

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
им. М.В. ЛОМОНОСОВА

Физический факультет

На правах рукописи

УДК 771.64:534.8

КИМ Елена Леонидовна

**СПЕКТРАЛЬНЫЙ И МОРФОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ
АКУСТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ БИОЛОГИЧЕСКИХ ТКАНЕЙ И
КОМПОЗИТНЫХ СТРУКТУР**

Специальность 01.04.06 – акустика

А в т о р е ф е р а т
диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Москва - 2006

Работа выполнена на кафедре акустики физического факультета
Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова

Научный руководитель: доктор физико-математических наук,
профессор В.А. БУРОВ

Официальные оппоненты: доктор физико-математических наук,
профессор А.И. ЧУЛИЧКОВ

кандидат физико-математических наук,
с.н.с. А.И. ХИЛЬКО

Ведущая организация: Научный центр волновых исследований
Института общей физики им. А.М. Прохорова РАН

Защита диссертации состоится “_____” _____ 2006 г.
в _____ часов на заседании Специализированного Совета Д.501.001.67 в
МГУ им. М.В. Ломоносова по адресу: 119992, г. Москва, ГСП-2,
Ленинские Горы, МГУ, физический факультет, аудитория _____

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке физического
факультета МГУ им М.В. Ломоносова.

Автореферат разослан “_____” _____ 2006 г.

Ученый секретарь
Специализированного Совета Д.501.001.67
кандидат физико-математических наук

А.Ф. КОРОЛЕВ

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы

В настоящее время существует большое количество работ, посвященных задаче классификации изображений случайных структур, которая остается актуальной на протяжении многих лет в различных областях, связанных с анализом изображений. Особое место занимает медицинская акустика, так как здесь для правильного определения диагноза возникает необходимость распознавания патологической структуры биологической ткани. Это, в частности, важно в онкологии, где центральное место в диагностическом процессе занимают физические (нередко акустические) методы получения изображений внутренних органов организма. По сей день диагностика, например, ткани молочной железы включает в себя и рентгеновскую маммографию, и ультразвуковое исследование (УЗИ). Рентгеновская маммография широко применяется во всех странах как один из основных способов диагностирования, хотя он и не всегда дает верную диагностическую картину, и его негативное воздействие на организм пациентов было бы желательно исключить или свести к минимуму. Несмотря на все возрастающую роль УЗИ, здесь, по-прежнему, играет основную роль качество получаемого (по сути эхолокационного) изображения и опыт врача, интерпретирующего данное изображение. Таким образом, основная доля диагностического процесса лежит в области субъективного восприятия эксперта, делающего вывод о том или ином диагнозе.

В целом, исследования в области определения характеристик биотканей с помощью ультразвука направлены на то, чтобы сделать эту методику количественной, позволяющей автоматизировать процедуру классификации. К потенциальным преимуществам автоматизированных методов количественного анализа можно отнести возможность получения более стабильных и достоверных результатов благодаря снижению роли субъективного фактора (заключения врача-диагноста), а также возможность анализа достаточно большого числа характерных признаков, в том числе таких тонких признаков, которые не выявляются при визуальном наблюдении. Кроме того, субъективная диагностика дает прекрасные результаты при проведении сравнительного анализа, т.е. относительных изменений структуры в пределах малых областей пространства и отрезков времени, но интерпретация абсолютных значений многочисленных параметров, которые могут медленно меняться, оказывается более трудной для врача-диагноста. При этом основная цель применения автоматизированных систем анализа состоит не в том, чтобы заменить врача-диагноста, а в том, чтобы с помощью компьютера помочь ему в принятии правильного решения. Следовательно, существует необходимость в объективном количественном методе классификации изображений тканей. Томография, включая и ультразвуковую (а также ультразвуковая микроскопия), являются эффективными методами получения изображений, нуждающихся в объективной количественной классификации.

На кафедре акустики физического факультета МГУ разрабатывается акустический томограф, данные с которого нуждаются в количественной интерпретации. В диссертационной работе осуществляется классификация непосредственно изображений биологических тканей и композитных структур, полученных сканирующим акустическим микроскопом, а также изображения модельного рассеивателя средней силы в форме цилиндра, восстановленного в

первом приближении Борна (без строгого решения обратной задачи рассеяния, ОЗР); сделано предположение, что в дальнейшем можно будет напрямую классифицировать томографические данные (см. схему).



Существующие методы классификации томографических и микроскопических изображений композитных структур и биологических тканей можно разделить на три класса, между которыми, тем не менее, нет резких границ: локально-параметрические методы, нелокальные спектрально-статистические и морфологические. В диссертационной работе подход к задаче классификации основывается на одновременном анализе спектральных и морфологических параметров тканей, с той разницей, что в данном контексте понятие морфологии структурных элементов и понятие их формы смягчены, т. е. задается некоторая выборка более или менее отличающихся друг от друга форм близкого морфологического типа. Такой классификационный анализ по спектральным, морфологическим и параметрическим признакам в дальнейшем можно обобщить на случай многокомпонентных изображений, где в роли компонентов будут выступать данные, полученные с томографа, о пространственном распределении таких параметров как, например, скорость звука, плотность, затухание и нелинейные характеристики. Прямая классификация по параметру яркости (типа “темное-светлое”) в излагаемом далее подходе не рассматривается; по этой причине яркостный признак, по возможности, предварительно исключается из изображений. Итак, **актуальность** работы обусловлена важностью надежной интерпретации данных, получаемых ультразвуковым микроскопом или томографом, при их клиническом применении, с целью вынесения общего диагностического решения. Также актуальны полученные в работе обобщения в приложении к многопараметрической классификации акустических изображений биологических тканей на основе статистических (спектральных и морфологических, а не яркостных) особенностей их структур.

Цели диссертационной работы:

- Разработка методов спектрально-морфологической классификации акустических изображений структур и биологических тканей.
- Обобщение методов спектрально-морфологической классификации на случай многопараметрических изображений.
- Проверка применимости разработанных методов на примерах классификации реальных акустических изображений.

Из сформулированных выше целей вытекают **задачи диссертационной работы:**

1. Использование байесовского подхода к задаче проверки статистических гипотез для классификации и фрагментации акустических изображений

- биологических тканей и структур.
2. Разработка метода формирования комбинированного базиса Карунена-Лоэва и формирования правила решения (отношения правдоподобия) в этом базисе.
 3. Рассмотрение особенностей и области применимости модифицированных методов Бартлетта и Писаренко как частных случаев общего подхода к классификации.
 4. Формирование и внесение морфологических признаков в процесс классификации на основе отношения правдоподобия. Рассмотрение метода Кейпона как предельного случая “жесткой” морфологической классификации.
 5. Обобщение разработанного подхода на случай многопараметрической классификации.
 6. Проверка разработанного подхода на примерах его применения к реальным акустомикроскопическим изображениям биологических тканей и композитных структур.

Научная новизна:

- Разработаны методы классификации (фрагментации) изображений структур и биологических тканей, предназначенные для выделения областей с определенными статистическими, параметрическими и морфологическими свойствами.
- Показано, что методы могут быть применены как для обработки непосредственно изображений, независимо от способа их получения, так и для классификации исследуемых структур на основе прямой обработки экспериментальных акустических данных рассеяния, регистрируемых разрабатываемыми рядом лабораторий томографами, акустическими микроскопами и т.п.
- Предложена оригинальная схема осуществления многопараметрической классификации тканей на основе многомерного перекрестного спектрально-морфологического анализа комплекса изображений.

Практическая ценность результатов работы

Созданная в среде MATLAB программная реализация алгоритма для классификации изображений структур различных типов может быть использована в медицине для принятия диагностического решения, а также во многих других областях применения.

Классификация может основываться как на анализе самого изображения, так и на обработке непосредственно экспериментальных акустических данных, полученных в первом приближении Борна.

Основные положения, выносимые на защиту:

- Разработка методики классификации акустических изображений структур и биологических тканей на основе отношения правдоподобия; модификация радиофизических методов Бартлетта, Писаренко и Кейпона в свете приложения к поставленной задаче, связь этих методов с общим подходом к классификации как его частных реализаций.

- Внесение морфологических признаков, выразившихся в корреляционных связях коэффициентов разложения по базису Карунена-Лоэва, в спектральный алгоритм классификации.
- Обобщение спектрально-морфологического подхода на задачи многопараметрической классификации.
- Возможность применения разработанной в диссертации методики классификации, продемонстрированная на примерах приложения к акустомикроскопическим изображениям реальных биологических тканей и к оптомикроскопическим изображениям клеток крови, полученных в клинических условиях.

Апробация работы

Материалы работы докладывались на семинарах кафедры акустики и на следующих конференциях: Международная конференция студентов и аспирантов по фундаментальным наукам “Ломоносов-2000” (Москва, 2000); Международная конференция студентов и аспирантов по фундаментальным наукам “Ломоносов-2001” (Москва, 2001); XI сессия Российского Акустического Общества (Москва, 2001); 26th International Acoustical Imaging Symposium (Windsor, Canada, 2001); XV сессия Российского Акустического Общества (Нижний Новгород, 2004); II Евразийский конгресс по медицинской физике и инженерии “Медицинская физика - 2005” (Москва, 2005).

Работа выполнена в рамках исследований, проводимых по гранту РФФИ №04-02-16043, гранту Президента РФ №НШ-1575.003.2, стипендии поддержки аспирантов Акустического Общества Америки (2004).

Публикации

По материалам диссертации опубликовано 9 научных работ, список которых приведен в конце автореферата.

Структура и объем диссертации

Диссертация состоит из семи разделов, включающих введение, обзор литературы, теоретическую и численные части, заключение, и списка цитируемой литературы. Общий объем работы составляет 164 страницы машинописного текста, содержащих 124 рисунка. Список цитируемой литературы содержит 111 наименований.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В *первом разделе* (введении) дана общая характеристика работы, включая актуальность темы, изложение основных целей, задач, результатов диссертации, выносимых на защиту.

Второй раздел носит вводно-постановочный характер. В нем предпринята попытка систематизации задач классификации и распознавания образов с точки зрения постановки задачи и методов их решения, разработанных к настоящему времени, выделяются основные проблемы, связанные с этими задачами. Содержание этого раздела связано с проводимым параллельно обзором литературы.

Третий раздел посвящен рассмотрению общего подхода к классификации изображений случайных структур на основе байесовского метода проверки статистических гипотез, а также разработке его частных реализаций в виде модифицированных в контексте рассматриваемых задач методов Бартлетта, Писаренко и Кейпона. Раздел состоит из шести параграфов.

В п. 3.1 описана процедура классификации на основе отношения правдоподобия, лежащего в основе байесовского метода. При этом используются базисные функции разложения Карунена-Лоэва, строящиеся по обучающей выборке. Рассмотрен спектральный подход к классификации, т.е. отнесение областей в изображении к различным типам структур по их спектральным свойствам.

В работе классифицируемое яркостное изображение сложной структуры описывается двумерной неотрицательной функцией $\Gamma_0(\mathbf{r})$, из которой исключается средняя яркость $\bar{\Gamma}_0$: $\Gamma_{dif}(\mathbf{r}) \equiv \Gamma_0(\mathbf{r}) - \bar{\Gamma}_0$. Задача классификации заключается в выделении на этом изображении областей, имеющих один из двух типов структуры, которым соответствуют индексы I и II . Критерий решения о принадлежности каждого фрагмента $X_{\mathbf{r}}$ с центром в текущей точке \mathbf{r} изображения Γ_{dif} к одному из заданных типов основан на текущей функции отношения правдоподобия: $L(X_{\mathbf{r}}) \equiv L(\mathbf{r}) = P(X_{\mathbf{r}} | I) / P(X_{\mathbf{r}} | II)$. Здесь $P(X_{\mathbf{r}} | I)$ и $P(X_{\mathbf{r}} | II)$ – плотность условной вероятности того, что $X_{\mathbf{r}}$ 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} : $u_{dif}(\mathbf{r}) \equiv u(\mathbf{r}) - \bar{u}$. Каждый образец имеет $N \times N$ дискретных пространственных отсчетов. Автоковариационная матрица $A(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ для структур заданного типа неизвестна. Поэтому, в предположении пространственной однородности и эргодичности, используется ее оценка в виде блочно-теплицевой эрмитовой матрицы размерности $N^2 \times N^2$: $A(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = A(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) \approx K(\boldsymbol{\rho} = \mathbf{r}' - \mathbf{r})$, где $K(\boldsymbol{\rho})$ – выборочная автоковариационная функция для образцов u_{dif} . Далее используются обозначения Дирака: $u_{dif} \equiv |T^I\rangle$ и $u_{dif} \equiv |T^{II}\rangle$ – 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 "чужим", 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 $|X_{\mathbf{r}}\rangle$ являются векторы-столбцы:

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

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:

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

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_{comb}^I , K_{comb}^{II} состоят из четырех блоков:

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

структуры каждого из двух типов, так и "перекрестные" свойства этих типов. В итоге, в предположении многомерного нормального распределения случайных величин $|(X_r)_I^I\rangle$, $|(X_r)_I^{II}\rangle$ с нулевым средним, имеем:

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

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 $|\overline{T^I} \langle T^I |} = A^I$, и матрицы K_{aa}^I , K_{aa}^{II} в (1) строго диагональны:

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

Следует заметить, что в работе комбинированные матрицы используются как в пространственно-спектральном, так и спектрально-морфологическом анализе. Однако в пространственно-спектральном статистическом подходе построение комбинированной матрицы основывается на предположении некоррелированности коэффициентов разложения структур по собственному базису.

В п. 3.2 рассматриваются упрощенные частные реализации спектрального подхода в виде методов Бартлетта и Писаренко, модифицированных для

приложения к данной задаче. Показано, что они могут трактоваться в рамках общего метода, и определены ситуации, при которых их применение целесообразно. Преимущество этих методов состоит в меньшем количестве вычислительных операций. *Модифицированный метод Бартлетта* предполагает классификацию по статистическому признаку, который сильно выражен в распознаваемом типе структуры и, одновременно, слабо выражен в альтернативном типе. А именно, для классификации структуры типа I из всех $\{\Phi_i\}_{i=1,\dots,N^2}$ отбираются векторы Φ_{i_0} , удовлетворяющие условию

$$\sqrt{\left\langle \left\langle \Phi_{i_0} \middle| T^I \right\rangle \right\rangle^2} \gg \sqrt{\left\langle \left\langle \Phi_{i_0} \middle| T^{II} \right\rangle \right\rangle^2}.$$

Для структуры типа II , из всех $\{\Psi_j\}_{j=1,\dots,N^2}$ отбираются $\Psi_{j_0} : \sqrt{\left\langle \left\langle \Psi_{j_0} \middle| T^{II} \right\rangle \right\rangle^2} \gg \sqrt{\left\langle \left\langle \Psi_{j_0} \middle| T^I \right\rangle \right\rangle^2}$. Реакции $R_{Bt}^I(\mathbf{r})$, $R_{Bt}^{II}(\mathbf{r})$ оказываются сильными в областях со структурой типа I или II , соответственно, и слабо выраженными в областях альтернативного типа:

$$R_{Bt}^I(\mathbf{r}) \equiv \frac{1}{N_{Bt}^I} \sum_{i_0} |F_{i_0}^I(\mathbf{r})|, \quad R_{Bt}^{II}(\mathbf{r}) \equiv \frac{1}{N_{Bt}^{II}} \sum_{j_0} |F_{j_0}^{II}(\mathbf{r})|, \quad \text{где}$$

$$F_{i_0}^I(\mathbf{r}) \equiv \int \Gamma_{dif}(\mathbf{r}') \Phi_{i_0}(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) d\mathbf{r}', \quad F_{j_0}^{II}(\mathbf{r}) \equiv \int \Gamma_{dif}(\mathbf{r}') \Psi_{j_0}(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) d\mathbf{r}'; \quad N_{Bt}^I, \quad N_{Bt}^{II} -$$

общее количество отобранных векторов Φ_{i_0} и Ψ_{j_0} , соответственно. В *модифицированном методе Писаренко* отбираются собственные векторы, которые непосредственно приводят к слабому отклику на классифицируемое изображение в областях со структурой заданного типа. Соответствующие условия отбора Φ_{i_0} и Ψ_{j_0} для классификации структуры типа I или II противоположны условиям метода Бартлетта. Итоговая реакция

$$R_{Ps}^I(\mathbf{r}) \equiv N_{Ps}^I / \sum_{i_0} |F_{i_0}^I(\mathbf{r})|; \quad R_{Ps}^{II}(\mathbf{r}) \equiv N_{Ps}^{II} / \sum_{j_0} |F_{j_0}^{II}(\mathbf{r})|$$

максимальна в областях со структурой искомого типа, где N_{Ps}^I, N_{Ps}^{II} – общее количество отобранных Φ_{i_0} и Ψ_{j_0} . Разность $R_{Ps}^I(\mathbf{r}) - R_{Ps}^{II}(\mathbf{r})$ 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 этом параграфе также описано формирование объединенного переполненного базиса в виде собственных функций выборочных автоковариационных матриц для каждого из типов классифицируемых структур. Показана целесообразность использования такого переполненного базиса в задачах классификации. Рассмотрена возможность использования сокращенного объединенного базиса.

В п. 3.3 предлагается развитие пространственно-спектрального подхода на случай более общей спектрально-морфологической классификации, где одновременно используются признаки, несущие информацию как о форме характерных деталей структуры заданного типа, так и о ее пространственно-спектральных свойствах. Так как в пространственно-спектральном подходе (3) рассматривается полный гипотетический ансамбль изображений данного типа, то 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 $\{\varphi_i\}$, $\{\psi_j\}$ и коэффициенты $\left| (X_r)_I^I \right\rangle$, $\left| (X_r)_I^{II} \right\rangle$ 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): $u_{dif} = \left| T_q^I \right\rangle_{q=1, \dots, Q_1}$ или $u_{dif} = \left| T_q^{II} \right\rangle_{q=1, \dots, Q_2}$:

$$\begin{aligned}
 (K_{aa}^I)_{mn} &\equiv \overline{a_m^I (a_n^I)^*} = \frac{1}{Q_1} \sum_{q=1}^{Q_1} \langle \varphi_m | T_q^I \rangle \langle T_q^I | \varphi_n \rangle; \\
 (K_{bb}^I)_{mn} &\equiv \overline{b_m^I (b_n^I)^*} = \frac{1}{Q_1} \sum_{q=1}^{Q_1} \langle \psi_m | T_q^I \rangle \langle T_q^I | \psi_n \rangle; \\
 (K_{ab}^I)_{mn} &\equiv \overline{a_m^I (b_n^I)^*} = \frac{1}{Q_1} \sum_{q=1}^{Q_1} \langle \varphi_m | T_q^I \rangle \langle T_q^I | \psi_n \rangle; \\
 (K_{ba}^I)_{mn} &= (K_{ab}^I)_{nm}^*;
 \end{aligned} \tag{4}$$

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.

В п. 3.4 описана процедура классификации на основе метода Кейпона, являющегося в данной постановке задачи предельным случаем 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. Здесь в качестве сканирующего (эталонного) элемента используется структурообразующий элемент (СОЭ), т.е. двумерная функция-вектор $S(\mathbf{r})$, несущая основную информацию об особенностях интересующего типа структуры. Если в классифицируемом изображении $\Gamma(\mathbf{r})$ надо выделить области с различными структурными особенностями, то необходимо априорное знание соответствующего набора сканирующих СОЭ $\{S^{(c)}(\mathbf{r})\}$ (c – индекс структур различных типов).

Блок-схема алгоритма при известном наборе СОЭ $\{S^{(c)}\}$ изображена на рис. 1. В рассматриваемом алгоритме операция сканирования обращенного классифицируемого изображения фиксированным СОЭ $S^{(c)}(\mathbf{r})$ представляет собой операцию свертки функции Γ^{-1} с согласованным фильтром, которым является функция $S^{(c)}$ после обращения знака ее аргумента:

$$R^{(c)}(\mathbf{r}) = \Gamma^{-1}(\mathbf{r}) \otimes (S^{(c)}(-\mathbf{r}))^* \equiv \int \Gamma^{-1}(\mathbf{r}') (S^{(c)}(\mathbf{r}' - \mathbf{r}))^* d\mathbf{r}' . \tag{5}$$

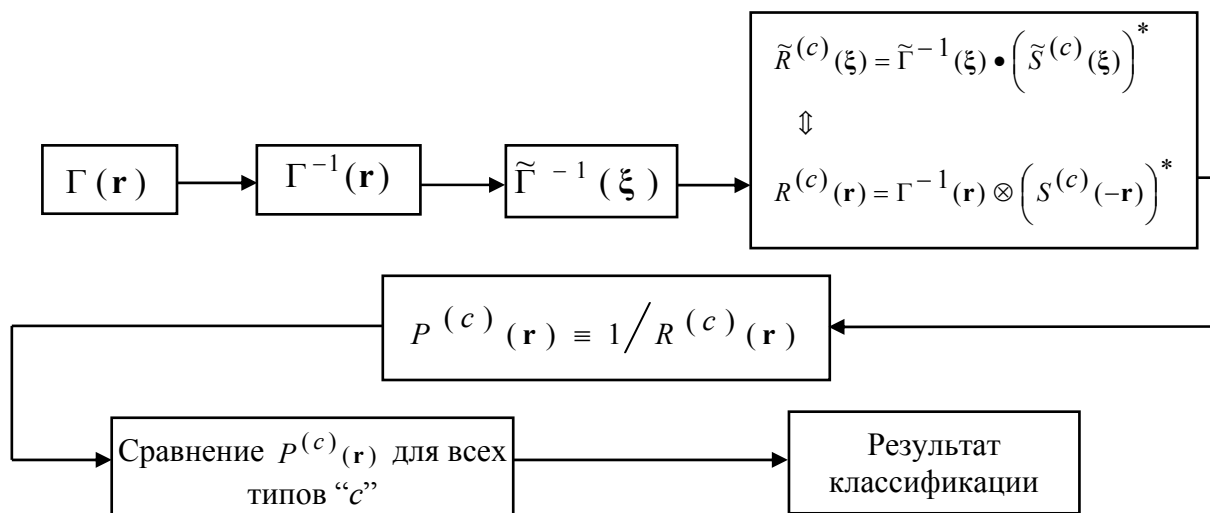


Рис.1. Блок-схема работы алгоритма классификации модифицированным методом Кейпона: $\Gamma(\mathbf{r})$ – функция изображения объекта; $S^{(c)}(\mathbf{r})$ – структурообразующий элемент (СОЭ) данного типа "с"; $R^{(c)}(\mathbf{r})$ – результат свертки обращенного изображения и СОЭ; $P^{(c)}(\mathbf{r})$ – реакция алгоритма (результат кейпоновской фильтрации).

Операция (5) сводится к поэлементному перемножению пространственных фурье-образов соответствующих функций: $\tilde{R}^{(c)}(\xi) = \tilde{\Gamma}^{-1}(\xi) \cdot (\tilde{S}^{(c)}(\xi))^*$. Полученное произведение $\tilde{R}^{(c)}(\xi)$ подвергается обратному фурье-преобразованию и последующему поэлементному обращению в каждой точке \mathbf{r} : $P^{(c)}(\mathbf{r}) \equiv 1/R^{(c)}(\mathbf{r})$. Тем самым, распределение $P^{(c)}(\mathbf{r})$ является результатом нелинейной фильтрации методом Кейпона и представляет собой реакцию алгоритма на обнаружение областей с заданными структурными свойствами, отраженными в $S^{(c)}(\mathbf{r})$. Сравнение результатов $P^{(c)}(\mathbf{r})$ подобной нелинейной обработки для всех типов c позволяет принять решение о принадлежности каждого фрагмента изображения к одному из заданных типов.

В п. 3.5 решение задачи классификации обобщено на случай классификации многопараметрических изображений структур (например, по набору изображений распределения скорости звука, плотности, поглощения, нелинейного параметра). В такой постановке задачи принятие решения о принадлежности исследуемой ткани к определенному типу осуществляется на основе совместной спектрально-морфологической обработки комплекта изображений пространственных распределений различных параметров этой ткани.

В п. 3.6 сформулированы основные выводы, следующие из третьего раздела.

Четвертый раздел диссертации, носящий название “Классификация модельных структур, состоящих из элементов различной формы и размеров, модифицированным методом Кейпона”, описывает особенности и перспективы численной реализации этого метода, как наиболее экономичного в вычислительном плане. Раздел состоит из шести параграфов. В начале раздела говорится о подготовке исходного изображения к классификации. В работе ставится задача классификации именно по структурному признаку, а не по

яркостному. Поэтому функция яркости $\Gamma_{00}(\mathbf{r})$ исходного изображения реального объекта предварительно подвергается специальной обработке, включающей в себя нормировку:

$$\Gamma_0(\mathbf{r}) \equiv \frac{\Gamma_{00}(\mathbf{r})}{\int \Gamma_{00}(\mathbf{r}') S_0(\mathbf{r}' - \mathbf{r}) d\mathbf{r}'}, \quad \text{где} \quad \int S_0(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' = 1, \quad (6)$$

благодаря которой значения локально-усредненной (по площади однородного участка $S_0(\mathbf{r})$) 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.

В п. 4.1 осуществлена численная реализация процедуры классификации модифицированным методом Кейпона модельной структуры, характерные элементы которой имеют близкие размеры и размещены на нулевом фоне (рис. 2а). Результат классификации представлен на рис. 2б. Найдены практически все характерные детали классифицируемой структуры. При этом произошло достаточно четкое разделение областей, выделенных в результате обработки в соответствии с данным типом структурного элемента. Так как результат классификации почти не зависит от задаваемых яркостных уровней элементов исходной классифицируемой структуры, то различная яркость кругов и треугольников введена на рис. 2а, прежде всего, для большей наглядности изображения.

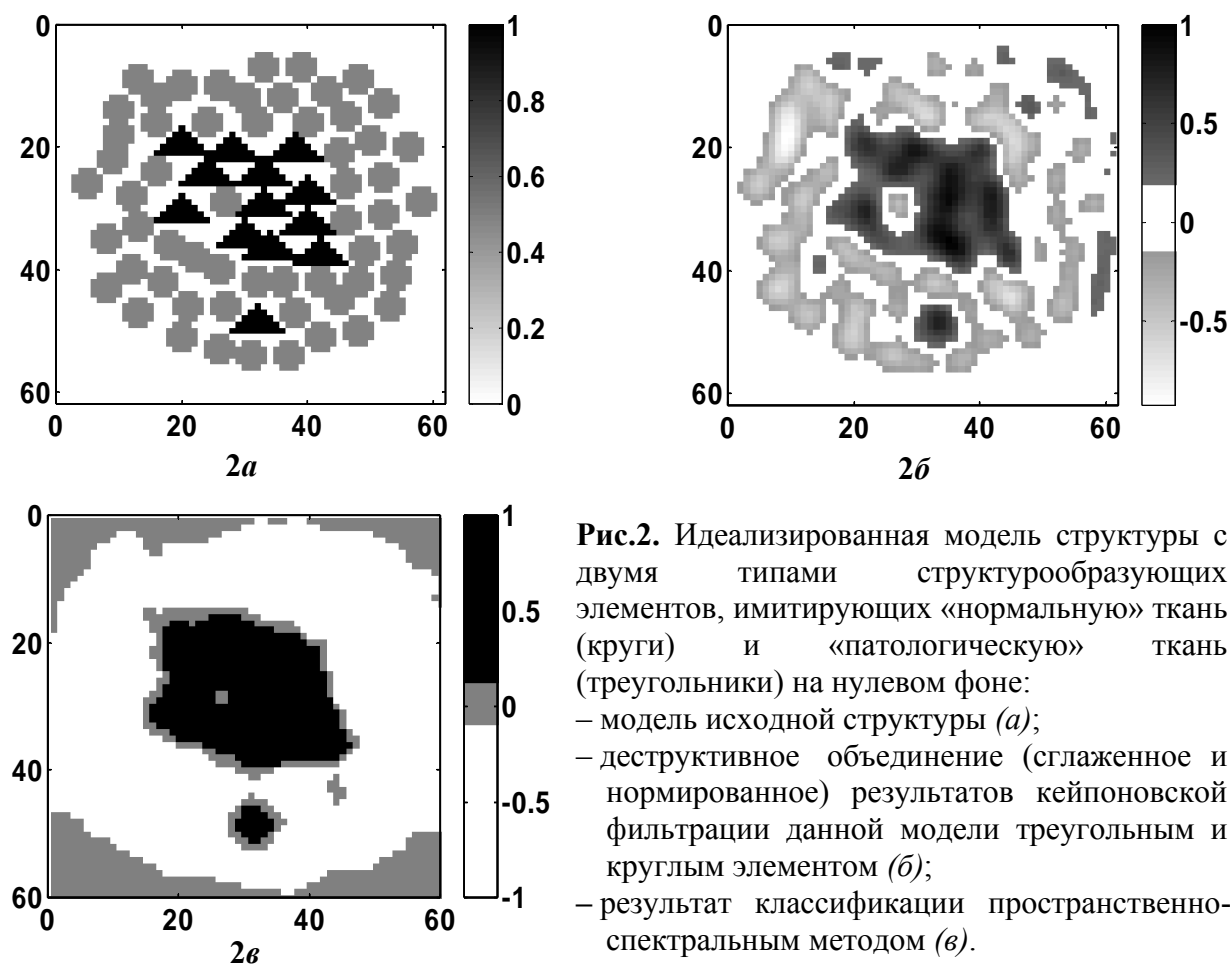


Рис.2. Идеализированная модель структуры с двумя типами структурообразующих элементов, имитирующих «нормальную» ткань (круги) и «патологическую» ткань (треугольники) на нулевом фоне:
 – модель исходной структуры (а);
 – деструктивное объединение (сглаженное и нормированное) результатов кейпоновской фильтрации данной модели треугольным и круглым элементом (б);
 – результат классификации пространственно-спектральным методом (в).

Модельная структура, изображенная на рис. 2а, но с круглыми и треугольными элементами одной и той же единичной яркости, была также проклассифицирована пространственно-спектральным методом на основе соотношений (2), (3). В этом случае априорное знание СОЭ не использовалось, а проводился полный процесс формирования базиса Карунена-Лоэва по “обучающим” выборкам, представляющим собой единичные образцы каждого из двух типов в виде квадратных участков (каждый размером 10×10 дискретных отсчетов), в которые вписывался треугольный или круглый элемент (для первого и второго типа, соответственно). Оценка логарифма классификационного отношения правдоподобия $\Lambda(\mathbf{r})$ строилась на основе всех 100 собственных векторов каждого типа (рис. 2б).

Так же как и при обработке результата кейпоновской фильтрации, для лучшей визуализации результирующей картины классификационной обработки, оцененное распределение $\Lambda(\mathbf{r})$ дополнительно сглаживается и нормируется на свое максимальное значение. Сглаженная нормированная картина описывается функцией $\Lambda_{norm}(\mathbf{r})$, диапазон значений которой имеет четко определенную верхнюю границу, равную 1, и близкую к -1 нижнюю границу. Окончательное классификационное решение выносится по трехуровневой схеме, определяемой условиями на достоверность решения. Принимается решение о принадлежности фрагмента изображения в каждой малой области (с центром в точке \mathbf{r}) к первому типу, если $\Lambda_{norm}(\mathbf{r}) > \alpha_1 > 0$ (такие области изображаются белым цветом), либо ко второму типу, если $\Lambda_{norm}(\mathbf{r}) < \alpha_2 < 0$ (такие области изображаются черным). При этом допускается также отказ от решения, если $\alpha_2 \leq \Lambda_{norm}(\mathbf{r}) \leq \alpha_1$: структуру в этих областях, выделяемых серым цветом, алгоритм не относит ни к одному из двух заданных типов (так называемая зона неопределенности).

В параграфах 4.2, 4.3, 4.4 рассматриваются другие модельные структуры, также подлежащие классификации, с различными значениями основных входных параметров. В модели присутствуют характерные элементы, различающиеся по своим размерам и яркости, а также фон с ненулевым значением яркости. Показано, что ненулевое фоновое значение влияет на результат классификации; предложена методика исключения этого влияния. В ряде случаев, для расширения области применимости модифицированного метода Кейпона требуется введение дополнительного “нейтрального” структурообразующего элемента, обеспечивающего достоверность и высокую разрешающую способность результата классификации, также целесообразно рассмотрение прямого и перевернутого изображений для классификации элементов заданной формы, но с различным уровнем яркости относительно фона. Нормировка изображения на локально-усредненную яркость (б) приводит к уравниванию абсолютного значения яркостного контраста таких областей относительно фона, но не может изменить знака контраста. Простейшая модель такой структуры (рис. 3а) состоит из однотипных круглых элементов с яркостью как выше единичной яркости общего фона (такие элементы будут условно называться “выступами”), так и ниже (элементы-“впадины”). Модифицированный метод Кейпона предоставляет возможность проклассифицировать отдельно выступы и отдельно впадины. Эта возможность важна с прикладной точки зрения, так как, в зависимости от конкретных задач классификации, отдельно распознанные выступы и впадины далее могут быть

отнесены как к одному и тому же типу структуры, так и к разным типам. В связи с этим, в п. 4.4 рассматриваются особенности процедуры кейпоновской фильтрации при классификации элементов с яркостью ниже яркости фона (рис. 3б).

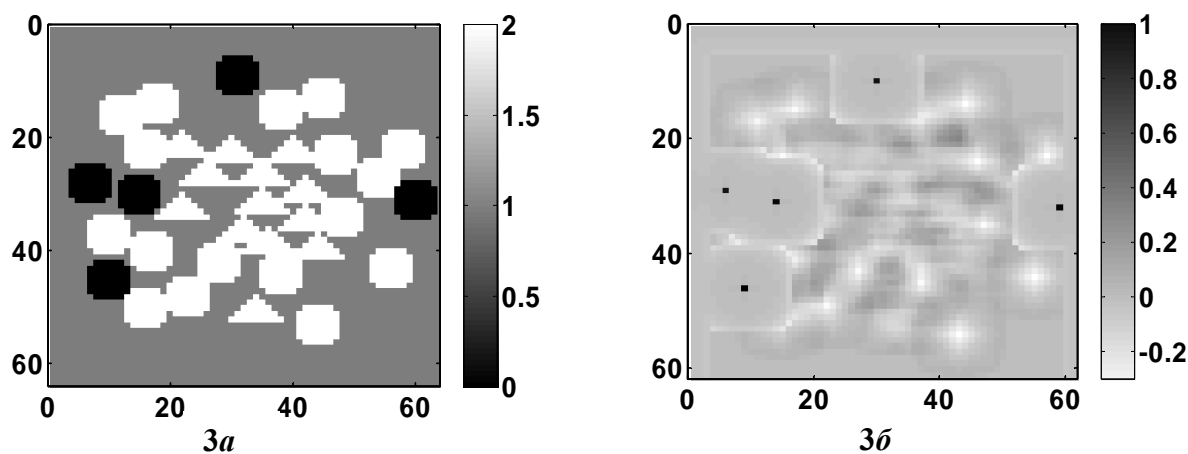


Рис.3. Классификация модифицированным методом Кейпона идеализированной модельной структуры, в которой однотипные элементы круглой формы имеют яркость как выше, так и ниже яркости фона:

- модель исходной структуры (а);
- нормированный несглаженный результат кейпоновской фильтрации круглым элементом с яркостью ниже фоновой при компенсации фона (б).

В п. 4.5 выполнена конфигурационная классификация модельной звукорассеивающей структуры на основе (численных) экспериментальных данных, без строгого восстановления изображения. Тем самым проиллюстрировано, что грубое изображение, полученное в первом приближении Борна, может заключать в себе информацию, достаточную для классификации.

В п. 4.6 приведены основные выводы раздела.

В **пятом разделе** приводятся практические примеры реализации описанных в разделе 3 методов классификации применительно к изображениям реальных биологических тканей и композитной структуры, полученных сканирующим акустическим микроскопом. Раздел состоит из пяти параграфов.

В п. 5.1 описывается использовавшаяся процедура предварительной обработки изображений перед процессом спектральной и морфологической классификации; для каждого изображения описан выбор различных типов структур, подлежащих классификации и, соответственно, выбор участков, на основе которых формируются обучающие выборки. В работе рассматривались акустомикроскопические изображения ткани молочной железы¹, среза зуба, почки, хряща² и композитной структуры (полимера). В автореферате представлены результаты классификации изображений молочной железы и коллажа хрящевой ткани. Так, рассматривалось исходное

¹ Lemons R.A., Quate C.F. Acoustic Microscopy: Biomedical Applications // Science.1975. V.188. P.905-911

² Denisova L.A., Denisov A.F., Maev R.G. et al. Acoustic microscopy methods in a morphological study of the articular cartilage and subchondral bone // Acoust. Imag. Kluwer Academic publishers, 2004. V.27. P.535-540.

акустомикроскопическое изображение ткани молочной железы $\Gamma_{00}(\mathbf{r})$ (рис. 4а), содержащей онкологическую патологию. Полный размер этого изображения равен $\approx(410 \times 520)\text{мкм}^2$, что соответствует 260×330 отсчетам.

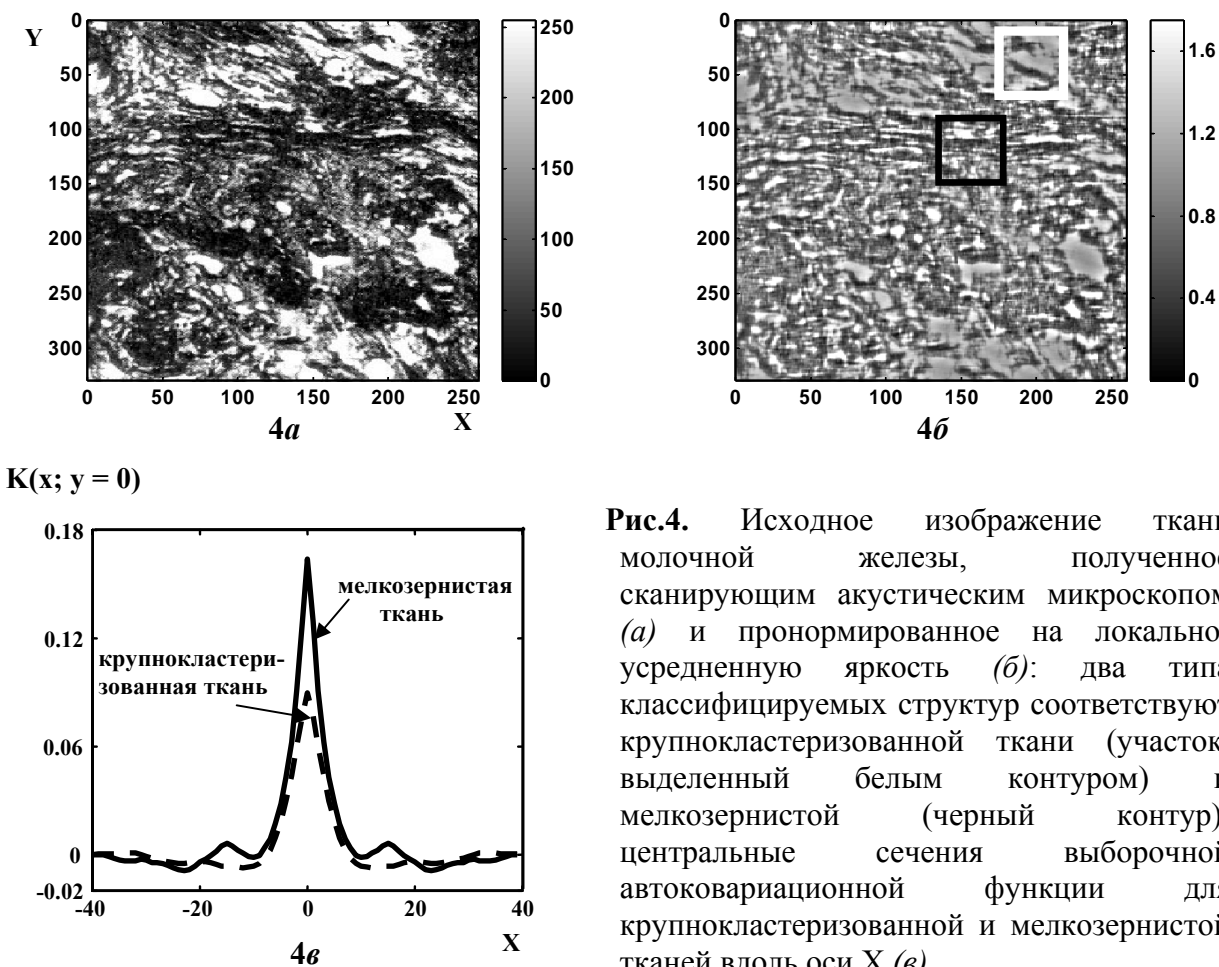


Рис.4. Исходное изображение ткани молочной железы, полученное сканирующим акустическим микроскопом (а) и пронормированное на локально-усредненную яркость (б): два типа классифицируемых структур соответствуют крупнокластеризованной ткани (участок, выделенный белым контуром) и мелкозернистой (черный контур); центральные сечения выборочной автоковариационной функции для крупнокластеризованной и мелкозернистой тканей вдоль оси X (в).

В этом и последующих примерах нормировка изображения (б) на "скользящую" локально-усредненную яркость $\int \Gamma_{00} S_0 d\mathbf{r}'$ осуществлялась с помощью участка квадратной формы (размером 20×20 дискретных отсчетов), в пределах которого значение S_0 принималось постоянным. 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. 4б: 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 X) выборочных автоковариационных функций $K(\mathbf{p})$, являющихся результатом усреднения по выборке из пяти образцов соответствующего типа, приведены на рис. 4в. Для построения оценки $\Lambda(\mathbf{r})$ из $N^2 = 40^2 = 1600$ собственных векторов каждого типа использовались только $N'_I = N'_{II} = 400$ векторов, соответствующих существенно ненулевым собственным значениям.

По аналогичной схеме осуществлялся подготовительный этап классификации для других изображений: зуба, почки, композитной структуры (полимера), коллажа суставной хрящевой ткани (рис. 5а), составленного из акустомикроскопических изображений нормальной хрящевой ткани и ткани с остеоартритом, взятых вблизи костной ткани. Следует обратить особое внимание на то, что классификация коллажа хряща (рис. 5б) осуществляется при помощи обучающих выборок, сформированных на основе *других* акустомикроскопических изображений нормальной ткани хряща (рис. 5в) и хрящевой ткани с остеоартритом (рис. 5г), в то время как в предыдущих примерах (например, рис. 4б) при классификации изображений структур и тканей обучающие выборки формировались непосредственно из тех же самых классифицируемых изображений. Несмотря на указанную особенность получения обучающих выборок в этом случае, подготовительный этап нормировки для коллажа (рис. 5а, б) и изображений, участвующих в формировании выборок, а также сама процедура классификации проводились по прежней схеме. На пронормированных изображениях (рис. 5в, г) черным и белым контурами выделены характерные участки, участвующие в формировании обучающих выборок двух типов. Структура 1-го типа (белый

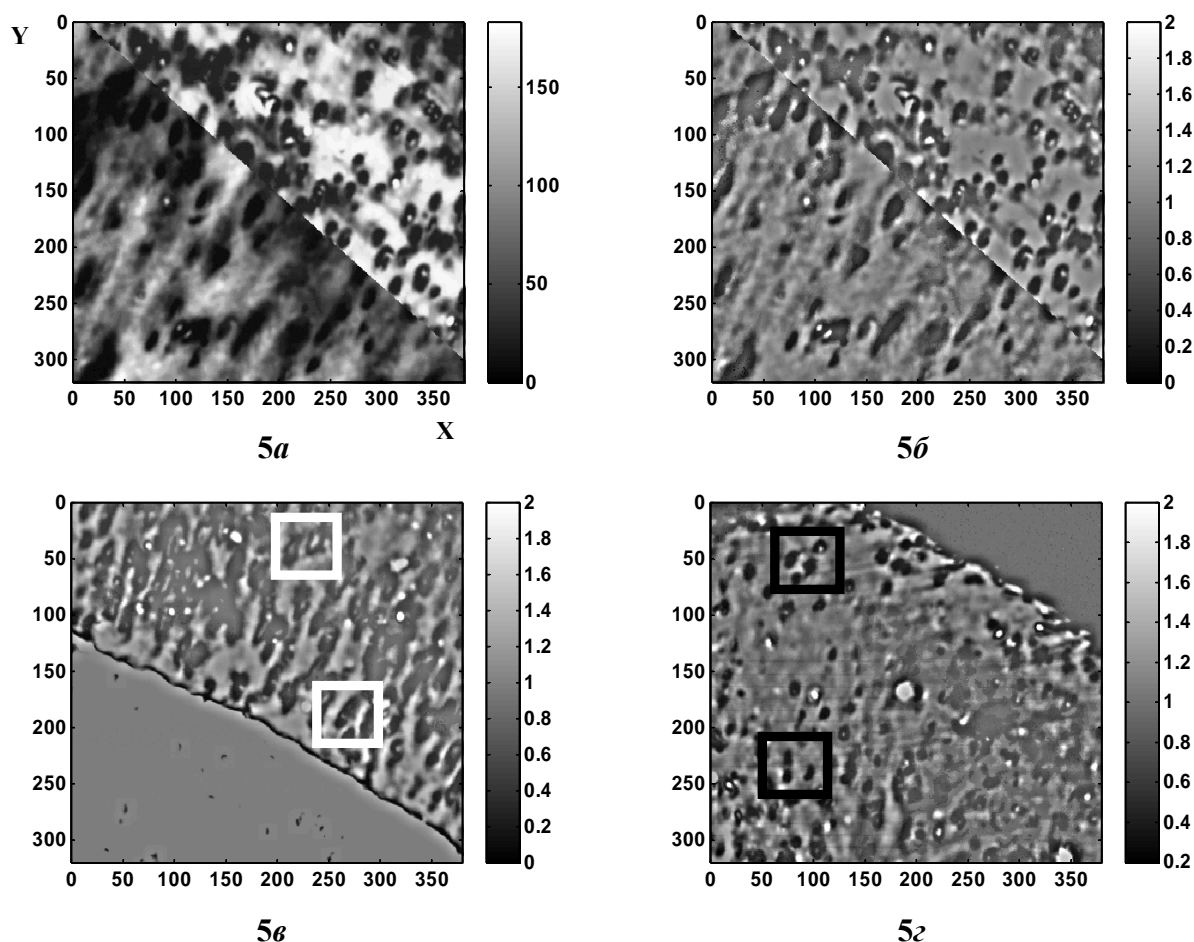


Рис.5. Коллаж хрящевой ткани (а), составленный из акустомикроскопических изображений нормальной хрящевой ткани (нижний левый угол) и хрящевой ткани с остеоартритом (правый верхний угол); его изображение, пронормированное на локально-усредненную яркость (б). Пронормированные акустомикроскопические изображения нормальной суставной хрящевой ткани (в): продолговатые лакуны (участки, выделенные белым контуром); а также хрящевой ткани с остеоартритом (г): круглые лакуны (участки, выделенные черным контуром).

контур) представляет собой продолговатые полости-лакуны нормальной ткани, а 2-го типа (черный контур) – круглые лакуны хрящевой ткани с остеоартритом. Классификация коллажа, как описано далее в п. 5.2 и 5.3 (см. рис. 9а, 9б), выделяет области со структурами этих двух типов.

В п. 5.2 рассматривается численная реализация процесса классификации изображений ткани молочной железы, зуба, почки и т.д. пространственно-спектральным методом, включая модифицированные методы Бартлетта и Писаренко, как наиболее экономичные в вычислительном плане. Так, для ткани молочной железы условия отбора собственных векторов (см. п. 3.2) позволили проклассифицировать методом Бартлетта (реакция $R_{Bt}^{II}(\mathbf{r})$) мелкозернистую ткань. В то же время, для этого типа ткани отсутствовали собственные векторы, удовлетворяющие условию применимости метода Писаренко. Наоборот, для крупнокластеризованной ткани отсутствовали нужные собственные векторы в методе Бартлетта, однако классификация оказалась возможной методом Писаренко (реакция $R_{Ps}^I(\mathbf{r})$). Оказалось, что области, выделенные методами Бартлетта и Писаренко, взаимно дополняют друг друга и практически не пересекаются между собой. Этот факт подтверждает то, что в данном случае действительно выделяются альтернативные типы ткани. Для наглядного представления результатов непосредственные реакции методов Писаренко и Бартлетта были деструктивно объединены: на рис. 6а 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. Аналогичные взаимодополняющие друг друга результаты классификации методами Бартлетта и Писаренко были получены для ткани зуба и почки.

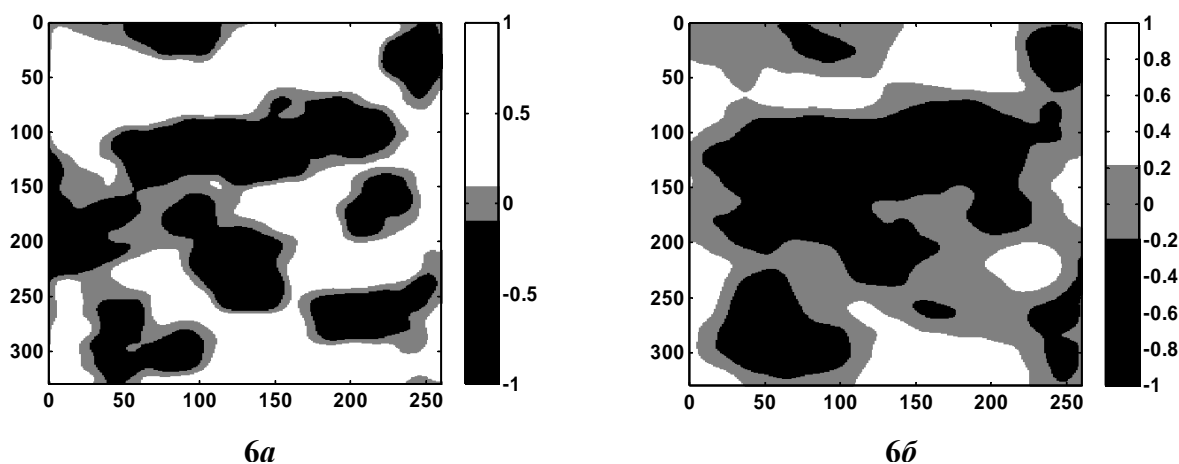


Рис.6. Результат классификации изображения ткани молочной железы (рисунка 4б):
– деструктивное объединение (сглаженное и ограниченное) ненормированных результатов классификации крупнокластеризованной ткани модифицированным методом Писаренко и мелкозернистой ткани модифицированным методом Бартлетта (а): выделенные на этих рисунках области взаимно дополняют друг друга и не пересекаются между собой;
– результат классификации спектральным методом на основе 5-ти обучающих образцов каждого типа при уровне зоны неопределенности ± 0.2 (б).

Показано, 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 при пространственно-спектральном подходе оба типа ткани распознаются одновременно, а результат классификации лучше согласуется с чисто зрительным (интуитивным) разделением структур на исходном изображении (рис. 4б и 6а, б; рис. 5б и 9а).

На примере молочной железы проиллюстрирована устойчивость результата классификации пространственно-спектральным подходом к такому статистическому параметру, как объем обучающей выборки, а также к выбору конкретных обучающих образцов фиксированного типа, на основе которых строятся участвующие в классификации базисы. Показано, что увеличение количества образцов каждого типа или его уменьшение не приводит к принципиальному изменению результата.

В этом же параграфе предложен и использован метод оценки ширины зоны классификационной неопределенности, в которой происходит отказ от решения о принадлежности структуры ткани к одному из классифицируемых типов. Уровни зоны неопределенности можно надежно оценить для каждого конкретного метода классификации и используемых наборов базисных функций, соответствующих классифицируемым типам структур. С этой целью рассматривается тестовая синтезируемая 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 классифицируемого изображения. Тогда стандартное отклонение σ выходной реакции используемого алгоритма классификации на такую тестовую структуру будет определять оценку уровней α_1, α_2 для зоны неопределенности. Так, для классификации изображения ткани молочной железы пространственно-спектральным подходом значение уровня неопределенности составило $\alpha_1 \approx -\alpha_2 \approx \sigma \approx 0.2$ (рис. 6б); для спектрально-морфологического подхода значение уровня неопределенности составило около $\pm \sigma \approx \pm 0.25$.

Приведен пример, показывающий, что пространственно-спектральный подход не отличает морфологически разные структуры со статистически одинаковыми спектрами. Для иллюстрации этого обстоятельства были синтезированы две тестовые случайные структуры. Их спектры мощности были приведены в соответствие со средним спектром мощности обучающих образцов крупнокластеризованной и мелкозернистой ткани молочной железы. Далее строилось изображение в виде комбинации областей с этими тестовыми структурами (рис. 7а). Обработка такого комбинированного изображения спектральным методом на основе базисов для двух типов тканей молочной железы классифицирует соответствующие квадранты, как крупнокластеризованную и мелкозернистую ткань молочной железы (рис. 7б). Таким образом, чисто спектральный подход не может различить морфологически разные структуры со статистически одинаковыми спектрами. Этот недостаток устраняется в спектрально-морфологическом подходе, который при классификации не относит соответствующие области комбинированного изображения ни к одному из заданных типов (рис. 7в).

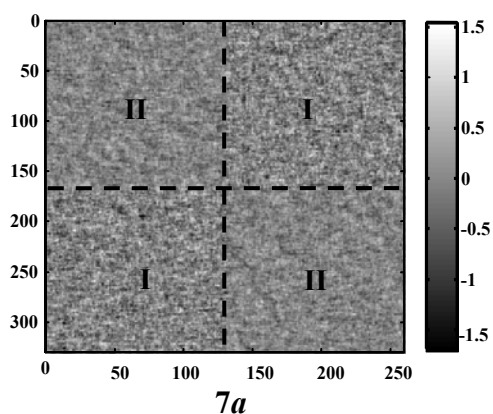
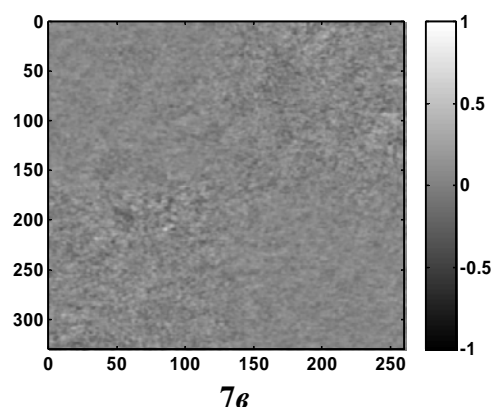
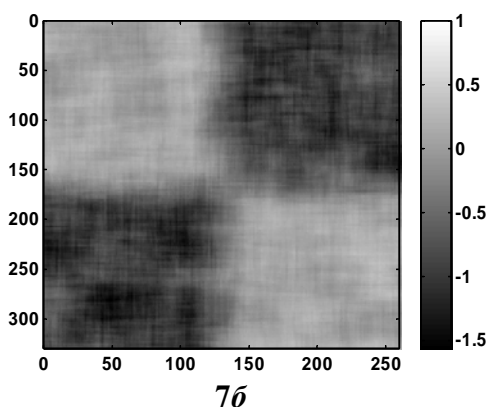


Рис. 7. Недостаток классификации только по спектральному признаку, устранение этого недостатка при учете морфологических особенностей структуры заданного типа:

- случайная структура, скомбинированная из 2-х типов структур (*a*), пространственный спектр мощности которых пропорционален средним спектрам мощности двух типов ткани молочной железы: видна морфологическая несхожесть случайной структуры (*a*) и структуры молочной железы (4*б*), несмотря на близость их пространственных спектров;
- неглаженный результат классификации случайной комбинированной структуры спектральным (*б*) и спектрально-морфологическим (*в*) методами.



В п. 5.3 показаны недостатки применения модифицированного метода Кейпона, являющегося представителем "жесткого" морфологического подхода, для классификации изображений реальных биологических тканей (молочной железы, зуба, почки) и композитной структуры (полимера), где, как правило, не существует точно определенной формы структурных элементов. Из сопоставления полученных результатов классификации упомянутых акустомикроскопических изображений пространственно-спектральным методом и методом Кейпона видно, что области со структурами различных типов разделяются методом Кейпона менее четко. Результат классификации в этом случае не очень устойчив, так как на него заметно влияют второстепенные детали в выбранном участке-СОЭ, размеры этого участка, а также связанные с выбором одного-единственного СОЭ каждого типа недостаточное полное использование при классификации характерных особенностей структур. Приводятся примеры устранения этих недостатков в спектрально-морфологическом подходе, который подразумевает наличие выборок достаточного большого объема. В образцах каждой выборки должно быть представлено множество реализаций с общим среднестатистическим морфологическим типом. В этом смысле, можно говорить о "мягкой" морфологической классификации, в отличие от "жесткой", даваемой согласованной пространственной фильтрацией или методом Кейпона. Особенности и преимущества наиболее общего спектрально-морфологического

подхода (см. п. 3.3) продемонстрированы на примерах классификации прежних изображений ткани молочной железы (рис. 4б) и коллажа хряща (рис. 5б).

Показано, что 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 для классификации изображения ткани молочной железы была получена за счет учета различных ориентаций уже имеющихся фиксированных образцов. Присутствие в обучающей выборке образцов, ориентированных под разными углами, позволило исключить в процессе классификации морфологические свойства, связанные только с ориентацией анизотропной структуры. Так, выборка была расширена от 9 до 54 образцов каждого типа. Причем в формируемых выборках не присутствовали образцы, совпадающие и почти совпадающие с определенными областями классифицируемого изображения, за счет чего исключалась особо острая реакция алгоритма, наблюдаемая в рассмотренном выше случае полного совпадения. Несглаженный результат спектрально-морфологической классификации изображения молочной железы выделил области искомого типа в виде набора локальных областей. Для наглядного восприятия можно сравнить классификационные картины, получаемые в спектральном и спектрально-морфологическом подходах. Так, на рис. 8б области, одинаково проклассифицированные обоими методами как крупнокластеризованная ткань, изображены белым цветом, а как мелкозернистая – черным цветом. Светло-серым и темно-серым цветом изображены области, которые были проклассифицированы пространственно-спектральным методом, соответственно, как крупнокластеризованная и мелкозернистая ткань, но этот результат не был подтвержден при учете морфологических признаков.

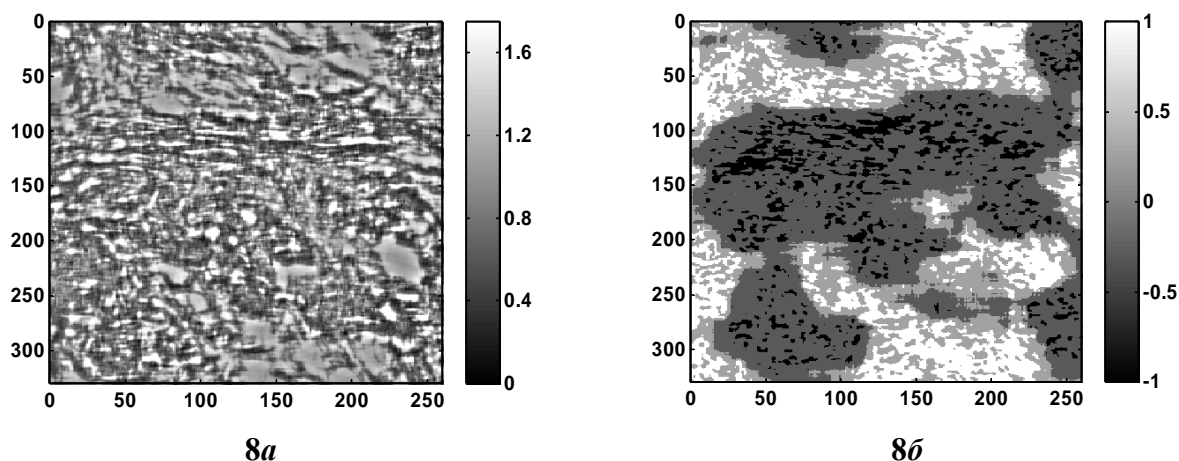


Рис.8. Сопоставление результата классификации изображения ткани молочной железы (а) спектрально-морфологическим методом с результатом классификации спектральным методом (б).

В случае спектрально-морфологической классификации изображения коллажа хряща (рис. 5б) не могло быть очень сильной и острой реакции алгоритма в центрах совпадений (по форме и ориентации) одного из образцов, присутствующих в заданной выборке, и участка рассматриваемого изображения, т.к. здесь обучающие выборки формировались на основе других

акустомикроскопических изображений, не участвующих в построении коллажа (см. п. 5.1). Образцы на разные углы не поворачивались, так как в хрящевой ткани важна довольно строгая ориентация лакун (рис. 5б, в, г). На рисунке 9б приведено сопоставление результатов классификации для случая выборок из семи образцов как в спектрально-морфологическом методе, так и пространственно-спектральном. Белым цветом изображены области, одинаково проклассифицированные обоими методами как нормальная ткань, черным цветом – как ткань с остеоартритом. Светло-серый и темно серый цвет отображает области соответствующего типа ткани, в которых результат морфологического анализа не согласуется с пространственно-спектральным. Надо отметить, что на рассматриваемом рисунке 9б, носящем качественный характер, видны области, проклассифицированные, на первый взгляд, неоднозначно, ошибочно. А именно, среди основного массива нормальной хрящевой ткани встречаются “островки” ткани с остеоартритом, и, наоборот, среди ткани с остеоартритом встречается нормальная ткань. Это происходит в результате того, что в структуре нормальной хрящевой ткани попадают лакуны, подобные лакунам остеоартритной ткани и, наоборот. Кроме того, пространственно-спектральный и спектрально-морфологический методы не могут однозначно отнести к определенному типу однородные участки хрящевой ткани, присущие как нормальной ткани, так и ткани с остеоартритом (см. рис. 5в, г). Итак, классификационная картина 9б иллюстрирует, что классификация с учетом морфологических признаков структур достаточно информативна, но если классифицируемые структуры похожи по этим признакам, то для выделения соответствующих им областей необходимо применять более сложные процедуры классификации (см. п. 3.5).

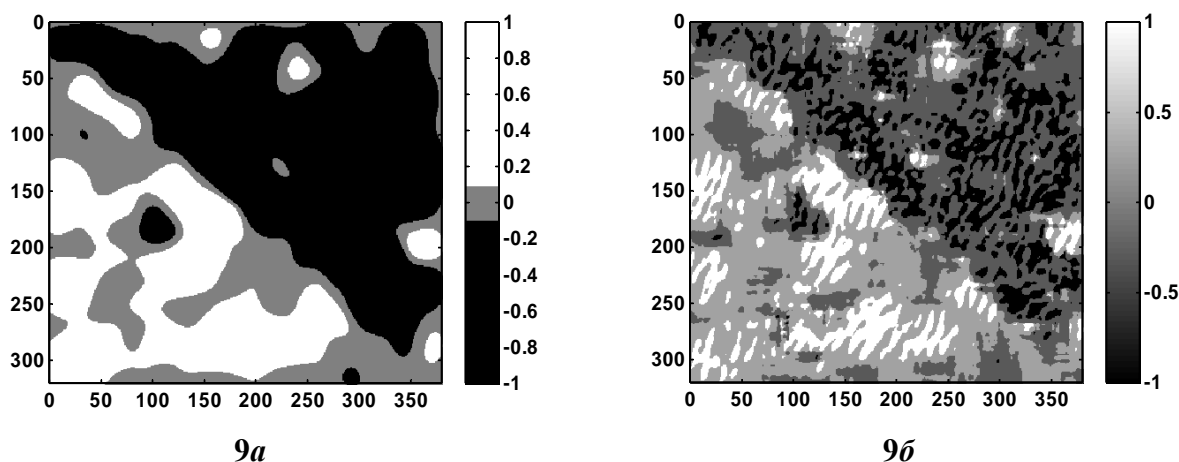


Рис.9. Классификация изображения коллажа хряща (рисунка 5б):
– сглаженный и нормированный результат классификации пространственно-спектральным методом (а);
– сопоставление результата классификации спектрально-морфологическим методом с результатом классификации спектральным методом (б).

В п. 5.4 проведен сравнительный анализ рассмотренных методов классификации. Обсуждены преимущества общего оптимального (спектрального и спектрально-морфологического) подхода к задаче классификации, связанные с его обоснованием на основе теории проверки статистических гипотез; обсужден основной недостаток чисто спектрального

подхода, заключающийся в том, что он не делает различия между структурами разных морфологических типов, имеющих одинаковый средний пространственный спектр мощности. Показано, что от этого недостатка свободен морфологический метод Кейпона. Однако он представляет собой, по сути, “жесткий” морфологический анализ, дающий сильный отклик алгоритма только при обнаружении объекта четко заданной формы и ориентации.

В 5.5 сформулированы основные результаты этого раздела.

В *шестом разделе* рассмотрена перспектива применения пространственно-спектрального подхода классификации к диагностике злокачественных лейкоцитов по оптомикроскопическим изображениям ядер этих клеток, полученным в клинических условиях. Подобная апробация разработанного в работе алгоритма возникла в связи с актуальностью количественной оценки в принятии диагностического решения относительно типа острого лейкоза, как дополнительного, вспомогательного средства морфологам. Лейкозы разделяются на острые и хронические. В отличие от хронических, острые лейкозы требуют немедленного терапевтического вмешательства. Выделяют два основных типа острых лейкозов – острый лимфобластный (ОЛЛ) и острый миелобластный (ОМЛ), которые отличаются по схеме лечения. Следует обратить внимание, что процедура определения типа лейкоза у морфологов носит во многом субъективный характер и с трудом поддается какой-либо формализации. На рисунках 10а, б³ приведены примеры изображений бластных (раковых) клеток крови (лейкоцитов) типа ОЛЛ и ОМЛ, соответственно, для наглядной демонстрации внешней схожести их структур. Особенность задачи классификации в данном случае состоит в том, что рассматриваемые ядра клеток лейкоцитов необходимо отнести как целое к диагнозу ОЛЛ или ОМЛ, т.е. здесь уже не ставится вопрос о фрагментации изображения, как это делалось в разделе 5.

Процедура классификации в такой постановке задачи заключалась в следующем. Из предоставленных изображений для каждого пациента (3 пациента с диагнозом ОЛЛ и 4 пациента – с ОМЛ) вырезались большие фрагменты, соответствующие ядрам лейкоцитов (штрих-пунктирные контуры на рис. 10а, б), каждый из которых подвергался нормировке (б). Затем, на основе пронормированных изображений фрагментов от двух пациентов с диагнозом ОЛЛ и двух пациентов с ОМЛ формировался базис. Далее оказалось целесообразным классифицировать не отдельно каждый фрагмент для множества изображений от каждого пациента, а использовать единственное классифицируемое изображение, которое строилось как среднее алгебраическое из изображений классифицируемых фрагментов ядер, предварительно пронормированных на локально-усредненную яркость (бралось по 13 фрагментов для каждого пациента). Тем самым для каждого пациента синтезировалась общая случайная структура с усредненными спектральными свойствами, близкими к спектральным свойствам исходных фрагментов. Особенность новых синтезированных структур состояла в том, что в них индивидуальные флуктуации значений яркости, нехарактерные для рассматриваемых образцов, усреднены и сглажены. Далее классифицировались

³ Изображения предоставлены Гематологическим научным центром РАМН, лабораторией “Функциональной морфологии гемобластозов”, возглавляемой докт. биол. наук, профессором И.А. Воробьевым.

такие “усредненные” фрагменты ядер (рис. 10в, д) уже сформированным ранее базисом. Результаты такой пространственно-спектральной классификации представлены на рисунках 10г и 10е. Из рис. 10г видно, что диагноз ОЛЛ

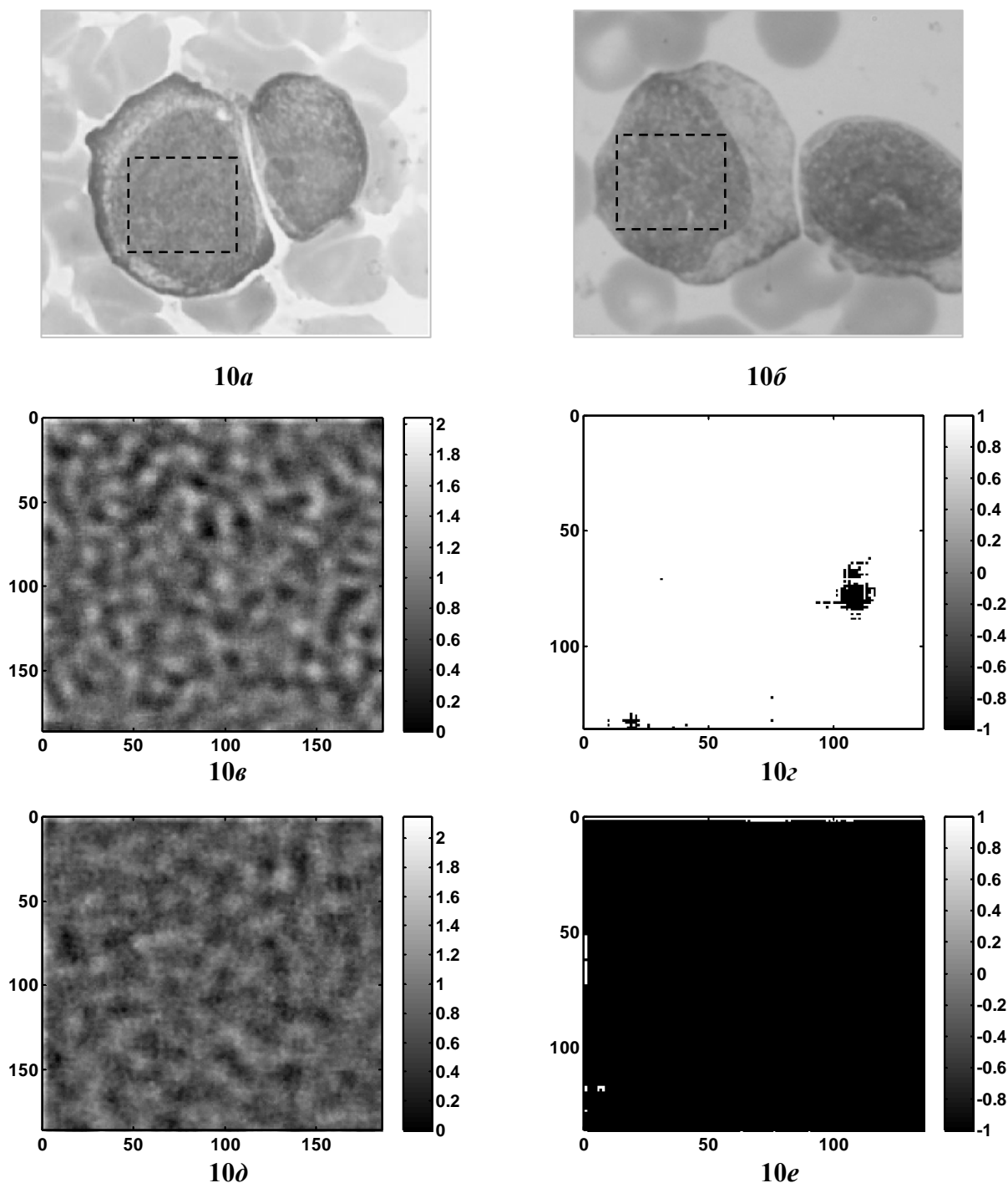


Рис.10. Классификация оптомикроскопических изображений бластных лейкоцитов:

- микроскопические оптические изображения раковых клеток крови пациента с диагнозом ОЛЛ (а) и пациента с диагнозом ОМЛ (б); штрих-пунктирными контурами на изображениях отмечены фрагменты ядер, участвующие в формировании “усредненных” структур типа ОЛЛ и ОМЛ;
- классифицируемые изображения “усредненных” (по 13 фрагментам) фрагментов ядер для пациента с диагнозом ОЛЛ (в) и пациента с ОМЛ (г);
- соответствующие результаты классификации этих изображений пространственно-спектральным методом (з, е).

подтверждается почти полным отнесением всей площади изображения “усредненных” фрагментов для этого пациента в результате классификации к одному типу (белый цвет). В свою очередь, результат для другого пациента 10e говорит о диагнозе ОМЛ: в классификационной картине преобладает черный цвет.

Проводилась также классификация спектрально-морфологическим методом, которая не дала удовлетворительных результатов из-за отсутствия информации о структурных особенностях в изображениях клеток (рис. 10a, б). Это связано со спецификой приготовления материала (клеток крови или костного мозга) для морфологического исследования, которая приводит к усреднению изображений по толщине образца и, как следствие, к ослаблению (утрате) морфологических признаков. При акустомикроскопическом формировании изображений подобной потери информации не происходит, что и дало возможность провести морфологическую классификацию.

Седьмой раздел является заключением и представляет собой развернутую формулировку основных результатов диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Получены решения задачи классификации акустомикроскопических изображений различных биологических тканей и композитных структур с помощью методов спектрального и морфологического анализа. В основе предлагаемой классификации лежит байесовский метод проверки статистических гипотез. При этом используются базисные функции, которые строятся по набору обучающих образцов для каждого из классифицируемых типов структур.
2. Предложено развитие чисто спектрально-статистического подхода, использующее морфологические особенности классифицируемых типов структур. Эти особенности выражаются в корреляционных связях между коэффициентами разложения рассматриваемых структур по заданному базису, которые отсутствуют в чисто спектральном подходе.
3. Рассмотрены упрощенные частные реализации общего подхода; показано, что они сводятся к методам Бартлетта и Писаренко в случае пространственно-спектрального анализа и методу Кейпона в случае морфологического анализа. Упомянутые методы модифицированы для приложения к рассматриваемой задаче классификации. В методе Кейпона используется нелинейная обработка на основе фильтрации классифицируемого изображения с помощью заданного структурообразующего элемента, без привлечения базисных функций.
4. Осуществлена численная реализация общих и частных методов, продемонстрирована их эффективность на примерах классификации как модельных структур, состоящих из элементов различной формы и размеров, так и акустомикроскопических изображений реальных биологических тканей и композитных структур. Дан сравнительный анализ методов применительно к практическим задачам.
5. Осуществлена апробация разработанной методики классификации применительно к изображениям клеток крови (полученным оптическим микроскопом в клинических условиях), пораженных злокачественными заболеваниями.

Список публикаций по теме диссертации:

1. *Ким Е.Л.* Конфигурационная классификация стохастических структур. Модельный прообраз классификации ткани // Сборник докладов международной конференции студентов и аспирантов по фундаментальным наукам “Ломоносов-2000”, секция “физика”, изд. Физ. фак-та МГУ, С.167-169.
2. *Ким Е.Л.* Конфигурационная классификация стохастических структур. Модельный прообраз классификации тканей в акустическом томографе // Сборник докладов международной конференции студентов и аспирантов по фундаментальным наукам “Ломоносов-2001”, секция “физика”, изд. Физ. фак-та МГУ, С.103-105.
3. *Буров В.А., Ким Е.Л.* Конфигурационная классификация стохастических структур; модель процедуры классификации тканей в акустическом томографе // Сборник трудов XI сессии Российского Акустического Общества. Т.2. М.: ГЕОС, 2001. С.26-29.
4. *Буров В.А., Ким Е.Л., Румянцева О.Д.* Классификация акустических изображений спектрально-морфологическими методами // Сборник трудов XV сессии Российского Акустического Общества. Т.2. М.: ГЕОС, 2004. С.87-92.
5. *Burov V.A., Kim E.L.* Configurational classification of stochastic structures as a way of tissues classification for acoustical tomography // Acoust. Imag. N.Y.: Kluwer Academic/Plenum Publishers, 2002. V.26. P.273-280.
6. *Буров В.А., Ким Е.Л., Румянцева О.Д.* Конфигурационная классификация изображений биологических тканей и технических структур // Информационные технологии и вычислительные системы. 2004. №4. С.41-58.
7. *Буров В.А., Ким Е.Л., Румянцева О.Д.* Спектрально-морфологический анализ акустических изображений биологических тканей и композитных структур. I. Статистический подход // Акустический журнал. 2005. Т.51. №1. С.68-80.
8. *Буров В.А., Ким Е.Л., Румянцева О.Д.* Спектрально-морфологический анализ акустических изображений биологических тканей и композитных структур. II. Тестовая классификация акустомикроскопических изображений // Акустический журнал. 2005. Т.51. №3. С.311-322.
9. *Буров В.А., Ким Е.Л., Румянцева О.Д.* Классификация акустических изображений биологических тканей спектрально-морфологическими методами // Сборник материалов II Евразийского конгресса по медицинской физике и инженерии “Медицинская физика - 2005”. Москва, 2005. С.209-210.