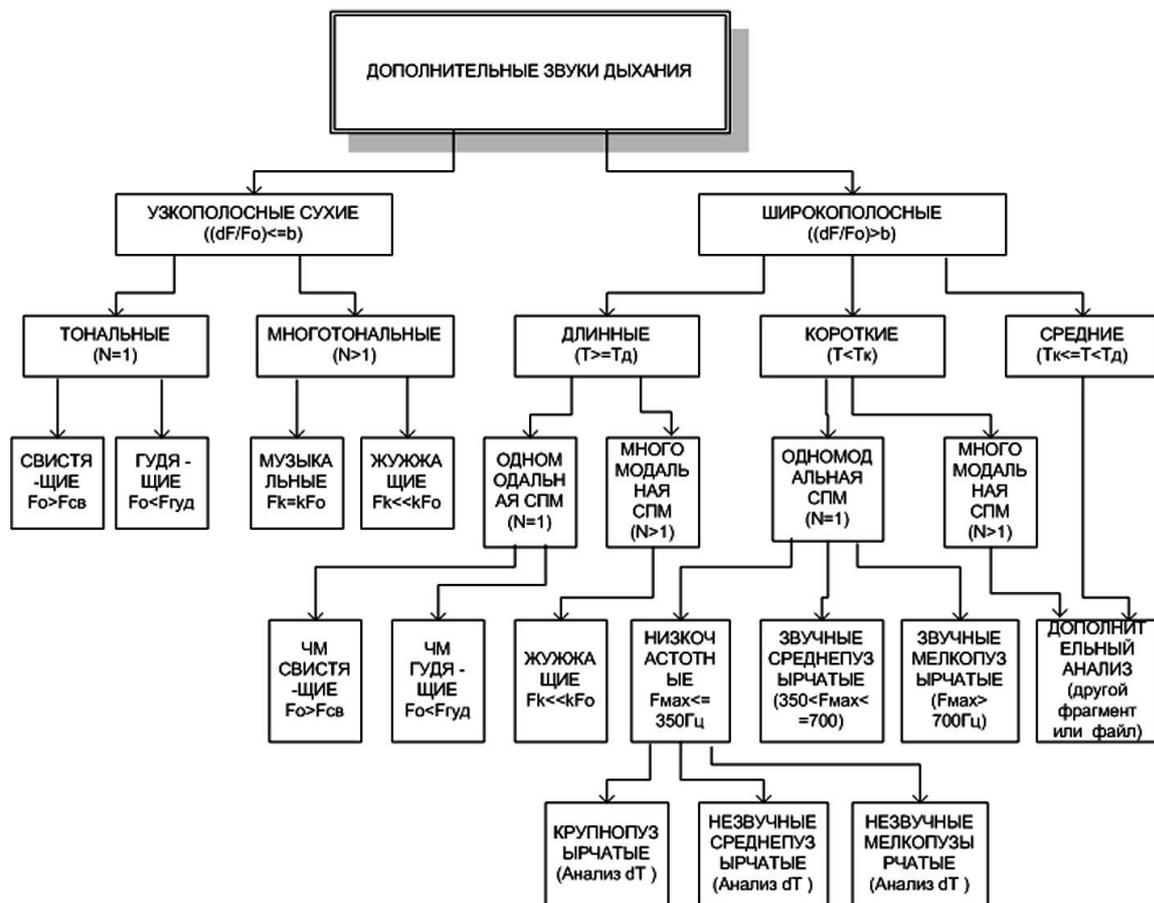


Рис. 18. Схема иерархической классификации дополнительных звуков дыхания

тся все описанные принципы обработки сигналов, а меняются только параметры настройки алгоритмов и режимы записи сигналов дыхания. Более детально эти вопросы будут исследованы в последующих работах.

В заключение отметим, что мы рассмотрели классификация звуков дыхания по признакам, не учитывая наличие связей сигналов в разных пространственных точках и на разных секциях обработки. Между тем, в ряде случаев такая информация может быть полезной как для повышения надежности классификации отдельных классов сигналов, так и для локализации их источников.

ВЫВОДЫ

1. С использованием статистических методов обучения синтезирован адаптивный алгоритм обнаружения звуков дыхания в условиях действия многокомпонентного поля помех. Опре-

делены рациональные варианты процедур формирования обучающей выборки для оценки фоновых помех и их адаптивной фильтрации.

2. Предложена иерархическая модель адаптивного классификатора звуков дыхания. Приведены примеры схем иерархической классификации основных и дополнительных звуков дыхания.
3. Определена процедура настройки алгоритмов адаптивной классификации в соответствующем информативном пространстве признаков.
4. Представлены экспериментальные результаты, подтверждающие эффективность синтезированных адаптивных алгоритмов обнаружения и классификации при обработке реальных записей типичных звуков дыхания.

БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы глубоко признательны академику НАН Украины проф. В. Т. Гринченко за ряд полезных методических замечаний.

1. Ковалевский А. А. Перкуссия и аускультация.– Томск: Изд-во Томск. ун-та, 1961.– 170 с.
2. Большая медицинская энциклопедия. Том 7.– М.: Сов. Энцикл, 1975.– С. 532–534.
3. Болезни органов дыхания. Руководство для врачей. Том 2. Частная пульмонология / Под ред. Н. Р. Палеева.– М.: Медицина, 1989.– 512 с.
4. Губергриц А. Я. Непосредственное исследование больного. Курс физикальной диагностики.– Ижевск: Удмуртия, 1996.– 332 с.
5. Gavriely N. Breath sounds methodology.– Boca Raton: CRC Press, 1995.– 223 p.
6. Kompis M., Pasterkamp H., Wodicka G. R. Acoustic imaging of the human chest // Chest.– 2001.– **120**, N 4.– P. 1301–1321.
7. Крижановский В. В., Крижановский В. В. (мл.) Структура и возможности программного обеспечения для компьютерной системы регистрации, анализа и классификации звуков дыхания // Акуст. вісн.– 2003.– **6**, N 4.– С. 33–45.
8. Iyer V. K., Ramamoorthy P. A., Fan H., Ploysongsang Y. Reduction of heart sounds from lung sounds by adaptive filtering // IEEE Trans. Biomed. Engng.– 1986.– **ВМЕ-33**, N 12.– P. 1141–1148.
9. Iyer V. K., Ploysongsang Y., Ramamoorthy P. A. Adaptive filtering in biological signal processing // Critical Rev. Biomed. Engng.– **17**, N 6.– 1990.– P. 531–584.
10. Yelderman M., Widrow B., Coffi J. M., Hesler E., Leddy J. A. ECG enhancement by adaptive cancellation of electrosurgical interference // IEEE Trans. Biomed. Engng.– **ВМЕ-30**, N 7.– 1983.– P. 392.
11. Widrow B., Stearns S. D. Adaptive signal processing.– Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1984.
12. Грант П. М., Коуэн К. Ф. Н., Фридлендер Б. и др. Адаптивные фильтры.– М.: Мир, 1988.– С. 392.
13. Крижановский В. В. Статистическая оценка акустических параметров респираторного тракта человека // Акуст. вісн.– 1998.– **1**, N 1.– С. 40–51.
14. Леман Э. Проверка статистических гипотез.– М.: Наука, 1970.– 408 с.
15. Манзинго Р. А., Миллер Т. У. Адаптивные антенные решетки.– М.: Радио и связь, 1986.– 448 с.
16. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. Том 3.– М.: Сов. радио, 1976.– 288 с.
17. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Том 1.– М.: Сов. радио, 1972.– 744 с.
18. Ильичев В. И., Калюжный А. Я., Красный Л. Г., Лапий В. Ю. Статистическая теория обнаружения гидроакустических сигналов.– М.: Наука, 1992.– 415 с.
19. Гринченко В. Т., Крижановский В. В., Крижановский В. В. (мл.) Ранговые респиросонограммы шумов дыхания // Акуст. вісн.– 2003.– **6**, N 2.– С. 34–42.
20. Гринченко В. Т., Крижановский В. В., Крижановский В. В. (мл.) Алгоритмы адаптивной и ранговой классификации шумов дыхания // Акуст. вісн.– 2002.– **5**, N 3.– С. 19–27.
21. Крижановский В. В., Крижановский В. В. (мл.), Чернец В. А. Экспериментальная оценка эффективности дихотомии звуков дыхания в условиях частичной априорной неопределенности // Акуст. вісн.– 2007.– **10**, N 1.– С. 39–53.
22. Sovijarvi A. R. A., Malmberg L. P., Charbonneau G., Vanderschoot J., Dalmaso F. Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds // Eur. Respir. Rev.– 2000.– **10**, N 77.– P. 591–596.
23. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов.– М.: Наука, 1979.– 368 с.
24. Бендат Дж., Пирсол А. Применения корреляционного и спектрального анализа.– М.: Мир, 1983.– 312 с.
25. Вовк И. В., Гринченко В. Т., Дахнов С. Л., Крижановский В. В., Олейник В. Н. Шумы дыхания человека: объективизация аускультативных признаков // Акуст. вісн.– 1999.– **2**, N 3.– С. 11–32.
26. Kawamura T., Matsumoto T., Tanaka N. CCT findings // Radiat. Med.– 2003.– **21**, N 6.– P. 258–266.