

Новый метод интеллектуального анализа и распознавания трехмерных изображений: описание и примеры*

Н. Г. Федотов¹, А. А. Сёмов², А. В. Моисеев³

fedotov@pnzgu.ru; matematik_aleksey@mail.ru; moigus@mail.ru

¹Пензенский государственный университет, Россия, г. Пенза, ул. Красная, д. 40

²ООО «Комэрф», Россия, г. Пенза, ул. Гагарина, д. 16

³Пензенский государственный технологический университет
Россия, г. Пенза, проезд Байдукова, ул. Гагарина, д. 1, а/11

Предлагается новый подход к распознаванию трехмерных (3D) объектов. Приведено подробное математическое описание метода, разработанного на основе указанного выше подхода. Описывается техника сканирования гипертрейс-преобразования и обосновывается выбор сканирующего элемента. Анализируются принципы интеллектуального анализа и распознавания 3D изображений, построенные на его основе. Предлагаемый метод основан на элементах стохастической геометрии и функционального анализа. Гипертрейс-преобразование обладает рядом преимуществ и возможностями интеллектуального анализа данных. Например, одной из интеллектуальных способностей предлагаемого метода является конструирование гипертриплетных признаков разной структуры («длинные» и «короткие» признаки). Разные типы признаков находят свое применение в принципах интеллектуального анализа и распознавания 3D изображений (верифицируемость и фальсифицируемость изображений). Ввиду только теоретического и концептуального характера статьи практические результаты не приводятся. Дается описание теоретических примеров построения «длинных» и «коротких» признаков изображений. Обосновывается их различие и особенности практического применения. Гипертрейс-преобразование имеет уникальную способность, аналогичную возможности человеческой зрительной системы, когда при достаточно беглом взгляде человек может быстро отличить друг от друга два пространственных объекта. Данное обстоятельство повышает скорость работы сканирующей системы и надежность всей системы распознавания изображений в целом, улучшая интеллектуальные способности гипертрейс-преобразования.

Ключевые слова: гипертрейс-преобразование; интеллектуальный анализ и распознавание 3D изображений; инвариантное описание; аналитическая структура гипертриплетного признака

DOI: 10.21469/22233792.2.3.05

1 Введение

Устойчивой тенденцией научно-технического прогресса является увеличение числа людей, занятых обработкой информации, которое становится все больше и больше с каждым годом. Одной из важнейших задач, возникающих при создании информационных систем, является автоматизация процесса распознавания образов. Для ее решения ведутся широкие исследования, которые призваны помочь познать одно из основных свойств человеческого мозга — способность распознавать [2–1]. Для этого разрабатываются и создаются решающие предпосылки для построения интеллектуальных систем.

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 15-07-04484.

Все подходы к анализу и распознаванию 3D изображений можно разделить на две большие условные группы: методы, которые требуют предварительной нормализации положения 3D объекта, и методы, которые дают инвариантное описание 3D объекта вне зависимости от его пространственного положения и ориентации. К современным исследованиям первой группы методов можно отнести работу [4]. Так, в данном исследовании предполагается, что для каждого 3D изображения непосредственно перед его распознаванием формируется карта глубины под разными углами обзора. Рассчитав карту глубины для текущего 3D изображения, находится наиболее близкий к этой карте глубины аналог из построенной базы карт. Зная углы обзора, по которым строилась база карт, определяют параметры вращения пространственного объекта, и строится соответствующая кубическая воксельная 3D сетка, для каждой ячейки которой рассчитываются различные признаки.

Недостаток данного метода состоит в том, что требуется не менее сотни углов обзора для получения множества синтетических карт глубины, чтобы эффективность распознавания была приемлемой. Кроме того, учитывается глубина пространственного объекта только под заданными углами обзора, а не его 3D форма в целом, вследствие чего, например, нельзя извлечь его геометрические характеристики.

Методы, которые используют плавающее окно 3D детектора обнаружения объекта и его границ, можно найти, например, в работах [5, 6].

Ко второй группе методов можно отнести работу [7]. Предложенный в ней метод относится к классу спектральных методов на стыке областей спектральной геометрии и дифференциальных уравнений. Этот метод является весьма перспективным, поскольку обеспечивает естественную библиотеку инструментов для анализа непосредственно поверхности 3D объекта в целом, а не его проекций. Данный метод позволяет обнаруживать повторяющиеся регионы на поверхности тела. Собственные функции оператора Лапласа–Бельтрами дают набор вещественных функций, которые предоставляют информацию о структуре и морфологии формы.

К очевидным недостаткам метода можно отнести тот факт, что признаки не имеют явной геометрической интерпретации и указывают лишь обобщенные свойства поверхности 3D объекта. Кроме того, данный метод, как пишут сами авторы, имеет две существенные проблемы: обнаружение адекватных регулярных областей поверхности 3D форм, обладающих одинаковыми свойствами кривизны, и согласование данных участков между собой (выделение четких границ).

Существуют также и другие методы, аналогичные выше описанным, которые концентрируются на анализе поверхности 3D объекта, но при этом используются другие операторы при конструировании дескриптора признаков. Так, дескрипторы с использованием 3D дискретного преобразования косинуса, применяемые для поиска 3D объектов в базах данных (аналогично двумерному аналогу, используемому в алгоритме сжатия JPEG), описаны в работе [8], дескрипторы с использованием анизотропной диффузии тензорных полей для анализа геометрии сгибов и деформаций анатомических органов и частей тела человека — в работе [9], с использованием семейства параметрических спектральных дескрипторов Лапласа для анализа и распознавания 3D человеческих фигур — в работе [10]. В целом, они обладают приблизительно теми же достоинствами и недостатками, что и описанная выше работа [7].

К категории современных методов, дающих инвариантное описание 3D изображения вне зависимости от его пространственного положения и ориентации, можно отнести также работу [11]. Данный метод заключается в извлечении инвариантного к группе движений

дескриптора признаков с использованием многомерной регрессионной линейной модели, примененной к описанию пространственного объекта, заданного в виде облака точек.

В последнее время получили развитие методы, основанные на представлении 3D изображений и точечных полей в виде кватернионных сигналов, предполагающие переход к формированию описания объекта в виде контура многогранника [12].

Основным недостатком всех рассмотренных методов является отсутствие возможности конструирования признаков, которые способны описывать форму и структуру объекта и вычислять его метрические характеристики. Вследствие слабых разработанных структур признаков систем у различных методов заметно снижаются интеллектуальные возможности распознавания 3D изображений.

Подражание деятельности человеческого мозга — не единственный выход и подход к построению подобных систем, обладающей высокой интеллектуальной способностью [13]. У техники есть свои собственные пути реализации этой задачи, отличающиеся в техническом плане от естественных способностей человека, но учитывающие преимущества и особенности естественных физических зрительных систем. Раскрытию некоторых из этих путей, связанных с применением стохастической геометрии и функционального анализа, и посвящена настоящая статья.

Ниже приведено описание математической структуры метода с подробными комментариями по мере необходимости.

2 Техника сканирования трехмерного изображения и выбор сканирующего элемента

Пусть F — исходная модель 3D изображения. Определим плоскость $B(\eta, r) = \{x | x^T \cdot \eta = r\}$ как касательную к сфере с центром в начале координат и с радиусом r , проходящую через заданную точку X и на расстоянии r от начала координат с заданными углами ω и φ , где $\eta = [\cos \omega \cdot \sin \varphi \sin \omega \cdot \sin \varphi \cos \varphi]$ — единичный вектор в \mathbb{R}^3 , ω — угол между осью Ox и проекцией отрезка OX на плоскость Oxy , φ — угол между осью Oz и отрезком OX (рис. 1).

Сканирование 3D изображения будет осуществляться плоскостями. Данный выбор оправдан тем, что пересечение плоскости с любым другим пространственным геометрическим примитивом хорошо известно в математике и имеет строгое аналитическое представление, которое пригодится при разработке аналитической структуры признака.

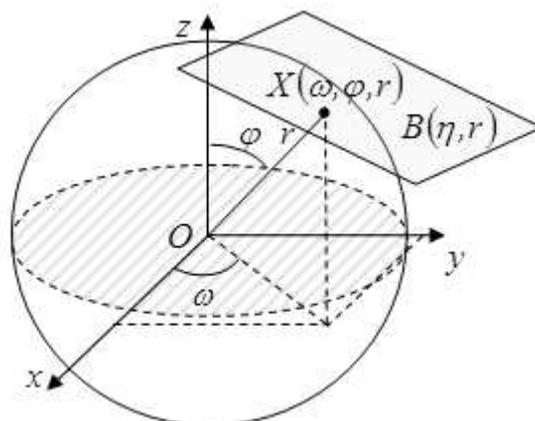
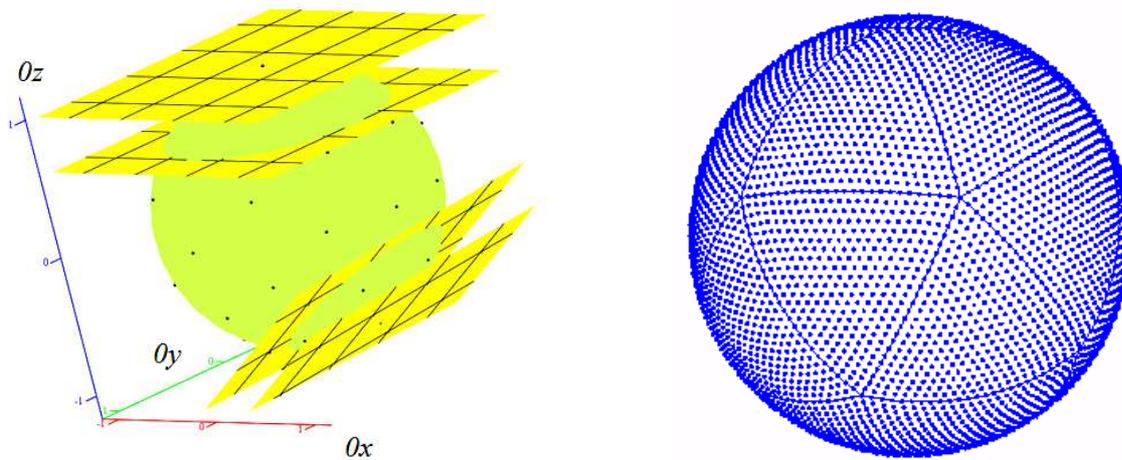


Рис. 1 Определение сферических координат плоскости



(а) Опорная сетка на сфере и соответствующие ей сетки сканирующих параллельных плоскостей

(б) Пример равномерной сетки на сфере

Рис. 2 Формирование опорной сетки на сфере

Кроме того, наличие сетки параллельных плоскостей помогает решить проблему инвариантного описания объекта (дает необходимое условие для конструирования признаков, инвариантных к группе движений 3D изображения). Так, если пространственный объект сканируется сеткой параллельных плоскостей, то перемещение исходного 3D изображения на любое расстояние вдоль прямой, содержащей вектор нормали сканирующей плоскости, не изменяет форму получаемых сканирующими плоскостями сечений (дискретный шаг сканирования игнорируется). Так как сканирование будет осуществляться под разными углами наклона плоскостей в пространстве для обзора пространственного объекта со всех сторон, то получаемые сечения и извлекаемые на их основе признаки не изменят своего значения при переносе 3D изображения на любой вектор в пространстве. В результате вычисляемые признаки не будут зависеть от пространственного положения объекта и его пространственной ориентации.

Таким образом, чтобы схема сканирования 3D изображения не была привязана к пространственной ориентации объекта, необходимо и достаточно, чтобы сканирующие элементы, если все их одновременно зафиксировать в пространстве, давали одинаковые сечения 3D объекта при любом его угле вращения. Другими словами, необходимо добиться, чтобы все сканирующие сетки параллельных плоскостей под разными углами ω и φ обзора распознаваемого трехмерного изображения совпадали бы друг с другом при любом его пространственном повороте (дискретный шаг игнорируется).

Стандартный перебор всех углов ω и φ , которыми идентифицируется каждая сканирующая сетка параллельных плоскостей, в топологическом смысле для непрерывного случая дает модель концентрических сфер с центром в начале координат. Каждой сканирующей сетке параллельных плоскостей на единичной сфере сопоставим точку, которая будет являться точкой касания со сферой плоскости, параллельной плоскостям данной сетки (отдельно для каждой пары (ω, φ) углов обзора). Множество точек на сфере образуют сетку, которую будем называть опорной (рис. 2).

Стоит отметить, что пара углов (ω, φ) однозначно определяет узел опорной сетки, соответствующий единственной касательной плоскости к сфере в этой точке, а значит, и единственной сетке сканирующих параллельных плоскостей.

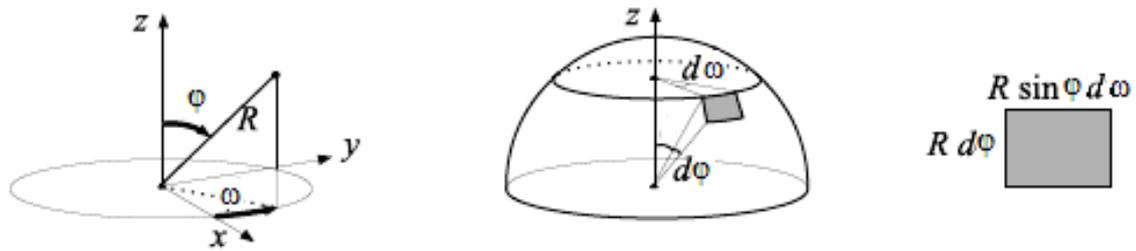


Рис. 3 Участок на поверхности сферы и значение его сторон

Для дискретного случая на обычной карте глобуса вблизи полюса наблюдается более плотное скопление точек, чем у экватора. Поэтому если при повороте полюс совместить с точкой на экваторе, то будут заметны отклонения точек исходной и повернутой сеток. Так как каждая точка опорной сетки на сфере однозначно определяет угол наклона сетки параллельных плоскостей, то изменение угла наклона сетки плоскостей повлияет на форму получаемых сечений. Вследствие этого увеличится ошибка расчета признака и снизится точность распознавания 3D объекта.

С другой стороны, если при повороте сферы вокруг своего центра опорная сетка перейдет сама в себя, то соответствующие сетки секущих параллельных плоскостей полностью совпадут друг с другом и получаемые сечения будут одинаковыми (не изменят своей формы). Поэтому вычисляемое значение признака не изменится.

Таким образом, необходимо построить опорную сетку, обладающую равномерным распределением точек на сфере для достижения меньшей ошибки совмещения узлов опорной сетки при ее повороте из-за дискретного шага сканирования. Равномерное распределение точек опорной сетки на сфере (см. рис. 2) обеспечит отсутствие более плотных скоплений узлов опорной сетки на поверхности сферы, определяющих преимущественно сечения под теми или иными углами обзора объекта. В связи с этим, все результаты сканирования будут принимать равноправное участие при вычислении значения признака 3D изображения без повышения влияния каких-либо определенных значений сечений, так как частота появления любого среза сечений будет приблизительно одинакова (равномерный обзор 3D тела со всех сторон). Другими словами, значение вычисляемого признака не будет зависеть от ориентации 3D изображения в пространстве.

Указанное свойство равномерного распределения точек опорной сетки на сфере является необходимым условием инвариантности конструируемых признаков к повороту. Математическая формулировка данной проблемы имеет следующий вид.

Рассмотрим сферу, заданную в параметрическом виде: $x(\omega, \varphi) = R \cos \omega \cdot \sin \varphi$, $y(\omega, \varphi) = R \sin \omega \cdot \sin \varphi$, $z(\omega, \varphi) = R \cos \varphi$. Необходимо определить аналитически функцию $f(\omega, \varphi)$ плотности совместного распределения параметров ω и φ , соответствующую равномерному распределению точек на поверхности сферы.

Рассмотрим небольшой участок dS поверхности сферы, ограниченный приращениями $d\varphi$ и $d\omega$ (рис. 3).

В случае, когда точки имеют равномерное распределение на поверхности сферы, вероятность попадания произвольной точки A на элемент поверхности dS с одной стороны равна:

$$P(A \subset dS) = \frac{dS}{S}.$$

При постоянном значении φ изменение угла $d\omega$ описывает дугу $R \sin \varphi d\omega$. Поэтому площадь малого элемента поверхности сферы равна $dS = R^2 \sin \varphi d\omega d\varphi$. Таким образом, вероятность попадания произвольной точки A на элемент поверхности dS будет равна:

$$P(A \in dS) = \frac{R^2 \sin \varphi d\omega d\varphi}{\int_0^\pi \int_0^{2\pi} R^2 d\omega d\varphi} = \frac{R^2 \sin \varphi d\omega d\varphi}{4\pi R^2} = \frac{\sin \varphi d\omega d\varphi}{4\pi}.$$

С другой стороны, вероятность попадания точки A на данный элемент поверхности равна: $P(A \in dS) = f(\omega, \varphi) d\omega d\varphi$. Следовательно, совместная плотность распределения вероятности ω и φ равна:

$$\frac{\sin \varphi d\omega d\varphi}{4\pi} = f(\omega, \varphi) d\omega d\varphi \Rightarrow f(\omega, \varphi) = \frac{\sin \varphi}{4\pi}.$$

При генерации значений параметров ω и φ с использованием функции $f(\omega, \varphi)$ будет получаться равномерное распределение точек на поверхности сферы. Более подробно о построении равномерных опорных сеток на сфере согласно технике сканирования предлагаемого метода можно найти в [14].

3 Математическая модель гипертрейс-преобразования

Сканирование 3D изображения производится сеткой параллельных плоскостей с расстоянием Δr между плоскостями и заданными углами ω и φ (рис. 4). Взаимное положение 3D изображения F и каждой сканирующей плоскости $B(\eta(\omega, \varphi), r)$ образует сечение (см. рис. 4), которое характеризуется числом G , определяемым по некоторому правилу НурегТ: $G = \text{НурегТ}(F \cap B(\eta(\omega, \varphi), r))$. В качестве указанного правила можно использовать вычисление периметра или площади сечения, количество пересечений плоскости с исходным объектом, свойства окрестности полученного сечения и т. п. Другими словами, функционал НурегТ характеризует свойство признака сечения.

Затем сканирование производится сеткой параллельных плоскостей для нового значения угла $\omega + \Delta\omega$ и $\varphi + \Delta\varphi$, получившего дискретные приращения $\Delta\omega$ и $\Delta\varphi$ соответственно, с тем же шагом Δr между сканирующими элементами сетки плоскостей. К сечениям новой сетки из плоскостей $B(\eta(\omega + \Delta\omega, \varphi + \Delta\varphi), r_i)$ применяется такое же ранее выбранное

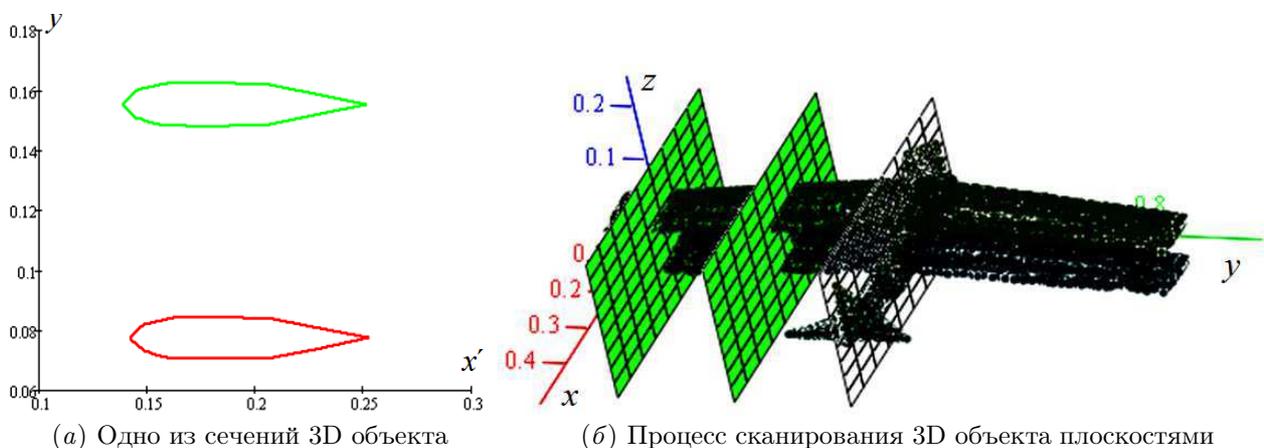


Рис. 4 Особенности сканирования 3D объекта

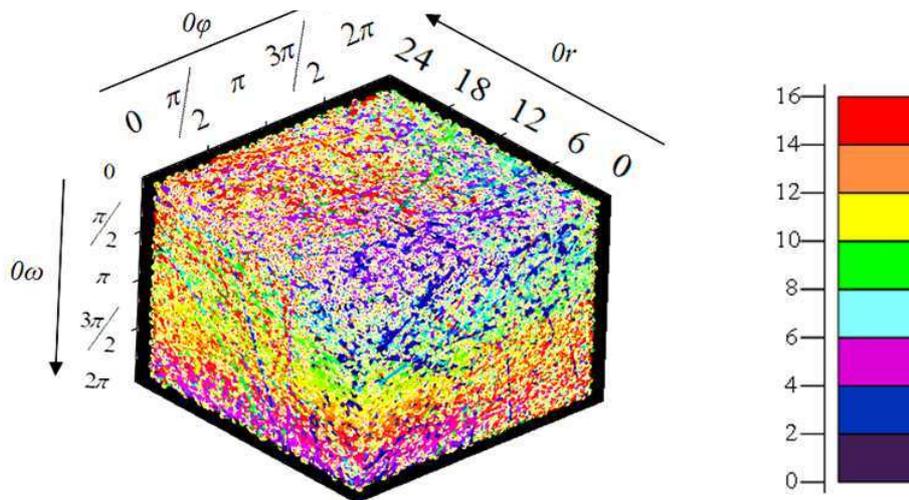


Рис. 5 Пример графического представления гипертрейс-матрицы ЗТМ

правило НурегТ. Важно отметить, что углы изменяются не произвольным образом, а согласно построению опорной сетки на сфере.

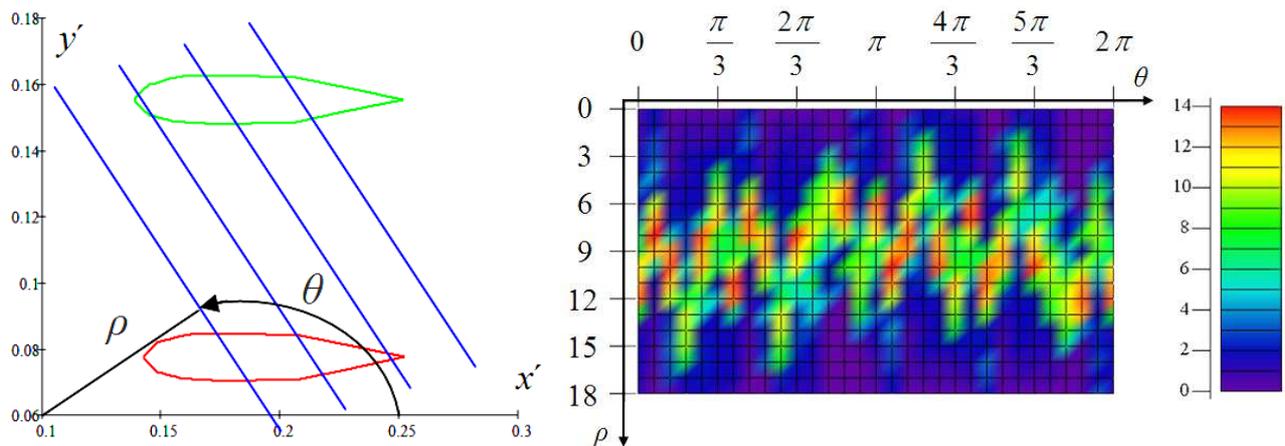
Результат вычислений функционала НурегТ зависит от трех параметров плоскости (r, ω, φ) . Поэтому если каждому двумерному (2D) изображению, полученному при сечении исходной 3D модели сканирующей плоскостью, сопоставить некоторый информативный признак $\Pi(F_{\text{sect}})$ по правилу НурегТ, то при численном анализе результат 3D трейс-преобразования удобно представить в виде 3D гипертрейс-матрицы ЗТМ, у которой ось 0φ направлена вертикально, ось 0ω — горизонтально, ось $0r$ — вглубь [15].

Например, каждая глубинная строка матрицы содержит элементы-признаки, которые вычисляются по 2D изображениям, полученным в результате сечений исходного 3D объекта сканирующими плоскостями при обходе всех значений переменной расстояния r с фиксированными значениями углов ω и φ . Если плоскость B не пересекает 3D изображение, т.е. $F \cap B(\eta(\omega, \varphi), r) = \emptyset$, то значение гипертрейс функционала полагают равным нулю: $\text{НурегТ}(F \cap B(\eta(\omega, \varphi), r)) = 0$.

Графическое представление гипертрейс-матрицы ЗТМ называется гипертрейс трансформантой (рис. 5), где полученное в результате сканирования множество чисел G образует точки $(\omega_i, \varphi_j, r_k)$ в системе координат с осями $0\omega, 0\varphi$ и $0r$. Стоит отметить, что в данном случае элемент матрицы показывает значение периметра соответствующего сечения.

Таким образом, тройке $(\omega_i, \varphi_j, r_k)$ соответствует элемент матрицы с номером (i, j, k) и значением $\Pi(F_{\text{sect}})$, который характеризует информативный признак 2D фигуры F_{sect} , полученной в сечении объекта F плоскостью $B(\eta(\omega_i, \varphi_j), r_k)$: $F_{\text{sect}} = F \cap B(\eta(\omega_i, \varphi_j), r_k)$. Так как результат вычислений функционала НурегТ $(F \cap B(\eta(\omega_j, \varphi_i), r_k))$ зависит от трех параметров сканирующей плоскости r, ω и φ , имеющих дискретный шаг сканирования, то реальная гипертрейс трансформанта имеет дискретную структуру.

После заполнения 3D гипертрейс-матрицы обрабатываются ее глубинные строки с помощью функционала НурегР, который можно задать, например, как $\text{НурегР} = \int G(\omega, \varphi, r) dr$. В результате исходная 3D гипертрейс-матрица ЗТМ становится двумерной матрицей 2ТМ. Далее применяется постолбцовая обработка матрицы 2ТМ посредством функционала НурегΩ, который можно задать, например, как $\text{Нурег}\Omega = \max_{\varphi} G(\omega, \varphi)$.



(а) Процесс сканирования 2D сечения сеткой (б) Пример графического представления трейс-матрицы ТМ параллельных прямых

Рис. 6 Особенности сканирования 2D объекта

В результате получается горизонтальная строка 1ТМ — вектор значений, непрерывным аналогом которого является 2π -периодическая кривая. К полученному набору чисел применяют функционал $\text{Hyper}\Theta$, что приводит к появлению некоторого числа — признака изображения $\text{Res}(F)$. Этот функционал можно задать, например, амплитудой второй гармоники ряда Фурье от дискретной функции значений элементов 1ТМ или любым другим функционалом (например, минимум от множества значений элементов строки 1ТМ).

Таким образом, гипертриплетный признак 3D изображения F обладает структурой в виде композиции четырех функционалов, каждый из которых кроме функционала $\text{Hyper}\Gamma$ при последовательном применении сокращает размерность матрицы 3ТМ на единицу [16]:

$$\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{Hyper}\rho \circ \text{Hyper}\Gamma(F_{\text{sect}}).$$

Каждое 2D изображение, получившееся в сечении исходной 3D модели сеткой параллельных плоскостей под разными углами обзора, необходимо просканировать, чтобы извлечь какие-нибудь значимые признаки (например, периметр контура фигуры сечения). Для нахождения признака 2D изображения сечения используется трейс-преобразование [17].

Сканирование получаемых в сечении фигур F_{sect} осуществляется решеткой параллельных прямых $l(\theta, \rho)$ с расстоянием $\Delta\rho$ между линиями, где ρ и θ — полярные координаты прямой в плоскости сечения (рис. 6). Взаимное положение 2D изображения F_{sect} и каждой сканирующей линии $l(\theta, \rho)$ характеризуется числом g , вычисляемым по некоторому правилу $\Gamma: g = \Gamma(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho))$. В качестве указанного правила можно использовать вычисление длины части прямой, лежащей внутри изображения, свойства окрестности точки пересечения прямой с изображением и т. п.

Затем сканирование производится для нового значения угла $\theta + \Delta\theta$, получившего дискретное приращение $\Delta\theta$, сеткой параллельных прямых в той же плоскости сечения F_{sect} и с тем же шагом $\Delta\rho$. К пересечению новой прямой $l(\theta + \Delta\theta, \rho)$ и сечения F_{sect} применяется такое же ранее выбранное правило Γ . Сканирование повторяется для каждого нового угла $\theta + \Delta\theta$ до завершения оборота в 2π радиан.

Результат вычислений функционала T зависит от двух параметров прямой θ и ρ . При численном анализе результат 2D трейс-преобразования удобно представить в виде 2D трейс-матрицы ТМ, у которой ось 0θ направлена горизонтально, а ось 0ρ — вертикально (см. рис. 6).

Например, каждый вертикальный столбец матрицы ТМ содержит значения, вычисляемые по всем прямым сканирующей сетки при одинаковом значении угла θ для одного и того же 2D изображения сечения. Если прямая l не пересекает изображение: $F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho) = \emptyset$, то значение трейс-функционала полагают равным нулю $T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho)) = 0$.

Графическое представление трейс-матрицы ТМ называется трейс трансформантой, где полученное в результате сканирования множество чисел g образуют точки (θ_i, ρ_j) в системе координат с осями 0θ и 0ρ . Сам элемент матрицы показывает значение отрезка максимальной длины из множества отрезков, высекаемых одной сканирующей в 2D фигуре сечения.

Таким образом, паре (θ_i, ρ_j) соответствует элемент матрицы ТМ с номером (i, j) и значением $T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta_i, \rho_j))$.

После заполнения 2D трейс-матрицы с помощью диаметрального функционала P обрабатываются столбцы матрицы ТМ. Его можно задать, например, как $P = \int g(\theta, \rho) d\rho / \max_{\rho} g(\theta, \rho)$. В результате исходная 2D матрица ТМ становится одномерной матрицей — вектором чисел, непрерывным аналогом которого будет 2π -периодическая кривая. Затем к полученному набору чисел применяют функционал Θ , который можно задать как $\Theta = \min_{\theta} g(\theta)$. В результате получается число $\Pi(F_{\text{sect}})$ — признак 2D изображения сечения F_{sect} .

Таким образом, триплетный признак 2D изображения F_{sect} обладает структурой в виде композиции трех функционалов, каждый из которых кроме функционала T при последовательном применении сокращает размерность матрицы ТМ на единицу [18]:

$$\Pi(F_{\text{sect}}) = \text{Hyper}T(F_{\text{sect}}) = \Theta \circ P \circ T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho)).$$

Объединяя полученные формулы для $\text{Res}(F)$ и $\Pi(F_{\text{sect}})$, окончательно получаем следующую аналитическую структуру признака 3D изображения в виде композиции множества функционалов:

$$\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{Hyper}P \circ \text{Hyper}T(\Theta \circ P \circ T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho))).$$

Благодаря композиционной структуре функционалов, входящих в аналитическую структуру признака $\Pi(F_{\text{sect}})$ и $\text{Res}(F)$ соответственно, возможно получение огромного числа признаков. Причем некоторые признаки имеют явную геометрическую интерпретацию, что облегчает задачу построения признаков и повышает их различающую силу. Специфичная структура гипертриплетных и триплетных признаков позволяет строить признаки как чувствительные, так и инвариантные к группе движений и масштабированию, что повышает интеллектуальность и гибкость 3D трейс-метода при распознавании объектов.

Подробное описание особенностей техники стохастического сканирования, ее преимущества и влияние на формирование признака можно найти в [19].

Стоит отметить, что равномерная сетка на сфере неизоморфна равномерной сетке на плоскости. Ввиду этого, при переходе от координат равномерной сетки на сфере к координатам элементов гипертрейс-матрицы 3ТМ возникают определенные трудности сохранения целостности ее структуры — нарушается порядок следования строк и столбцов

друг за другом в матрице. Так, при обработке функционалами 3D матрица сворачивается в число в строго заданных направлениях (сначала глубинные, далее вертикальные, а затем горизонтальные строки). Поэтому из-за произвольной неизвестной ориентации тела в пространстве возможен случайный поворот матрицы относительно оси Or в пространстве $0\omega\varphi r$. Произвольное нарушение порядка следования строк матрицы друг за другом в данных фиксированных направлениях приведет к изменению значения вычисляемого признака, и, как следствие, инвариантность распознавания 3D изображения будет нарушена.

В связи с этим, правила нумерации узлов опорной сетки, по которым формируется 3D гипертрейс-матрица и определяется порядок следования ее элементов, должны определяться не относительно координатных осей, а относительно произвольно ориентированного пространственного объекта. Техника предлагаемого метода позволяет определить данную ориентацию достаточно просто в процессе сканирования объекта, не производя для этого дополнительного сканирования.

Для определения направления нумерации узлов опорной сетки достаточно идентифицировать некоторые опорные ключевые точки — узлы опорной сетки, которые однозначно определяются вне зависимости от пространственной ориентации 3D объекта. Данные опорные точки определяют начало отсчета (первую глубинную строку), от которого начинается заполняться гипертрейс-матрица. Например, построение гипертрейс-матрицы при нумерации узлов опорной сетки от первой ключевой точки по часовой стрелке в направлении второй ключевой точки для заполнения элементов матрицы.

Ключевые точки характеризуют уникальные свойства пространственного объекта, на основании которых могут быть построены гипертриплетные признаки, инвариантные к повороту 3D изображения. Так, в качестве ключевой точки, например, можно взять узел на опорной сетке, который соответствует сетке секущих плоскостей, содержащей максимальное по площади сечение исходного 3D объекта.

Стоит отметить, что при повороте объекта секущие плоскости (например, сечения, перпендикулярные главной оси объекта) будут соответствовать другим точкам опорной сетки, а не точкам сетки до его поворота. Поэтому необходимо задать правило, определяющее соотношение каждой точки опорной сетки смещенного объекта с соответствующей точкой опорной сетки исходного объекта. Другими словами, с использованием ключевых точек проблема перехода от координат элементов равномерной сетки к координатам 3D гипертрейс-матрицы трансформируется в проблему создания правила инвариантной нумерации узлов опорной сетки на сфере.

Один из способов нумерации узлов опорной сетки заключается в следующем. Из всего множества возможных узлов опорной сетки выбирается ключевая точка, имеющая отличное значение по какому-либо признаку. Данная ключевая точка считается за северный полюс, от которого по сфере начинаются строиться меридианы. Данные меридианы разбивают сферу на двуугольники с вершинами в северном и диаметрально противоположном ему относительно центра сферы южном полюсе. Нулевым меридианом будет считаться тот, который проходит через точку S с координатами $(1; 0; 0)$. В случае совпадения указанной точки S с одним из полюсов сферы — через точку $(0; 1; 0)$.

Нумерация в каждом двуугольнике идет от северного полюса к южному по часовой стрелке. Обход всех двуугольников совершается по часовой стрелке (если смотреть на северный полюс сверху), начиная и заканчивая двуугольниками, чьи стороны содержат нулевой меридиан.

В этом случае смысл строк и столбцов гипертрейс-матрицы ЗТМ останется тем же с той лишь разницей, что тройке $(\omega_i, \varphi_j, r_k)$ соответствует элемент матрицы со значением $\Pi(F_{\text{sect}})$ и номером $(\delta_t, \gamma_s, r_k)$, соответствующая точка которого лежит в пределах от долготы δ_t до δ_{t+1} , в полосе широт от γ_s до γ_{s+1} . Соответственно, все точки, принадлежащие одному двугольнику, соответствуют всем значениям одного вертикального столбца матрицы ЗТМ.

Горизонтальные строки определяют порядок считывания граней выпуклого многогранника (в частности, икосаэдра). Так как нулевой меридиан определяется на основе глобальной системы координат, от которой зависит ориентация 3D объекта, то вертикальные столбцы (ось 0δ) представляют собой дискретный аналог периодической кривой. При пространственном повороте объекта горизонтальные строки будут меняться на величину той части угла, которая влияет на поворот объекта вокруг оси полюсов. Таким образом, при повороте 3D трейс-образ изображения будет двигаться вдоль оси 0δ . Более подробно объяснение данной проблемы и пути ее решения можно найти в [20].

4 Построение гипертриплетных признаков разных категорий

Следует отметить, что гипертрейс-преобразование имеет уникальную способность, аналогичную возможности человеческой зрительной системы, когда при достаточно беглом взгляде человек может быстро отличить друг от друга два пространственных объекта. Данное свойство отчетливо видно при конструировании новых категорий 2D и 3D признаков, описание которых будет приведено ниже.

Пусть введена какая-либо мера расстояния $\rho(x, x')$ между двумя объектами x и x' . «Сходство» 3D изображений между собой будет определяться функцией расстояния $\rho(\text{desk}(x), \text{desk}(x'))$ между двумя векторами дескрипторов признаков образов $\text{desk}(x)$ в пространстве объектов X . Пример такой метрики и процедура определения класса 3D изображений, адаптированная под данный метод распознавания, представлены в [21].

Рассмотрим стандартные гипертриплетные признаки, описанные в разд. 3, которые имеют полную стандартную композиционную структуру функционалов (будем называть их «длинными»):

$$\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{HyperP} \circ \text{HyperT} \left(\Theta \circ \text{P} \circ \text{T} \left(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho) \right) \right).$$

Отметим, что функционалы HyperT и T отвечают за сканирование 3D и 2D изображений соответственно. Функционал HyperP , как и функционал P , отвечает за выполнение свойства инвариантности признаков к переносу изображения, необходимое условие которой достигается за счет использования сканирующих сеток параллельных плоскостей и прямых. Функционалы $\text{Hyper}\Theta$ и $\text{Hyper}\Omega$, как и функционал Θ , оказывают влияние на выполнение свойства инвариантности к повороту, необходимое условие которого достигается за счет специфики техники сканирования — равномерное сканирование пространственного объекта со всех сторон.

Ниже приведен пример и описание «длинного» признака, который будет инвариантен к группе движений и масштабированию 3D изображения:

$$\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{HyperP} \circ \text{HyperT} \left(\Theta \circ \text{P} \circ \text{T} \left(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho) \right) \right),$$

где $\text{T}(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho)) = \min_t f(\theta, \rho, t)$; $\text{P} = \sum_{\rho} g(\theta, \rho)$; $\Theta = \left(\max_{\theta} g(\theta) + \min_{\theta} g(\theta) \right) / 2$; $\text{HyperT}(F \cap B(\eta(\omega, \varphi), r)) = \Pi(F_{\text{sect}}) = G(\omega, \varphi, r)$; $\text{HyperP} = \max_r G(\omega, \varphi, r)$; $\text{Hyper}\Omega = \text{LocalMax} G(\omega, \varphi)$; $\text{Hyper}\Theta = \min_{\omega} G(\omega)$; $f(\theta, \rho, t)$ — длина t -го отрезка, высекаемого ρ -й

прямой под θ -м углом в плоскости сечения F_{sect} ; $\Pi(F_{\text{sect}}) = G(\omega, \varphi, r)$ — признак сечения, получаемого r -й плоскостью под парой углов (ω, φ) обзора 3D объекта.

Так, функционал T для каждой сканирующей прямой из сетки параллельных прямых находит минимальную длину отрезка, высекаемой одной прямой на 2D изображении сечения F_{sect} . Функционал P для каждой сетки параллельных прямых вычисляет сумму подсчитанных выше максимальных отрезков (отдельно для каждого угла наклона θ сетки параллельных прямых в плоскости сечения). Функционал Θ для всего множества сеток прямых под разными углами наклона θ вычисляет полусумму максимального и минимального значений среди подсчитанных выше сумм.

Далее функционал $\text{Hyper}T$, используя полную структуру гипертриплетного и триплетного признаков, формирует гипертрейс-матрицу из вычисленных значений — признаков $\Pi(F_{\text{sect}}) = \Theta \circ P \circ T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho))$ сечений плоскостями исходного 3D изображения. Функционал $\text{Hyper}P$ для каждой сетки параллельных плоскостей вычисляет максимальное значение указанного признака сечений $\Pi(F_{\text{sect}})$ (отдельно для каждой пары углов (ω, φ) обзора 3D изображения). Функционал $\text{Hyper}\Omega$ вычисляет число локальных максимумов функции, образованной дискретным рядом элементов вертикальных строк (ось 0φ), содержащих подсчитанные выше значения максимального значения признака. Функционал $\text{Hyper}\Theta$ среди подсчитанных выше значений числа локальных максимумов выбирает в получившейся строке минимальный элемент (ось 0ω).

На основе «длинных» признаков можно построить систему, позволяющую извлечь из всего объема подмножество информативных признаков, которое позволяет провести верификацию 3D изображения, что подтверждают работы [16, 21]. В силу этого признаки, включенные в это множество, можно условно назвать признаками верификации 3D изображения исходя из того, что если для двух изображений F и F' наблюдается близость векторов дескрипторов $\text{desk}(F)$ и $\text{desk}(F')$, составленных из этих признаков, в смысле метрики $\rho(\text{desk}(F), \text{desk}(F'))$, то изображения F и F' считаются одинаковыми или схожими, тогда как если соответствующая близость векторов дескрипторов признаков верификации («длинных» признаков) $\text{desk}(F)$ и $\text{desk}(F')$ не наблюдается, то изображения F и F' считаются разными или непохожими (интеллектуальный принцип верификации 3D изображений).

Рассмотрим гипертриплетные признаки, которые имеют сокращенную композиционную структуру функционалов («короткие» признаки):

- (1) $\text{Res}(F) = \text{Hyper}P \circ \text{Hyper}T(P \circ T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho)))$;
- (2) $\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{Hyper}T(\Theta \circ T(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho)))$.

Как видно из приведенных выше формул, здесь опущены те или иные категории функционалов P , Θ , $\text{Hyper}P$, $\text{Hyper}\Omega$ и $\text{Hyper}\Theta$, которые отвечают за обработку результатов сканирования 3D изображений и получаемых плоских сечений и связаны таким образом с пространственным положением, ориентацией и уровнем масштабирования 3D изображения, поэтому для сохранения инвариантности распознавания 3D изображений к группе движений и масштабированию сокращенная аналитическая структура «коротких» признаков должна характеризовать свойства объекта, которые не изменяются при его масштабировании и движении. Для достижения данной цели нужно использовать функционалы, инвариантные к группе движений и масштабированию изображения, либо инвариантность распознавания достигать за счет комбинации отношения уже вычисленных признаков.

Выделим среди «коротких» признаков такие признаки, что если для двух изображений F и F' не наблюдается близость векторов дескрипторов $\text{desk}(F)$ и $\text{desk}(F')$, состав-

ленных из этих признаков, в смысле метрики $\rho(\text{desk}(F), \text{desk}(F'))$, то изображения F и F' считаются заведомо разными или непохожими, тогда как если соответствующая близость векторов дескрипторов выделенных «коротких» признаков $\text{desk}(F)$ и $\text{desk}(F')$ наблюдается, то нельзя сделать никакой вывод о схожести или одинаковости изображений F и F' (интеллектуальный принцип фальсифицируемости 3D изображений). В силу вышесказанного, выделенные «короткие» признаки можно условно назвать признаками фальсификации 3D изображения.

К признакам фальсификации («коротким» признакам) можно отнести признаки, описывающие различные геометрические характеристики пространственного объекта (например, объем тела, наименьший радиус сферы, в которую можно поместить исходный пространственный объект и т. п.), а также признаки, описывающие различные свойства одиночной сканирующей прямой или плоскости (например, сечение с максимальной площадью сечения, наличие пустых полостей внутри 3D изображения и т. п.).

Ниже приведены некоторые конкретные примеры «коротких» признаков разных классов с описанием их аналитической структуры. Стоит отметить, что такие виды признаков могут иметь как явную геометрическую интерпретацию, так и неявные характеристики.

1. Признак пространственного объекта, не имеющий явной геометрической интерпретации:

$$\text{Res}(F) = \text{HyperP} \circ \text{HyperT} \left(\text{P} \circ \text{T} \left(F_{\text{sect}} \cap l(\theta^*, \rho) \right) \right),$$

где $\text{T} = \sum_t f(\theta = \theta^*, \rho, t)$; $\text{P} = \sum_{\rho} g(\theta^*, \rho)$; $\text{HyperT} = G(\omega = \omega^*, \varphi = \varphi^*, r)$; $\text{HyperP} = \text{gmean}_r G(\omega^*, \varphi^*, r)$; gmean — функция среднегоармонического элементов вектор-строки G (вырожденные в единственный элемент вертикальные и горизонтальные строки матрицы G); ω^* и φ^* (или θ^*) означают, что сканирование осуществляется сеткой параллельных плоскостей (или прямых) только под одним углом наклона в пространстве (или плоскости сечения). Для большей точности и надежности распознавания можно производить сканирования под 2–3 различными случайными углами наклона, а полученные результаты усреднять. Например, $\text{P}' = \sum_{i=1}^3 \sum_{\rho} g(\theta_i, \rho)/3$ и $\text{HyperP}' = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^2 \sum_r G(\omega_i, \varphi_j, r)/4$.

2. Площадь поверхности пространственного объекта:

$$\text{Res}(F) = \text{HyperP} \circ \text{HyperT} \left(\text{P} \circ \text{T} \left(F_{\text{sect}} \cap l(\theta^*, \rho) \right) \right),$$

где $\text{T} = \sum_t f(\theta = \theta^*, \rho, t)$; $\text{P} = (\text{Row2D} + 1) \Delta\rho + \sum_{i=1}^{\text{Row2D}-1} |g(\theta^*, \rho_{i+1}) - g(\theta^*, \rho_i)|$; $\text{HyperT} = G(\omega = \omega^*, \varphi = \varphi^*, r)$; $\text{HyperP} = \sum_r G(\omega^*, \varphi^*, r) \Delta r$; $f(\theta, \rho, t)$ — длина t -го отрезка, высекаемого ρ -й прямой под θ -м углом наклона в плоскости сечения F_{sect} ; $\Delta\rho$ — расстояние между параллельными прямыми в плоскости сечения; Δr — расстояние между параллельными плоскостями в пространстве; Row2D — количество ненулевых элементов в столбце трейс-матрицы TM .

3. Максимальная длина отрезка, который может быть помещен внутри пространственного объекта:

$$\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{HyperT} \left(\Theta \circ \text{T} \left(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho^*) \right) \right),$$

где $\text{T} = \max_t (f(\theta, \rho = \rho^*, t))$; $\Theta = \max_{\theta} g(\theta)$; $\text{HyperT} = G(\omega, \varphi, r = r^*)$; $\text{Hyper}\Omega = \max_{\varphi} G(\omega, \varphi)$; $\text{Hyper}\Theta = \max_{\omega} G(\omega)$; r^* (или ρ^*) означает, что сканирование осу-

ществляется не сеткой параллельных плоскостей (или прямых), а одиночной плоскостью (или прямой) под разными углами наклона в пространстве (или плоскости). Для большей точности и надежности распознавания для каждого угла наклона сканирующих элементов можно производить сканирования 2–3 различными случайными параллельными плоскостями (прямыми), а полученные результаты усреднять. Например, $T' = \sum_{i=1}^3 \max_t (f(\theta, \rho_i, t))/3$ и $\text{Hyper}T' = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^2 \sum_r G(\omega_i, \varphi_j, r)/4$.

4. Максимальное количество пересечений исходного пространственного объекта сканирующей прямой:

$$\text{Res}(F) = \text{Hyper}\Theta \circ \text{Hyper}\Omega \circ \text{Hyper}T \left(\Theta \circ T \left(F_{\text{sect}} \cap l(\theta, \rho) \right) \right),$$

где $T = \text{rows}_t (f(\theta, \rho = \rho^*, t))$; $\Theta = \max_{\theta} g(\theta)$; $\text{Hyper}T = G(\omega, \varphi, r = r^*)$; $\text{Hyper}\Omega = \max_{\varphi} G(\omega, \varphi)$; $\text{Hyper}\Theta = \max_{\omega} G(\omega)$; $\text{rows}(f(X))$ — количество элементов дискретной функции $f(X)$ (количество пересечений прямой с 2D фигурой в плоскости сечения F_{sect}).

«Короткие» признаки 1–3 являются инвариантными к группе движений и чувствительными к масштабированию 3D изображения. «Короткий» признак 4 является инвариантным к группе движений и масштабированию 3D изображения. Стоит отметить, что «короткие» признаки 1–3 достаточно просто сделать инвариантными к масштабированию изображения при использовании функционалов в виде отношения функции и числа элементов в строке. Например, заменяя функционалы P и $\text{Hyper}P$ в «коротком» признаке 2 на функционалы $P = (\text{Row}2D + 1) \Delta\rho + \sum_{i=1}^{\text{Row}2D-1} |g(\theta^*, \rho_{i+1}) - g(\theta^*, \rho_i)| / \text{Row}2D$ и $\text{Hyper}P = \sum_r G(\omega^*, \varphi^*, r) \Delta r / \text{Row}3D$, признак становится инвариантным к группе движения и масштабирования 3D изображения, где $\text{Row}3D$ — количество ненулевых элементов в глубинной строке гипертрейс-матрицы 3ТМ.

Таким образом, «короткие» признаки имеют сокращенную форму композиции гипертриплетных и триплетных признаков для более быстрого их вычисления, так как сканирование большого числа объектов сеткой плоскостей со всех сторон и обработка сечений сеткой прямых со всех сторон достаточно емко по времени.

В заключение этого раздела подчеркнем разницу между «длинными» признаками верификации и «короткими» признаками фальсификации и их использованием. Признаки верификации способны описать любую информацию о пространственном объекте, а признаки фальсификации — только ограниченную часть информации. Признаки верификации описывают как индивидуальные, так и общие свойства 3D изображений, а признаки фальсификации — как правило, общие свойства, характерные и для других пространственных изображений данного класса. Признаки фальсификации вычисляются в десятки раз быстрее признаков верификации.

5 Результаты

Ввиду того, что статья носит только теоретический и концептуальный характер, описывает математическую модель и интеллектуальные возможности метода, реальные практические эксперименты и тестирование различных категорий признаков на различных базах 3D изображений с измерением времени ускорения вычисления в данной статье не проводились. Проверка свойств предложенного метода (различные вычислительные эксперименты) и практические результаты поиска 3D объектов в базе данных можно найти в [16, 22].

6 Заключение

Предлагаемый в настоящей статье новый геометрический метод сканирования и распознавания 3D изображений имеет множество способностей интеллектуального анализа и распознавания пространственных объектов. Так, конструируемые гипертриплетные признаки имеют композиционную структуру, которая способствует не только легкой машинной реализации этого алгоритма, но и конструированию большого числа признаков в автоматическом режиме. Данное обстоятельство особенно востребовано в зрительной системе робототехнике, когда машина должна самостоятельно анализировать и принимать решение [23].

Благодаря построению строгой математической модели, аналитик может строить признаки не интуитивно, а аналитически, описывая каждый класс объектов и их особенности (в частности, конструирование геометрических признаков, описывающие метрические характеристики пространственного объекта). Возможность регулировать свойства построенных признаков заметно повышает интеллектуальные возможности гипертрейс-преобразования, что, несомненно, является его преимуществом [24].

Данный метод обладает определенной универсальностью, так как схема сканирования не привязана к геометрическим особенностям исходной пространственной модели. В связи с этим предлагаемая методика ориентирована на объекты любой сложности и конфигурации. Благодаря особенностям техники сканирования и аналитической структуры гипертриплетных признаков возможно конструирование признаков как инвариантных, так и чувствительных к группе движений и масштабным преобразованиям. Данное обстоятельство расширяет интеллектуальный анализ 3D изображений [24].

Одной из интеллектуальных способностей предлагаемого метода также является высокоуровневая предобработка, обработка и постобработка 3D изображения в одной технике сканирования, которая описана в [25].

Созданный математический инструмент для анализа 3D изображений — гипертрейс-матрица — позволяет распознавать пространственные 3D объекты сложной формы и структуры благодаря построению единой математической модели. В отличие от математического аппарата других методов данный инструмент позволяет параллельно с распознаванием объекта извлекать параметры его пространственной ориентации, положения и масштаба, не требуя для этого дополнительного сканирования [15].

В настоящей статье были описаны еще одни интеллектуальные способности гипертрейс-преобразования, а именно: принципы интеллектуального анализа и распознавания 3D изображений. Так, пространственный объект может быть очень быстро просканирован под одним углом наклона сетки плоскостей и одним углом наклона сетки прямых в плоскости сечения, по результатам такого сканирования вычисляется «короткий» признак 3D изображения. Если близость двух изображений по вычисленному вектору нескольких таких признаков не наблюдается, то исходное тестовое изображение нет смысла полностью сканировать, и оно исключается из дальнейшего рассмотрения. Программа автоматически начинает сканировать и распознавать следующий пространственный объект в зависимости от решаемой задачи.

Данное обстоятельство повышает скорость работы сканирующей системы и всей системы распознавания изображений в целом, так как большая часть кандидатов сразу исключается из рассмотрения. Кроме того, повышается надежность распознавания, ввиду того что заведомо разные кандидаты никогда не будут считаться похожими и не внесут искажения в усредненное изображение представителей своего класса, так как они уже исключены на ранних стадиях из рассмотрения.

Стоит отметить, что при использовании «коротких» признаков не производятся лишние сканирования 3D изображения, так как «длинные» и «короткие» признаки вычисляются в одной и той же технике сканирования (при вычислении «длинных» признаков дополнительно совершаются еще сканирования помимо тех, которые уже были использованы при вычислении «коротких» признаков).

Таким образом, использование гипертриплетных признаков разных категорий («коротких» и «длинных») заметно повышает интеллектуальные способности разрабатываемого метода распознавания 3D изображений, делая их на шаг ближе к человеческим.

Авторы планируют развить данный метод для анализа не только бинарных и монохромных 3D изображений, но и цветных и текстурных 3D изображений. Аналогичные результаты уже были получены при анализе цветных и текстурных 2D изображений в [26,27]. Интеллектуальный уровень гипертрейс-преобразования может быть повышен благодаря развитию теории трейс-преобразования для интеллектуального анализа и распознавания деформированных и поврежденных 3D объектов, а также для распознавания движущихся изображений, когда одна часть изображения изменяет свое положение по отношению к другой части. Последнюю задачу не способен решить ни один из известных на сегодняшний момент методов.

Литература

- [1] *Vasil'ev K. K., Dement'ev V. E., Andriyanov N. A.* Doubly stochastic models of images // Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl., 2015. Vol. 25. No. 1. P. 105–110.
- [2] *Kiy K. I.* Segmentation and detection of contrast objects and their application in robot navigation // Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl., 2015. Vol. 25. No. 2. P. 338–346.
- [3] *Myasnikov V. V.* Analysis of efficient linear local features of digital signals and images // Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl., 2016. Vol. 26. No. 1. P. 22–23.
- [4] *Song S., Xiao J.* Sliding shapes for 3D object detection in depth images // Computer vision — ECCV 2014 / Eds. D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, T. Tuytelaars. — Lecture notes in computer science ser. — Springer, 2014. Vol. 8694. P. 634–651.
- [5] *Zhang Y., Song S., Tan P., Xiao J.* PanoContext: A whole-room 3D context model for panoramic scene understanding // Computer vision — ECCV 2014 / Eds. D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, T. Tuytelaars. — Lecture notes in computer science ser. — Springer, 2014. Vol. 8694. P. 668–686.
- [6] *Wang C., Huang K.-Q.* VFM: Visual feedback model for robust object recognition // J. Comput. Sci. Technol., 2015. Vol. 30. Iss. 2. P. 325–339.
- [7] *Andreux M., Rodolà E., Aubry M., Cremers D.* Anisotropic Laplace–Beltrami operators for shape analysis // Computer vision — ECCV 2014 Workshop / Eds. L. Agapito, M.M. Bronstein, C. Rother. — Image processing, computer vision, patterns recognition, and graphics ser. — Springer, 2014. Vol. 8928. P. 299–312.
- [8] *Lmaati E. A., Oirrak A. E., Kaddioui M. N., Ouahman A. A., Sadgal M.* 3D model retrieval based on 3D discrete cosine transform // Int. Arab J. Inform. Technol., 2010. Vol. 7. No. 3. P. 264–270.
- [9] *Boucher M., Evans A. C., Siddiqi K.* Anisotropic diffusion of tensor fields for fold shape analysis on surfaces // Inform. Proc. Medical Imaging, 2011. Vol. 6801. P. 271–282.
- [10] *Litman R., Bronstein A.* Learning spectral descriptors for deformable shape correspondence // Pattern Anal. Machine Intelligence, 2014. Vol. 36. Iss. 1. P. 171–180.
- [11] *Elhachloufi M., Oirrak A. El., Aboutajdine D., Kaddioui M. N.* Affine invariant descriptors of 3D object using multiple regression model // Int. J. Comput. Sci. Inform. Technol., 2011. Vol. 3. Iss. 1. P. 1–10.

- [12] *Баев А. А.* Методы распознавания 3D изображений на основе их кватернионных моделей. Дисс. ... канд. техн. наук. — Йошкар-Ола, 2011. 131 с.
- [13] *Федотов Н. Г.* Теория признаков распознавания образов на основе стохастической геометрии и функционального анализа. — М.: Физматлит, 2009. 304 с.
- [14] *Семов А. А.* Построение оптимальной стохастической равномерной сетки на сфере, инвариантной к повороту 3D изображения в пространстве // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: Сб. статей XV Междунар. науч.-технич. конф. — Пенза: Изд-во АННОО «Приволжский дом знаний», 2015. С. 134–141.
- [15] *Федотов Н. Г., Семов А. А.* Гипертрейс-матрица как основной инструмент анализа 3D-объектов // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. Сер. Технические науки. Информационные технологии, 2015. Т. 1. No. 03(25). С. 63–69.
- [16] *Fedotov N. G., Ryndina S. V., Semov A. A.* Trace transform of three-dimensional objects: Recognition, analysis and database search // Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl., 2014. Vol. 24. No. 4. P. 566–574.
- [17] *Fedotov N. G.* The theory of image-recognition features based on stochastic geometry // Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl., 1998. Vol. 8. No. 2. P. 264–266.
- [18] *Fedotov N., Romanov S., Goldueva D.* Application of triple features theory to the analysis of half-tone images and colored textures. Feature construction along stochastic geometry and functional analysis // Comput. Inform. Sci., 2013. Vol. 6. No. 4. P. 17–24.
- [19] *Федотов Н. Г., Семов А. А., Мусеев А. В.* 3D-трейс-преобразование: режимы сканирования, особенности стохастической реализации, способы ускорения вычислений // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки, 2014. No. 3(31). С. 41–53.
- [20] *Семов А. А.* Основные методы построения гипертрейс-матриц // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс, 2015. No. 3(25). С. 69–76.
- [21] *Федотов Н. Г., Семов А. А., Мусеев А. В.* Минимизация признакового пространства распознавания 3D изображения на основе стохастической геометрии и функционального анализа // Машинное обучение и анализ данных, 2015. Т. 1. № 13. С. 1796–1814.
- [22] *Семов А. А.* Экспериментальная проверка свойств 3D трейс-преобразования // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс, 2014. No. 3(19). С. 83–89.
- [23] *Федотов Н. Г., Семов А. А.* Программный комплекс анализа и распознавания 3D изображений на основе пространственного трейс-преобразования со случайными параметрами сканирования. Свидетельство об официальной регистрации программ для ЭВМ № 2015612257 Роспатента от 16.02.15.
- [24] *Fedotov N. G., Ryndina S. V., Syemov A. A.* Trace transform of spatial images // 11th Conference (International) on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies Proceedings. — Samara: IPSI RAS, 2013. Vol. I. P. 186–189.
- [25] *Федотов Н. Г., Семов А. А., Мусеев А. В.* Интеллектуальные возможности гипертрейс-преобразования: конструирование признаков с заданными свойствами // Машинное обучение и анализ данных, 2014. Т. 1. № 9. С. 1200–1214.
- [26] *Fedotov N. G., Mokshanina D. A.* Recognition of halftone textures from the standpoint of stochastic geometry and functional analysis // Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl., 2010. Vol. 20. No. 4. P. 551–556.
- [27] *Fedotov N. G., Mokshanina D. A.* Recognition of images with complex half-tone texture // Measurement Techniques, 2011. Vol. 53. No. 11. P. 1226–1232.

Поступила в редакцию 19.07.2016

New method for three-dimensional images intelligent analysis and recognition: Description and examples

N. G. Fedotov¹, A. A. Syemov², and A. V. Moiseev³

fedotov@pnzgu.ru; matematik_aleksey@mail.ru; moigus@mail.ru

¹Penza State University, 40 Krasnaya Str., Penza, Russia

²Comearth, 16 Gagarina Str., Penza, Russia

³Penza State Technological University, 1a Baidukova Proezd/11 Gagarina Str., Penza, Russia

Background: A new approach to the three-dimensional (3D) objects' recognition is proposed. A detailed mathematical description of method developed on the above approach basis is shown. Hypertrace transform technique scan is described and the scanning element choice is substantiated. The principles of 3D images intellectual analysis and recognition built on its basis are analyzed.

Methods: The suggested method is based on the theories elements of stochastic geometry and functional analysis. Hypertrace transform has many advantages and data mining capabilities. For example, one of the suggested method intellectual capabilities is the construction of different structure hypertriplet features ("long" and "short" features). Different types of features are reflected in the principles of 3D images intelligent analysis and recognition (verifiability and falsifiability of images).

Results: Due to only theoretical and conceptual article orientation, the practical results are missing. The theoretical examples description of verification of "long" features and falsification of "short" features of images is given. Their differences and practical application specificities are substantiated.

Concluding Remarks: Hypertrace transform has a unique ability which is a similar possibility of human visual system when at sufficiently brief glance, people quickly can distinguish two spatial objects from each other. This fact increases the scanning system speed and the image recognition system reliability in general, improving the intellectual abilities hypertrace transform.

Keywords: *hypertrace transform; 3D images intelligent analysis and recognition; invariant description; stochastic scan; hypertriplet feature analytical structure*

DOI: 10.21469/22233792.2.3.05

References

- [1] Vasil'ev, K.K., V.E. Dement'ev, and N.A. Andriyanov. 2015. Doubly stochastic models of images. *Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl.* 25(1):105–110.
- [2] Kiy, K.I. 2015. Segmentation and detection of contrast objects and their application in robot navigation. *Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl.* 25(2):338–346.
- [3] Myasnikov, V.V. 2016. Analysis of efficient linear local features of digital signals and images. *Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl.* 26(1):22–23.
- [4] Song S., Xiao J. 2014. Sliding shapes for 3D object detection in depth images *Computer vision — ECCV 2014*. Eds. D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, and T. Tuytelaars. Lecture notes in computer science ser. Springer. 8694:634–651.
- [5] Zhang, Y., S. Song, P. Tan, and J. Xiao. 2014. PanoContext: A whole-room 3D context model for panoramic scene understanding. *Computer vision — ECCV 2014*. Eds. D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, and T. Tuytelaars. Lecture notes in computer science ser. Springer. 8694:668–686.
- [6] Wang, C., and K.-Q. Huang. 2015. VFM: Visual feedback model for robust object recognition *J. Comput. Sci. Technol.* 30(2):325–339.

- [7] Andreux, M., E. Rodolà, M. Aubry, and D. Cremers. 2014. Anisotropic Laplace–Beltrami operators for shape analysis. *Computer vision — ECCV 2014 Workshop*. Eds. L. Agapito, M. M. Bronstein, and C. Rother. Image processing, computer vision, pattern recognition, and graphics ser. Springer. 8928:299–312.
- [8] Lmaati, E. A., A. E. Oirrak, M. N. Kaddioui, A. A. Ouahman, and M. Sadgal. 2010. 3D model retrieval based on 3D discrete cosine transform. *Int. Arab J. Inform. Technol.* 7(3):264–270.
- [9] Boucher, M., A. C. Evans, and K. Siddiqi. 2011. Anisotropic diffusion of tensor fields for fold shape analysis on surfaces. *Inform. Proc. Medical Imaging* 6801:271–282.
- [10] Litman, R., and A. Bronstein. 2014. Learning spectral descriptors for deformable shape correspondence. *Pattern Anal. Machine Intelligence* 36(1):171–180.
- [11] Elhachloufi, M., A. El. Oirrak, D. Aboutajdine, and M. N. Kaddioui. 2011. Affine invariant descriptors of 3D object using multiple regression model. *Int. J. Comput. Sci. Inform. Technol.* 3(1):1–10.
- [12] Baev, A. A. 2011. 3D images recognition methods based on its quaternion models. PhD Diss. Yoshkar-Ola. 131 p.
- [13] Fedotov, N. G. 2009. *The theory of patterns recognition features based on stochastic geometry and functional analysis*. Moscow: Fizmatlit. 304 p.
- [14] Syemov, A. A. 2015. Building optimal stochastic uniform grid on the sphere that are invariant to the 3D image rotation in space. *15th Scientific and Technical Conference (International) on Problems of Informatics in Education, Management, Economics and Technology Proceedings*. Penza: Privolzskiy Dom Znaniy Publ. 134–141.
- [15] Fedotov, N. G., and A. A. Semov. 2015. Hypertrace-matrix as main tool for 3D objects analysis. *XXI Century: Past Results and Present Problems — Plus. Engineering Science. Information Technology* 03(25):63–69.
- [16] Fedotov, N. G., S. V. Ryndina, and A. A. Semov. 2014. Trace transform of three-dimensional objects: Recognition, analysis and database search. *Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl.* 24(4):566–574.
- [17] Fedotov, N. G. 1998. The theory of image-recognition features based on stochastic geometry. *Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl.* 8(2):264–266.
- [18] Fedotov, N., S. Romanov, and D. Goldueva. 2013. Application of triple features theory to the analysis of half-tone images and colored textures. Feature construction along stochastic geometry and functional analysis. *Comput. Inform. Sci.* 6(4):17–24.
- [19] Fedotov, N. G., A. A. Syemov, and A. V. Moiseev. 2014. 3D trace transform: Scan regimes, stochastic implementation particularities, accelerating calculations ways *Proc. Higher Educational Institutions. Volga region. Engineering science* 3(31):41–53.
- [20] Semov, A. A. 2015. The basic methods of hypertrace-matrix formation. *XXI Century: Past Results and Present Problems — Plus. Engineering Science. Information Technology* 03(25):69–76.
- [21] Fedotov, N. G., A. A. Syemov, and A. V. Moiseev. 2015. Feature space minimization of 3D image recognition based on stochastic geometry and functional analysis. *Machine Learning Data Anal.* 1(13):1796–1814.
- [22] Semov, A. A. 2014. Experimental verification of 3D trace transform properties. *XXI Century: Past Results and Present Problems — Plus. Engineering Science. Information Technology* 03(19):83–89.

- [23] Fedotov, N. G., and A. A. Syemov. February 16, 2015. Software for 3D images analysis and recognition based on the spatial trace transform with random scan parameters. Official registration certificate for computer programs No. 2015612257 of Rospatent.
- [24] Fedotov, N. G., S. V. Ryndina, and A. A. Syemov. 2013. Trace transform of spatial images. *11th Conference (International) on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies Proceedings*. Samara: IPSI RAS. I:186–189.
- [25] Fedotov, N. G., A. A. Syemov, and A. V. Moiseev. 2014. Intelligent capabilities hypertrace transform: Constructing features with predetermined properties. *Machine Learning Data Anal.* 1(9):1200–1214.
- [26] Fedotov, N. G., and D. A. Mokshanina. 2010. Recognition of halftone textures from the standpoint of stochastic geometry and functional analysis. *Pattern Recogn. Image Anal. Adv. Math. Theor. Appl.* 20(4):551–556.
- [27] Fedotov, N. G., and D. A. Mokshanina. 2011. Recognition of images with complex half-tone texture. *Measurement Techniques* 53(11):1226–1232.

Received July 19, 2016