

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

УДК 004.9

В.А. Ковалев¹, Э.В. Снежко², Ф. Круггель³

АНАЛИЗ ФОРМЫ ТРЕХМЕРНЫХ ОРИЕНТАЦИОННЫХ ГИСТОГРАММ ТОМОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СТРУКТУР ГОЛОВНОГО МОЗГА

Рассматриваются различные методы описания, сравнительного анализа и классификации формы трехмерных ориентационных гистограмм, используемых для характеристики анизотропных свойств томографических изображений белого вещества головного мозга. Ориентационные гистограммы представляют собой подкласс трехмерных объектов, характеризующийся регулярным и заранее фиксированным разбиением их поверхностей.

Введение

Анализ текстуры трехмерных изображений посредством анализа формы специальных объектов – ориентационных гистограмм анизотропии трехмерных изображений – проводился с целью установить изменения анатомической структуры белого вещества головного мозга человека, которые происходят по мере старения организма, а также различия этой анатомической структуры у людей разного пола. Результаты показали, что использование ориентационных гистограмм как средства описания текстуры объектов трехмерных изображений позволяет эффективно проводить сравнительный анализ и классификацию формы таких объектов.

Слово «форма» довольно часто используется в обычной разговорной речи. Почти все окружающие нас объекты обладают данной характеристикой, под которой, как правило, понимают внешний вид объектов. В работе [1] было предложено определение, более подходящее для формального анализа: «Форма – это геометрическая информация, которая остается после удаления сведений о расположении, масштабе и повороте объекта». К задачам, в которых используется анализ формы объектов, относятся семантическое описание, сегментация, классификация, распознавание, а также верификация и совмещение (так называемая регистрация) объектов. В данной работе рассматривается задача анализа формы дескрипторов (способов описания) трехмерных (объемных) текстур, предложенных ранее в работах [2, 3]. Данные дескрипторы представляют собой трехмерные объекты, близкие по форме к деформированным сферам и выражающие доминирующие направления текстуры в трехмерном пространстве.

Существуют различные дескрипторы формы объектов, используемые при решении задач сравнения, классификации и распознавания и их практических приложений, таких как поиск объектов в базах данных по их форме [4, 5]. Такие дескрипторы, в общем случае, должны описывать основные особенности объекта, быть эффективными для вычисления, сравнения и поиска, нечувствительными к шуму, не зависеть от топологии или рода объекта, а также быть инвариантными относительно таких преобразований, как смещение, вращение, масштабирование и отражение. К сожалению, маловероятно, что какой-либо набор дескрипторов будет удовлетворять всем этим свойствам одновременно. В зависимости от специфики конкретной задачи одна группа свойств может оказаться чрезвычайно важной, в то время как другие свойства не критичны для достижения основной цели. Кроме того, очень часто требуется соблюдать баланс между затратами на все виды вычислений, связанных с анализом форм, точностью описания объектов и качеством решения поставленной задачи.

В настоящее время выделяют следующие два наиболее значительно отличающихся типа описаний формы объектов.

Дескрипторы, представляющие собой векторы характеристик формы. Наиболее простым представлением данного типа является вектор глобальных геометрических и топологических свойств объектов, таких как алгебраические моменты, компактность, связность, степень симметричности и др. [6–8]. Иногда также используются распределения (гистограммы) некото-

рых величин, характеризующих форму объектов, таких как расстояния между определенными точками, углы между ними и др. [2, 3]. Еще одним дескриптором формы данного типа являются частотные разложения по некоторому базису, такие, например, как сферические гармоники [9].

Структурные модели, отражающие геометрические и/или семантические отношения между ключевыми частями объекта. Примером такого представления является иерархическая модель сложного объекта, у которой каждая часть, в свою очередь, является либо структурной моделью более низкого уровня, либо некоторой элементарной компонентой, такой как поверхность [10].

В данной работе рассматриваются различные методы описания, сравнительного анализа и классификации формы объектов. В качестве объектов рассматриваются трехмерные ориентационные гистограммы, используемые для характеристики анизотропных свойств томографических изображений белого вещества головного мозга. Указанные дескрипторы анизотропии представляют собой подкласс трехмерных объектов, который характеризуется регулярным и заранее фиксированным разбиением их поверхностей [2, 3].

1. Исходные данные

В данной работе проводился анализ трехмерных ориентационных гистограмм, используемых для описания анизотропных свойств томографических изображений белого вещества головного мозга человека. В качестве исходных данных, по которым строились гистограммы анизотропии, использовались анатомические изображения магнитного резонанса типа MRI- T_1 (рис. 1), полученные в одном из ведущих европейских неврологических центров при помощи магнитно-резонансного сканера высокого разрешения. Анализ проводился для двух групп изображений мозга испытуемых (взрослых добровольцев без видимых признаков физических и психических отклонений). Первая группа изображений мозга была разделена в соответствии с принадлежностью пациентов разному полу, а вторая – разным возрастным группам.

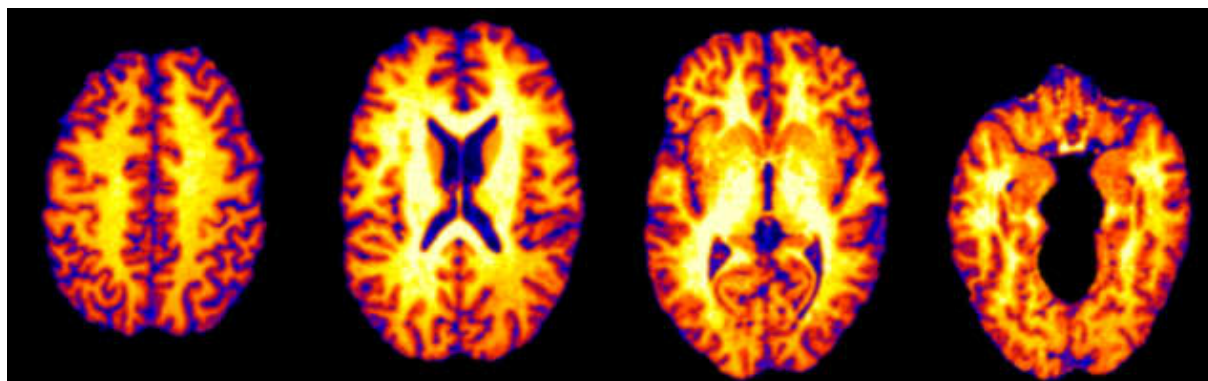


Рис. 1. Пример MRI-изображений головного мозга (аксиальные срезы)

Первая группа, условно обозначаемая как GN, состоит из изображений головного мозга 210 молодых людей (средний возраст – 24,8 лет, среднеквадратическое отклонение возраста – 3,97 года), включая 103 лица мужского пола (подгруппа GN-M: средний возраст – 25,3 года, среднеквадратическое отклонение возраста – 3,94 года) и 107 лиц женского пола (подгруппа GN-F: средний возраст – 24,3 года, среднеквадратическое отклонение возраста – 3,97 года).

Вторая группа (AG) состоит из изображений головного мозга 55 испытуемых (28 мужского пола и 27 женского) в возрасте от 16 до 70 лет, включая 33 молодых (подгруппа AG-Y: возраст – 16–25 лет, 17 лиц мужского пола и 16 женского) и 22 испытуемых зрелого возраста (подгруппа AG-A: возраст – 50–70 лет, 11 лиц мужского пола и 11 женского).

Магнитно-резонансные изображения были получены на системе Bruker 3T Medspec 100 с использованием анатомического протокола сканирования T_1 3D MDEFT [11]: поле зрения – $220 \times 220 \times 192$ мм; матрица 256×256 ; 128 сагиттальных слоев; размер воксела – $0,9 \times 0,9$ мм;

толщина слоя – 1,5 мм; время сканирования – 15 мин. Данные, полученные при сканировании, были интерполированы в однородную решетку с размером воксела 1,0 мм по всем трем осям при помощи В-сплайнов четвертого порядка [12] и выравнены в соответствии со стереотактической системой координат Талайрака с одновременным удалением участков изображений внешних оболочек мозга [13]. Затем они обрезались до минимального параллелепипеда, содержащего изображение мозга, размером 160×200×160 мм. Участок изображения белого вещества головного мозга на них сегментировался при помощи модифицированного алгоритма кластеризации К-средних [13].

Анизотропные свойства текстуры белого вещества головного мозга исследовались при помощи гистограмм, которые представляют собой распределение векторов ориентации трехмерного градиента яркости вокселей. Значения векторов градиента вычисляются в локальных окрестностях 3×3×3 каждого воксела. Следует отметить два важных момента, связанных с вычислением гистограмм [2, 3]:

– разбиение трехмерного пространства на равные телесные углы (разбиение единичной сферы);

– выбор способа вычисления градиента, адекватного высокочастотной пространственной структуре распределения яркости на изображениях мозга.

Единичная сфера разбивалась на NM телесных углов величиной $4\pi/NM$, где N – количество интервалов, на которые она разбивалась по углу места, а M – количество интервалов разбиения по азимуту. Для проведения экспериментов выбирались значения $N=13$ и $M=24$, которые являются компромиссом между разрешением (чувствительностью) гистограммы анизотропии и устойчивостью количественных характеристик анизотропии.

Для вычисления трехмерного градиента был выбран алгоритм, предложенный в работе [14]. Данный алгоритм является фильтром с ядром свертки размером 3×3×3:

$$\begin{pmatrix} 1/\sqrt{3} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{3} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1/\sqrt{3} & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{3} \\ -1/\sqrt{2} & -1 & -1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{3} & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{3} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Окрестность каждого воксела исходного изображения размером 3×3×3 сворачивается с ядром (1) по трем координатам. В результате получаются три компоненты приближенного вектора градиента в каждом вокселе. Значения гистограммы анизотропии заполняются при помощи подсчета векторов градиента, попадающих в каждый из телесных углов, на которые была разбита единичная сфера. После вычисления гистограммы нормализуются для исключения зависимости от размера мозга. Следует заметить, что гистограммы анизотропии имеют те же начало координат и ориентацию, что и изображения, по которым они вычислялись.

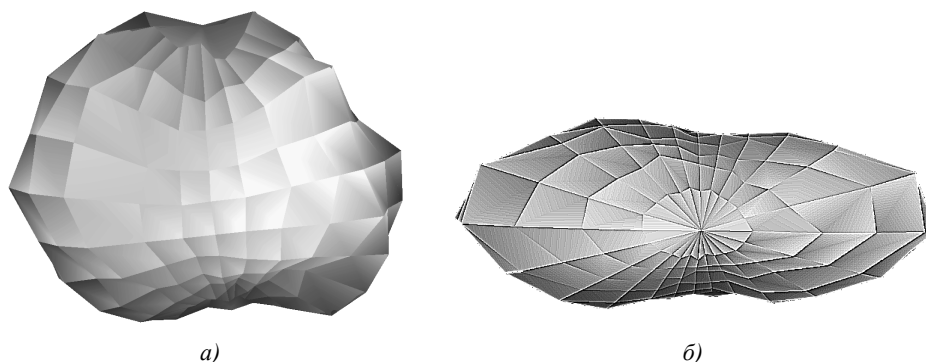


Рис. 2. Пример гистограммы анизотропии: а) вид сбоку; б) вид снизу

2. Способы описания формы

В качестве дескрипторов гистограммы анизотропных свойств трехмерной текстуры в данной работе использовались: интегральные признаки гистограммы анизотропии; значения гистограммы $h(m, n)$ в каждой ячейке (m, n) гистограммы; трехмерные координаты точек, лежащих на концах радиус-векторов гистограммы.

2.1. Интегральные признаки гистограммы анизотропии F_1-F_3

Гистограмма анизотропии может быть использована для описания анизотропных свойств исходного изображения. В идеале, при сравнительном анализе формы наиболее простым и предпочтительным является использование небольшого количества характеристик, которые описывают форму объектов. В случае дескрипторов анизотропии в качестве интегральных характеристик могут выступать три количественных параметра: F_1, F_2, F_3 .

Величина F_1 описывает степень вытянутости гистограммы анизотропии. Большие (порядка 2.0–4.0) значения F_1 соответствуют текстуре с ярко выраженной анизотропией:

$$F_1 = \frac{D_{\max}}{D_{\min}}. \quad (2)$$

Величина F_2 измеряет степень отклонения гистограммы анизотропии от идеального сферического распределения, которое соответствует абсолютно изотропной текстуре, и вычисляется здесь как среднеквадратичное отклонение от идеальной сферы. В отличие от F_1 , параметр F_2 полезен в случаях, когда присутствует более чем одно доминирующее направление анизотропии:

$$F_2 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (h(m, n) - \bar{h})^2}{NM}}, \quad (3)$$

где $h(m, n)$ – значение в ячейке гистограммы (m, n) ; \bar{h} – среднее значение гистограммы.

Последний признак F_3 определяет величину локальной изменчивости («шершавость») гистограммы анизотропии. Большие значения F_3 соответствуют «звездообразной» гистограмме, а малые – гистограмме с гладкой поверхностью. Формально F_3 определена как средняя локальная кривизна гистограммы анизотропии, которая использует приближенное значение Лапласиана в каждой ячейке гистограммы:

$$F_3 = \sqrt{\frac{\sum_{n=2}^{N-1} \sum_{m=1}^M \left(h(m, n) - \frac{1}{4} (h(m-1, n) + h(m+1, n) + h(m, n-1) + h(m, n+1)) \right)^2}{(N-2)M}}, \quad (4)$$

где m – циклический индекс ($m = M+1 \equiv 1$; $m = 1-1 \equiv M$).

Легко видеть, что интегральные признаки анизотропии, рассматриваемые в данной работе, соответствуют таким общепринятым параметрам, как степень вытянутости формы, присутствие более одной оси инерции и локальная кривизна.

2.2. Обобщенный прокрустов анализ форм

В основе метода прокрустова анализа лежит нахождение так называемой прокрустовой средней формы для заданного набора объектов. Решение данной задачи в аналитическом виде

приведено в работе [15], однако на практике используется итерационная схема вычисления средней формы следующего вида [15, 16]:

Шаг 1. Выбор начальной оценки средней формы (обычно первого элемента выборки форм).

Шаг 2. Выравнивание всех остальных элементов выборки относительно средней формы.

Шаг 3. Вычисление новой оценки средней формы относительно выравненных форм.

Шаг 4. Если средняя форма, вычисленная на текущей итерации, отличается от средней формы, вычисленной на предыдущей итерации, на величину, большую заданного порога, – возврат к шагу 2. В противном случае процесс останавливается.

Одним из ключевых моментов в данном алгоритме является использование неевклидова расстояния между формами. Рассмотрим две конфигурации X_1 и X_2 , т. е. матрицы $k \times m$ координат k меток в \mathbf{R}^m . Информация о расположении и масштабе конфигураций исключается при помощи их преобразования в Z_1 и Z_2 , где $Z_i = HX_i / \|HX_i\|$, $i = \overline{1, 2}$, а H – подматрица размером $(k-1) \times k$ хелмертовой матрицы, полученная исключением из нее первой строки [15]. Пространство возможных форм Z является гиперсферой, так как $\|Z_i\| = 1$. Тогда риманово расстояние $\rho(X_1, X_2)$ между двумя формами X_1 и X_2 является кратчайшим расстоянием между Z_1 и Z_2 на гиперсфере.

3. Методы сравнения и классификации форм объектов

В первую очередь можно выделить группу классических методов анализа формы объектов. Общий принцип данных методов заключается в выделении особых точек объекта (меток), формировании исходных данных в виде координат и/или информации о взаимном расположении меток (длин соединяющих отрезков, углов между отрезками и т. д.) с последующим многомерным морфометрическим анализом этих данных [17]. Основными методами многомерного морфометрического анализа являются анализ главных компонент исходных данных, полученных при измерении [18], и аллометрия, т. е. анализ зависимости формы объекта от его размера при росте биологических объектов [19–21].

Вторую группу методов анализа формы объектов можно обозначить как группу геометрических методов, которые заключаются в непосредственном анализе координат меток. С развитием технологии формирования цифровых изображений в настоящее время в основном используется автоматическое выделение меток. В общем случае геометрические методы анализа формы объектов используют неевклидову метрику. Такой подход активно развивался в конце 70-х – начале 80-х гг. прошлого века. Значительный вклад в развитие геометрического анализа форм был сделан Букштейном и Кендаллом. В работе [22] Букштейн описал развитие данного подхода преимущественно в применении к биологическим задачам. Кендалл в работе [23] привел обзор теории форм и ее развитие с теоретической точки зрения, а также описал ее применение в археологии, астрономии и географии.

Данная статья посвящена задачам сравнения и классификации формы объектов. Использовались семь различных методов классификации [13, 15, 24–29]: метод К-средних; жесткое конкурентное обучение (Hard Competitive Learning); «нейронный газ», или нежесткое конкурентное обучение (Neural Gas); иерархическое рекурсивное разбиение (Hierarchical Clustering); метод опорных векторов (Support Vector Machine); «случайный лес» (Random Forests), которые являются общими методами сравнительного анализа и классификации, а также такой специальный вид анализа формы объектов, как прокрустов анализ (Procrustes Analysis). Следует отметить, что первые три метода относятся к группе методов кластеризации без учителя, т. е. предполагается, что истинные классы объектов обучающей выборки неизвестны. Данные методы разбивают элементы обучающей выборки на классы оптимальным образом, основываясь на некоторых характеристиках элементов. При наличии нескольких взаимопересекающихся классов разбиение, получаемое данными методами, может не совпадать с реальными классами, что ведет к снижению точности распознавания. Четыре по-

следних метода работают при условии, что принадлежность элементов обучающей выборки одному из реальных классов определена.

Для классификации некоторого элемента контрольной выборки при помощи прокрустовых средних форм вычислялось риманово расстояние между данным элементом и средними формами подгрупп обучающей выборки. Элемент относился к тому классу, расстояние до центра которого было минимальным.

Всюду, где возможно, на вход методов классификации подавались как исходные дескрипторы формы, так и их главные компоненты, выделенные при помощи стандартного метода анализа главных компонент [30, 31]. В качестве критерия отбора компонент использовалось условие покрытия 98 % вариации исходных данных. Как известно, замена всего множества исходных переменных ограниченным подмножеством главных компонент позволяет значительно повысить вычислительную эффективность анализа при приемлемом уровне уменьшения точности классификации. Конкретная степень редуцирования пространства признаков зависит от степени коррелированности исходных переменных.

4. Результаты

Каждый алгоритм классификации запускался 500 раз для получения устойчивого результата. По завершении всего цикла матрицы ошибок усреднялись и на их основе вычислялась точность классификации для каждого метода в процентах. Общая процедура классификации гистограмм анизотропии белого вещества мозга для всех методов включала:

- формирование обучающего набора данных, состоящего из половины элементов каждой из подгрупп; элементы обучающей выборки (испытуемые) выбирались из каждой подгруппы случайным образом;
- тренировку классификаторов данных четырех типов на сформированном обучающем наборе данных;
- формирование контрольного набора данных из оставшейся половины элементов каждой из подгрупп;
- независимое решение задачи классификации всеми семью методами и формирование матрицы ошибок.

По завершении всего цикла тестирования для каждого метода матрицы ошибок усреднялись и вычислялась точность классификации в процентах.

Указанная процедура применялась для классификации испытуемых по полу (группа GN, состоящая из подгрупп мужчин (GN-M) и женщин (GN-F)) и по возрасту (группа AG, состоящая из подгрупп молодых (AG-Y) испытуемых и испытуемых зрелого возраста (AG-A)). Во всех случаях классификация повторялась с использованием интегральных признаков анизотропии, самих гистограмм как векторов признаков, а также координат точек на поверхности гистограмм в случае прокрустова анализа.

4.1. Распознавание по интегральным признакам F_1 – F_3

Точность классификации при помощи шести общих методов классификации с использованием интегральных признаков гистограммы анизотропии и их главных компонент представлена в табл. 1.

Следует отметить, что данные признаки являются достаточно грубым описанием формы гистограммы. Однако их достоинства заключаются в интерпретируемости, а также независимости от преобразований поворота и отражения гистограммы. Применительно к анализу формы гистограмм анизотропных свойств текстуры изображений белого вещества головного мозга это означает, что данные признаки не будут зависеть от положения пациента в сканере. Вышесказанное позволяет использовать интегральные признаки в качестве дескрипторов формы гистограмм анизотропии при анализе изображений, полученных в разных нейрологических центрах с различными стандартами расположения пациентов, а также различными стандартами совмещения изображений. Как правило, стандарты совмещения трехмерных изображений зависят от типов традиционно используемых в разных странах атласов мозга. Так, например, во Франции

преимущественно используется атлас Талайрака, в Швеции – атлас Грейца, а в Канаде и ряде других стран – атлас Монреальского нейробиологического института.

Таблица 1

Результаты распознавания по интегральным признакам анизотропии

Методы классификации	GN		AG	
	Точность классификации, %	Среднеквадратическое отклонение	Точность классификации, %	Среднеквадратическое отклонение
<i>Анализ с использованием оригинальных характеристик</i>				
Кластеризация К-средних	65,4	3,62	68,6	6,26
Жесткое конкурентное обучение	65,5	3,59	68,9	6,19
Нейронный газ	65,5	3,58	69,0	6,31
Иерархическая кластеризация	77,5	2,71	80,7	6,18
Метод опорных векторов	66,2	3,35	69,9	6,56
Случайный лес	64,7	3,63	70,0	7,19
<i>Анализ с использованием главных компонент</i>				
Кластеризация К-средних	66,2	3,30	69,9	6,51
Жесткое конкурентное обучение	66,1	3,25	69,5	6,17
Нейронный газ	66,3	3,29	70,1	6,46
Иерархическая кластеризация	78,2	2,58	77,2	6,61
Метод опорных векторов	65,5	3,12	68,9	6,82
Случайный лес	64,4	3,69	67,9	7,41

4.2. Распознавание по гистограммам как векторам признаков

Точность классификации при помощи шести общих методов классификации с использованием гистограмм в виде векторов признаков и их главных компонент представлена в табл. 2.

Таблица 2

Результаты распознавания по гистограммам анизотропии как векторам признаков

Методы классификации	GN		AG	
	Точность классификации, %	Среднеквадратическое отклонение	Точность классификации, %	Среднеквадратическое отклонение
<i>Анализ с использованием оригинальных характеристик</i>				
Кластеризация К-средних	57,6	5,75	77,7	8,09
Жесткое конкурентное обучение	58,9	5,83	77,6	8,25
Нейронный газ	55,4	4,79	80,5	5,67
Иерархическая кластеризация	86,5	2,62	88,8	3,33
Метод опорных векторов	68,6	3,69	75,7	5,74
Случайный лес	68,5	3,67	76,3	5,28
<i>Анализ с использованием главных компонент</i>				
Кластеризация К-средних	57,9	5,80	76,0	8,38
Жесткое конкурентное обучение	59,1	6,10	73,6	9,49
Нейронный газ	55,6	4,58	79,0	5,58
Иерархическая кластеризация	84,8	2,77	82,2	4,65
Метод опорных векторов	57,2	3,89	62,5	2,71
Случайный лес	59,6	4,45	68,6	5,88

Следует отметить, что при анализе с использованием данного типа дескрипторов совместный поворот гистограмм анизотропии для всех элементов выборки не влияет на результат классификации.

4.3. Прокрустов анализ по трехмерным координатам точек

На рис. 3 и рис. 4 проиллюстрированы прокрустовые средние формы гистограмм анизотропных свойств томографических изображений белого вещества головного мозга для каждой из подгрупп: GN-M, GN-F группы GN и AG-Y, AG-A группы AG.

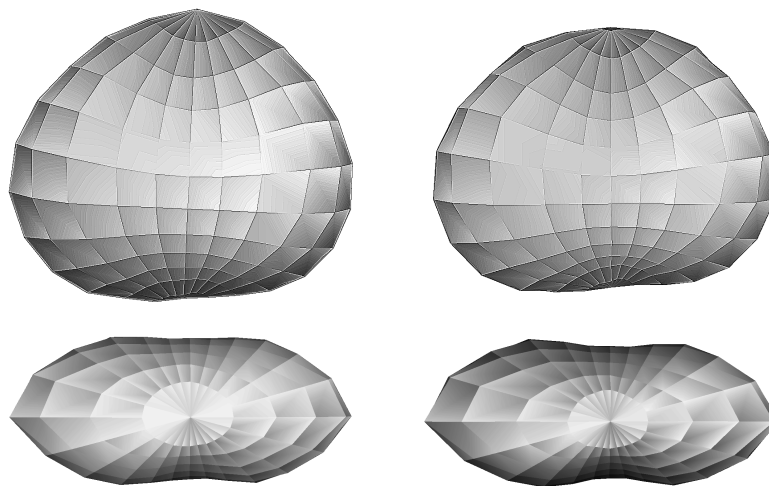


Рис. 3. Средние прокрустовые формы гистограмм анизотропных свойств белого вещества головного мозга испытуемых мужского пола (слева) и женского пола (справа)

При использовании метода прокрустова анализа в качестве входных данных принимался набор дескрипторов гистограммы анизотропных свойств трехмерной текстуры, представленный в виде трехмерных координат точек, лежащих на концах радиус-векторов гистограммы. Следует отметить, что в ходе поиска прокрустовой средней формы объекта наборы дескрипторов (конфигурации) всех элементов выборки смещаются, вращаются и масштабируются друг относительно друга с целью их совмещения, т. е. минимизации суммы квадратов разностей между ними [32]. Это значит, что результат классификации форм объектов при помощи прокрустова анализа не чувствителен к несовмещенным исходным данным. Точность классификации при помощи прокрустова анализа форм объектов по трехмерным координатам точек, лежащих на концах радиус-векторов гистограммы, равнялась 68,7 % для группы GN и 81,4 % для группы AG.

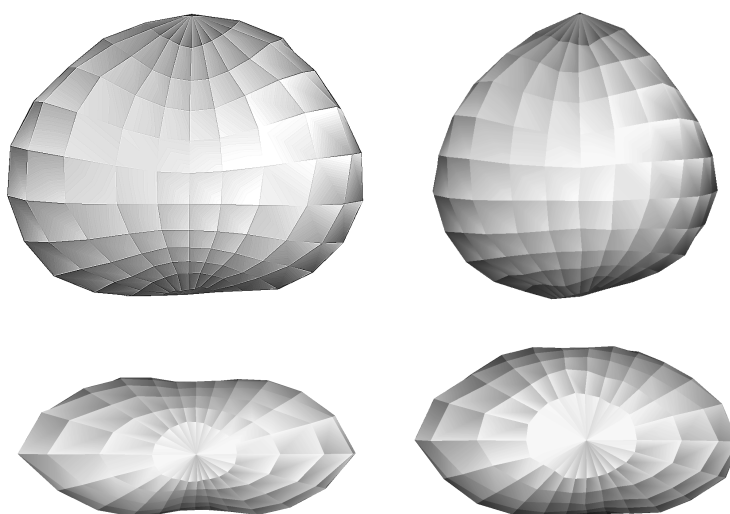


Рис. 4. Средние прокрустовые формы гистограмм анизотропных свойств белого вещества головного мозга испытуемых молодого возраста (слева) и зрелого возраста (справа)

Заключение

В результате проведенных исследований было установлено, что точность классификации зависит как от типа дескрипторов формы, так и от используемого метода классификации. В частности, точность классификации по полу достигала 86,5 и 88,8 % при классификации испытуемых по возрасту, что свидетельствует о значительных различиях структуры белого вещества мозга у испытуемых рассматриваемых групп. Среди используемых методов наилучшие результаты достигались в случае применения метода иерархической кластеризации. Было показано, что использование главных компонент вместо исходных данных позволяет достичь близкого уровня качества распознавания. Например, при использовании метода иерархической кластеризации для классификации испытуемых по полу точность снижается с 86,5 до 84,8 %.

Трехмерные ориентационные гистограммы, анализируемые в настоящей работе, представляют собой подкласс трехмерных объектов, который характеризуется регулярным и заранее фиксированным разбиением поверхности. В дальнейшем планируется исследовать эффективность применения рассмотренных методов сравнительного анализа и классификации формы для случая произвольных трехмерных биомедицинских объектов с нерегулярным множеством меток.

Данная работа выполнялась при частичной финансовой поддержке проекта ИИТАС № 04-77-7036.

Список литературы

1. Kendall, D. The diffusion of shape / D.G. Kendall // *Advances of Applied Probability*. – Vol. 9. – 1977. – P. 428–430.
2. Kovalev, V. Texture anisotropy in 3D images / V. Kovalev, M. Petrou, Y. Bondar // *IEEE Transactions on Image Processing*. – Vol. 8, № 3. – 1999. – P. 346–360.
3. Kovalev, V. Texture analysis in three dimensions as a cue to medical diagnosis / V. Kovalev, M. Petrou; ed. by I. Bankman // *Handbook of medical imaging: processing and analysis*. – San Diego: Academic Press, 2000. – P. 231–247.
4. A search engine for 3D models / T. Funkhouser [et al.] // *ACM Transactions on Graphics*. – Vol. 22, № 1. – 2003. – P. 83–105.
5. Kazhdan, M. Rotation invariant spherical harmonic representation of 3D shape descriptors / M. Kazhdan, T. Funkhouser and S. Rusinkiewicz // *Proc. of the Symposium on Geometry Processing*. – Aachen, Germany, 2003. – P. 156–164.
6. Coarse filters for shape matching / J. Corney [et al.] // *IEEE Computer Graphics and Applications*. – Vol. 22, № 3. – 2003. – P. 65–74.
7. Zhang, C. Efficient feature extraction for 2D/3D objects in mesh representation / C. Zhang, T. Chen // *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing*. – Vol. 3. – Greece, 2001. – P. 935–938.
8. A reflective symmetry descriptor for 3D models / M. Kazhdan [et al.] // *Algorithmica*. – Vol. 38, № 1. – 2003. – P. 201–225.
9. Brechbühler, C. Parametrization of closed surfaces for 3D shape description / C. Brechbühler, G. Gerig, O. Kübler // *Computer Vision, Graphics, Image Processing: Image Understanding*. – Vol. 61. – 1995. – P. 154–170.
10. Skeleton-based shape matching and retrieval / H. Sundar [et al.] // *Proc. of Shape Modeling International*. – Seoul, Korea, 2003. – P. 130–142.
11. High contrast and fast three-dimensional magnetic resonance imaging at high fields / J.H. Lee // *Magnetic Resonance in Medicine*. – 1995. – Vol. 34. – P. 308–312.
12. Thevenaz, P. Image interpolation and resampling / P. Thevenaz, T. Blu, M. Unser; ed. by I. Bankman // *Handbook of medical imaging: processing and analysis*. – San Diego: Academic Press, 2000. – P. 393–420.
13. Kruggel, F. Alignment of magnetic-resonance brain datasets with the stereotactical coordinate system / F. Kruggel, D. von Cramon // *Medical Image Analysis*. – Vol. 3, №. 2. – 1999. – P. 175–185.

14. Zucker, S.W. A 3D edge operator / S.W. Zucker, R.A. Hummel // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1981. – Vol. 3. – P. 324–331.
15. Dryden, I. Statistical Shape Analysis / I. Dryden, K. Mardia. – New York: John Wiley & Sons Ltd, 1998. – 376 p.
16. Cootes, T. Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision / T. Cootes, C. Taylor // Medical Imaging 2001: Image Processing. – Vol. 4322, № 1. – 2001. – P. 236–248.
17. Reyment, R. Multivariate Morphometrics / R. Reyment, R. Blackith, N. Campbell. – New York: Academic Press, 1984. – 233 p.
18. Jolicouer, P. Size and shape variation in the painted turtle. A principal components analysis / P. Jolicouer, J.E. Mosimann // Growth. – 1960. – Vol. 24. – P. 339–354.
19. Hopkins, J. Some considerations in multivariate allometry / J. Hopkins // Biometrics. – 1966. – Vol. 22. – P. 747–760.
20. Sprent, P. The mathematics of size and shape / P. Sprent // Biometrics. – Vol. 28, № 1. – 1972. – P. 23–37.
21. Mosimann, J.E. Size allometry: size and shape variables with characterization of the lognormal and gamma distributions / J.E. Mosimann // Journal of American Statistical Association. – 1970. – Vol. 65. – P. 930–948.
22. Bookstein, F. The morphometric synthesis: a brief intellectual history / F. Bookstein; ed. by S. Levin // Lecture Notes in Biomathematics. – New York: Springer, 1992. – Vol. 100.
23. Kendall, D. A survey of the statistical theory of shape / D. Kendall // Statistical Science. – 1989. – Vol. 4. – P. 87–120.
24. Classification and regression trees / L. Breiman [et al.] – New York: Chapman & Hall, 1984. – 368 p.
25. Therneau, T. Rpart recursive partitioning in R, package version 3.1-22 / T. Therneau, B. Atkinson: R port by B. Ripley. – Rochester: Mayo Clinic, 2005. – 28 p.
26. Cortes, C. Support-vector network / C. Cortes, V. Vapnik // Machine Learning. – Vol. 20, № 3. – 1995. – P. 273–297.
27. Bennett, K. Support vector machines: Hype or Hallelujah? / K. Bennett, C. Campbell // ACM Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining, Explorations. – Vol. 2, № 2. – 2000. – P. 1–13.
28. E1071: Miscellaneous functions of the department of statistics, R package version 1.5-7 / E. Dimitriadou [et al.]. – The Vienna University of Technology, 2005. – 58 p.
29. Breiman, L. Random Forests / L. Breiman // Machine Learning. – Vol. 45, № 1. – 2001. – P. 5–32.
30. Jolliffe, I.T. Principal Component Analysis / I.T. Jolliffe. – New York: Springer, 2002. – 518 p.
31. Venables, W.N. Modern Applied Statistics with S / W.N. Venables, B.D. Ripley. – New York: Springer-Verlag, 2002. – 495 p.
32. Bookstein, F.L. Biometrics, biomechanics and the morphometric synthesis / F.L. Bookstein // Bulletin of Mathematical Biology. – 1996. – Vol. 58. – P. 313–365.

Поступила 12.09.06

¹Centre for Vision, Speech, and Signal Processing,
University of Surrey, Guildford,
Surrey GU2 7XH, United Kingdom
e-mail: v.kovalev@surrey.ac.uk

²Объединенный институт проблем
информатики НАН Беларуси,
Минск, Сурганова, 6
e-mail: snezhko@newman.bas-net.by

³*Department of Biomedical Engineering,
University of California, Irvine,
204 Rockwell Engineering Center,
Irvine, CA 92697-2715
e-mail: fkruggel@uci.edu*

V.A. Kovalev, E.V. Snezhko, F. Kruggel

**SHAPE ANALYSIS OF THREE-DIMENSIONAL CEREBRAL STRUCTURES
ORIENTATION HISTOGRAMS OF CT IMAGES**

Several object shape description, comparative analysis and classification methods are considered. Three-dimensional orientation histograms used for anisotropic features description of cerebral white matter tomographic images are considered as objects under investigation. Descriptors mentioned above are subclass of three-dimensional objects with fixed surface partitioning.