

Федотов Н.Г., Сёмов А.А., Крючкова Е.А. Построение эффективной системы информативных признаков 3D изображений: редукция признаков. // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: Сб. статей XVI Междунар. научно-техн. конф. – Пенза: ПДЗ, 2016. – С. 44-51.

УДК 004.93

ББК 32.81

## ПОСТРОЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОЙ СИСТЕМЫ ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ 3D ИЗОБРАЖЕНИЙ: РЕДУКЦИЯ ПРИЗНАКОВ\*

Н.Г. Федотов, А.А. Сёмов, Е.А. Крючкова

## EFFECTIVE SYSTEM CONSTRUCTION OF 3D IMAGES INFORMATIVE FEATURES: REDUCTION FEATURES

N.G. Fedotov, A.A. Syemov, E.A. Kruchkova

**Аннотация.** Настоящая статья посвящена теме конструирования эффективной системы признаков для создания описания пространственного изображения. Проанализирована структура системы признакового пространства изображения. Применительно к новому методу анализа и распознавания 3D изображений предложена аналитическая структура признаков. Рассматриваются основные вопросы к построению и выделению информативных признаков. Описывается система гипертриплетных признаков 3D изображения и показана её эффективность. Приводятся примеры данных признаков.

**Ключевые слова:** 3D изображение, признаковое пространство, информативный признак, структура системы признаков, гипертриплетный признак.

**Abstract.** This article is dedicated to a theme of constructing features efficient system to describe space image. The system structure of the image feature space is analyzed. With regard to a new method of 3D images analysis and recognition features analytical structure is suggested. The main questions to informative features construction and selection are considered. A hypertriplet features system of 3D images is described, and its effectiveness is showed. These features examples are provided

**Keywords:** 3D image, feature space, informative features, feature system structure, hypertriplet feature.

В индустриально развитых странах ведутся интенсивные исследования по решению проблем распознавания пространственных объектов на основе их изображений. Однако в этой области возникают большие сложности и нерешенные задачи, связанные с созданием математических методов описания изображений реальных объектов, использование которых обеспечивает высокую надежность распознавания трёхмерных реальных объектов.

Одним из перспективных направлений решения данной задачи является разработка алгоритмов формирования наборов признаков, инвариантных к пространственному положению и масштабу объекта. Данный класс признаков позволяет решить задачу распознавания 3D изображений более эффективно, чем использование других подходов к формированию признаков [1].

Одной из частных задач, которая возникает при решении задачи распознавания 3D изображений данным способом, является проблема формирования эффективной системы признакового пространства 3D изображения. Настоящая статья и посвящена данной теме.

---

\* Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ (проект №15-07-04484).

## Построение системы информативных признаков 3D изображения

С математической точки зрения постановка задачи распознавания и выделения информативных признаков заключается в следующем. Пусть имеется множество  $X$  объектов  $x$ , относительно которых нужно произвести классификацию. Объекты задаются значениями функции некоторых признаков  $f_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ , наборы которых одинаковы для всех объектов. Таким образом, описание  $Info$  каждого объекта  $x$  будет иметь вид  $Info(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ .

Множество  $X$  допускает разбиение на подмножества  $K_1, \dots, K_n$ , называемые классами:  $X = \bigcup_{j=1}^m K_j$ . Данное разбиение осуществляется на основе некоторой априорной информации. По каким-либо правилам  $g$  алгоритма  $H$  формируется описание  $j$ -го класса  $K_j$ :  $Info(K_j) = (g(\bigcup_k f_1(x_k^j)), g(\bigcup_k f_2(x_k^j)), \dots, g(\bigcup_k f_n(x_k^j)))$ , где  $x_k^j$  –  $k$ -й объект  $x$   $j$ -го класса  $K_j$ , функция  $g$  – определённое правило, например, усреднённая характеристика признаков объектов внутри соответствующего класса.

Алгоритм  $H$  определяет правило отнесения исследуемого тестового 3D изображения  $t$  к конкретному классу – расстояние  $d(t, K_j)$  изображения  $t$  до класса  $K_j$ . Таким образом, распознающая система тестовое изображение  $t$  относит к классу  $K_s^* = K_j$  согласно алгоритму  $H$ :  $d(t, K_s^*) = H(d(t, K_j))$ .

Задача распознавания состоит в том, чтобы для каждого объекта  $x$ , о котором неизвестно, к какому из классов  $K_1, \dots, K_n$  он принадлежит, по известной информации  $Info(K)$  и  $Info(X)$  установить значение предиката  $p_j[Info(X = x), Info(K)] = (x \in K_j)$ .

Задача выбора информативных признаков из всей совокупности признаков заключается в том, чтобы согласно выбранной процедуре *proceed* сокращения признакового пространства из первоначальной построенной системы признаков сформировать новую систему признаков  $Info^*(x) = proceed(Info(x)) = (feat(x), feat(x), \dots, feat(x))$  с меньшим количеством признаков  $f_w^*(x)$ , где  $w \ll n$ , такую, что максимизируется вероятность того, что тестовый объект  $j$ -го класса действительно принадлежит к  $j$ -му классу:  $p_j[Info^*(X = x), Info(K)] = \max\{p_j[Info(X = x), Info(K)]\}$ .

Можно выделить два основных подхода к сокращению признакового пространства 3D изображения и выделению информативных из них:

1. Преобразование исходных признаков в новые как функции от исходных:  $Info^*(x) = proceed(Info(x)) = (f_1^*(x), f_2^*(x), \dots, f_w^*(x))$ , где  $f_1^*(x)$  – новый вид признака.

2. Ранжирование признаков по информативности и выбор наиболее информативных из них:

$$Info^*(x) = proceed(Info(x)) = (f_{i_1}(x), f_{i_2}(x), \dots, f_{i_w}(x)),$$

где нижний индекс показывает изменённые порядковые номера выбранных признаков (часть признаков всей совокупности).

С точки зрения распознавания 3D образов задача сокращения размерности признакового пространства и отбора информативных признаков может быть ре-

шена любым способом. Однако с точки зрения задачи анализа 3D изображений второй подход представляется предпочтительней. Переход к новым признакам, представленным как результат вычисления некоторой функции от исходных признаков (например, при использовании метода главных компонент), сделает крайне затруднительным анализ получаемых результатов – новые признаки не будут иметь прямой связи с геометрическими особенностями формы и поверхности анализируемого 3D изображения.

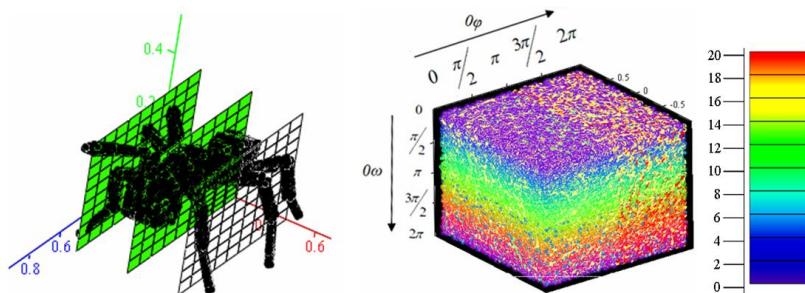
Структура данной системы должна учитывать два следующих факта (противоборствующие стороны):

1. Система признаков должна быть достаточно ёмкой и информативной, чтобы отражать все свойства исходного пространственного объекта.
2. Система признаков должна быть достаточно лаконичной, чтобы время обработки 3D изображения распознающей системой было приемлемо.

### Эффективность системы гипертриплетных признаков 3D изображения

Все указанные ниже выводы будут справедливы применительно к разработанному авторами методу распознавания 3D изображения – гипертрейс-преобразованию, которое заключается в равномерном случайном сканировании исходного пространственного объекта сеткой параллельных плоскостей со всех углов обзора (рис. 1а), на основе которого формируется его гипертрейс-матрица (рис. 1б). Его описание, которое можно найти в [2], в данной работе приводиться не будет. Кратко описание аналитической структуры гипертриплетного признака 3D изображения представимо в виде композиции семи функционалов [3]:

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



а)

б)

3D изображение муравья (а) и его гипертрейс-матрица (б)  
в единичном масштабе

Указанная выше формула описывает аналитическую структуру системы признаков, так как все признаки имеют единую математическую структуру. Ниже приведено несколько примеров описания функционалов композиционной структуры признака:

$$1) Res_1 = Hyper\Theta_1 \circ Hyper\Omega_1 \circ HyperP_1 \circ HyperT(\Theta_1 \circ P_1 \circ T_1),$$

Где  $T_1 = \max_t f(\theta, \rho, t)$ ,  $P_1 = \max_\rho g(\theta, \rho)$ ,  $\Theta_1 = \max_\theta g(\theta)$ ,  $HyperT = G(\omega, \varphi, r)$ ,  $HyperP_1 = \max_r G(\omega, \varphi, r)$ ,  $Hyper\Omega_1 = \max_\varphi G(\omega, \varphi)$ ,  $Hyper\Theta_1 = \max_\omega G(\omega)$ , где  $G(\omega, \varphi, r)$  и  $g(\theta, \rho)$  – гипертрейс-матрица и трейс-матрица соответственно, куда заносятся результаты сканирования 3D изображения и плоскостей его сечений. Применение каждого функционала сокращает

размер соответствующей матрицы на единицу. Обработка матрицы происходит по её строкам и столбцам.

$$2) Res_2 = Hyper\Theta_2 \circ Hyper\Omega_1 \circ HyperP_1 \circ HyperT(\Theta_2 \circ P_1 \circ T_1),$$

Где  $T_1 = \max_t f(\theta, \rho, t)$ ,  $P_1 = \max_\rho g(\theta, \rho)$ ,  $\Theta_2 = \min_\theta g(\theta)$ ,  $HyperT = G(\omega, \varphi, r)$ ,  $HyperP_1 = \max_r G(\omega, \varphi, r)$ ,

$$Hyper\Omega_1 = \max_\varphi G(\omega, \varphi), \quad Hyper\Theta_2 = \min_\omega G(\omega).$$

$$3) Res_3 = Hyper\Theta_2 \circ Hyper\Omega_2 \circ HyperP_1 \circ HyperT(\Theta_1 \circ P_1 \circ T_2),$$

Где  $T_2 = \min_t f(\theta, \rho, t)$ ,  $P_1 = \max_\rho g(\theta, \rho)$ ,  $\Theta_1 = \max_\theta g(\theta)$ ,  $HyperT = G(\omega, \varphi, r)$ ,  $HyperP_1 = \max_r G(\omega, \varphi, r)$ ,

$$Hyper\Omega_2 = \min_\varphi G(\omega, \varphi), \quad Hyper\Theta_2 = \min_\omega G(\omega).$$

$$4) Res_1 = Hyper\Theta_2 \circ Hyper\Omega_2 \circ HyperP_2 \circ HyperT(\Theta_1 \circ P_2 \circ T_1),$$

Где  $T_1 = \max_t f(\theta, \rho, t)$ ,  $P_2 = \min_\rho g(\theta, \rho)$ ,  $\Theta_1 = \max_\theta g(\theta)$ ,  $HyperT = G(\omega, \varphi, r)$ ,  $HyperP_2 = \min_r G(\omega, \varphi, r)$ ,

$$Hyper\Omega_2 = \min_\varphi G(\omega, \varphi), \quad Hyper\Theta_2 = \min_\omega G(\omega).$$

Изменяя функционалы  $T$ ,  $P$ ,  $\Theta$ ,  $HyperP$ ,  $Hyper\Omega$  и  $Hyper\Theta$ , возможно построение большого количества признаков 3D изображения в автоматическом режиме распознающей компьютерной системы [4].

Сформированная таким образом система гипертриплетных признаков, как правило, избыточна. Одни признаки имеют высокую различающую силу, тогда как другие – нет. При этом для одних классов эффективны одни признаки, а для других классов – другие. Кроме того, многие признаки могут коррелировать друг с другом, тем самым снижая общую эффективность распознавания. Для решения данной проблемы был разработан алгоритм сокращения размерности признакового пространства 3D изображения, описание которого можно найти в [5].

Построенная система признаков 3D изображения является эффективной, так как она удовлетворяет следующим требованиям [6]:

1) Имеет высокую скорость работы.

Уменьшение до минимума количества необходимых для описания классов признаков без существенного увеличения вероятности ошибки распознавания.

2) Сохраняет исходную форму признаков.

Построенная система признаков ранжируется по определённым правилам, удаляются малоинформативные. При этом отбираемые информативные признаки имеют хорошее свойство геометричности, так как напрямую отражают свойство исходного объекта и не преобразуются в другую систему признаков (как, например, при использовании метода главных компонент).

3) Позволяет задавать количество конструируемых признаков.

Данное обстоятельство даёт возможность не строить заведомо избыточное большое количество признаков. Система способна автоматически генерировать  $64^6 = 68\,719\,476\,736$  различных признаков при использовании трехмерной структуры гипертрейс-матрицы и 64 различных видов функций для каждого из 6 функционалов композиционной структуры признака [7]. Кроме того, благодаря композиционной структуре признаков данное обстоятельство позволяет не только экономить время работы распознающей системы, но и уменьшить коррелированность признаков между собой. Так, используя изначально разные по виду функционалы, можно получать совершенно разные по типу признаки исходного пространственного объекта.

4) Обеспечивает описание конкретных свойств объектов.

Система признаков способна описывать как форму, так и поверхность пространственного объекта и вычислять его метрические характеристики. Благодаря их аналитической структуре возможна автоматическая генерация большого количества признаков с заранее заданными свойствами. Могут быть построены как геометрические, так и абстрактные признаки 3D изображения.

5) Присваивает весовой коэффициент каждому признаку – количественный показатель информативности – коэффициент в зависимости от вида признака и класса изображения.

Система признаков не только информативна сама по себе, рассчитанная информативность признаков используется в дальнейшем при вычислении расстояния изображения до одного из нескольких имеющихся классов, увеличивая эффективность распознавания 3D изображения.

### **Заключение**

Разработана процедура сокращения размерности признакового пространства, основанная на гипотезе компактности. Основное преимущество данной процедуры состоит в том, что она позволяет обойтись без знания плотностей распределения вероятностей образов, входящих в отдельные классы. Построенный на ее основе алгоритм сокращения размерности признакового пространства позволяет выделять из всей совокупности признаков набор информативных признаков, который будет являться эффективным при распознавании заданной базы 3D изображений.

### **Библиографический список**

1. Федотов Н.Г., Сёмов А.А., Моисеев А.В. Интеллектуальные возможности гипертрейс-преобразования: конструирование признаков с заданными свойствами // Машинное обучение и анализ данных: электронный журнал. М.: Вычислительный центр им. А.А. Дородницына РАН, 2014. Т. 1. № 9. С. 1200–1214.
2. Федотов Н.Г., Сёмов А.А., Моисеев А.В. 3D-трейс-преобразование: режимы сканирования, особенности стохастической реализации, способы ускорения вычислений // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2014. №3(31). С. 41–53.
3. Fedotov N.G., Ryndina S.V., Semov A.A. Trace transform of three-dimensional objects: recognition, analysis and database search // Pattern Recognition and Image Analysis. Advances in Mathematical Theory and Applications. 2014. Vol. 24. No. 4. Moscow: Pleiades Publishing, Ltd. P. 566-574.
4. Федотов Н.Г., Сёмов А.А. Гипертрейс-матрица как основной инструмент анализа 3D-объектов // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс: научно-методический журнал. 2015. №03(25). Т. 1. С. 63–69. (Технические науки. Информационные технологии).
5. Федотов Н.Г., Семов А.А., Моисеев А.В. Минимизация признакового пространства распознавания 3D изображения на основе стохастической геометрии и функционального анализа // Машинное обучение и анализ данных: электронный журнал. М.: Вычислительный центр им. А.А. Дородницына РАН, 2015. Т. 1. №13. С. 1796–1814.
6. Fedotov N.G., Ryndina S.V., Semov A.A. Trace transform of three-dimensional objects: recognition, analysis and database search // Pattern Recognition and

Image Analysis. Advances in Mathematical Theory and Applications. 2014. Vol. 24. No. 4. Moscow: Pleiades Publishing, Ltd. P. 566-574.

7. Федотов Н.Г., Сёмов 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.

**Федотов**

**Николай Гаврилович**

Пензенский государственный  
университет, г. Пенза, Россия

E-mail: fedotov@pnzgu.ru

**Fedotov N.G.**

Penza State University,  
Penza, Russia

**Сёмов**

**Алексей Александрович**

ООО «КОМЭРФ», г. Пенза, Россия

E-mail: matematik\_aleksey@mail.ru

**Syemov A.A.**

Ltd «COMEARTH»,  
Penza, Russia

**Крючкова**

**Елена Алексеевна**

Пензенский государственный  
университет, г. Пенза, Россия

E-mail: ac@pnzgu.ru

**Kruchkova E.A.**

Penza State University,  
Penza, Russia