

УДК 771.64:534.8

СПЕКТРАЛЬНО-МОРФОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ АКУСТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ БИОЛОГИЧЕСКИХ ТКАНЕЙ И КОМПОЗИТНЫХ СТРУКТУР. II. ТЕСТОВАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ АКУСТОМИКРОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2005 г. В. А. Буров, Е. Л. Ким, О. Д. Румянцева

Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, физический факультет
119992, ГСП-2, Москва, Ленинские горы

Тел.: (095) 939-3081;

Факс: (095) 932-8820

E-mail: burov@phys.msu.ru

Поступила в редакцию 10.06.2004 г.

Приводятся результаты численной классификации структур различных типов на акустомикроскопических изображениях реальных биологических тканей и композитных структур. Классификация основывается на байесовском методе проверки статистических гипотез. Рассматриваются общие реализации этого метода в виде пространственно-спектрального и спектрально-морфологического подходов. Пространственно-спектральный подход не может отличить морфологически разные структуры со статистически одинаковыми спектрами мощности. Этот недостаток устраняется в спектрально-морфологическом подходе, учитывающем информацию как о спектральных свойствах структуры классифицируемого типа, так и о конкретной форме ее характерных деталей. Дается сравнительный анализ общих подходов и более частных реализаций (методы Бартлетта и Писаренко, модифицированные для задачи классификации) применительно к практическим задачам.

Целью предлагаемой работы является численное решение задачи классификации изображений тканей и структур на основе спектральных и морфологических методов. Рассматриваемая задача может найти широкое практическое применение в различных областях: в геологии и металлургии для анализа шлифов, в материаловедении, а также для многочисленных медико-биологических целей. К последним относятся как проблемы обычной биологической микроскопии, дерматологии, так и столь актуальный в настоящее время морфологический анализ нормальных и патологических (в том числе, онкологических) областей биотканей. Особый интерес для работы представляла классификация изображений биологических тканей и композитных структур, полученных акустомикроскопическими методами. Классификация биотканей предназначена, в первую очередь, для дополнительной медицинской диагностики.

Подробное теоретическое рассмотрение предлагаемых методов спектрального и морфологического анализа изображений дано в [1]. В начале настоящей работы для логической связности ее изложения приведены в виде краткой сводки основные положения и соотношения, на основе которых осуществляется численная реализация процесса классификации.

1. ЗАДАЧА СПЕКТРАЛЬНО-МОРФОЛОГИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ТОЧКИ ЗРЕНИЯ ТЕОРИИ ПРОВЕРКИ СТАТИСТИЧЕСКИХ ГИПОТЕЗ

Классифицируемое яркостное изображение сложной структуры описывается двумерной неотрицательной функцией $\Gamma_0(\mathbf{r})$, из которой исключается средняя яркость $\bar{\Gamma}_0$: $\Gamma_{\text{dif}}(\mathbf{r}) \equiv \Gamma_0(\mathbf{r}) - \bar{\Gamma}_0$. В этом изображении требуется выделить области, имеющие один из двух типов структуры, которым соответствуют индексы I и II. Критерий принадлежности каждого текущего фрагмента X_r (\mathbf{r} – центр фрагмента) изображения $\Gamma_{\text{dif}}(\mathbf{r})$ к одному из заданных типов основан на текущей функции отношения правдоподобия: $L(X_r) \equiv L(\mathbf{r}) = P(X_r|I)/P(X_r|II)$. Здесь $P(X_r|I)$ и $P(X_r|II)$ – плотность условной вероятности того, что X_r принадлежит к структуре первого или второго типа, соответственно. Задается обучающая выборка, состоящая из образцов $u(\mathbf{r})$, т.е. участков изображения данного типа с исключенным средним значением \bar{u} : $u_{\text{dif}}(\mathbf{r}) \equiv u(\mathbf{r}) - \bar{u}$. Каждый образец имеет $N \times N$ дискретных пространственных отсчетов. Автоковариационная матрица $A(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ для структур заданного типа неизвестна. Поэтому, в предположении пространствен-

ной однородности и эргодичности, используется ее оценка в виде блочно-теплицевой эрмитовой матрицы размерности $N^2 \times N^2$: $A(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = A(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) \approx K(\mathbf{p} = \mathbf{r}' - \mathbf{r})$, где $K(\mathbf{p})$ – выборочная автоковариационная функция для образцов u_{dif} . Далее используются обозначения Дирака: $u_{\text{dif}} \equiv |T^I\rangle$ и $u_{\text{dif}} \equiv |T^{II}\rangle$ – векторы-столбцы для структур типов I и II. Для построения $L(\mathbf{r})$ вводятся базисы Карунена-Лоэва в виде ортонормированных собственных векторов $\{\varphi_i\}$ и собственных значений $\{\lambda_i\}$ для структуры типа I ($A = A^I$), а также $\{\psi_j\}$, $\{\mu_j\}$ – для типа II ($A = A^{II}$): $A^I|\varphi_i\rangle = \lambda_i|\varphi_i\rangle$, $A^{II}|\psi_j\rangle = \mu_j|\psi_j\rangle$, где $i, j = 1, \dots, N^2$. Базис $\{\varphi_i\}$ является собственным для структуры $|T^I\rangle$ и альтернативным для структуры $|T^{II}\rangle$. Для базиса $\{\psi_j\}$ ситуация обратная. Коэффициенты разложения структуры по ее собственному и альтернативному базисам имеют вид: $a_i^I \equiv \langle \varphi_i | T^I \rangle$, $b_j^I \equiv \langle \psi_j | T^I \rangle$; $a_j^{II} \equiv \langle \psi_j | T^{II} \rangle$, $b_i^{II} \equiv \langle \varphi_i | T^{II} \rangle$. Характеристиками фрагмента $|X_r\rangle$ являются векто-

$$\text{ры-столбцы: } |(X_r)_I\rangle = \begin{pmatrix} \{c_i^I\}_{i=1, \dots, N^2} \\ \{c_j^{II}\}_{j=1, \dots, N^2} \end{pmatrix}, \quad |(X_r)_{II}\rangle = \begin{pmatrix} \{c_j^{II}\}_{j=1, \dots, N^2} \\ \{c_i^I\}_{i=1, \dots, N^2} \end{pmatrix}, \text{ где } c_i^I(\mathbf{r}) \equiv \langle \varphi_i | X_r \rangle, \quad c_j^{II}(\mathbf{r}) \equiv \langle \psi_j | X_r \rangle.$$

Для каждого типа структуры строятся корреляционные матрицы коэффициентов разложения. Элементы этих матриц (описываемые индексами $m, n = 1, \dots, N^2$) для структуры $|T^I\rangle$ имеют вид:

$$\begin{aligned} (K_{aa}^I)_{mn} &\equiv \overline{a_m^I (a_n^I)^*} = \overline{\langle \varphi_m | T^I \rangle \langle T^I | \varphi_n \rangle}; \\ (K_{bb}^I)_{mn} &\equiv \overline{b_m^I (b_n^I)^*} = \overline{\langle \psi_m | T^I \rangle \langle T^I | \psi_n \rangle}; \\ (K_{ab}^I)_{mn} &\equiv \overline{a_m^I (b_n^I)^*} = \overline{\langle \varphi_m | T^I \rangle \langle T^I | \psi_n \rangle}; \\ (K_{ba}^I)_{mn} &\equiv \overline{b_m^I (a_n^I)^*} = (K_{ab}^I)_{nm}^*. \end{aligned} \quad (1)$$

Черта над коэффициентами означает усреднение по ансамблю структур соответствующего типа. Для структуры $|T^{II}\rangle$ элементы $(K^{II})_{mn}$ получаются из $(K^I)_{mn}$ заменой T^I на T^{II} и взаимной заменой векторов φ на ψ . Комбинированные матрицы $K_{\text{comb}}^I, K_{\text{comb}}^{II}$ состоят из четырех блоков:

$$K_{\text{comb}}^I \equiv \begin{pmatrix} K_{aa}^I & K_{ab}^I \\ K_{ba}^I & K_{bb}^I \end{pmatrix}. \text{ Они отражают как собст-}$$

венные статистические свойства структуры каждого из двух типов, так и перекрестные свойства этих типов. В итоге, в предположении многомер-

ного нормального распределения случайных величин $|(X_r)_I\rangle, |(X_r)_{II}\rangle$ с нулевым средним, имеем:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{r}) &= \frac{P(X_r | I)}{P(X_r | II)} = \\ &= \frac{\det^{1/2}(K_{\text{comb}}^{II}) \exp\left(-\frac{1}{2} \langle (X_r)_{II} | (K_{\text{comb}}^I)^{-1} | (X_r)_{II} \rangle\right)}{\det^{1/2}(K_{\text{comb}}^I) \exp\left(-\frac{1}{2} \langle (X_r)_I | (K_{\text{comb}}^{II})^{-1} | (X_r)_I \rangle\right)}. \end{aligned} \quad (2)$$

Решение принимается сравнением с нулем величины $\Lambda'(\mathbf{r}) \equiv \Lambda(\mathbf{r}) - \ln(L_0)_{II}^I$, где $\Lambda(\mathbf{r}) \equiv \ln L(\mathbf{r})$; $(L_0)_{II}^I$ – пороговое значение.

В случае пространственно-спектрального подхода усреднение осуществляется по полному гипотетическому ансамблю всех изображений, корреляционные свойства которых описываются заданной матрицей A . Тогда $\overline{|T^I\rangle \langle T^I|} = A^I$, и матрицы K_{aa}^I, K_{aa}^{II} в (1) строго диагональны:

$$\begin{aligned} (K_{aa}^I)_{mn} &= \lambda_n \delta_{mn} = \begin{cases} \lambda_n, & m = n \\ 0, & m \neq n \end{cases}; \\ (K_{ab}^I)_{mn} &= \lambda_m \langle \varphi_m | \psi_n \rangle; \\ (K_{bb}^I)_{mn} &= \sum_{i=1}^{N^2} \lambda_i \langle \psi_m | \varphi_i \rangle \langle \varphi_i | \psi_n \rangle. \end{aligned} \quad (3)$$

Из общего оптимального подхода вытекают частные методы, достаточно эффективные при определенных условиях и более простые в вычислительном отношении. Модифицированный метод Бартлетта осуществляет классификацию по статистическому признаку, который сильно выражен в распознаваемой структуре и слабо выражен в альтернативном типе. Так, для классификации структуры типа I из всех $\{\varphi_i\}_{i=1, \dots, N^2}$ отбираются только векторы $\varphi_{i=i_0}$, удовлетворяющие условию:

$$\begin{aligned} \sqrt{|\langle \varphi_{i_0} | T^I \rangle|^2} &\geq \sqrt{|\langle \varphi_{i_0} | T^{II} \rangle|^2}, \text{ т.е.} \\ h_0 \sqrt{\lambda_{i_0}} &\geq \sqrt{\sum_{j=1}^{N^2} \mu_j |\langle \varphi_{i_0} | \psi_j \rangle|^2}, \end{aligned} \quad (4)$$

где коэффициент $h_0 < 1$. Для классификации структуры типа II из всех $\{\psi_j\}_{j=1, \dots, N^2}$ отбираются только $\psi_{j=j_0}$:

$$\begin{aligned} \sqrt{|\langle \psi_{j_0} | T^{\text{II}} \rangle|^2} &\geq \sqrt{|\langle \psi_{j_0} | T^{\text{I}} \rangle|^2}, \text{ т.е.} \\ h_0 \sqrt{\mu_{j_0}} &\geq \sqrt{\sum_{i=1}^{N^2} \lambda_i |\langle \psi_{j_0} | \phi_i \rangle|^2} \quad (h_0 < 1). \end{aligned} \quad (5)$$

Тогда итоговые реакции $R_{\text{Bt}}^{\text{I}}(\mathbf{r})$, $R_{\text{Bt}}^{\text{II}}(\mathbf{r})$ сильны в областях со структурой типа I или II, соответственно, и слабо выражены в областях альтернативного типа:

$$\begin{aligned} R_{\text{Bt}}^{\text{I}}(\mathbf{r}) &\equiv \frac{1}{N_{\text{Bt}}^{\text{I}}} \sum_{i_0} |F_{i_0}^{\text{I}}(\mathbf{r})|; \quad R_{\text{Bt}}^{\text{II}}(\mathbf{r}) \equiv \frac{1}{N_{\text{Bt}}^{\text{II}}} \sum_{j_0} |F_{j_0}^{\text{II}}(\mathbf{r})|; \\ F_{i_0}^{\text{I}}(\mathbf{r}) &\equiv \int \Gamma_{\text{dif}}(\mathbf{r}') \phi_{i_0}(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) d\mathbf{r}'; \\ F_{j_0}^{\text{II}}(\mathbf{r}) &\equiv \int \Gamma_{\text{dif}}(\mathbf{r}') \psi_{j_0}(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) d\mathbf{r}', \end{aligned} \quad (6)$$

где N_{Bt}^{I} , $N_{\text{Bt}}^{\text{II}}$ – общее количество отобранных векторов ϕ_{i_0} и ψ_{j_0} , соответственно.

В модифицированном методе Писаренко для классификации структуры типа I или II отбираются собственные векторы ϕ_{i_0} или ψ_{j_0} , приводящие к слабому отклику:

$$\begin{aligned} \phi_{i_0}: \quad \sqrt{|\langle \phi_{i_0} | T^{\text{I}} \rangle|^2} &\ll \sqrt{|\langle \phi_{i_0} | T^{\text{II}} \rangle|^2}, \\ \text{т.е.} \quad H_0 \sqrt{\lambda_{i_0}} &\leq \sqrt{\sum_{j=1}^{N^2} \mu_j |\langle \phi_{i_0} | \psi_j \rangle|^2}; \\ \psi_{j_0}: \quad \sqrt{|\langle \psi_{j_0} | T^{\text{II}} \rangle|^2} &\ll \sqrt{|\langle \psi_{j_0} | T^{\text{I}} \rangle|^2}, \\ \text{т.е.} \quad H_0 \sqrt{\mu_{j_0}} &\leq \sqrt{\sum_{i=1}^{N^2} \lambda_i |\langle \psi_{j_0} | \phi_i \rangle|^2} \quad (H_0 > 1). \end{aligned} \quad (8)$$

При этом итоговые реакции $R_{\text{Ps}}^{\text{I}}(\mathbf{r})$, $R_{\text{Ps}}^{\text{II}}(\mathbf{r})$ максимальны в областях со структурой соответствующего типа:

$$\begin{aligned} R_{\text{Ps}}^{\text{I}}(\mathbf{r}) &\equiv \left[\left\{ \frac{1}{N_{\text{Ps}}^{\text{I}}} \sum_{i_0} |F_{i_0}^{\text{I}}(\mathbf{r})| \right\} + \eta_{\text{Ps}}^{\text{I}} \right]^{-1}; \\ R_{\text{Ps}}^{\text{II}}(\mathbf{r}) &\equiv \left[\left\{ \frac{1}{N_{\text{Ps}}^{\text{II}}} \sum_{j_0} |F_{j_0}^{\text{II}}(\mathbf{r})| \right\} + \eta_{\text{Ps}}^{\text{II}} \right]^{-1}, \end{aligned} \quad (9)$$

где N_{Ps}^{I} , $N_{\text{Ps}}^{\text{II}}$ – общее количество отобранных ϕ_{i_0} и ψ_{j_0} ; $\eta_{\text{Ps}}^{\text{I}}$, $\eta_{\text{Ps}}^{\text{II}}$ – коэффициенты регуляризации.

Разность $R_{\text{Ps}}^{\text{I}}(\mathbf{r}) - R_{\text{Ps}}^{\text{II}}(\mathbf{r})$ выполняет роль логарифма отношения правдоподобия. В отличие от общего подхода к классификации (2), методы Бартлетта и Писаренко позволяют выделить структуры только в том случае, если найдутся собственные векторы с необходимыми контрастными свойствами.

В пространственно-спектральном варианте (3) оптимального метода рассматривается полный гипотетический ансамбль изображений данного типа. Поэтому классификация осуществляется только по спектрально-мощностным признакам без учета морфологических особенностей структуры. Спектрально-морфологический подход учитывает также и морфологические особенности, выражающиеся в корреляционных связях между коэффициентами разложения. Базисы $\{\phi_i\}$, $\{\psi_j\}$ и коэффициенты $|(X_r)_{\text{II}}^{\text{I}}|$, $|(X_r)_{\text{I}}^{\text{II}}|$ не изменяются, но при построении корреляционных матриц (1) усреднение осуществляется только по подмножеству полного гипотетического ансамбля. Это подмножество образуется всеми реализациями изображений структуры с искомыми морфологическими особенностями. При численной реализации усреднение в (1) проводится по выборке в виде обучающих образцов типов I или II (q – номер образца): $u_{\text{dif}} = |T_q^{\text{I}}\rangle_{q=1, \dots, Q_1}$ или $u_{\text{dif}} = |T_q^{\text{II}}\rangle_{q=1, \dots, Q_2}$:

$$\begin{aligned} (K_{aa}^{\text{I}})_{mn} &\equiv \overline{a_m^{\text{I}}(a_n^{\text{I}})^*} = \frac{1}{Q_1} \sum_{q=1}^{Q_1} \langle \phi_m | T_q^{\text{I}} \rangle \langle T_q^{\text{I}} | \phi_n \rangle; \\ (K_{bb}^{\text{I}})_{mn} &\equiv \overline{b_m^{\text{I}}(b_n^{\text{I}})^*} = \frac{1}{Q_1} \sum_{q=1}^{Q_1} \langle \psi_m | T_q^{\text{I}} \rangle \langle T_q^{\text{I}} | \psi_n \rangle; \\ (K_{ab}^{\text{I}})_{mn} &\equiv \overline{a_m^{\text{I}}(b_n^{\text{I}})^*} = \frac{1}{Q_1} \sum_{q=1}^{Q_1} \langle \phi_m | T_q^{\text{I}} \rangle \langle T_q^{\text{I}} | \psi_n \rangle; \end{aligned} \quad (10)$$

$$(K_{ba}^{\text{I}})_{mn} = (K_{ab}^{\text{I}})_{nm}^*;$$

аналогично для структуры типа II. Теперь корреляционные матрицы K_{aa}^{I} , K_{aa}^{II} утрачивают диагональный вид (3), т.е. возникающая коррелированность коэффициентов a_m и a_n ($n \neq m$) отражает морфологические особенности структуры.

2. ЧИСЛЕННАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДОВ КЛАССИФИКАЦИИ АКУСТОМИКРОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ БИОЛОГИЧЕСКИХ ТКАНЕЙ И КОМПОЗИТНЫХ СТРУКТУР

Ниже приводятся результаты классификации акустомикроскопических изображений различных биологических тканей и композитных структур на основе оптимального метода в его пространственно-спектральном варианте, включая модифицированные методы Бартлетта и Писаренко, а также в спектрально-морфологическом варианте, предельным случаем которого является метод Кейпона. Можно отметить, что, в ряде случаев, изображения, полученные с помощью акустического микроскопа, отражают структурные особенности более четко, чем в случае оптического микроскопа [2–6] или сканирующей ультразвуковой системы [7, 8]. Поэтому в подобных ситуациях акустомикроскопические изображения более предпочтительны для целей классификации биотканей.

Функция яркости $\Gamma_{00}(\mathbf{r})$ исходного изображения реального объекта предварительно подвергается следующей обработке. Во-первых, для обеспечения максимального относительного контраста деталей структуры классифицируемого изображения и, следовательно, наибольшей “остроты” отклика используемого алгоритма из исходного изображения вычитается его минимальное значение, и далее предполагается, что $\min_{\mathbf{r}} \Gamma_{00}(\mathbf{r}) = 0$.

Во-вторых, для исключения влияния яркостного фактора на процесс классификации, изображение $\Gamma_{00}(\mathbf{r})$ нормируется на результат его сглаживания за счет свертки с функцией $S_0(-\mathbf{r})$, имеющей единичный объем. Эта функция описывает однородный “бесструктурный” элемент – небольшой участок, на котором $S_0(\mathbf{r})$ принимает положительное постоянное (или почти постоянное) значение и равна нулю вне этого участка. Размер такого участка должен быть сопоставим с размером обучающих участков изображения, формирующих выборку. Благодаря нормировке:

$$\Gamma_0(\mathbf{r}) \equiv \frac{\Gamma_{00}(\mathbf{r})}{\int \Gamma_{00}(\mathbf{r}') S_0(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) d\mathbf{r}'}, \quad \text{где} \quad (11)$$

$$\int S_0(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' = 1,$$

значения локально-усредненной (по площади однородного участка) функции яркости $\Gamma_0(\mathbf{r})$ отличаются от значения фона (почти одинакового по всему изображению и близкого к единичному) только на величину локальных вариаций яркости. Эти вариации характеризуют уже чисто морфологические особенности структуры изображения.

2.1. Исходные изображения и классифицируемые типы структур

Исходное изображение $\Gamma_{00}(\mathbf{r})$ ткани молочной железы (рис. 1а), пораженной раком, опубликовано в [2]. Полный размер этого изображения равен $\approx (410 \times 480)$ мкм², что соответствует 260×330 дискретным отсчетам. В этом и последующих примерах нормировка изображения (11) на “скользящую” локально-усредненную яркость $\int \Gamma_{00} S_0 d\mathbf{r}'$ осуществлялась с помощью участка квадратной формы, в пределах которого значение S_0 принималось постоянным. Для ткани молочной железы размер такого участка составлял 20×20 дискретных отсчетов. В классифицируемом изображении железы $\Gamma_0(\mathbf{r})$, пронормированном по яркости, было выделено два типа ткани, характерные участки которых для наглядности очерчены соответствующими контурами на рис. 1б: первый тип – ткань, содержащая крупные кластеры (белый контур), и второй тип – мелкозернистая ткань (черный контур). Объем обучающей выборки каждого из этих двух типов включал в себя от одного до девяти обучающих участков размером 40×40 дискретных отсчетов, вырезанных непосредственно из изображения $\Gamma_0(\mathbf{r})$. Центральные сечения (вдоль горизонтальной оси) выборочных автоковариационных функций $K(\mathbf{p})$, являющихся результатом усреднения по выборке из пяти образцов соответствующего типа, приведены на рис. 1в. Автоковариационная матрица блочно-теплицевого вида, построенная из $K(\mathbf{p})$ для структуры фиксированного типа, имеет $N^2 = 40^2 = 1600$ собственных векторов.

По аналогичной схеме осуществлялся подготовительный этап классификации для других изображений. Так, рассматривалось акустомикроскопическое изображение ткани зуба размером $\approx (385 \times 385)$ мкм², что соответствует 210×210 дискретным отсчетам (рис. 4а). Это изображение, опубликованное в [6], состоит из тканей эмали (левая, более светлая часть рисунка) и дентина (правая, более темная часть), четко различающихся по яркости. Однако после нормировки на “скользящую” локально-усредненную яркость различия в тканях эмали и дентина почти утратились (рис. 4б). Следовательно, эмаль и дентин имеют близкую структуру и исходно различаются, в основном, по плотности “упаковки” этой структуры, что и создает яркостный контраст (рис. 4а). Это обстоятельство подтверждается проведенными ранее исследованиями [4, 6]. Поэтому два классифицируемых типа структуры были выбраны следующим образом. Первый тип – в виде общей структуры ткани “эмаль-дентин”, характерный участок которой выделен белым контуром на рис. 4б. Этот тип ткани заполняет

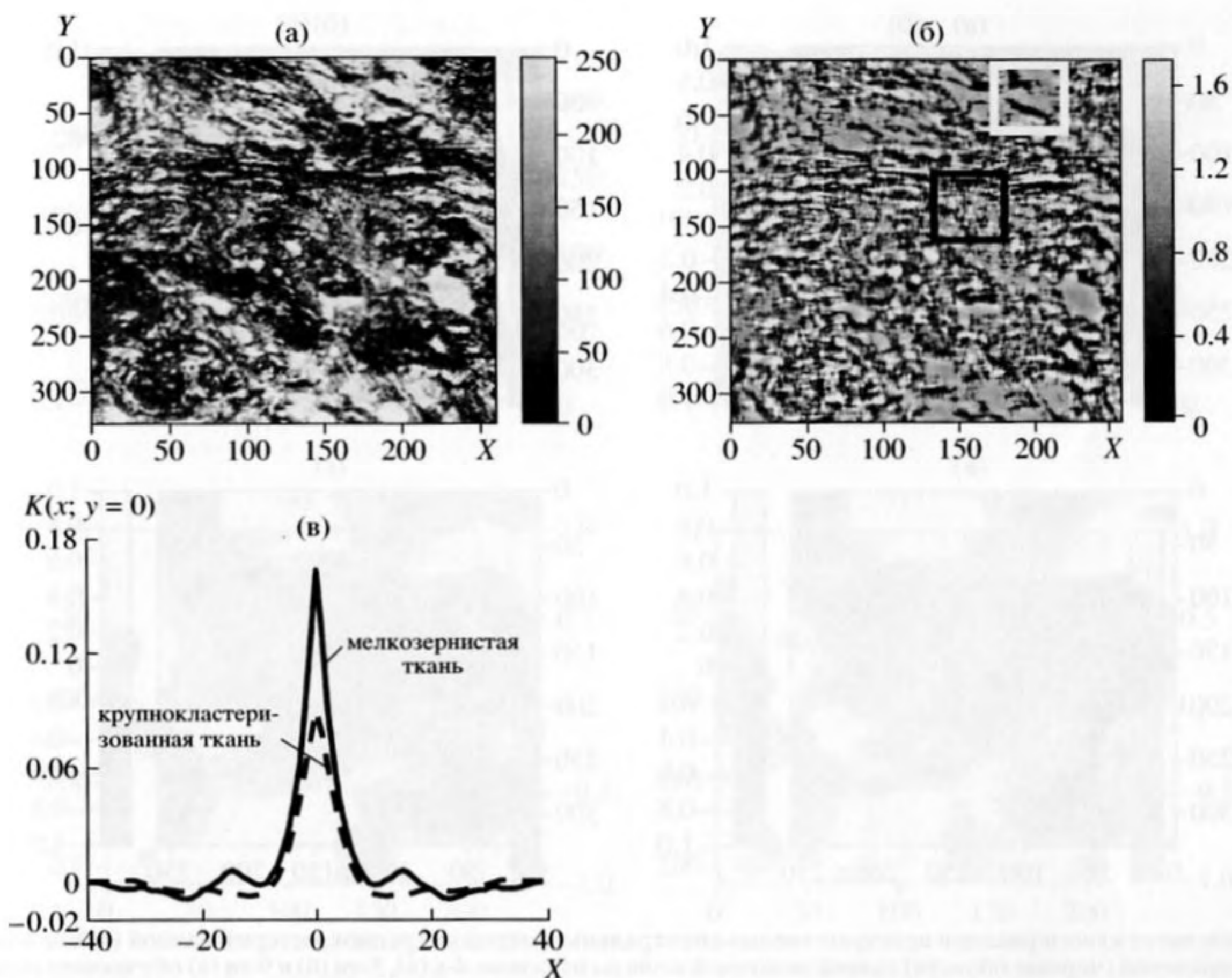


Рис. 1. Типы структур ткани молочной железы, содержащей онкологическую патологию:

- исходное изображение ткани молочной железы, полученное сканирующим акустическим микроскопом (а) и пронормированное на локально-усредненную яркость (б): два типа классифицируемых структур соответствуют крупнокластеризованной ткани (участок, выделенный белым контуром) и мелкозернистой ткани (черный контур);
- центральное сечение выборочной автоковариационной функции вдоль оси X (в) для крупнокластеризованной (пунктирная линия) и мелкозернистой (сплошная линия) тканей.

все изображение, кроме непосредственно области границы эмали и дентина, которая имеет более анизотропную структуру с вытянутыми вдоль границы элементами (характерный участок с черным контуром на рис. 4б) и рассматривается как ткань второго типа. Обучающие выборки включали в себя пять образцов соответствующего типа размером 20×20 отсчетов, позволяя построить выборочные автоковариационные функции. Таким образом, для классификации изображения тканей зуба имеются $N^2 = 20^2 = 400$ собственных векторов каждого типа.

Акустомикроскопическое изображение композитной структуры полимера состоящего из структурированной смеси полиэтилена и полистирола ПЭНП : ПС = 80% : 20%) [4] практически не изменяет своего вида после нормировки: рис. 5а; полный размер изображения $\approx (630 \times 630)$ мкм², что соответствует 290×290 отсчетам. Крупномасштабная (толстый белый контур на рис. 5а) и мелкомасштабная структуры (более тонкий белый

контур) рассматривались в качестве двух классифицируемых типов. Функции $K(\mathbf{p})$, построенные на основе четырех обучающих образцов каждого типа с размером 40×40 отсчетов, приводят к $N^2 = 40^2 = 1600$ собственным векторам.

2.2. Пространственно-спектральный подход

Для лучшей визуализации результирующей классификационной картины, полученной, например, на основе отношения правдоподобия (2), оцененное распределение $\Lambda'(\mathbf{r})$ дополнительно сглаживается и нормируется на свое максимальное значение, приводя к функции $\Lambda'_{\text{norm}}(\mathbf{r})$. Окончательное классификационное решение выносится по трехуровневой схеме, определяемой условиями на достоверность решения. Полагается, что фрагмент изображения принадлежит к типу I, если $\Lambda'_{\text{norm}}(\mathbf{r}) > \alpha_1 > 0$ (такие области изображаются на классификационной картине белым цветом),

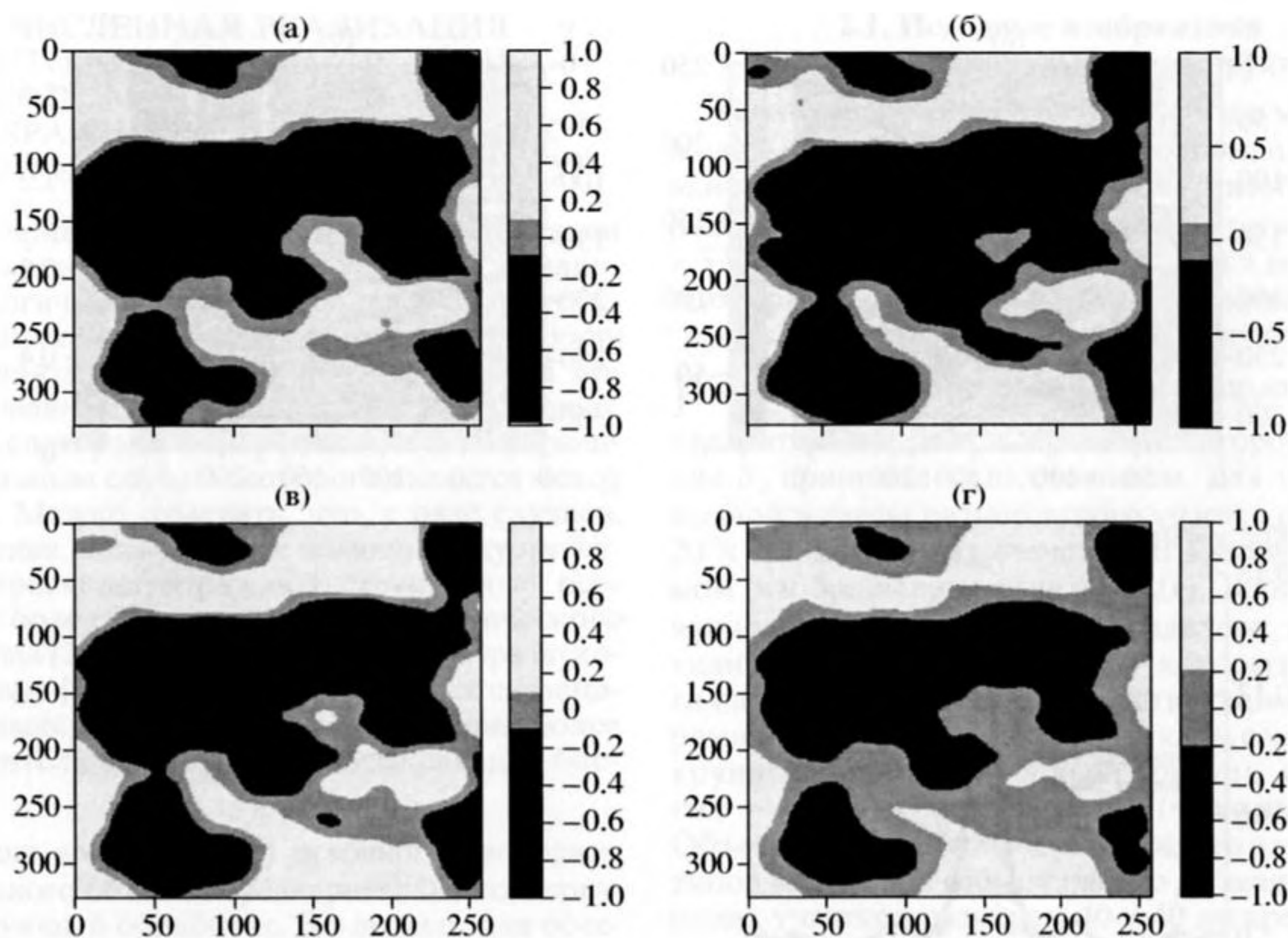


Рис. 2. Результат классификации пространственно-спектральным методом крупнокластеризованной (белые области) и мелкозернистой (черные области) тканей молочной железы на основе 4-х (а), 5-ти (б) и 9-ти (в) обучающих образцов каждого типа при уровне зоны неопределенности ± 0.1 , а также на основе 9-ти обучающих образцов при уровне неопределенности ± 0.2 (г).

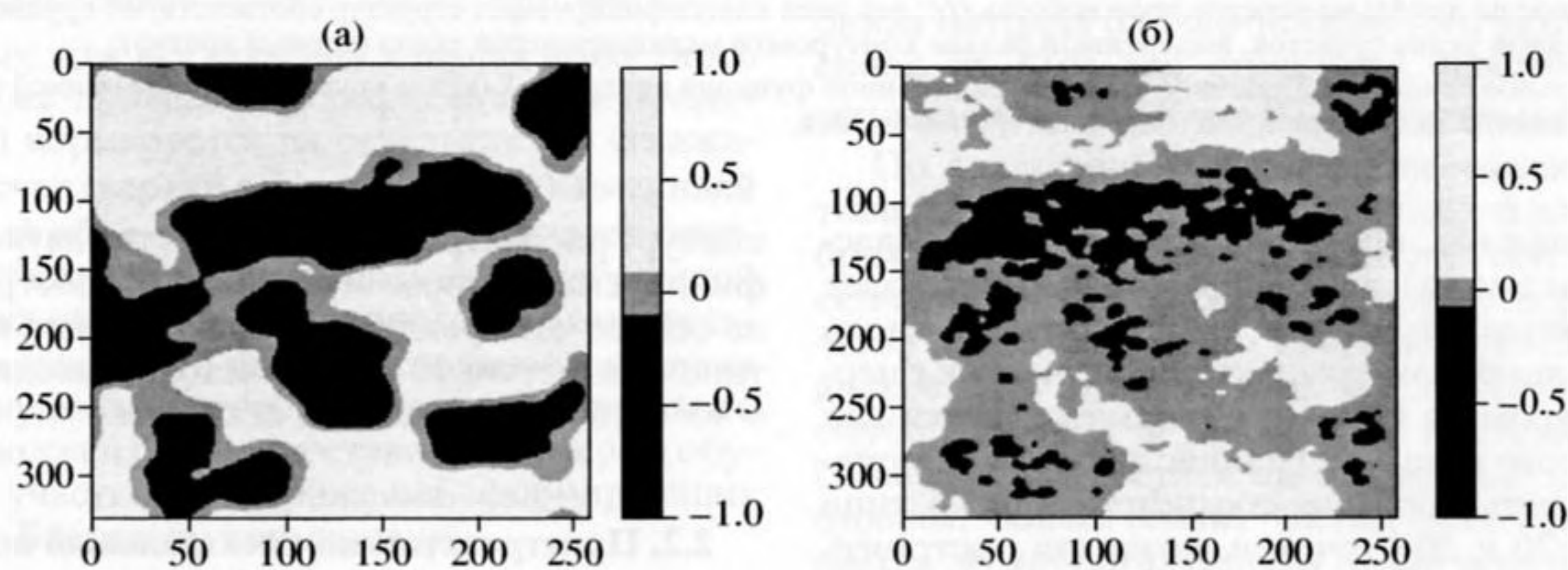


Рис. 3. Сравнение методов классификации:

- деструктивное объединение результатов обработки методами Писаренко и Бартлетта (а);
- сопоставление результатов классификации спектральным и спектрально-морфологическим методами (б).

либо к типу II, если $\Lambda'_{\text{norm}}(\mathbf{r}) < \alpha_2 < 0$ (черные области). При этом допускается также отказ от решения, если $\alpha_2 \leq \Lambda'_{\text{norm}}(\mathbf{r}) \leq \alpha_1$: структуру в этих областях неуверенной классификации (так называемой зоне неопределенности), выделяемых серым цветом, алгоритм не относит ни к одному из

двух заданных типов. Здесь значения порогов $0 < \alpha_1 < 1, -1 < \alpha_2 < 0$, определяются ценами ошибок того или иного рода. Отметим, что в отличие от схемы последовательного анализа Вальда [9], в рассматриваемой задаче отсутствует возможность дальнейшего накопления статистики для той области, в которой принят отказ от решения.

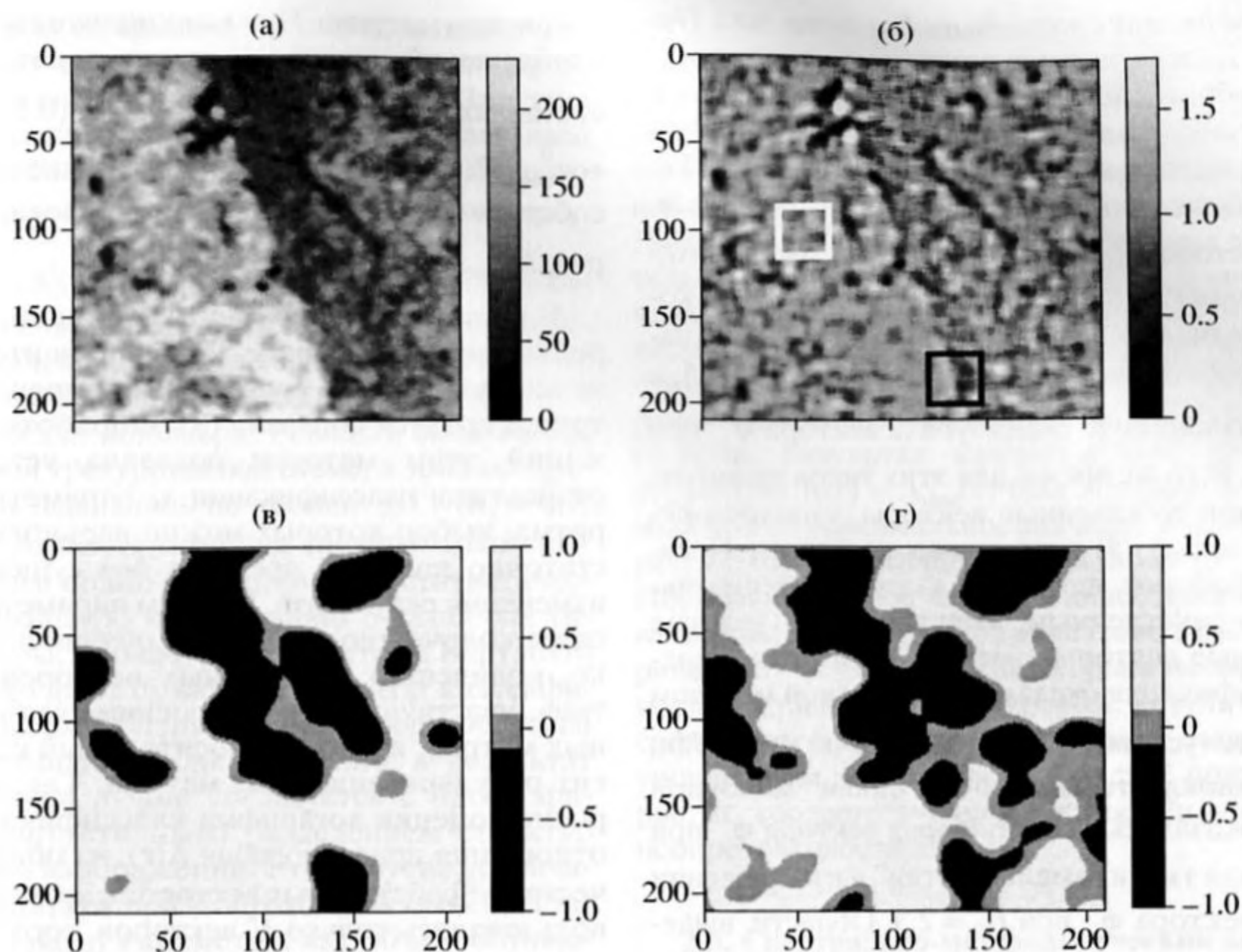


Рис. 4. Классификация структур ткани зуба:

- исходное изображение ткани зуба, полученное сканирующим акустическим микроскопом (а) и пронормированное на локально-усредненную яркость (б): два типа классифицируемых структур соответствуют ткани “эмаль-дентин” (участок, выделенный белым контуром) и пограничной ткани (черный контур);
- результат классификации пространственно-спектральным методом (в);
- деструктивное объединение результатов обработки методами Писаренко и Бартлетта (г).

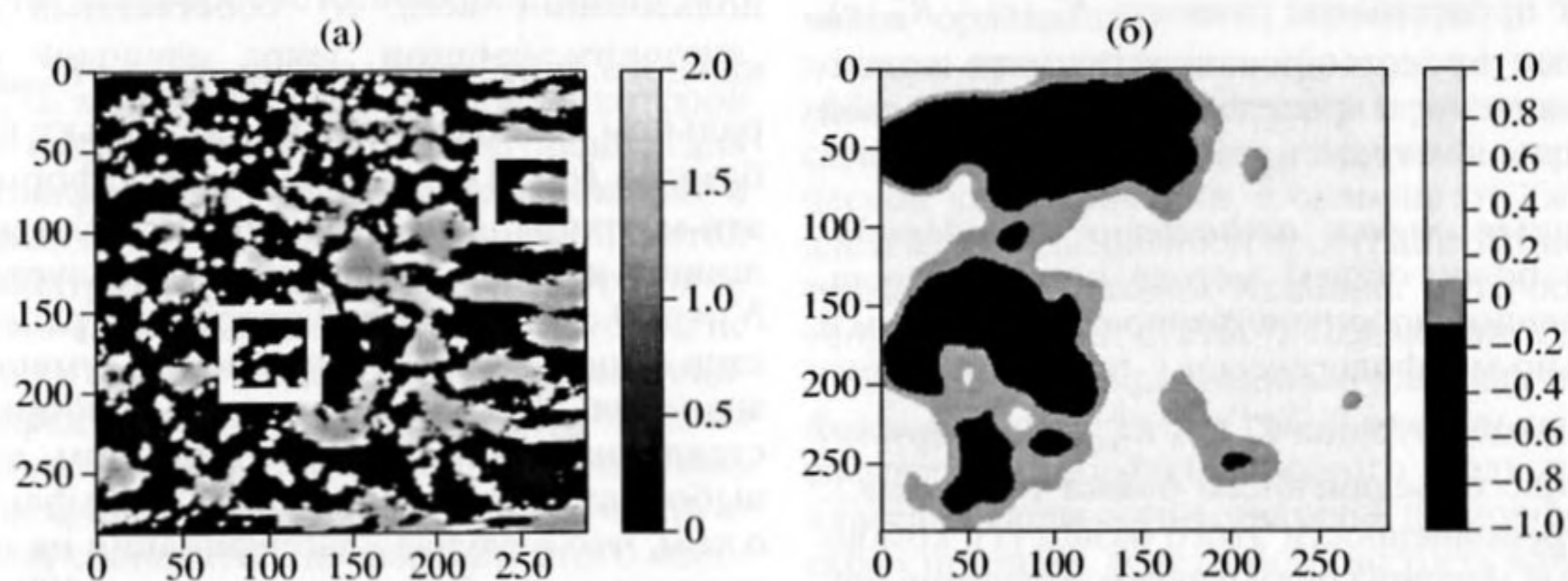


Рис. 5. Классификация композитной структуры:

- изображение полимера, полученное сканирующим акустическим микроскопом и пронормированное на локально-усредненную яркость (а): два типа классифицируемых структур соответствуют крупномасштабной структуре (участок, выделенный более толстым белым контуром в правом верхнем углу) и мелкомасштабной (белый контур в нижнем левом углу);
- результат классификации пространственно-спектральным методом (б).

Классификация методами Бартлетта и Писаренко. Классификация описанных типов структур в изображениях тканей молочной железы и зуба сначала была осуществлена модифицированными методами Бартлетта и Писаренко. Условия отбора (4), (5) позволили проклассифицировать методом Бартлетта (реакция $R_{Bt}^{II}(\mathbf{r})$ в (6)) мелкозернистую ткань молочной железы, для которой среди всех N^2 собственных векторов нашлись 3 собственных вектора ψ_{j_0} при $h_0 = 0.35$, а также пограничную ткань зуба (2 вектора ψ_{j_0} при $h_0 = 0.35$). В то же время, для этих типов ткани отсутствовали собственные векторы, удовлетворяющие условию (8) применимости метода Писаренко. Наоборот, для типов ткани, альтернативных к перечисленным, отсутствовали нужные собственные векторы в методе Бартлетта, однако классификация оказалась возможной методом Писаренко (условие (7), реакция $R_{Ps}^I(\mathbf{r})$ в (9)). Так, для крупнокластеризованной ткани молочной железы оказались 3 собственных вектора ϕ_{i_0} при $H_0 = 3.5$, для ткани "эмаль-дентин" в изображении зуба – 2 вектора ϕ_{i_0} при $H_0 = 2.3$. Области, выделенные методами Бартлетта и Писаренко, взаимно дополняют друг друга и не пересекаются между собой. Этот факт подтверждает то, что в данном случае действительно выделяются альтернативные типы ткани. Для удобства сравнения полученных результатов с обсуждаемыми далее результатами классификации спектральным и спектрально-морфологическим методами непосредственные реакции методов Писаренко и Бартлетта были деструктивно объединены, и на рис. 3а, 4г представлена разность $R_{Ps}^I(\mathbf{r}) - R_{Bt}^{II}(\mathbf{r})$, сглаженная, пронормированная на свое максимальное значение и приведенная к трехуровневой схеме, численно отраженной на яркостной шкале.

Численные оценки отношения правдоподобия. При более общем методе классификации, представленном пространственно-спектральным и спектрально-морфологическим подходами, комбинированные матрицы $K_{comb}^I, K_{comb}^{II}$ формируются на основе объединенного базиса $\{\phi_i\} \cup \{\psi_j\}$. В силу переполненности этого базиса [1], комбинированные матрицы оказываются сингулярными. Поэтому вместо $K_{comb}^I, K_{comb}^{II}$ в (2) участвуют регуляризованные комбинированные матрицы K_{reg}^I, K_{reg}^{II} , соответственно; в простейшем случае $K_{reg}^I = K_{comb}^I + \eta_{comb} \hat{E}$ и $K_{reg}^{II} = K_{comb}^{II} + \eta_{comb} \hat{E}$, где \hat{E} –

единичная матрица. При классификации реальных изображений коэффициент регуляризации η_{comb} , составлял, как правило, $\eta_{comb} \equiv (0.1-5)(v_{min}^I + v_{min}^{II})/2$, где v_{min}^I, v_{min}^{II} – наименьшие ненулевые собственные значения нерегуляризованных матриц $K_{comb}^I, K_{comb}^{II}$ (соответственно).

В пространственно-спектральном подходе корреляционные матрицы коэффициентов разложения, входящие в состав комбинированных матриц, строятся согласно (3). Обработка изображений этим методом показала устойчивость результата классификации к параметрам алгоритма, выбор которых можно варьировать в достаточно широких пределах без существенного изменения результата. К таким параметрам относятся количество образцов в обучающей выборке, количество собственных векторов каждого типа, участвующих в построении комбинированных матриц, а также относительный коэффициент регуляризации этих матриц. Так, для построения оценки логарифма классификационного отношения правдоподобия $\Lambda(\mathbf{r})$, из общего количества N^2 собственных векторов каждого типа использовались только N' векторов, соответствующих существенно ненулевым собственным значениям. Для изображения ткани молочной железы были взяты $N' = 400$ векторов из $N^2 = 1600$; для зуба – $N' = 150$ векторов из $N^2 = 400$; для полимера – $N' = 400$ векторов из $N^2 = 1600$. Результат классификации посредством указанного количества N' собственных векторов практически не отличается от случая использования всех N^2 векторов. Однако показательны значения ранга комбинированных матриц в этих двух случаях. Так, при использовании всех N^2 собственных векторов каждого типа, ранг матриц $K_{comb}^I, K_{comb}^{II}$ в спектральном подходе равен N^2 , поскольку каждый из базисов $\{\phi_i\}, \{\psi_j\}$ ($i, j = 1, \dots, N^2$), формирующих эти матрицы, является полным. Если же для молочной железы, например, используется только $N' = 400$ собственных векторов, то ранг оказывается существенно больше, чем N' , уменьшаясь от значения 790 при обучающих выборках, представленных только одним образцом, до 770 при выборках из девяти образцов. Этот факт говорит о том, что в случае классификации на основе переполненного базиса, дополнение 400 собственных векторов одного типа посредством 400 векторов альтернативного типа является принципиально необходимым для надежной классификации структуры альтернативного типа.

Исследование реальных изображений структур различных типов показало, что гистограммы

распределения их яркости не очень сильно отличаются от нормального распределения, используемого в классификационной схеме (2). При численной реализации этой схемы предполагалась равная вероятность появления структур каждого типа и равенство цен ошибок, т.е. $(L_0)_{II}^I = 1$, $\ln(L_0)_{II}^I = 0$, $\Lambda'(\mathbf{r}) = \Lambda(\mathbf{r})$. Результаты классификации, сглаженные и нормированные на свое максимальное значение, представлены на рис. 2а, 2б, 2в для молочной железы, а также на рис. 4в для зуба и на рис. 5б для полимера. Решение выносилось по описанной трехуровневой схеме, и зона неопределенности задавалась по уровню ± 0.1 ($\alpha_1 = 0.1$; $\alpha_2 = -0.1$). Видно, что общий спектральный подход, наиболее полно использующий статистическую спектральную информацию о заданных типах структуры, и более частные методы Бартлетта и Писаренко дают схожие результаты классификации. Однако в оптимальном методе оба типа ткани распознаются одновременно, а результат классификации лучше согласуется с чисто зрительным (интуитивным) разделением структур на исходном изображении. Упомянутая устойчивость результата при достаточном объеме статистики к такому параметру, как объем обучающей выборки, а также к конкретным реализациям обучающих образцов в ней, иллюстрируется на примере молочной железы. Так, рисунки 2а, 2б, 2в отличаются только количеством обучающих образцов фиксированного типа, на основе которых строятся участвующие в классификации базисы, при одинаковом характерном типе структуры этих образцов. Даже в предельном случае обучающей выборки, представленной единственным образцом, при классификации удается выделить области ткани соответствующих типов.

Оценка ширины зоны неопределенности. Уровни α_1 , α_2 зоны неопределенности, в которой происходит отказ от решения, можно оценить для каждого конкретного метода классификации и используемых наборов базисных функций. С этой целью рассматривается тестовая структура, пространственно-спектральные свойства которой не относятся ни к одному из двух типов, классифицируемых в предъявляемом изображении, занимая промежуточное, в смысле спектра, положение. Кроме того, яркостная дисперсия тестовой структуры должна совпадать с дисперсией этого изображения. Тогда стандартное отклонение σ выходной реакции используемого алгоритма классификации на такую тестовую структуру будет давать оценку уровней α_1 , α_2 .

Например, в случае изображения молочной железы (рис. 1б), синтезировалась случайная тестовая структура с нормальным распределением.

В ее пространственном спектре обнулялись компоненты на низших и высших пространственных частотах, за счет чего размер типичных пространственных деталей тестовой структуры оказывался промежуточным между размером деталей типов ткани I и II в изображении молочной железы. Дисперсия яркости для этой структуры дополнительно уравнивалась с дисперсией полного локально-нормированного изображения молочной железы $\Gamma_0(\mathbf{r})$. Такая синтезированная случайная структура была проклассифицирована спектральным методом с помощью тех же, что и ранее, базисов. Результат классификации случайной структуры $\Lambda(\mathbf{r}) = \Lambda_{\text{rand}}(\mathbf{r})$ был сглажен и пронормирован на максимальное значение аналогичного результата классификации молочной железы. Поскольку разброс значений классифицирующей величины $\Lambda_{\text{rand}}(\mathbf{r})$ лежал в диапазоне с полной шириной $6\sigma \approx 1.2$, то значение уровня неопределенности составило $\alpha_1 \approx -\alpha_2 \approx \sigma \approx 0.2$. Результат классификации изображения молочной железы при уровне зоны неопределенности ± 0.2 приведен на рис. 2г, соответствующем рисунку 2в для уровня неопределенности ± 0.1 .

2.3. Спектрально-морфологический подход

В отличие от технических структур, для биологической ткани не существует, как правило, точно определенной структурной формы. В связи с этим, морфологический анализ изображений с более или менее случайным характером их структуры подразумевает наличие обучающей выборки достаточно большого объема, т.е. она должна являться представительным множеством реализаций. При этом для исключения из классификационных признаков морфологических свойств чисто ориентационного характера, в выборке должны присутствовать образцы со всевозможной ориентацией характерной структуры. В этом смысле, можно говорить о "мягкой" морфологической классификации, в отличие от "жесткой", даваемой согласованной пространственной фильтрацией или методом Кейпона. С точки зрения теории проверки статистических гипотез, метод Кейпона, модифицированный для задачи классификации, представляет собой предельный случай спектрально-морфологического подхода, когда классификация осуществляется по морфологическому признаку, доведенному до требования почти полного совпадения форм элементарных структур, образующих изображение, с формой заданной эталонной структуры [10–12]. Таким образом, в модифицированном методе Кейпона форма классифицируемой структуры определенного типа задана строго. Это предельный случай, в котором при формировании корреляционных мат-

риц коэффициентов разложения (10) каждая из двух обучающих выборок представлена единственным образцом $|T^I\rangle$ или $|T^{II}\rangle$, соответственно ($Q_1 = Q_2 = 1$). Модифицированный метод Кейпона показал высокую эффективность в случае классификации изображений с четко определенной (в том числе, и по ориентации) формой их характерных элементов [11, 12]. Однако при классификации реальных изображений его эффективность не всегда высока. По сравнению с оптимальным методом, области со структурой типов I и II разделяются методом Кейпона существенно менее четко, а результат классификации не очень устойчив, так как на него заметно влияют второстепенные детали процесса классификации. Это связано с недостаточно полным использованием характерных особенностей структуры при классификации с помощью одного отдельного участка.

Особенности и преимущества наиболее общего спектрально-морфологического подхода, по сравнению как с чисто спектральным, так и с чисто морфологическим методами, ниже иллюстрируются на примере классификации уже обсуждавшегося изображения ткани молочной железы (рис. 1а, б). Во всех рассматриваемых далее случаях количество образцов в обучающей выборке каждого из двух типов было одинаковым и равным $Q \equiv Q_1 = Q_2$. При этом ранг комбинированных матриц K_{comb}^I , K_{comb}^{II} , построенных на основе корреляционных матриц коэффициентов разложения (10), совпадал с количеством образцов Q . Это определяется тем, что матрица $|\overline{T}\rangle\langle\overline{T}| = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q |T_q\rangle\langle T_q|$ представляет собой сумму матриц-диад $|T_q\rangle\langle T_q|$, ранг каждой из которых равен единице.

В случае, когда обучающая выборка представлена небольшим количеством образцов, реакция спектрально-морфологического алгоритма наиболее ярко выражена в областях классифицируемого изображения, имеющих такую же форму и ориентацию, как и образцы, непосредственно представленные в выборке. Таким образом, в случае недостаточной статистики при формировании обучающей выборки, реакция спектрально-морфологического алгоритма подобна острой реакции модифицированного метода Кейпона, когда классифицируемая область изображения практически точно повторяет форму, ориентацию и пропорции заданного эталонного элемента структуры.

Более полная обучающая выборка может быть получена как непосредственно увеличением количества образцов данного типа, так и за счет

учета различных ориентаций уже имеющихся фиксированных образцов. Как упоминалось ранее, присутствие в обучающей выборке образцов, ориентированных под разными углами, позволяет исключить из классификационных признаков морфологические особенности, связанные только с ориентацией анизотропной структуры. Так, каждый из девяти обучающих образцов заданного типа поворачивался на шесть дискретных углов в диапазоне от 10° до 90° , и, тем самым, выборка была расширена до 54 образцов. Углы, близкие к 0° , не рассматривались, т.е. в обучающих выборках не присутствовали образцы, совпадающие или почти совпадающие с определенными областями классифицируемого изображения, за счет чего исключалась особо острая реакция алгоритма. Соответствующий результат $\Lambda = \Lambda_{\text{morph}}(\mathbf{r})$ спектрально-морфологической классификации изображения молочной железы в общих чертах повторяет результат классификации этого изображения спектральным методом $\Lambda = \Lambda_{\text{spectr}}(\mathbf{r})$. Однако спектрально-морфологический анализ выделяет области искомого типа более тонко, на мелкомасштабном уровне. Наглядное сравнение результатов спектральной и спектрально-морфологической классификации было осуществлено с помощью функции $D(\mathbf{r}) \equiv 0.5[\text{sign}(\Lambda_{\text{spectr}}(\mathbf{r})) + \text{sign}(\Lambda_{\text{morph}}(\mathbf{r}))]\Lambda_{\text{spectr}}(\mathbf{r})\Lambda_{\text{morph}}(\mathbf{r})$. Если значения $\Lambda_{\text{spectr}}(\mathbf{r})$ и $\Lambda_{\text{morph}}(\mathbf{r})$ имеют разные знаки в фиксированной точке \mathbf{r} , т.е. тип структуры определяется спектральным и спектрально-морфологическим методами по-разному, то $D(\mathbf{r}) = 0$. В противном случае, когда тип структуры определен одинаково, знак величины $D(\mathbf{r})$ однозначно соответствует этому типу. Нормированная сглаженная функция сравнения $D(\mathbf{r})$ приведена на рис. 3б для случая обучающих выборок из 9 образцов в спектральном методе и 54 образцов в спектрально-морфологическом методе. Группировка светлых и темных пятен подтверждает спектральную классификацию, но не тождественна с ней.

2.4. Сравнительный анализ методов классификации

На основе обсужденных результатов классификации изображений различными методами можно сделать некоторые выводы. Несомненным преимуществом общего оптимального (как спектрального, так и спектрально-морфологического) подхода к задаче классификации является его базирование на методе проверки статистических гипотез. Недостаток чисто спектрального подхода заключается в том, что он не позволяет провести различие между структурами разных морфологических типов, имеющих, однако, оди-

наковый средний пространственный спектр мощности [1]. От этого недостатка свободен чисто морфологический метод Кейпона, работающий непосредственно с обучающими образцами и, кроме того, являющийся наименее трудоемким из всех рассмотренных методов. Однако этот метод представляет собой, по сути, жесткий морфологический анализ, дающий сильный отклик алгоритма только на обнаружение объекта четко заданной формы и ориентации. Поэтому его использование предполагает априорное знание эталонного элемента структуры, отразить в котором все статистические особенности структуры рассматриваемого типа бывает затруднительно.

Таким образом, ни один из чисто спектральных или чисто морфологических методов не является вполне совершенным, с точки зрения обеспечения максимальной надежности классификации. Однако на основе приведенных результатов можно заключить, что перспективным для классификации биологических структур представляется предложенный спектрально-морфологический подход. Здесь принципиальны следующие моменты. Матрица K_{aa} , построенная при этом подходе путем непосредственного усреднения перекрестных произведений коэффициентов разложения образцов обучающей выборки по собственному базису (см. (10)), не является диагональной. Появление недиагональных членов привносит в процесс классификации морфологические признаки искомой структуры. В то же время, диагональная часть спектрально-морфологической матрицы K_{aa} оказывается близкой к строго диагональной матрице K_{aa} в спектральном подходе (см. (3)). Это свидетельствует, что обучающая выборка, по которой происходит усреднение в спектрально-морфологическом подходе, является подмножеством, принадлежащим полному гипотетическому ансамблю структур с заданными пространственно-однородными спектральными свойствами.

Изображение, построенное в виде коллажа из двух случайных процессов, обладающих теми же спектральными свойствами, что и истинные структуры, в случае чисто спектрального подхода классифицируется подобно этим структурам. В случае же спектрально-морфологического подхода такое составное изображение классифицируется как нейтральное, и обе его части не соответствуют ни одному из заданных типов [1].

Как при спектральном, так и спектрально-морфологическом подходе отмечается слабая зависимость результата от частных деталей и характеристик алгоритма классификации. Результат классификации устойчив, и, по мере увеличения объема обучающей выборки, качество классификации улучшается до определенного предела. При

дальнейшем увеличении ее объема качество остается практически неизменным.

В заключение авторы статьи хотели бы выразить искреннюю признательность Роману Григорьевичу Маеву и Людмиле Александровне Денисовой за предоставленные изображения и неоценимую поддержку.

Настоящая работа выполнена при поддержке гранта Президента РФ № НШ-1575.003.2 и гранта № 04-02-16043 Российского Фонда Фундаментальных Исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Буров В.А., Ким Е.Л., Румянцева О.Д. Спектрально-морфологический анализ акустических изображений биологических тканей и композитных структур. I. Статистический подход // Акуст. журн. 2005. Т. 51. № 1. С. 68–80.
2. Lemons R.A., Quate C.F. Acoustic Microscopy: Biomedical Applications // Science. 1975. V. 188. P. 905–911.
3. Jones J.J. Acoustical microscopy in medicine and biology // The newsletter of the Acoustical Society of America "Echoes". 2000. V. 10. № 2. P. 1–5.
4. Маев П.Г. Методы акустической микроскопии в исследовании микроструктуры и физико-химических свойств материалов: Дисс. на соискание уч. степени доктора физ.-мат. наук. М.: Институт Биохимической Физики РАН, 2003. 243 с.
5. Денисова Л.А. Морфо-механическая характеристика биологических тканей и синтетических материалов по данным акустической микроскопии: Автореферат докторской дисс. на соискание степени доктора биол. наук. М.: Институт Биохимической Физики РАН, 2003. 36 с.
6. Maev R.Gr., Denisova L.A., Maeva E.Yu., Denisov A.F. Mineralized tooth tissue study using scanning acoustic microscopy // Acoust. Imag. New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers. 2000. V. 25. P. 501–506.
7. Todd B., Ravi M. Normal mammography and ultrasonography in the setting of palpable breast cancer // The American Journal of Surgery. 2003. V. 185. P. 416–419.
8. Lamb P.M., Perry N.M. et al. Correlation between ultrasound characteristics, mammographic findings and histological grade in patients with invasive ductal carcinoma of the breast // Clinical Radiology. 2000. V. 55. P. 40–44.
9. Вальд А. Последовательный анализ. Перевод с англ. П.А. Бакута и др. Под ред. Б.А. Севастьянова. М.: Физматгиз. 1960. С. 328.
10. Кей С.М., Марпл-мл С.Л. Современные методы спектрального анализа: Обзор // ТИИЭР. 1981. Т. 69. № 11. С. 5–51.

11. Буров В.А., Ким Е.Л. Конфигурационная классификация стохастических структур; модель процедуры классификации тканей в акустическом томографе // Сб. трудов XI сессии Российского акустического общества. Т. 2. М.: ГЕОС. 2001. С. 26–29.
12. Burov V.A., Kim E.L. Configurational classification of stochastic structures as a way of tissues classification for acoustical tomography // *Acoust. Imag.* New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers. 2002. V. 26. P. 273–280.

Spectral–Morphological Analysis of Acoustical Images of Biological Tissues and Composite Structures: II. Test Classification of Acoustomicroscopic Images

V. A. Burov, E. L. Kim, and O. D. Romyantseva

*Faculty of Physics, Moscow State University,
Vorob'evy gory, Moscow, 119992 Russia
e-mail: burov@phys.msu.ru*

Abstract—Results of numerical classification of different structure types in acoustomicroscopic images of real biological tissues and composite structures are reported. The classification relies on the Bayesian statistical hypothesis testing method. General realizations of this method in the form of the spatial-spectrum and spectral-morphological approaches are considered. The spatial-spectrum approach cannot discriminate between morphologically different structures with statistically identical power spectra. This disadvantage is eliminated in the spectral-morphological approach, which uses the information on the spectral properties of the structure type being classified, as well as on the particular form of its characteristic features. The general approaches and their particular realizations (Bartlett's and Pisarenko's methods) are compared as applied to practical problems.