

# Меры сравнения формы объектов на аэрокосмических снимках

Л.М. Местецкий<sup>1</sup>, А.Б. Семенов<sup>2</sup>

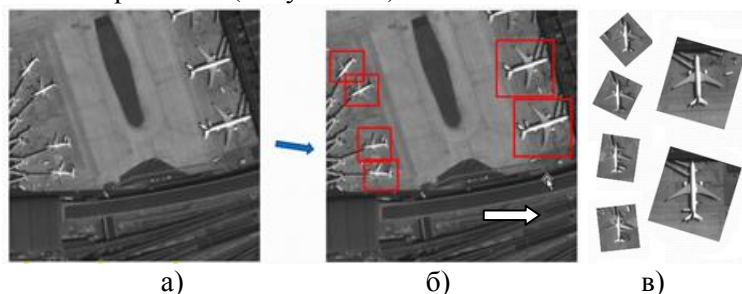
<sup>1</sup>Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Ленинские горы 1  
Москва, Россия, 119991

<sup>2</sup>Тверской государственный университет, Желябова 33, Тверь, Россия, 170100

**Аннотация.** В работе рассматривается актуальная задача распознавания и классификации объектов на аэрокосмических снимках путём сравнения их формы с эталонными изображениями. Предложены меры сходства формы изображений, основанные на сравнении контуров границ и медиальных представлений силуэтов объектов. Решение задачи рассмотрено применительно к классификации изображений летательных аппаратов. Тестирование предложенного подхода выполнено на базе изображений самолетов более 40 типов, полученных в результате сегментации реальных аэрокосмических снимков. Проведенные вычислительные эксперименты демонстрируют достаточно высокий уровень качества распознавания (Top1-71%, Top3-90%, Top5-95%), что подтверждает возможность практического использования предложенного решения.

## 1. Введение

Задача классификации объектов на аэрокосмических снимках заключается в отнесении найденных изображений к одному из заранее predetermined типов [1]. Исходными данными для рассматриваемой в настоящей статье задачи выступают аэрокосмические снимки земной поверхности с расположенными на них самолетами различных типов и произвольно ориентированными на изображении (Рисунок 1 а).



**Рисунок 1.** Задачи детектирования и определения ориентации воздушного судна.

Решение задачи классификации является заключительным этапом общего процесса обработки изображений. Ему предшествует несколько этапов предварительной обработки исходного изображения:

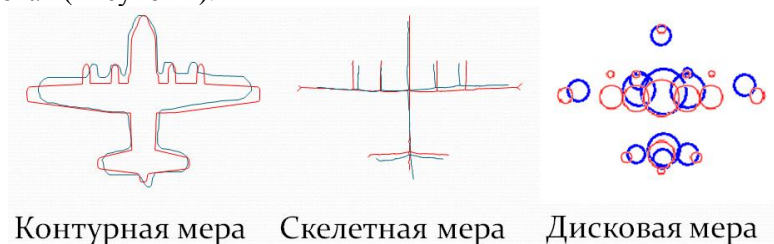
1. Определение положения объекта интереса на аэрокосмическом снимке [2,6,7,8] – локализация самолета (Рисунок 1 б);

2. Определение угла ориентации самолета и разворот его носом на север (Рисунок 1 в);
3. Автоматическая сегментация объекта (отделение объекта от фона) и представление в формате бинарной маски [5];
4. Вычисление меры близости представленного объекта с эталонными экземплярами и выбор наилучшего сходства [4].

Решение задач локализации и сегментации объектов выполняются с использованием нейросетевых методов. Определение ориентации симметричных объектов, таких как самолёты, выполняется на основе поиска оси симметрии [10]. Решение поставленной задачи классификации осуществляется на четвертом этапе.

## 2. Описание задачи

Исходными данными для задачи классификации на основе непрерывных морфологических моделей являются бинарные изображения, содержащие два цвета: черный и белый. Бинарная маска представляет собой изображение объекта интереса белого цвета на черном фоне. Следует отметить, что наши объекты интереса – самолеты, которые в результате предобработки ориентированы носовой частью на север. Это дает возможность понизить масштабы перебора вариантов при сравнении с эталонами, тем самым существенно уменьшив время обработки. Выходом является список из наиболее близких в некоторой метрике классов-эталонов. В работе предлагаются три независимые метрики сравнения признаков описаний: контурная, скелетная и дисковая (Рисунок 2).



**Рисунок 2.** Меры сходства воздушных судов.

### 2.1. Контурная мера сходства

Сравнение формы объектов осуществляется на основе внешних контуров границ их силуэтов. Внешний контур фигуры представляет собой замкнутую линию без самопересечений, отделяющую сам объект от фона. Удобным средством описания такой линии может выступать многоугольник минимального периметра, разделяющий черные и белые точки растрового изображений объекта. Метод построения такой аппроксимирующей фигуры описан в [3]. Для каждого образа из эталонной базы самолетов была получена векторная форма описания. Кроме хранения самих вершин полученных многоугольников, для каждого эталона необходимо знать еще его линейные размеры в метрах, а также длину самолета в экранных пикселях. Имея эту информацию, любой полигональный контур можно точно отмасштабировать к нужному разрешению данного аэрокосмического снимка для последующего сравнения. Для приведения размеров контура самолета к нужному спутниковому разрешению можно воспользоваться следующей формулой:

$$Q_i = P_i * \frac{1}{scale} * \frac{meters}{pixels} \quad (1)$$

где  $P_i = (x_i, y_i)$  – исходные координаты вершин граничного многоугольника фигуры,  $scale$  – заданное разрешение аэрокосмических снимков, например, 0.25 метра на пиксель,  $meters$  – длина самолета в метрах,  $pixels$  – длина самолета в экранных пикселях,  $Q_i = (u_i, v_i)$  – преобразованные координаты вершин многоугольника.

Исходными данными классифицируемых объектов являются бинарные маски, полученные в результате решения задачи сегментации аэрокосмического снимка с помощью обученной нейронной сети.

Основным шагом алгоритма сравнения наблюдаемого и эталонного объектов является вычисление контурной меры сходства, которая может быть записана с помощью корреляционного сопоставления двух изображений следующим образом [9]:

$$c(x, y) = \frac{1}{L(w)} * \sum_s \sum_t f(s, t) * w(x + s, y + t)$$

где,  $f(x, y)$  – предъявляемый образ,  $w(x, y)$  – эталонный образ,  $L(w)$  – длина контура границы эталона,  $c(x, y)$  – мера сходства предъявляемого и эталонного образа.

Важным шагом алгоритма является вычисление границы предъявляемого образа. Так контур фигуры может быть получен путем применения к бинарному изображению фильтра выделения границ, например, оператора Собеля, Лапласа и др. Результатом такой фильтрации будет ярко выделенная контурная линия границы образа, толщина которой определяется размером оконного фильтра. На рисунке 3 представлен пример получения граничной линии образа с помощью фильтров выделения границ различной ширины.



Рисунок 3. Построение контурных линий образов.

Заключительная стадия алгоритма – поиск контура из списка эталонных, который максимально точно совпадает с предъявленным образом. Мера сходства двух сравниваемых контуров представляет величину в интервале  $[0..1]$ . Значение единица соответствует полному (идеальному) совпадению двух граничных линий. Значение ноль говорит об абсолютном отсутствии каких-либо пересечений между сравниваемыми контурами. На рисунке 4 представлены примеры наилучших совпадений предъявляемых образцов с эталонными контурами. Меры сходства четырех представленных образцов соответственно равны (слева – направо): 0.93, 0.95, 0.91, 0.86.

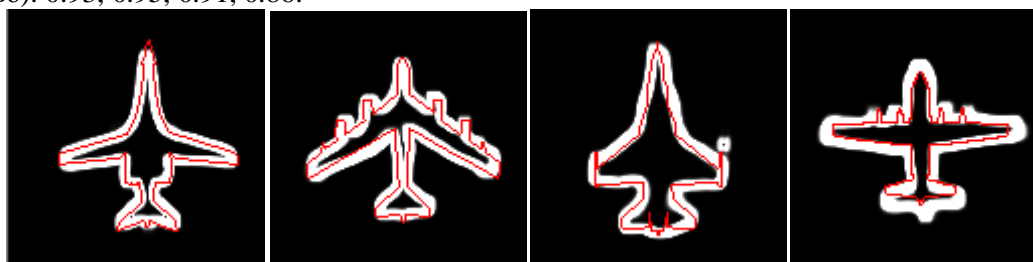


Рисунок 4. Наилучшее сходство с эталонными образами.

## 2.2. Скелетная мера сходства

Другой способ сравнения формы двух плоских объектов основан на использовании медиального представления формы объектов. Медиальное представление плоской фигуры включает в себя скелет – геометрический граф, описывающий структуру объекта, и радиальную функцию, описывающую ширину объекта. Скелет состоит из множества срединных осей, образованных точками центрами вписанных в фигуру окружностей. Радиальная функция определена в точках скелета и равна радиусу вписанной окружности с центром в этой точке. Алгоритмы построения медиального представления бинарных изображений описаны в работе [3]. На рисунке 5 представлен пример скелета бинарного образа.

Задача сравнения скелетов предъявляемого образа с эталонными экземплярами заключается в поиске такого скелетного графа, который бы максимизировал следующую меру сходства:

$$c(x, y) = \frac{1}{L(f)} * \sum_s \sum_t f(s, t) * w(x + s, y + t)$$

где  $f(x, y)$  – скелет предъявляемого образа,  $w(x, y)$  – скелет эталонного образа,  $L(f)$  – суммарная длина ребер скелета предъявляемого образа,  $c(x, y)$  – мера сходства предъявляемого и эталонного образа.

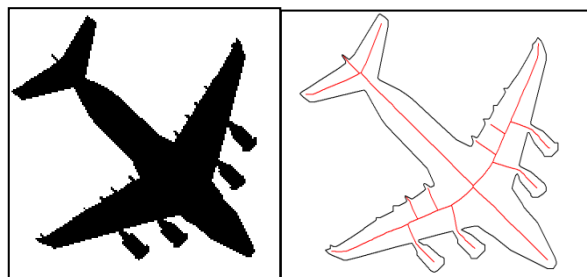


Рисунок 5. Скелетный граф бинарного образа.

Эталонный скелет представляет собой векторную геометрическую модель набора вершин и списка ребер, позволяющую эффективно осуществлять весь спектр аффинных преобразований. Поэтому приведение скелетного графа к нужному спутниковому разрешению не составляет большого труда и может быть осуществлено с помощью формулы (1), представленной выше. Величина сходства двух скелетов принимает значение из интервала  $[0...1]$ . Значение единица соответствует стопроцентному совпадению двух сравниваемых скелетных графов. Нулевое значение указывает на абсолютное несовпадение (отсутствие любых пересечений) скелетов двух образов. Визуально процесс сравнения двух скелетов выглядит как поиск наилучшего совмещения двух графов, как показано на рисунке 6.

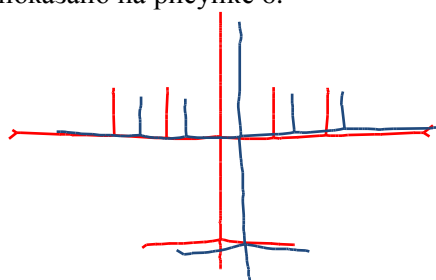


Рисунок 6. Наилучшее совмещение скелетных графов.

Форма скелета весьма чувствительна к небольшим изменениям и деформациям границы объектов. Поэтому, визуально схожие образы могут иметь весьма различающиеся скелетные графы. И в этом случае мера сходства предъявляемого и эталонного образов численно не будет уже соответствовать максимальному совпадению. Для разрешения этой проблемы предлагается искусственно увеличить ширину ветвей эталонных скелетных графов. Тем самым будет создана дополнительная область для совмещаемых скелетов, которая будет численно увеличивать меру сходства. На рисунке 7 слева показан пример эталонного изображения и его скелет с увеличенной шириной ветвей.

Большая изменчивость предъявляемых форм и соответственно скелетных графов может быть сглажена именно с помощью управляемой ширины ветвей. Физический смысл предложенной меры сходства определяет долю скелета эталона, лежащую вблизи скелета образа. На рис. 7 представлены примеры образцов самолетов (выход сегментирующей нейронной сети) и показаны наилучшие совпадения их скелетов с эталонами из базы. В приведенном примере ширина эталонных скелетных ветвей равна 10 пикселям.

### 2.3. Дискровая мера сходства

Дискровая мера сходства основывается на использовании признаков, полученных из медиального представления. Скелет после регуляризации представляет собой геометрический

плоский граф, имеющий вершины 1, 2 и 3 степени. Для построения признакового описания используются вершины 1 и 3 степени. Каждая такая вершина является центром вписанного круга. Размеры этих кругов известны. Будем называть такие круги реперными дисками. Гипотеза, положенная в основу предлагаемой дисковой меры, состоит в том, что набор таких дисков является уникальным для каждого объекта. Измерение сходства и различия объектов строится на сравнении наборов реперных дисков. Для каждого бинарного изображения набор включает неупорядоченную последовательность выделенных дисков  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$  в формате  $C_i = (x_i, y_i, r_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$ , задающем координаты центров и радиусы реперных дисков. На рисунке 8 представлен пример построения набора реперных дисков для эталонного бинарного изображения объекта, а на рисунке 9 – наборы дисков, полученные для силуэтов объектов, выделенных в результате сегментации исходных аэрокосмических снимков. На обоих рисунках представлены объекты одного и того же типа. Все изображения прошли предварительную обработку, в результате которой произведена нормализация изображений. Нормализация состоит в определении оси симметрии объекта и повороте изображения таким образом, чтобы центр максимального реперного круга лежал в начале координат, а ось симметрии совпала с осью ординат.

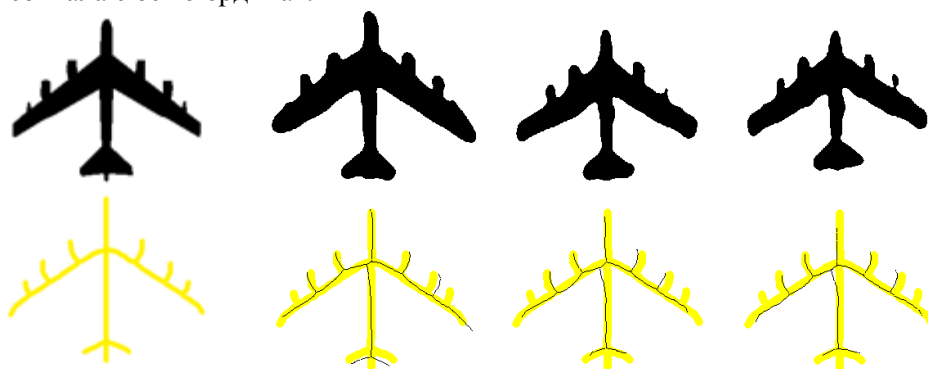


Рисунок 7. Скелетный граф с широкими ветвями.

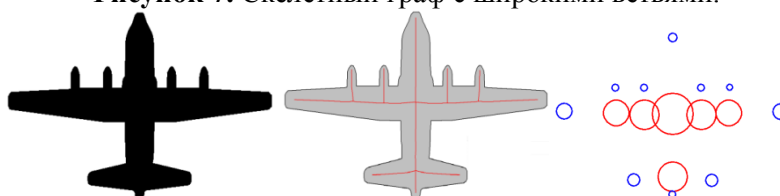


Рисунок 8. Получение набора реперных дисков для эталонного изображения объекта.

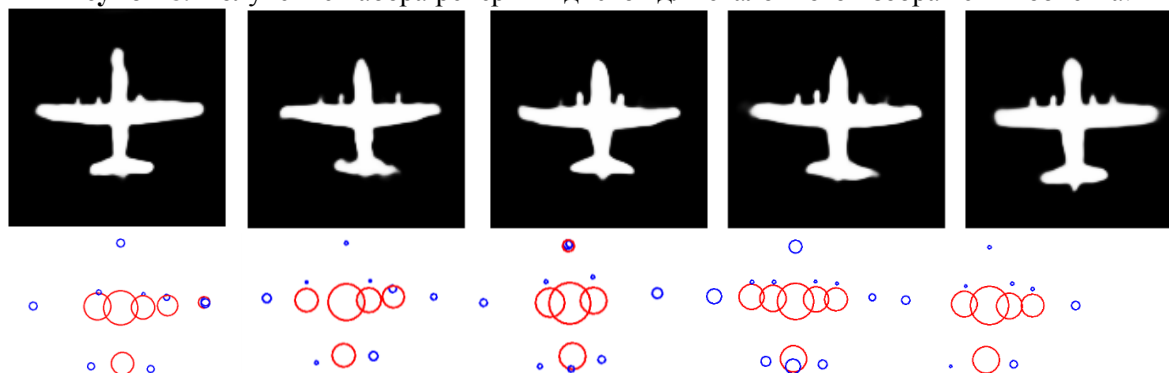


Рисунок 9. Получение наборов реперных дисков для изображений объектов из аэрокосмических снимков.

Мера сходства и различия объектов вычисляется на основе сравнения наборов реперных кругов после приведения их к единому масштабу. Это можно сделать, поскольку для эталонных изображений объектов их размеры известны из имеющейся конструкторской и рекламной

документации, а для тестовых объектов имеются данные о разрешении в исходных снимках (линейные размеры одного пикселя) и размеры объектов в пикселях.

Мера сходства двух отдельных дисков  $C_1$  и  $C_2$  (мера Жаккара):

$$\mu(C_1, C_2) = \frac{Area(C_1 \cap C_2)}{Area(C_1 \cup C_2)}$$

Если диски  $C_1$  и  $C_2$  не пересекаются, то  $\mu(C_1, C_2) = 0$ , если совпадают, то  $\mu(C_1, C_2) = 1$ .

Для сравнения двух объектов, заданных своими наборами реперных дисков  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$  и  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$ , строится матрица парных сравнений отдельных дисков из обоих наборов.

$W = \|W_{ij}\|$  – матрица сравнения реперных дисков,  $W_{ij} = \mu(C_i, D_j)$ .

Для определения общего сходства двух наборов необходимо построить наилучшее паросочетание дисков, максимизирующее сумму мер попарного сходства. Паросочетание предполагает, что каждому диску одного набора может быть поставлен в соответствие только один диск из другого набора. Выбор наилучшего паросочетания приводит к следующей оптимизационной задаче, известной как задача назначений:

$$\max \left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m W_{ij} \cdot x_{ij} \mid \sum_{i=1}^n x_{ij} \leq 1, \sum_{j=1}^m x_{ij} \leq 1 \right\}$$

Здесь булева матрица  $X = \|x_{ij}\|$  определяет выбор соответствия между парами реперных дисков обоих наборов. При  $x_{ij} = 1$  диски  $C_i$  и  $D_j$  считаются соответствующими друг другу, а при  $x_{ij} = 0$  – нет.

Исходя из общих соображений, в данном приложении не требуется получение высокоточного оптимального решения этой задачи. Поэтому для решения вполне подходит приближённый жадный алгоритм «максимального элемента».

1. Упорядочить все  $W_{ij}$  по убыванию
2. Положить  $u_i = 1, i = 1, \dots, n, v_j = 1, j = 1, \dots, m$
3. Основной цикл – перебор списка всех пар  $(i, j)$  по убыванию  $W_{ij}$
4. Если  $W_{ij} > 0$  и  $u_i = 1$  и  $v_j = 1$ , то положить  $x_{ij} = 1$  и  $u_i = 0$  и  $v_j = 0$ .

По окончании основного цикла получается мера сходства образов  $C$  и  $D$ :

$$M(C, D) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m W_{ij} \cdot x_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij}}$$

#### 2.4. Площадная мера сходства

Удобное расположение самолетов носом на север дает возможность использовать простой алгоритм сравнения формы путем совмещения образа и эталона и оценки анализа площадей их пересечения и объединения. Эталонные образцы представлены в граничном виде, поэтому получить силуэт самолета в виде площадной фигуры не составляет большого труда. Предъявляемый для сравнения образ также представляет собой бинарную фигуру. В результате чего, сравнение двух форм может быть осуществлено с использованием теоретико-множественных операций. Площадная величина сходства двух сравниваемых объектов определяется отношением площади пересечения силуэтов объектов к площади их объединения и принимает значение из интервала  $[0..1]$  (мера Жаккара). Значение единица соответствует полному совпадению фигур. Нулевое значение указывает на абсолютное несовпадение силуэтов.

Для рассматриваемой задачи сравнения объектов необходимо среди всего множества эталонных образцов выбрать тот, который даст максимальный отклик описанной метрики при совмещении двух силуэтов. Визуально процесс поиска наилучшего совмещения выглядит как итерационная операция «прикладывания» эталонных форм к предъявляемому образу.

### 3. Вычислительные эксперименты

Для сравнительного анализа предложенных мер оценки сходства объектов были проведены вычислительные эксперименты с подготовленной базой реальных изображений. Разработанные алгоритмы реализованы и протестированы на практической задаче классификации изображений самолетов на аэрокосмических снимках. Были собраны реальные данные из открытых источников. В результате сегментации были получены изображения 532 самолетов более 40 разных типов. Для каждой меры проводился общий прогон по классификации всех тестовых изображений путем сравнения со всеми эталонными изображениями. По результатам сравнения классификация осуществлялась по методу 1NN, т.е. по ближайшему соседу. Результаты классификации представлены в таблице. Цифры в таблице показывают долю правильно классифицированных объектов.

Мера	TOP 1	TOP 3	TOP 5
Граничная	0.60	0.77	0.85
Скелетная	0.35	0.69	0.84
Дисковая	0.65	0.91	0.95
Площадная	0.70	0.87	0.94

Полученные результаты продемонстрировали высокий уровень качества распознавания и подтвердили возможность использования предложенных методов в системах машинного зрения.

Следует отметить высокую вычислительную эффективность полученных алгоритмов. Все они работают достаточно быстро, чтобы быть используемыми в реальном времени работы систем обработки больших аэрокосмических изображений.

### 4. Заключение

В докладе предложены новые меры сходства формы объектов, полученных в результате сегментации аэрокосмических снимков. Предложенное решение основано на использовании непрерывных морфологических моделей: контурном описании границ и медиальном представлении силуэтов объектов. Меры ориентированы на классификацию формы этих объектов по их сходству с известными эталонными изображениями.

### 5. Благодарности

Работа выполнена при поддержке РФФИ, грант 20-01-00664.

### 6. Литература

- [1] Vaijayanthi, S. Aircraft Identification in High Resolution Remote Sensing Images using Shape Analysis / S. Vaijayanthi, N. Vanitha // International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering. – 2015. – Vol. 3(11). – P. 11203-11209.
- [2] Wang, W. A Novel Method of Aircraft Detection Based on High-Resolution Panchromatic Optical Remote Sensing Images / W. Wang, T. Nie, T. Fu, J. Ren, L. Jin // Sensors (Basel). – 2017. – Vol. 17(5). – P. E1047. DOI: 10.3390/s17051047.
- [3] Местецкий, Л.М. Непрерывная морфология бинарных изображений – Москва: Физматлит, 2009.
- [4] Wu, Q. Aircraft Recognition in High-Resolution Optical Satellite Remote Sensing Images / Q. Wu, H. Sun, X. Sun, D. Zhang, K. Fu, H. Wang // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2015. – Vol. 12(1). – P. 112-116.
- [5] Блохинов, Ю.Б. Разработка алгоритма семантической сегментации аэрофотоснимков реального времени / Ю.Б. Блохинов, В.А. Горбачев, Ю.О. Ракутин, А.Д. Никитин // Компьютерная оптика. – 2018. – Т. 42, №1. – С. 141-148. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-1-141-148.
- [6] Chen, X. Aircraft Detection by Deep Belief Nets / X. Chen, Sh. Xiang, Ch.-L. Liu, Ch.-H. Pan // IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications. – 2014. – Vol. 7. – P. 10-17.

- [7] Khan, M.J. Automatic Target Detection in Satellite Images using Deep Learning / M.J. Khan, A. Yousaf, N. Javed, Sh. Nadeem, K. Khurshid // Journal of Space Technology. – 2017. – Vol. 7(1). – P. 44-49.
- [8] Li, Y. An Aircraft Detection Framework Based on Reinforcement Learning and Convolutional Neural Networks in Remote Sensing Images / Y. Li, K. Fu, H. Sun, X. Sun // Remote Sensing Image Processing. – 2018. – Vol. 10. – P. 243.
- [9] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [10] Mestetskiy, L. Method for assessing the symmetry of objects on digital binary images based on fourier descriptor / L. Mestetskiy, A. Zhuravskaya // ISPRS – International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2019. – Vol. XLII-2/W12. – P. 143-148.

## Measures to compare the shape of objects in remote sensing images

L.M. Mestetskiy<sup>1</sup>, A.B. Semenov<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Lomonosov Moscow State University, Leninskie gory 1, Moscow, Russia, 119991

<sup>2</sup>Tver State University, Zhelyabova 33, Tver, Russia, 170100

**Abstract.** This paper considers the actual problem of recognition and classification of objects in remote sensing images by comparing their shape with reference images. Measures of similarity of the image shape based on a comparison of the contours of borders and medial representations of the silhouettes of objects are proposed. The solution to the problem is considered in relation to the classification of images of aircraft. Testing of the proposed approach was performed on the basis of images of aircraft of more than 40 types obtained as a result of segmentation of real remote sensing images. The performed computational experiments demonstrate a rather high level of recognition quality (Top1-71%, Top3-90%, Top5-95%), which confirms the possibility of practical use of the proposed solution.