

УДК 534.64, 222:616.24-073

## О ПОТЕНЦИАЛЬНОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ СПЕКТРАЛЬНО-КОРРЕЛЯЦИОННЫХ МЕТОДОВ КЛАССИФИКАЦИИ ДЫХАТЕЛЬНЫХ ШУМОВ

И. В. ВОВК, А. Я. КАЛЮЖНЫЙ

*Институт гидромеханики НАН Украины, Киев**Получено 20.12.98*

Рассмотрен оптимальный алгоритм классификации дыхательных шумов на основе спектрально-корреляционных признаков и определены показатели его эффективности. Выполнен численный анализ таких показателей для идеализированной модели респираторного тракта человека. Исследована сравнительная диагностическая ценность ряда параметров модели, включая условия возбуждения дыхательных шумов и акустические параметры проводящей среды. Показаны преимущества спектрально-корреляционных методов классификации перед чисто спектральными. Исследована устойчивость качественных показателей системы классификации к неточности задания параметров модели респираторного тракта и погрешностям в определении пространственного положения точек регистрации шумов.

Розглянуто оптимальний алгоритм класифікації шумів дихання на основі спектрально-кореляційних ознак та визначені показники його ефективності. Виконано чисельний аналіз таких показників для ідеалізованої моделі респираторного тракту людини. Досліджено порівняльну діагностичну цінність ряду параметрів моделі з урахуванням умов збудження дихальних шумів та акустичних параметрів середовища їх поширення. Показані переваги спектрально-кореляційних методів класифікації перед чисто спектральними. Досліджено стійкість якісних показників системи класифікації до неточності встановлення параметрів моделі респираторного тракту та похибок у визначенні просторового положення точок реєстрації шумів.

The optimum algorithm of the respiratory noise classification on base of spectral-correlation criterions has been considered and the parameters of its efficiency have been determined. The numerical analysis of such parameters for idealized model of human respiratory system has been performed. There has been investigated the comparative diagnostic value of model parameters including the conditions of the respiratory noise generation and the acoustic characteristics of medium of propagation. The advantages of spectral-correlation methods of noise classification in comparison with the spectral ones have been shown. The robustness of qualitative parameters of system of classification to the discrepancy in knowledge of parameters of respiratory system and errors in determination of spatial coordinates of acoustic sensors have been investigated.

### ВВЕДЕНИЕ

Одной из актуальных задач современной акустики является разработка методов регистрации и анализа дыхательных шумов в целях объективной диагностики заболеваний респираторного тракта человека. К настоящему времени уже создан ряд экспериментальных систем компьютерной диагностики легочных патологий и ведутся их клинические испытания [1–10]. Основным классификационным признаком, используемым в таких системах, является, как правило, соответствие или несоответствие спектральных характеристик некоторым эталонам, характеризующим разные типы дыхания здоровых и больных людей. Наиболее близкий (в определенном смысле) к анализируемой реализации дыхательных шумов эталон и служит индикатором наличия или отсутствия той или иной легочной патологии.

Одним из направлений дальнейшего развития методов классификации дыхательных шумов может стать использование корреляционных классификационных признаков наряду со спектральными. Физическими предпосылками для этого являются отличия в характере возбуждения дыхатель-

ных шумов и условиях акустической проводимости тканей респираторной системы в норме и патологии [8]. Очевидно, что эти факторы способны существенно влиять на характер и величину пространственно-временной корреляции поля дыхательных шумов между точками, в которых проводится регистрация (аускультация) их характеристик.

Переход от одноканальных спектральных к многоканальным спектрально-корреляционным схемам классификации требует выполнения целого комплекса предварительных исследований и подготовительных организационно-технических мероприятий. Поэтому прежде, чем приступать к выполнению столь сложной и трудоемкой работы, целесообразно выяснить эффективность данного подхода в принципе на простейших моделях (таких, например, как в [7]), что позволило бы ответить на вопрос: будут ли соразмерны затраченные ресурсы и усилия с полученным в результате приростом эффективности диагностического процесса? Некоторым предварительным оценкам, позволяющим хотя бы в первом приближении ответить на этот вопрос, и посвящена настоящая работа.

### 1. СПЕКТРАЛЬНО-КОРРЕЛЯЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ДЫХАТЕЛЬНЫХ ШУМОВ

С математической точки зрения задача классификации дыхательных шумов рассматривается как задача проверки статистических гипотез [11]. Предполагается, что существует конечный набор различных типов дыхательных шумов, каждый из которых может быть представлен реализациями из  $k$ -го ансамбля случайного акустического поля  $s_k(t, \mathbf{r})$ . На основе наблюдений поля

$$u(t, \mathbf{r}) = s_k(t, \mathbf{r}) + N(t, \mathbf{r}), \quad (1)$$

где  $N(t, \mathbf{r})$  – поле помех, требуется вынести решение о принадлежности анализируемой реализации шумов гипотезе  $H_k$ , соответствующей  $k$ -му диагнозу. В данной работе ограничимся простейшей двухальтернативной диагностической задачей следующего вида:

$$\begin{aligned} H_0: & \text{ “пациент здоров”}; \\ H_1: & \text{ “пациент болен”}. \end{aligned}$$

Оптимальное правило проверки таких гипотез предусматривает, как известно [11], вычисление отношения правдоподобия

$$\Lambda = \frac{p(\mathbf{u}/H_1)}{p(\mathbf{u}/H_0)}, \quad (2)$$

где  $p(\mathbf{u}/H_k)$  – совместная плотность вероятности наблюдений (1) при гипотезе  $H_k$  ( $k=0, 1$ ). В свою очередь, для вычисления функционала (2) необходимо задать характеристики наблюдений (1).

Пусть поля сигнала  $s_k(t, \mathbf{r})$  и помехи  $N(t, \mathbf{r})$  на интервале наблюдения  $t \in (0, T)$  квазистационарны. В этом случае целесообразно перейти в спектральную область наблюдений. Разобьем общий интервал  $(0, T)$  на  $Q$  подынтервалов  $((q-1)T/Q, qT/Q)$ ,  $q=1, \dots, Q$ . Предположим, что в пределах каждого подынтервала вычисляется спектр Фурье поля (1) в  $M$  точках аускультации:

$$U^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_m) = \int_{(q-1)\frac{T}{Q}}^{q\frac{T}{Q}} u(t, \mathbf{r}_m) \exp(-j\omega_l t) dt, \quad (3)$$

где  $\omega_l = 2\pi lQ/T$  –  $l$ -ая частота спектрального анализа ( $l=1, \dots, L$ ),  $\mathbf{r}_m$  – вектор пространственных координат  $m$ -ой точки аускультации ( $m=1, \dots, M$ ). В результате модель наблюдений (1) примет вид

$$U^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_m) = S^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_m) + N^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_m), \quad (4)$$

где  $S^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_m)$ ,  $N^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_m)$  – спектры полей сигнала и помехи на  $q$ -ом подынтервале.

Далее полагаем, что поля сигнала и помехи подчиняются гауссовскому закону распределения вероятностей с нулевыми математическими ожиданиями, а их интервалы корреляции по времени существенно меньше длительности элементарного подынтервала  $T/Q$ . С учетом принятых предположений логарифм отношения правдоподобия (2) имеет вид [12]

$$\ln \Lambda = - \sum_{l=1}^L \left[ \ln \det(\mathbf{B}_1(\omega_l) \mathbf{B}_0^{-1}(\omega_l)) + \text{Tr}((\mathbf{B}_1^{-1}(\omega_l) - \mathbf{B}_0^{-1}(\omega_l)) \hat{\mathbf{B}}(\omega_l)) \right], \quad (5)$$

где  $\mathbf{B}_k(\omega_l)$  – корреляционная матрица  $M$ -го порядка наблюдений (4) на  $l$ -ой частоте спектрального анализа, соответствующая гипотезе  $H_k$ ;  $\text{Tr}(\cdot)$  – символ операции вычисления следа матрицы;

$$\hat{\mathbf{B}}(\omega_l) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \mathbf{u}_q(\omega_l) \mathbf{u}_q^\dagger(\omega_l) \quad (6)$$

выборочная корреляционная матрица наблюдений;  $\mathbf{u}_q(\omega_l)$  – матрица-столбец, составленная из значений поля (4) по всем точкам аускультации на частоте  $\omega_l$ .

В соответствии с выражением (5) спектрально-корреляционный алгоритм классификации дыхательных шумов сводится к выполнению следующей последовательности действий. После вычисления спектров (3) наблюдаемого акустического поля (1) по всем временным подынтервалам и точкам аускультации формируются оценки корреляционных матриц (6) по всем частотам анализа. Диагональные элементы этих матриц соответствуют оценкам спектров мощности сигнала в точках аускультации, внедиагональные элементы определяются пространственной корреляцией (взаимным спектром) дыхательных шумов между этими точками. Далее на основе оценок корреляционных матриц наблюдений (6) и по заданным эталонам<sup>1</sup>  $\mathbf{B}_k(\omega_l)$  вычисляется отношение правдоподобия (5). Для принятия решения в пользу одной из гипотез  $H_0$  или  $H_1$  значение функционала (5) необходимо сравнить с некоторым порогом  $\Pi$ : если  $\ln \Lambda \geq \Pi$ , то принимается гипотеза  $H_1$ , в противном случае – гипотеза  $H_0$ .

<sup>1</sup>Формирование спектрально-корреляционных эталонов представляет собой большую и достаточно сложную самостоятельную задачу, включающую в себя создание банка фонограмм по каждой нозологической единице, соответствующую статистическую обработку этих фонограмм и пр.

## 2. АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМА

Перейдем к анализу эффективности данного алгоритма. Исчерпывающими показателями его качества являются вероятности двух событий:

- вероятность  $P_1$  принятия решения в пользу гипотезы  $H_1$  (пациент болен), когда и фактически анализируемая реализация дыхательных шумов относится к классу  $H_1$  (вероятность правильного диагноза);
- вероятность  $P_0$  принятия решения в пользу гипотезы  $H_1$ , когда фактически анализируемая реализация дыхательных шумов относится к классу  $H_0$  (вероятность ложного диагноза).

Через указанные вероятности выражаются основные показатели эффективности процедур классификации: байесовский риск, полная вероятность правильной классификации и др. [13]. Однако для практического применения наиболее удобен критерий Неймана–Пирсона [11]. В соответствии с этим критерием вероятность ложного диагноза  $P_0$  фиксируется на некотором заранее заданном уровне, для чего соответствующим образом проводится подбор пороговой константы  $\Pi$ . Тогда единственным показателем эффективности остается вероятность правильной классификации  $P_1$ : чем эта вероятность при прочих равных условиях выше, тем выше и качество классификации.

Для вычисления вероятностей правильного и ложного диагнозов необходимо найти вероятность события  $\ln \Lambda \geq \Pi$  при условии, что наблюдаемая реализация шумов относится к классу  $H_k$ . В свою очередь, для этого необходимо задать распределение вероятностей функционала (5). Этот функционал существенно нелинеен и точное решение задачи о его распределении вероятностей наталкивается на значительные трудности. Однако, учитывая, что общее число слагаемых в алгоритме (5) определяется произведением трех параметров  $M$ ,  $L$  и  $Q$  и что это произведение обычно очень велико (сотни и тысячи), можно на основании центральной предельной теоремы теории вероятностей [14] считать распределение функционала (5) приближенно гауссовским. Тогда для искомой вероятности  $P_k = P\{\ln \Lambda \geq \Pi/H_k\}$  можно записать:

$$P_k = 1 - \Phi\left(\frac{\Pi - \mu_k}{\sigma_k}\right), \quad (7)$$

где

$$\Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp(-t^2/2) dt \quad \text{—}$$

интеграл Лапласа,

$$\mu_k = \langle \ln \Lambda / H_k \rangle, \quad (8)$$

$$\sigma_k^2 = \langle (\ln \Lambda - \mu_k)^2 / H_k \rangle \quad \text{—} \quad (9)$$

математическое ожидание и дисперсия функционала обработки (5), вычисленные при условии, что фактическая реализация дыхательных шумов относится к гипотезе  $H_k$ ,  $k=0, 1$ .

Согласно критерию Неймана–Пирсона, вероятность  $P_0$  необходимо зафиксировать. Для этого следует решить относительно пороговой константы  $\Pi$  уравнение

$$1 - \Phi\left(\frac{\Pi - \mu_0}{\sigma_0}\right) = \alpha_0,$$

где  $\alpha_0$  – заданный уровень ложного диагноза. Решая данное уравнение, находим:

$$\Pi = \mu_0 + \sigma_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha_0), \quad (10)$$

где  $\Phi^{-1}(y)$  – функция, обратная интегралу Лапласа. Подставляя значение порога (10) в выражение (7), для вероятности правильного диагноза окончательно имеем:

$$P_1 = \Phi\left(\frac{\mu_1 - \mu_0}{\sigma_1} - \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \Phi^{-1}(1 - \alpha_0)\right). \quad (11)$$

Таким образом, задача анализа эффективности рассматриваемого алгоритма классификации свелась к вычислению моментов (8) и (9) статистики (5). В свою очередь, эти моменты определяются свойствами выборочной корреляционной матрицы (6). Непосредственно из принятой модели наблюдений следует, что  $\langle \widehat{\mathbf{B}}(\omega_l) / H_k \rangle = \mathbf{B}_k(\omega_l)$ . С учетом данного соотношения математическое ожидание (8) статистики (5) имеет вид

$$\mu_k = - \sum_{l=1}^L \left[ \ln \det(\mathbf{B}_1(\omega_l) \mathbf{B}_0^{-1}(\omega_l)) + \text{Tr}((\mathbf{B}_1^{-1}(\omega_l) - \mathbf{B}_0^{-1}(\omega_l)) \mathbf{B}_k(\omega_l)) \right]. \quad (12)$$

Теперь перейдем к вычислению дисперсии (9). Для этого предварительно запишем функционал обработки (5) в развернутой (покоординатной) форме:

$$\ln \Lambda = \ln \Lambda_0 - \frac{1}{Q} \sum_{l=1}^L \sum_{q=1}^Q \sum_{m_1=1}^M \sum_{m_2=1}^M (U^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_{m_1}))^* \times \quad (13)$$

$$\times W_{m_1 m_2}(\omega_l) U^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_{m_2}),$$

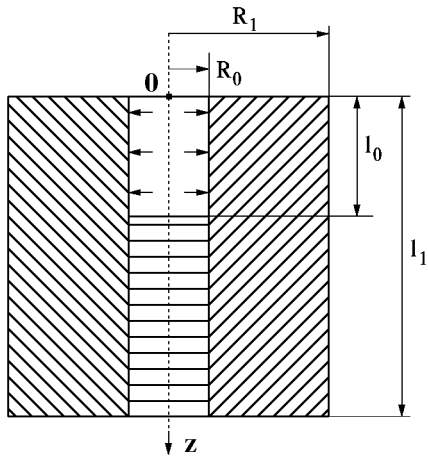


Рис. 1. Модель респираторного тракта

где  $\mathbf{W}(\omega_l) = \mathbf{B}_1^{-1}(\omega_l) - \mathbf{B}_0^{-1}(\omega_l)$  – матрица весовых коэффициентов;  $\Lambda_0$  – константа, не зависящая от принятой реализации дыхательных шумов.

Подставив выражение (13) в соотношение (9) и учитывая некоррелированность наблюдений (4) по частотам анализа и между подынтервалами обработки, можно записать:

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{Q^2} \times \sum_{l=1}^L \sum_{q=1}^Q \left[ \left\langle \left( \sum_{m_1=1}^M \sum_{m_2=1}^M (U^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_{m_1}))^* \times \right. \right. \right. \quad (14)$$

$$\left. \left. \left. \times W_{m_1 m_2}(\omega_l) U^{(q)}(\omega_l, \mathbf{r}_{m_2}) \right)^2 / H_k \right\rangle - \left( \sum_{m_1=1}^M \sum_{m_2=1}^M W_{m_1 m_2}(\omega_l) (\mathbf{B}_k(\omega_l))_{m_1 m_2} \right)^2 \right].$$

Нетрудно показать, что для произвольных комплексных случайных величин  $z_1, z_2, z_3, z_4$  с нулевыми математическими ожиданиями и гауссовским распределением вероятностей справедливо тождество

$$\langle z_1^* z_2 z_3 z_4^* \rangle = \langle z_1^* z_2 \rangle \langle z_3 z_4^* \rangle + \langle z_1^* z_3 \rangle \langle z_2 z_4^* \rangle,$$

используя которое, выражение (14) можно преобразовать к виду

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{Q} \sum_{l=1}^L \sum_{m_1=1}^M \sum_{m_2=1}^M \sum_{p_1=1}^M \sum_{p_2=1}^M (\mathbf{B}_k(\omega_l))_{p_2 m_1} \times$$

$$\times W_{m_1 m_2}(\omega_l) (\mathbf{B}_k(\omega_l))_{m_2 p_1} W_{p_1 p_2}(\omega_l).$$

Возвращаясь к матричной форме записи, окончательно имеем:

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{Q} \sum_{l=1}^L \text{Tr} \left[ (\mathbf{W}(\omega_l) \mathbf{B}_k(\omega_l))^2 \right]. \quad (15)$$

Таким образом, соотношения (11), (12) и (15) определяют искомый показатель эффективности исследуемого алгоритма классификации – вероятность правильного диагноза  $P_1$  при фиксированной вероятности ложного диагноза  $P_0 = \alpha_0$ .

### 3. РАСЧЕТНАЯ АКУСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ РЕСПИРАТОРНОГО ТРАКТА

Для выполнения количественных оценок необходимо принять какую-либо математическую модель респираторного тракта человека. Следует заметить, что разработка таких моделей относится к числу наиболее сложных и до конца нерешенных проблем современной акустики [3–8]. Поэтому, учитывая предварительный характер настоящего исследования, ограничимся относительно простой моделью, предложенной в работе [7]. В соответствии с этой моделью респираторный тракт представляется в виде двух соосных цилиндров радиусами  $R_0$  и  $R_1$ , ограниченных по высоте акустически абсолютно жесткими крышками (рис. 1). Пространство между цилиндрами заполнено вязкой жидкостью, которая моделирует паренхиму легких.

Источником дыхательных шумов в респираторном тракте являются, как известно [4, 7], пульсации давления потока воздуха в трахее и главных бронхах. Эти дыхательные пути моделируются верхним участком внутреннего цилиндра высотой  $l_0$ , на поверхности которого задано случайное поле давления  $\vartheta_0(\omega, z)$ . Предполагается, что регистрация поля дыхательных шумов производится датчиками колебательной скорости, расположенными на боковой поверхности внешнего цилиндра, которая считается акустически абсолютно мягкой.

Нетрудно показать, что в принятой модели спектр шумов на выходе датчика, расположенного в точке приема с координатой  $z$  (начало отсчета от верхнего торца цилиндра), имеет вид

$$U(\omega, z) = -\gamma(\omega) \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\eta_n(\omega) V_n(\omega)}{\varepsilon_n Q_n(\omega)} \cos\left(\frac{n\pi}{l_1} z\right), \quad (16)$$

где  $\gamma(\omega)$  – передаточная характеристика датчика;

$$\eta_n(\omega) = \frac{1}{l_1} \int_0^{l_0} \vartheta_0(\omega, z) \cos\left(\frac{n\pi}{l_1} z\right) dz \quad -$$

коэффициенты возбуждения мод на частоте  $\omega$ ;  $V_n(\omega) = -2/(\pi k_n(\omega) R_1)$  – вронскиан;

$$k_n(\omega) = \sqrt{\frac{\omega^2}{c^2} - \left(\frac{n\pi}{l_1}\right)^2} + j \frac{\omega}{c} \frac{\beta(\omega)}{\sqrt{\frac{\omega^2}{c^2} - \left(\frac{n\pi}{l_1}\right)^2}} \quad \text{—}$$

аксиальное волновое число  $n$ -ой моды;  $\beta(\omega) = \beta_0(\omega/\omega_0)^p$  – коэффициент поглощения звука в паренхиме на частоте  $\omega$ ;  $\omega_0$  – нижняя частота рабочего диапазона частот;  $\beta_0 = \beta(\omega_0)$ ;  $p$  – показатель степени затухания, определяющий частотную зависимость коэффициента  $\beta(\omega)$ ;

$$Q_n(\omega) = J_1(k_n(\omega) R_0) N_0(k_n(\omega) R_1) - J_0(k_n(\omega) R_1) N_1(k_n(\omega) R_0);$$

$J_k(z)$ ,  $N_k(z)$  – соответственно функции Бесселя и Неймана порядка  $k=0, 1$ .

Запишем пространственную корреляцию поля сигнала (16) (взаимный спектр) между точками приема с координатами  $z_1$  и  $z_2$ :

$$B(\omega; z_1, z_2) = \langle U(\omega, z_1) U^*(\omega, z_2) \rangle = \gamma^2(\omega) \sum_n \sum_m g_{nm}(\omega) \frac{V_n(\omega) V_m^*(\omega)}{\varepsilon_n \varepsilon_m Q_n(\omega) Q_m^*(\omega)} \times \cos\left(\frac{n\pi}{l_1} z_1\right) \cos\left(\frac{m\pi}{l_1} z_2\right), \quad (17)$$

где

$$g_{nm}(\omega) = \langle \eta_n(\omega) \eta_m^*(\omega) \rangle = \frac{1}{l_1^2} \int_0^{l_0} \int_0^{l_0} K_0(\omega; z_1, z_2) \cos\left(\frac{n\pi}{l_1} z_1\right) \times \cos\left(\frac{m\pi}{l_1} z_2\right) dz_1 dz_2 \quad \text{—} \quad (18)$$

ковариация коэффициентов возбуждения мод на частоте  $\omega$ ;

$$K_0(\omega; z_1, z_2) = \langle \vartheta_0(\omega, z_1) \vartheta_0^*(\omega, z_2) \rangle \quad \text{—}$$

пространственная корреляция функции возбуждения при численных расчетах была принята в виде “колокольной” зависимости<sup>2</sup>:

$$K_0(\omega; z_1, z_2) = g_0(\omega) \exp\left\{-\left(\frac{z_1 - z_2}{D}\right)^2\right\}; \quad (19)$$

<sup>2</sup>Такая зависимость существенно облегчает проведение расчетов и зачастую используется, когда точная зависимость пространственной корреляционной функции неизвестна.

$g_0(\omega)$  – спектр мощности турбулентных пульсаций потока воздуха;  $D$  – интервал пространственной корреляции пульсаций. Как видно из выражения (17), поле регистрируемых датчиками шумов неоднородно по пространственной координате  $z$ , так как взаимный спектр зависит от координат точек приема  $z_1$  и  $z_2$  по отдельности.

После подстановки выражения (19) в (18) и замены переменных интегрирования получим

$$g_{nm}(\omega) = g_0(\omega) \frac{1}{l_1^2} \int_0^{l_0} \exp(-\rho^2/D^2) \times \int_0^{l_0-\rho} \left[ \cos\left(\frac{n\pi}{l_1} z\right) \cos\left(\frac{m\pi}{l_1}(z+\rho)\right) + \cos\left(\frac{n\pi}{l_1}(z+\rho)\right) \right] \cos\left(\frac{m\pi}{l_1} z\right) dz d\rho.$$

Внешний интеграл по переменной  $\rho$  разобьем на сумму интегралов по интервалам  $\rho \in ((i-1)l_0/P, il_0/P)$ ,  $i=1, \dots, P$ ,  $P$  – число разбиений. Предположим, что ширина элементарного подынтервала выбрана таким образом, чтобы в его пределах изменением “колокольной” функции (19) можно было пренебречь. Тогда значение этой функции в точке, соответствующей центру подынтервала, можно вынести за знак интеграла. Оставшаяся часть подынтегрального выражения интегрируется в элементарных функциях. В результате окончательно имеем:

$$g_{nm}(\omega) \cong g_0(\omega) \sum_{i=1}^P \exp(-\rho_i^2/D^2) \times [\psi_i^+(n, m) + \psi_i^-(n, m)], \quad (20)$$

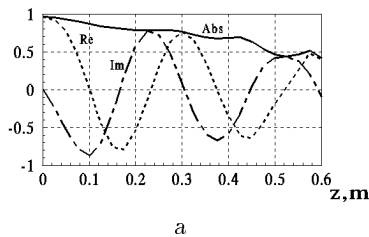
где  $\rho_i = (i-1/2)l_0/P$  – центр  $i$ -го подынтервала;

$$\psi_i^\pm(n, m) = \frac{\cos((n \pm m)\pi l_0 / (2l_1))}{(n \pm m)\pi/2} \times \left[ \frac{\sin(n\pi l_0 / (2l_1 P))}{n\pi} \sin\left(\frac{(n \pm m)\pi}{2l_1} l_0 - n\pi/l_1 \rho_i\right) + \frac{\sin(m\pi l_0 / (2l_1 P))}{m\pi} \sin(n \pm m\pi l_0 / (2l_1) - m\pi/l_1 \rho_i) \right].$$

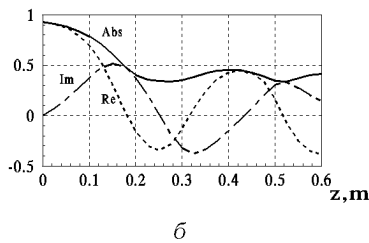
Таким образом, выражения (17) и (20) определяют спектрально-корреляционные характеристики регистрируемых шумов, необходимые для выполнения количественных оценок. Некоторые иллюстрации к принятой модели респираторного тракта представлены на рис. 2 и 3, где показаны спектрально-корреляционные характеристики шумов в точках приема. Расчеты этих характеристик, как и последующие оценки эффективности



Рис. 2. Спектр мощности сигнала:  
1 -  $z = 0.2$  м, 2 -  $z = 0.8$  м



а



б

Рис. 3. Функция когерентности поля сигнала на частоте 150 Гц:  
а -  $c = 30$  м/с, б -  $c = 50$  м/с

классификации, выполнялись при следующих значениях параметров модели:

- радиус внешнего цилиндра  $R_1 = 0.25$  м;
- радиус внутреннего цилиндра  $R_0 = 0.025$  м;
- высота цилиндра  $l_1 = 1$  м;
- протяженность активного участка внутреннего цилиндра  $l_0 = 0.2$  м;
- номинальное значение скорости распространения звука в акустически проводящей среде  $c = 30$  м/с;
- номинальное значение показателя затухания  $p = 3/2$ ;

- номинальное значение интервала пространственной корреляции функции возбуждения  $D = c/f$ ;
- рабочий диапазон частот  $f \in (75, 300)$  Гц.

Такой выбор параметров модели в определенной мере соответствует современным представлениям о физических свойствах тканей, по которым распространяется звук от источника до точки аускультации.

На рис. 2 показан спектр мощности шумов, регистрируемых в точках с координатами  $z = 0.2$  м (кривые 1) и  $z = 0.8$  м (кривые 2). Сплошные кривые на рис. 2 соответствуют номинальному значению скорости звука в проводящей среде  $c = 30$  м/с, штриховые – значению  $c = 50$  м/с. Как видно из представленных графиков, с удалением точки приема от области возбуждения уровень сигнала падает, а скорость спада спектра с частотой возрастает.

На рис. 3 показана функция когерентности принимаемых шумов:

$$K(\omega; z_0, z) = \frac{B(\omega; z_0, z)}{\sqrt{B(\omega; z_0, z_0)B(\omega; z, z)}} \quad (21)$$

для  $z_0 = 0.2$  м и  $f = 150$  Гц. Как видно из рисунка, степень когерентности регистрируемых датчиками шумов достаточно высока. Кроме того, когерентность шумов существенно зависит от параметров модели (в данном случае скорости звука в проводящей среде). При этом корреляционные характеристики поля сигнала реагируют на вариации параметров модели изменением как модуля, так и фазы. Данное обстоятельство позволяет надеяться на улучшение эффективности классификации шумов дыхания при использовании спектрально-корреляционных характеристик дыхательных шумов по сравнению с чисто спектральными, где единственным классификационным признаком является изменение частотной зависимости интенсивности шумов.

#### 4. ЧИСЛЕННЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ СПЕКТРАЛЬНО-КОРРЕЛЯЦИОННЫХ МЕТОДОВ КЛАССИФИКАЦИИ

По существующим представлениям [5, 8] выделяют два основных механизма аускультации легочных патологий:

- по изменению условий возбуждения дыхательных шумов;
- по изменению акустических свойств проводящей среды.

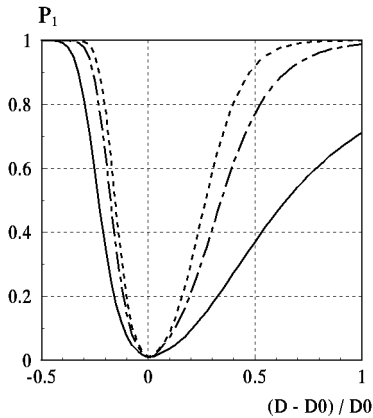


Рис. 4. Вероятность правильного диагноза от рассогласования в значении интервала корреляции функции возбуждения:

сплошная -  $M=1$ , штрих-пунктирная -  $M=2$ , штриховая -  $M=4$

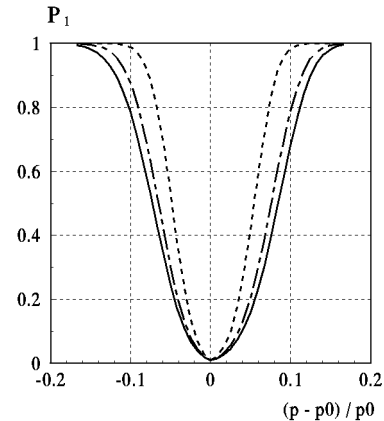


Рис. 5. Вероятность правильного диагноза от рассогласования в значении показателя затухания сигнала по частоте:

сплошная -  $M=1$ , штрих-пунктирная -  $M=2$ , штриховая -  $M=4$

Первый из механизмов обусловлен в основном изменением интервала пространственной корреляции турбулентных пульсаций воздушных струй в дыхательных путях вследствие патологических изменений их геометрии и физических свойств. Этому механизму в принятой выше модели респираторного тракта соответствует параметр  $D$  в соотношении (19) для пространственной корреляции функции возбуждения.

Акустические свойства проводящей среды реагируют на патологические изменения в паренхиме, изменения состояния альвеол, накопления слизистых выделений в дыхательных путях и т.д. Этому механизму в принятой выше модели соответствуют два основных параметра: скорость распространения звука  $c$  и показатель  $p$  частотной зависимости коэффициента поглощения звука  $\beta(\omega)$ . Рассмотрим сравнительную диагностическую ценность указанных параметров.

Для решения этой задачи был выполнен расчет вероятности правильного диагноза  $P_1$  в зависимости от вариаций параметров модели относительно номинальных значений. Под номинальными в данном случае понимаются значения параметров, соответствующие гипотезе  $H_0$  (“пациент здоров”). Соответственно, изменение параметров модели относительно номинальных значений, которое может быть зафиксировано рассматриваемым алгоритмом классификации, трактуется в пользу гипотезы  $H_1$  (“пациент болен”). Эффективность классификации будет, очевидно, тем выше, чем быстрее будет расти вероятность  $P_1$  при возрастании степени рассогласования параметров.

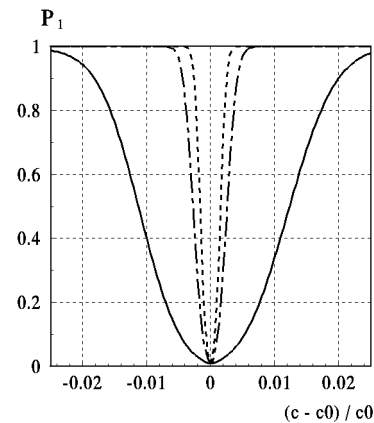


Рис. 6. Вероятность правильного диагноза от рассогласования в значении скорости звука в паренхиме:

сплошная -  $M=1$ , штрих-пунктирная -  $M=2$ , штриховая -  $M=4$

Результаты расчетов вероятности  $P_1$  в зависимости от относительного рассогласования (в процентах) по параметрам  $D$ ,  $p$  и  $c$  представлены соответственно на рис. 4–6. При этом допускались изменения информационных параметров модели как в сторону возрастания, так и в сторону убывания относительно номинальных значений. Поэтому представленные зависимости имеют вид вогнутых кривых, точка минимума которых соответствует отсутствию рассогласования. В этой точке вероятность  $P_1$  равна вероятности ложного диагноза  $P_0$ , уровень которой был принят равным  $10^{-2}$ . При возрастании рассогласования в ту или иную сторону вероятность  $P_1$  возрастает, до-

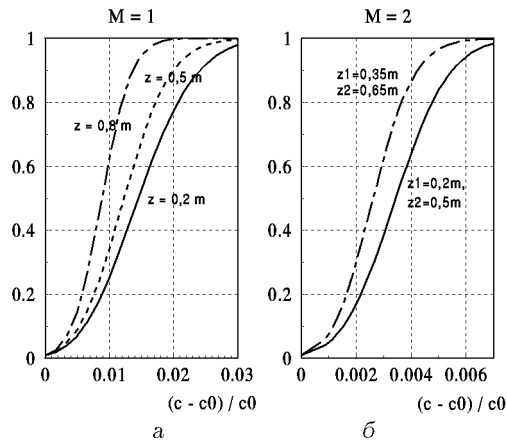


Рис. 7. Вероятность правильного диагноза от рассогласования в значении скорости звука для различной растановки датчиков

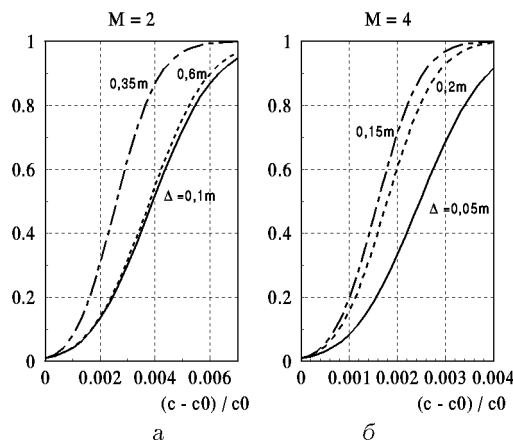


Рис. 8. Вероятность правильного диагноза от рассогласования в значении скорости звука для различного межэлементного расстояния

стигая при некотором значении рассогласования значения, близкого к единице, т.е. уровня практически безошибочной классификации.

Из сравнительного анализа рис. 4–6 можно сделать следующие выводы. Прежде всего, по всем трем параметрам  $D$ ,  $p$  и  $c$  классификация легочных патологий в принципе возможна. Однако информационная ценность этих параметров весьма неравномерна. Так, по параметру  $D$ , определяющему условия возбуждения дыхательных шумов, надежная классификация достигается при расстройке от номинала в десятки процентов. В то же время, по параметру  $p$  необходима расстройка  $\sim 10\%$ , а по параметру  $c$  – не более  $1-2\%$ . Следовательно, на основании этих результатов можно предположить, что в рамках приня-

той модели изменение акустических свойств проводящей среды наиболее сильно влияют на результаты аускультации. Еще один важный вывод, который следует из представленных результатов: во всех случаях многоканальная спектрально-корреляционная обработка имеет бесспорное преимущество над одноканальной спектральной. Причем, это преимущество наиболее заметно в случае рассогласования по параметру  $c$ . Рассмотрим этот случай подробнее.

Рис. 7, 8 иллюстрируют влияние пространственного положения датчиков на эффективность диагностики по параметру  $c$ . На каждом из этих рисунков представлены зависимости вероятности  $P_1$  от степени рассогласования по скорости распространения звука для определенного положения датчиков. При этом в силу практической симметрии рассмотренных выше графиков (см. рис. 6) в данном случае показаны только односторонние зависимости. Из рассмотрения рис. 7, 8 следует, что эффективность диагностики зависит как от абсолютного, так и от относительного положения датчиков. Так, на рис. 7, а показаны вероятности  $P_1$  для одноканальной системы диагностики при трех положениях датчика: верхнем ( $z=0.2$  м), среднем ( $z=0.5$  м) и нижнем ( $z=0.8$  м). Заметим, что наиболее эффективная диагностика имеет место в случае  $z=0.8$  м. На первый взгляд этот результат кажется парадоксальным: ведь на рис. 2 показано, что в нижнем положении, т.е. при максимальном удалении датчика от области возбуждения, уровень сигнала минимален. Однако уровень сигнала важен лишь с точки зрения выделения дыхательных шумов на фоне помех. При надежных измерениях соотношение уровня дыхательных шумов и помех достаточно велико (в данном анализе оно было принято равным 10). Так что относительно небольшое падение уровня сигнала на эффективность классификации влияет незначительно. Более важную роль с точки зрения классификации играют различия в характеристиках сигналов, соответствующих гипотезам  $H_0$  и  $H_1$ . Эти различия для более удаленных точек приема оказываются выше, что и объясняет полученный результат.

Для многоканальных систем абсолютное положение датчиков на эффективность классификации влияет не столь существенно (рис. 7, б). В этом случае более важную роль играет относительное положение датчиков. Так, рис. 8 иллюстрирует возможность оптимизации системы диагностики по расстоянию между датчиками  $\Delta$ . Например, при двухканальном приеме (рис. 8, а) межэлементное расстояние  $\Delta=0.35$  м оказывается значительно более предпочтительным, чем  $\Delta=0.1$  или  $0.6$  м.



Для четырехканальной системы (рис. 8, б) лучшие результаты соответствуют значению  $\Delta = 0.15$  м.

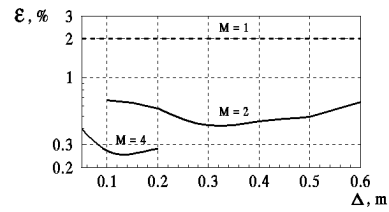
Понятию о степени предпочтения одного варианта построения системы классификации перед другим можно придать более четкий количественный смысл. Для этого следует воспользоваться таким показателем, как порог распознавания [13]. Применительно к рассматриваемой задаче порогом распознавания будем называть такую относительную расстройку

$$\xi = (c - c_0)/c_0 \quad (22)$$

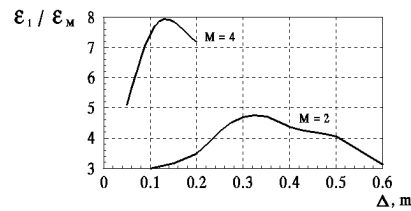
по параметру  $c$ , при которой достигается заданная вероятность правильного диагноза  $P_1$ . Вероятность ложного диагноза, как и прежде, сохраняется фиксированной. Обычно заданное значение  $P_1$  принимается на уровне 0.9 или выше. В данной работе будем придерживаться значения  $P_1 = 0.9$ . Например, используя параметр (22), можно интерпретировать результаты рис. 8, а следующим образом. При величине межэлементного расстояния  $\Delta = 0.1$  м порог распознавания составляет 0.61%, а при  $\Delta = 0.35$  м – 0.43%. Следовательно, оптимизацией межэлементного расстояния можно в данном случае повысить чувствительность классификации в 1.4 раза.

Результаты оптимизации системы классификации по величине межэлементного расстояния  $\Delta$  в терминах порога распознавания (22) обобщены на рис. 9. На рис. 9, а представлены пороги распознавания в зависимости от  $\Delta$  для двух- и четырехканальной систем. Штриховой линией нанесен порог распознавания для одноканальной системы (около 2%). Рис. 9, б показывает улучшение чувствительности классификации за счет перехода от одноканальной системы с классификацией только по спектральным признакам к многоканальным системам, использующим спектрально-корреляционную информацию. На этом рисунке представлено отношение параметра  $\xi$ , соответствующего  $M = 1$ , к значению  $\xi$  при  $M = 2$  и 4. Из рисунков видно, что по этому показателю двухканальная система лучше одноканальной в 3–4.7 раза, а четырехканальная – в 5–8 раз.

Таким образом, представленные результаты свидетельствуют о принципиальной возможности существенного повышения эффективности компьютерной диагностики легочных патологий при переходе от спектральных методов классификации к спектрально-корреляционным. Однако на пути практической реализации этой возможности существует еще достаточно много трудностей. Одна из них – проблема устойчивости показателей



а



б

Рис. 9. Эффективность классификации шумов дыхания в зависимости от межэлементного расстояния:

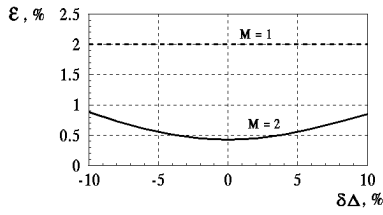
- а – пороги распознавания,
- б – выигрыши в порогах

эффективности систем классификации к неточностям исходных моделей и техническим погрешностям (проблема робастности [13]). Так, в силу индивидуальных физиолого-анатомических особенностей пациентов возможен некоторый разброс параметров респираторного тракта относительно средних значений. Следовательно, существует вероятность постановки ложного диагноза из-за неверного восприятия индивидуальных особенностей по сравнению с усредненными эталонами.

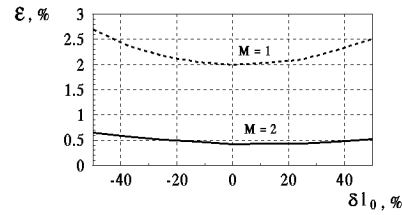
Однако, кроме разброса в параметрах респираторного тракта существует немало и других причин, влияющих на точность классификации. Среди них погрешности в установке датчиков, неидентичность каналов, неточности вычислений и др. Учитывая указанные обстоятельства, был выполнен численный анализ устойчивости (робастности) рассматриваемых методов классификации по двум группам параметров модели:

- относительно погрешностей в определении как абсолютного, так и относительного пространственного положения точек аускультации;
- относительно разброса параметров респираторного тракта, имитирующего индивидуальные особенности пациентов.

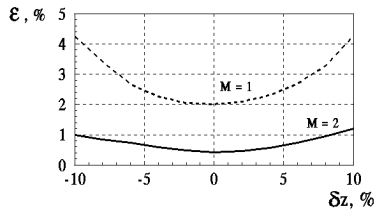
Результаты анализа представлены на рис. 10–12. Рис. 10 иллюстрирует снижение эффективности классификации вследствие погрешно-



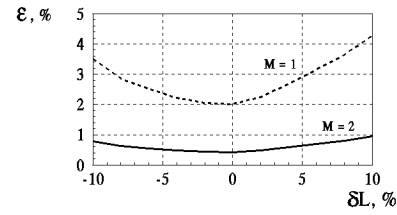
а



а



б



б

Рис. 10. Влияние неточности установки датчиков на эффективность классификации:

а – неточность межэлементного расстояния,  
б – неточность абсолютного положения

Рис. 11. Влияние неточности в определении параметров респираторного тракта

а – разброс длины активной зоны,  
б – разброс по высоте волновода

стей в определении координат точек аускультации. На нем показаны пороги распознавания (22) в зависимости от погрешности в определении межэлементного расстояния  $\Delta$  (рис. 10, а) и погрешности в определении абсолютного положения датчиков  $z$  (рис. 10, б). Расчет выполнен для одно- и двухканальной систем диагностики. Ошибка в относительном положении датчиков на эффективность одноканальной системы, очевидно, не влияет (рис. 10, а, штриховая кривая). Для двухканальной системы неточность по параметру  $\Delta$  в 5% приводит к росту порога распознавания с 0.426 до 0.564%, т.е. в 1.3 раза. Ошибка в 10% ухудшает чувствительность двухканальной системы диагностики в 2.1 раза. Тем не менее, даже при такой погрешности двухканальная система сохраняет свое преимущество по отношению к одноканальной более, чем в 2 раза.

Еще более наглядно преимущество многоканальных систем при учете ошибки в определении абсолютного положения датчиков (рис. 10, б). В этом случае эффективность одно- и двухканальной систем ухудшается практически в одинаковой степени. Так что выигрыш спектрально-корреляционной обработки сохраняется практически на том же уровне, что и в идеализированных условиях.

Графики, представленные на рис. 11, 12, иллюстрируют влияние разброса в индивидуальных параметрах респираторного тракта. К числу таких параметров в принятой модели относятся:

- длина активной части внутреннего цилиндра  $l_0$  (рис. 11, а);
- общая высота цилиндров  $l_1$  (рис. 11, б);
- радиус внешнего цилиндра  $R_1$  (рис. 12).

Из рассмотрения представленных зависимостей можно заключить, что по параметру  $l_0$  система классификации практически абсолютно устойчива, так как даже погрешности в десятки процентов не вызывают значительного ухудшения порога распознавания. По параметру  $l_1$  устойчивость также вполне удовлетворительна. Наиболее критичным из рассмотренных оказывается параметр  $R_1$ . В этом случае заметное возрастание порога распознавания вызывает уже погрешность в 1–2%. Причем, этот вывод справедлив в равной степени как для одно-, так и для двухканальной систем. Причиной такой чувствительности к неточности определения параметра  $R_1$  является то, что радиус внешнего цилиндра влияет на собственные частоты респираторного тракта в той же мере, что и скорость звука в проводящей среде. А как было показано выше, классификация наиболее чувствительна именно к изменению скорости звука. В качестве меры преодоления указанной трудности можно предложить, например, группирование пациентов по объему грудной клетки при формировании эталонов.

## ВЫВОДЫ

1. Показано, что при использовании спектрально-корреляционных признаков можно существенно (в 3–8 раз) повысить чувствительность диагностических систем к изменению физических и геометрических параметров принятой модели.
2. Установлена возможность оптимизации диагностических систем за счет рационального выбора как абсолютного, так и относительного пространственного положения точек аускультации.
3. Выявлена удовлетворительная устойчивость систем классификации к неточности задания основных параметров модели, включая неточность в определении положения точек аускультации, размеров зоны возбуждения и т. д.

Полученные оценки дают основание надеяться, что использование спектрально-корреляционных методов классификации дыхательных шумов может существенно повысить эффективность диагностики заболеваний респираторного тракта человека.

1. Cohen A., Landsberg D. Analysis and Automatic Classification of Breath Sounds // IEEE Trans. Biomed Eng.– 1984.– **ВМЕ-31**.– P. 585–590.
2. Fenton T. R., Tal A., Chevnic V. Automated Spectral Characterization of Wheezing in Asthmatic Children // IEEE Trans. Biomed Eng.– 1985.– **ВМЕ-33**.– P. 50–55.
3. Ijer V. K., Ramamoorthy P. A., Ploysongsang Y. Autoregressive Modeling of Lung Sounds: Characterization of Source and Transmission // IEEE Trans. Biomed Eng.– 1989.– **ВМЕ-36**.– P. 1133–1137.
4. Wodicka G. R., Stevens K. N., Cravalho E. G., Golub H. L., Shannon D. C. A Model of Acoustic Transmission in the Respiratory System // IEEE Trans. Biomed Eng.– 1989.– **ВМЕ-36**.– P. 925–933.
5. Wodicka G. R., Stevens K. N., Golub H. L., Shannon D. C. Spectral Characteristic of Sound Transmission in the Human Respiratory System // IEEE Trans. Biomed Eng.– 1990.– **ВМЕ-37**.– P. 1130–1134.

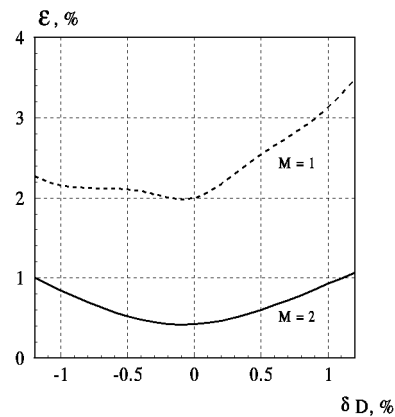


Рис. 12. Влияние неточности в определении диаметра волновода

6. Вовк И. В., Гринченко В. Т., Красный Л. Г., Макаренко А. П. Проблемы регистрации и классификации шумов дыхания человека // Акуст. ж.– 1994.– **40**.– С. 50–56.
7. Вовк И. В., Залуцкий К. Э., Красный Л. Г. Акустическая модель респираторного тракта человека // Акуст. ж.– 1994.– **40**.– С. 762–768.
8. Вовк И. В., Гринченко В. Т., Олейник В. Н. Проблемы моделирования акустических свойств грудной клетки и измерения шумов дыхания // Акуст. ж.– 1995.– **41**.– С. 758–768.
9. Вовк И. В., Дахнов С. Л., Крижановский В. В., Олейник В. Н. Возможности и перспективы диагностики легочных патологий с помощью компьютерной регистрации и обработки шумов дыхания // Акуст. вісн.– 1998.– 1, N 2.– С. 21–33.
10. Макаренко А. П., Рудницкий А. Г. Возможности диагностики легочных патологий при двухканальной обработке дыхательных шумов человека // Акуст. ж.– 1995.– **41**.– С. 272–277.
11. Леман Э. Проверка статистических гипотез.– М.: Наука, 1970.– 408 с.
12. Сосулин Ю. Г. Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов.– М.: Сов. радио, 1978.– 320 с.
13. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции.– Т. 1.– М.: Сов. радио, 1972.– 744 с.
14. Липшер Р. Ш., Ширяев А. Н. Статистика случайных процессов.– М.: Наука, 1974.– 696 с.