

ИССЛЕДОВАНИЕ И СИСТЕМАТИЗАЦИЯ МОРФОМЕТРИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ОСНОВНЫХ КЛАССОВ ОБЪЕКТОВ ОБЩЕГЕОГРАФИЧЕСКИХ КАРТ

*Шурыгина А.А.,
Самсонов Т.Е.*

Резюме – Статья посвящена проблеме автоматизированного распознавания пространственных объектов на геоизображениях. Изложен опыт применения инструмента, разработанного на языке программирования Python и определяющего комплекс морфометрических характеристик пространственных объектов линейной и площадной локализации, а также использования средств машинного обучения для классификации объектов общегеографических карт на основе эталонных диапазонов значений указанных характеристик.

Ключевые слова – классификация, морфометрия, распознавание графических образов, форма.

ANALYSIS AND SYSTEMATIZATION OF MORPHOMETRIC CHARACTERISTICS OF MAJOR CLASSES OF GEOGRAPHIC MAPS' OBJECTS

*Shurygina A.A.,
Samsonov T.E.*

Abstract – The paper is devoted to the problem of the automated pattern recognition and shape description of spatial objects. The study applies Python programming language and machine learning tools to determine the list of morphometric characteristics for them and to define the range of values related for each class of geographic maps' objects.

Keywords – classification, pattern recognition, shape description.

Введение

В процессе восприятия геоизображений человек в первую очередь задействует зрительную систему. Она позволяет сравнивать видимую совокупность графической информации с образами¹ пространственных объектов в его сознании, а, значит, распознавать их и делать выводы о ряде характеристик объектов.

Объём геоизображений неуклонно растёт, что повышает востребованность надёжного автоматизированного распознавания образов представленных объектов геосистемы и анализа их свойств. В работе предлагается использовать знания о форме и типичном взаиморасположении пространственных объектов. Задача видится актуальной по трём причинам.

¹ Образ — результат познавательной деятельности человека — ощущения, понятия и умозаключения, составляющие идеальную форму отражения объектов в человеческом сознании (Берлянт, 2006).

Во-первых, большинство алгоритмов автоматизированного дешифрирования снимков на сегодняшний день основано на классификации ячеек растрового изображения по их значениям спектральной яркости. Для повышения эффективности распознавания нужна формализация также геометрических и структурных признаков.

Во-вторых, анализ геометрических свойств и пространственных отношений объектов может быть средством контроля качества наполнения баз пространственных данных (БПД), при котором семантика объекта сопоставляется с его формометрическими характеристиками на предмет соответствия. В случае же, когда форма является единственной доступной информацией о пространственных объектах, её анализ открывает возможность атрибутирования объектов, то есть получения различных качественных и количественных данных о них.

В-третьих, описание морфологии объектов и их взаимных конфигураций дает важную информацию для контроля алгоритмов автоматизированной генерализации пространственных данных и в будущем должно позволить применять подходы, сохраняющие вычисленные характеристики.

Разнообразие форм и структур объектов земной поверхности неисчислимо, поэтому в первом приближении для классификации формометрических характеристик географических объектов целесообразно использовать более формализованную модель — карту.

Цель работы — исследовать и систематизировать характеристики формы и пространственных отношений основных классов объектов общегеографических карт для решения геоинформационных задач, связанных с распознаванием пространственных образов.

Для достижения цели поставлены и решены следующие задачи:

1. Изучить опыт смежных наук в машинном распознавании графических образов; ознакомиться с разработанными к настоящему моменту характеристиками формы и взаимной пространственной конфигурации объектов земной поверхности.
2. Исследовать возможности существующего геоинформационного программного обеспечения в области анализа формы и структуры пространственных объектов.
3. Определить набор исследуемых характеристик формы и пространственных отношений объектов и разработать на языке программирования Python специализированные инструменты для их вычисления.
4. Выбрать тестовый набор общегеографических карт и применить к объектам основных классов нанесения существующие и разработанные инструменты анализа формы и структуры.
5. Сделать выводы о зависимости значений использованных признаков от класса пространственных объектов, масштаба общегеографических карт, выявить иные закономерности и систематизировать полученные знания.

В настоящей статье кратко приводится информация о более ранних исследованиях аналогичной тематики, описана методика выполнения работы и экспериментальные данные. В разделе «Результаты» подробно описаны итоги проделанного исследования, далее представлены выводы по теме работы.

Исследования по теме

Работа обобщает и развивает исследования, проведённые в области автоматизированного дешифрирования снимков, картометрии, автоматизированной генерализации и контроля качества наполнения БПД.

В тематической морфометрии анализ формы используется как инструмент изучения заранее определённого типа объекта (рельеф, ландшафт, почвенный покров и др.). Существует немало трудов, содержащих описания связей между морфометрическими показателями и свойствами определённых типов объектов. Так, геоморфологическая морфометрия ассоциируется с работами профессора, д.г.н. Ю.Г. Симонова [4], анализом ландшафтного рисунка занимается д.г.н. А.С. Викторов [1], анализ почвенных структур можно найти в работах В.М. Фридланда [6].

Ранее, в дипломной работе А. Ю. Тюкавина «Применение методов анализа формы для автоматизированного распознавания пространственных объектов», была показана значимость морфометрических признаков и характеристик пространственных отношений объектов в автоматизированном дешифрировании снимков, дана оценка применимости указанных дескрипторов в решении некоторых практических задач, разработаны программные инструменты анализа ряда признаков формы объектов [5].

Анализ формы модели пространственного объекта является неотъемлемой частью алгоритмов генерализации, применяемых в мультимасштабном картографировании: множество характеристик формы представлено в книгах зарубежных авторов по данной теме [7, 9].

Методика. Распознавание образов — это классификация объектов по нескольким категориям на основе эталонов или прецедентов — объектов-образцов, правильная классификация которых известна. Главная задача распознавания образов — создание системы решающих правил (классификаторов) — принципов отнесения образа к одному из классов на основании его вектора признаков [3].

Пространство признаков формировалось на основе характеристик формы объектов. В качестве её дескрипторов были выбраны следующие показатели. Симметричность — использовались различные подходы для её вычисления: на основании элементов минимального описанного прямоугольника, а также при помощи нахождения площади пересечения исходной и отражённой относительно фиксированной оси фигуры [7]. Компактность — опробовано несколько формул: от канонических Кола и IPQ до метода, использующего момент инерции фигуры [8]. Ортогональность — кратность суммы углов контура объекта 90° . Извилистость — отношение длины исходного контура к длине аппроксимирующей его линии. Изометричность — степень постоянства формы по любым направлениям. Фрактальная размерность — мера самоподобия, также использует аппроксимацию контура [9]. Схематичность — отношение количества звеньев ломаной, изображающей объект, к её общей длине. Для линейных объектов дополнительно вычислялся средний ранг узла, проверялась замкнутость линий.

Для расчёта перечисленных характеристик относительно векторного набора пространственных данных использовался инструмент *Model Builder* программного продукта *ArcGIS for Desktop 10.3*. Большинство инструментов анализа формы было реализовано на языке программирования *Python*. Для удобства использования написанный скрипт обладает возможностью запускаться через интерфейс *ArcGIS for Desktop 10.3*.

На рисунке 1 представлена схема обработки исходных данных. Первоначально для площадных объектов рассчитывается минимальное Евклидово расстояние до объектов того же слоя (инструмент *Near*). Следующим шагом становится применение моделей, собранных в приложении *Model Builder*, — в атрибутивной таблице заводятся новые поля для коэффициентов компактности и извилистости, а в используемой базе данных — таблицы с показателями рангов узлов для линейных объектов.

Затем запускается скрипт для вычисления морфометрических характеристик через графический интерфейс *ArcGIS for Desktop 10.3* — к исходной атрибутивной таблице добавляются 14 новых полей. Атрибутивная таблица слоя экспортируется в формат

*.xlsx для продолжения работы с ней в программном продукте Microsoft Excel. Заметим, что в ней автоматически появляются поля площади и периметра объектов (shape_length, shape_area). Идентификационные номера объектов (ID) заменяются на название его типа (река, здание, автомобильная дорога и т.д.) — если предстоит создать обучающую выборку, из 6 показателей симметричности для каждого объекта выбирается максимальный, остальные удаляются (функция «МАКС»). Итоговая схема получаемых данных показана в таблице 1. Значения всех ячеек (кроме поля «Тип» — текст) относятся к типу чисел двойной точности (*double*).

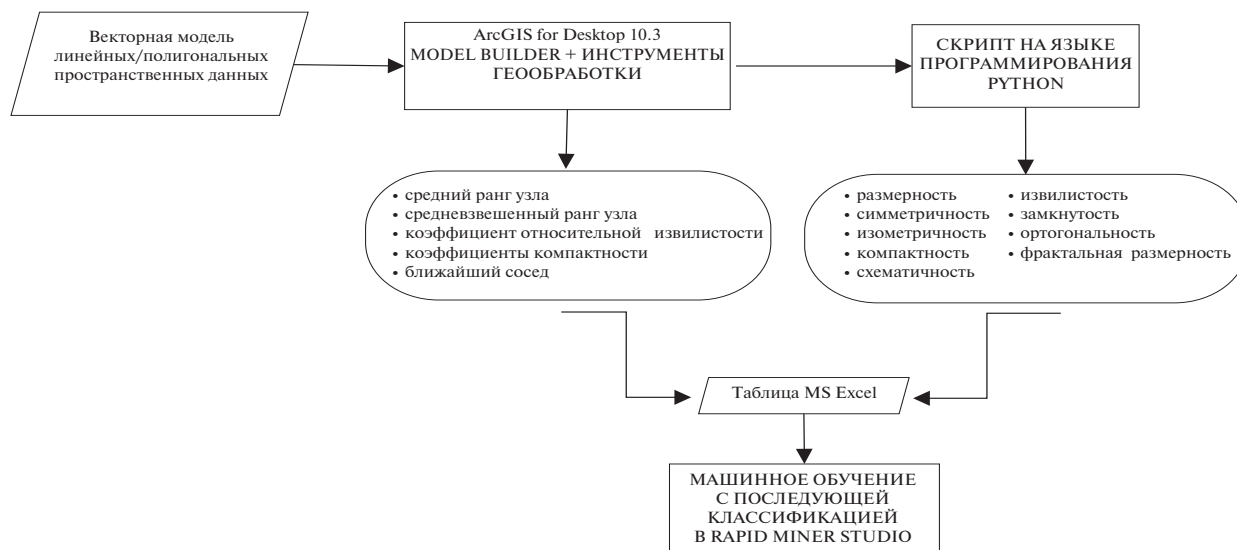


Рис. 1. Схема обработки данных

Таблица 1.

Общая схема получаемых таблиц с допустимыми значениями полей

	Тип	Размерность	Макс. симметричность	Изометричность	Компактность (МИ)	Ортогональность
Линейный объект	река, дорога, ж/д и т.п.	1	0	0	0	≥ 1
Площадной объект	озеро, здание и т.п.	2	[0;1]	≥ 1	> 0	≥ 1
	Схематичность	Извилистость 1	Извилистость 2	Компактность Кола	Компактность IPQ	Ближайший сосед
Линейный объект	> 0	≥ 1	≥ 1	0	0	0
Площадной объект	> 0	≥ 1	≥ 1	(0;1]	(0;1]	≥ 0
	Периметр	Площадь	Фрактальная разм-ть 1	Фрактальная разм-ть 2	Замкнутость	Итого
Линейный объект	> 0	0	> 0	> 0	0/1	9
Площадной объект	> 0	> 0	> 0	> 0	1	16

Данным этапом завершается создание признакового пространства элементов геоизображений. Следующий шаг — выявление минимально необходимого набора этих признаков, который позволил бы в зависимости от их значений (их диапазоны также требуется узнать) относить неопознанный пространственный объект к нужному классу. Иными словами, формируется обучающая выборка, которая в дальнейшем позволит распознавать произвольные объекты. Выборка поступает в программный продукт *Rapid Miner Studio* — открытую платформу для машинного обучения. Были задействованы алгоритмы нейронной сети, дерева решений; инструменты, определяющие вес каждого признака объекта в процессе классификации и оценивающие её достоверность.

Исходные данные

Для создания обучающей выборки были выбраны основные линейные и полигональные классы пространственных объектов трёх БПД, соответствующих разным масштабам. Крупный масштаб, около 1:10 000 — данные открытого источника *Open Street Maps*. Близкий к среднему (масштаб 1:100 000) и мелкий (масштаб 1:1 000 000) — данные цифровой топографической карты. Территорией исследования стала Московская область — район, в котором в равной степени представлены основные классы объектов общегеографических карт.

После того, как для всех классов пространственных объектов были получены морфометрические характеристики формировались обучающие выборки. Из каждого класса выбиралось 600 случайных элементов. Выборки отличались количеством классов входящих в них объектов и их локализацией (объекты были либо одной локализации, либо включались и линейные, и площадные объекты). Всего было создано 57 выборок.

Тестирование результатов обучения проводилось на данных аналогичных источников и масштабов, но относящихся к фрагментам территорий Республики Карелия и Калужской области. Другим экспериментальным набором для верификации алгоритма распознавания стали схемы дешифрирования снимков растительности ключевых участков экотона «тундра—тайга» [2].

Результаты

Практическая часть работы позволила выделить пять факторов, влияющих на качество распознавания пространственных объектов на геоизображении по характеристикам их формы: масштаб геоизображения (степень генерализации), количество классов, на которые необходимо разделить объекты, набор рассчитанных атрибутов, тип ландшафта, в котором находится объект, и тип его пространственной локализации.

Обучающие выборки в формате таблиц *.xlsx импортировались в программную среду *Rapid Miner Studio*, где проходили несколько этапов анализа. Фрагмент полученных результатов представлен в таблице 2. Вначале на основе выборок обучалась модель, объединяющая в себе нейронную сеть и дерево решений и записывалась достоверность² результата её работы (поле «Достоверность» таблицы 2). Затем, встроенным инструментом определялась информативность (нормированный вес) характеристик в классификации. Записывались не абсолютные значения весов, а их ранг (признаку с наибольшим весом присваивалось значение 1, далее — чем меньше вес, тем больше

² Достоверность — отношение числа правильно классифицированных объектов к общему числу объектов обучающей выборки. Предполагается, что модель машинного обучения работает в 2 этапа: вначале обучается, затем верифицируется по той же обучающей выборке.

ранг). Последовательным исключением атрибутов наибольшего ранга из выборки были выявлены необходимые и достаточные признаки для распознавания объектов одного масштаба и локализации (таблица 2: в поле «Достоверность после сокращения атрибутов» содержится оценка качества классификации, проведённой только на основании усечённого числа характеристик). Выявлено, что набор, но не количество характеристик формы влияет на результат распознавания.

Диапазон значений качества классификаций заключён между 49 % — выборка из всех доступных шестнадцати классов объектов цифровой карты масштаба 1:100 000, и 100 % — набор из объектов овражно-балочной сети и ям или холмов округлой формы. Практически абсолютная достоверность (99 %) распознавания была у пары «здания — железнодорожные платформы», причём для этого случая было достаточно критерия компактности формы (Рис. 2). В большинстве случаев модель работает с достоверностью от 70 до 90 %. Линейные объекты правильно распознаются в среднем в 78 % случаях, площадные — в 86 %. При сочетании разных локализаций правильный класс объектам присваивается в 80 % случаев. В целом достоверность распознавания падает с увеличением числа классов объектов в выборке.

Таблица 2.

Фрагмент таблицы результатов машинного обучения

Содержание выборки	Масштаб	Достоверность, %	Достоверность после сокращения атрибутов, %	рейтинг весов атрибутов															
				Размерность	Максимальная симметричность	Изометричность	Компактность (МИ)	Ортогональность	Схематичность	Извилистость_1	Извилистость_2	Расстояние до ближайшего соседа	Компактность_кол	Компактность_IPQ	Периметр/длина	Площадь	Фрактальная размерность_1	Фрактальная размерность_2	Замкнутость
автодороги; ж/д	1:10000	81	80	16	16	16	16	2	4	1	8	16	16	16	3	16	7	6	5
автодороги; ж/д	1:1000000	88	90	16	16	16	16	4	3	6	7	16	16	16	1	16	5	8	2
автодороги; реки	1:100000	64	68	16	16	16	16	4	5	3	8	16	16	16	2	16	7	6	1
гидрография; ж/д платформы; здания; населённые пункты;	1:10000	98	98	16	9	2	8	1	7	14	12	10	3	6	5	4	11	13	16
автодороги; водохранилища; ж/д; здания; населённые пункты; озёра; реки (п)	1:100000	80	78	1	1	1	4	9	7	6	3	5	1	10	8	1	11	16	2
линейные объекты				площадные объекты				смешанная локализация				необходимые и достаточные атрибуты							

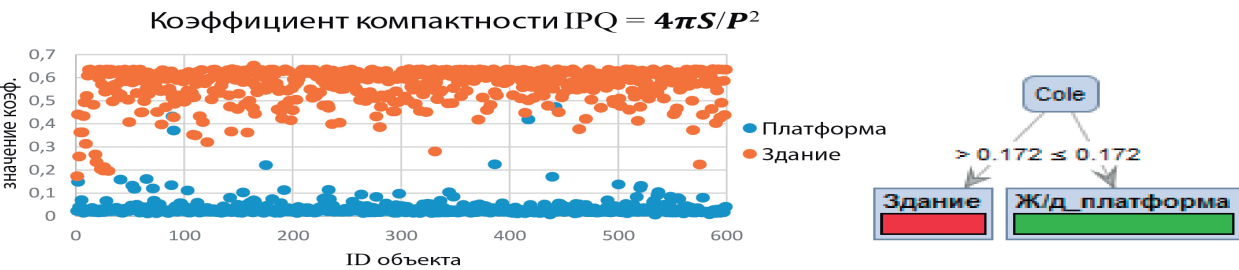
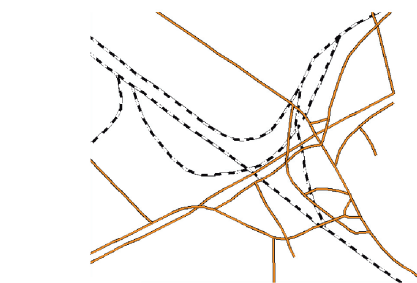


Рис. 2. Различимость ж/д платформ и зданий по признаку компактности формы

Ведущими признаками для распознавания объектов линейной локализации стали извилистость, ортогональность, схематичность, длина, фрактальная размерность и замкнутость. Фрактальная размерность и извилистость — признаки, отличающие природные и антропогенные объекты. Между собой антропогенные объекты различаются в основном по значению ортогональности (наличию прямых или развёрнутых углов вдоль линий) и извилистости. Схематичность — это детальность векторизации линии, она зависит от масштаба и сложности объекта, которая определяется извилистостью и наличием фрактальности. На *рисунке 3* приведён пример дерева решений для классификации автомобильных и железных дорог, веса их признаков, а также оценка точности работы модели, выполненная на основе объектов, не вошедших в обучающую выборку.

В узлах дерева указан признак разбиения (извилистость, схематичность, ортогональность), а его рёбрах — границы классов, листья — итоговые классы. Ширина полосы под названием класса говорит об относительном числе объектов, пришедших при распознавании именно к этому листу, а цвета о том, правильно ли они были распознаны, много ли ошибочных решений в данном листе.

attribute	weight ↓
Компактность_IPQ	1
Схематичность	0.998
Компактность	0.988
Ортогональность	0.974
Компактность_Кол	0.855
Периметр	0.720
Площадь	0.620
Фракт.размерность_2	0.597
Ближайш.расстояние	0.465
Фракт.размерность_1	0.440
Извилистость_1	0.324
Изометричность	0.243
Извилистость_2	0.072
Макс. симметричность	0.068
Размерность	0
Замкнутость	0



RuleModel

```

if Периметр > 5.569 and Извилистость_2 ≤ 2.436 then Тип Г
if Компактность_Кол > 0.437 then Тип Б (1 / 9 / 5 / 1 / 0 / 4)
if Периметр ≤ 0.230 then Тип Д (0 / 0 / 0 / 0 / 3 / 0)
if Компактность_IPQ > 0.406 and Компактность ≤ 0.745 then Тип Е (0 / 0 / 0 / 0 / 0 / 3)
if Ортогональность ≤ 1.012 then Тип А (2 / 0 / 0 / 0 / 0 / 0)
if Периметр > 4.197 then Тип В (0 / 0 / 2 / 0 / 0 / 0)
if Периметр ≤ 0.702 then Тип Б (0 / 1 / 0 / 0 / 0 / 0)
else Тип Г (0 / 0 / 0 / 0 / 0 / 0)

```

accuracy: 81,07%

	true Дорога	true ЖД	class precision
pred. Дорога	204	33	86.08%
pred. ЖД	52	160	75.47%
class recall	79.69%	82.90%	

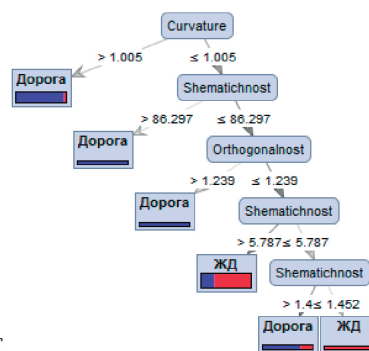


Рис. 3. Результат работы модели по классификации автомобильных и железных дорог

Набор необходимых и достаточных характеристик линейных объектов постоянен во всех рассматриваемых масштабах, однако достоверность классификации изменяется. В мелком масштабе она высока для всех комбинаций (больше 80 %), в среднем и крупном нет однозначной закономерности, вероятно, из-за того, что при переходе между этими масштабами происходит отбор объектов, меняется их разнообразие в каждом классе и граничные значения характеристик смещаются, что в одних случаях улучшает распознаваемость, а в других нет.

При классификации площадных объектов наиболее информативными атрибутами стали площадь, периметр, схематичность, ортогональность, компактность (*IPQ*), извилистость контура и расстояние до ближайшего соседа. Как и в случае с объектами линейной локализации ортогональность близкая к 1 характерна для антропогенных объектов. Компактность немаловажна как для антропогенных объектов (*рис. 2*), так и для природных: пары «ямы — овраги» и «озёра — водохранилища» успешно различаются

по этому признаку. Площадь и периметр являются спутниками этих признаков, разделяя, например, обширные контура растительности и меньшие по площади озёра или грунты.

Наиболее сложные характеристики, такие как симметричность, изометричность и компактность (вычисляемая через момент инерции) оказались не столь информативными, как описанные выше признаки. Заметим, что эти атрибуты в большей степени описывают площадной объект, его сущность, чем это делает ортогональность, схематичность и извилистость контура, которые рассчитываются также и для линейных объектов. Возможно, это говорит о наличии иерархии признаков формы: сначала исследуются линии и контура площадных объектов, и, если их атрибутов недостаточно для распознавания, дополнительно следует изучить содержание контуров. Эту гипотезу подтверждает тот факт, что в выборках, содержащих объекты смешанной локализации, симметричность, изометричность и компактность нередко входят в пятёрку характеристик с наибольшим весом — то есть тогда, когда линий в выборке становится слишком много и требуются более индивидуальные признаки, свойственные каждому типу локализации. По этой причине для смешанных выборок необходимо не менее 10 атрибутов при классификации.

Было проведено дополнительное исследование линейной взаимозависимости анализируемых признаков — между атрибутами объектов линейной локализации корреляции обнаружено не было, кроме очевидной пары «длина линии — замкнутость». В наборах площадных объектов зачастую оказываются связанными площадь и периметр, а также «простые» коэффициенты компактности (Кола и изоколичественного периметра) с показателем изометричности, что, вероятно, происходит потому, что в вычислениях в обоих случаях участвуют элементы описанных фигур и исходных.

Форма пространственных объектов и их взаиморасположение зависят от типа ландшафта, в котором они находятся. Возможность использования классификационных моделей, обученных на выборках из объектов Московской области, была оценена на двух фрагментах цифровой топографической карты масштаба 1:1 000 000 с аналогичными наборами классов пространственных объектов и их атрибутов (характеристик формы). Участок №1 представляет собой квадрат со стороной 130 км, расположенный в Республике Карелия, к северо-западу от Онежского озера. Участок №2 — прямоугольник размерами 60×45 км, покрывающий г. Калугу и окрестности. Поскольку оба участка однородны по рисунку ландшафта, разница в площади не имеет значения.

По окончании классификации была произведена численная оценка результата: на участке №1 правильно распознаны 66% объектов, на участке №2 — 74%.

В Республике Карелия наилучшим образом были распознаны горизонталь: 93 %. Речная сеть на том же участке была правильно классифицирована в 89% случаев. Другие классы объектов распознавались с меньшей точностью. Среди водоёмов было «узнано» лишь две трети озёр (66 %). Наиболее важными их признаками стали площадь и компактность. Водоёмы средней площади с выраженной ортогональностью очертаний были признаны населёнными пунктами или зданиями. Ещё более крупные по площади озёра с малой изометричностью и высокой степенью извилистости очертаний — наиболее типичные для ледникового типа рельефа — отнесены к участкам растительного покрова. Границы административно-территориального деления распознаны как дороги по признаку схематичности и незамкнутости. Железная дорога — по критерию длины, отсутствию множества мелких ответвлений.

Классификация автомобильных дорог оказалась правильной лишь в половине случаев (54%). Причина кроется в различной извилистости объектов на двух территориях. На рисунке 4 видно, что в Московской области дороги более прямолинейны, чем реки,

тогда как в Республике Карелия объекты близки по этому показателю, а некоторые дороги даже более извилисты, чем реки. Именно такие объекты были отнесены к рекам. Однако разделяющей характеристикой стала не извилистость, а родственный ей признак — схематичность.

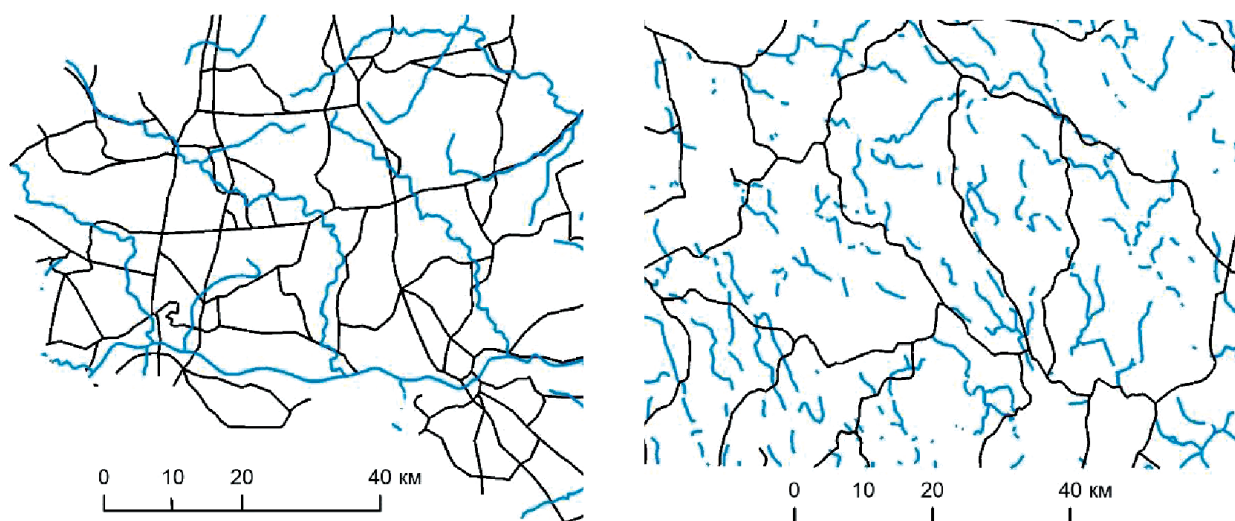


Рис. 4. Сравнение морфометрических характеристик рек (серый) и автодорог (чёрный) на территории Московской области (слева) и Республики Карелия (справа)

На участке № 2 плотность, средняя длина фрагментов дорожной сети и её извилистость близка к показателям Московской области, поэтому автомобильные дороги были распознаны с абсолютной точностью. Одна ошибка была сделана при классификации речной сети: наименее извилистый участок был отнесён к дорогам. Населённые пункты участка имеют схематичные и ортогональные очертания, поэтому были классифицированы безошибочно. Однако похожую форму имела часть ареалов растительности, поэтому в этом классе ошибки составили 16%. Рельеф и железные дороги были распознаны с точностью, ниже 80%. Также, как и в Республике Карелия, незамкнутые и протяжённые горизонталы интерпретировались как реки.

Несмотря на то, что рассмотрено только две выборки, независимые от обучающей, можно сделать вывод о том, что форма и пространственные отношения объектов земной поверхности подчиняются закону близкодействия У. Тоблера и ландшафтной дифференциации, что необходимо учитывать при их распознавании.

Применимость использованной в работе технологии создания пространства признаков объектов, машинного обучения и распознавания была проверена на схемах дешифрирования растительных сообществ экотона «тундра — тайга» (рис. 5) снимков района плато Путорана [2]. К схемам прилагается описание структурных и геометрических дешифровочных признаков каждого сообщества. Задачей эксперимента стало расширение этого списка и выявление возможности автоматизированного распознавания объектов по схемам дешифрирования.

В каждом типе растительных сообществ половина ареалов была отобрана для создания обучающей совокупности: на рисунке 5 такие объекты находятся ниже пунктирной линии. Оставшиеся полигоны (выше пунктирной линии) подвергались распознаванию. Цвет ареалов и их индекс в легенде соответствует определённому типу растительности (с подробным описанием можно ознакомиться в работе В.И. Кравцовой). В верхнем правом углу иллюстраций указано значение точности классификации в процентах. Средняя точность составила 87%.

Главной характеристикой для распознавания типов растительности стала компактность. Однако только этого дескриптора недостаточно для решения задачи. У каждого класса выявлено несколько определяющих признаков. К причинам ошибок классификации относятся площадь объектов (широкий диапазон внутри каждого типа) и критерий ближайшего соседства, который тесно связан с характером пространственного распределения контуров, анализ которого входит в будущие задачи работы.

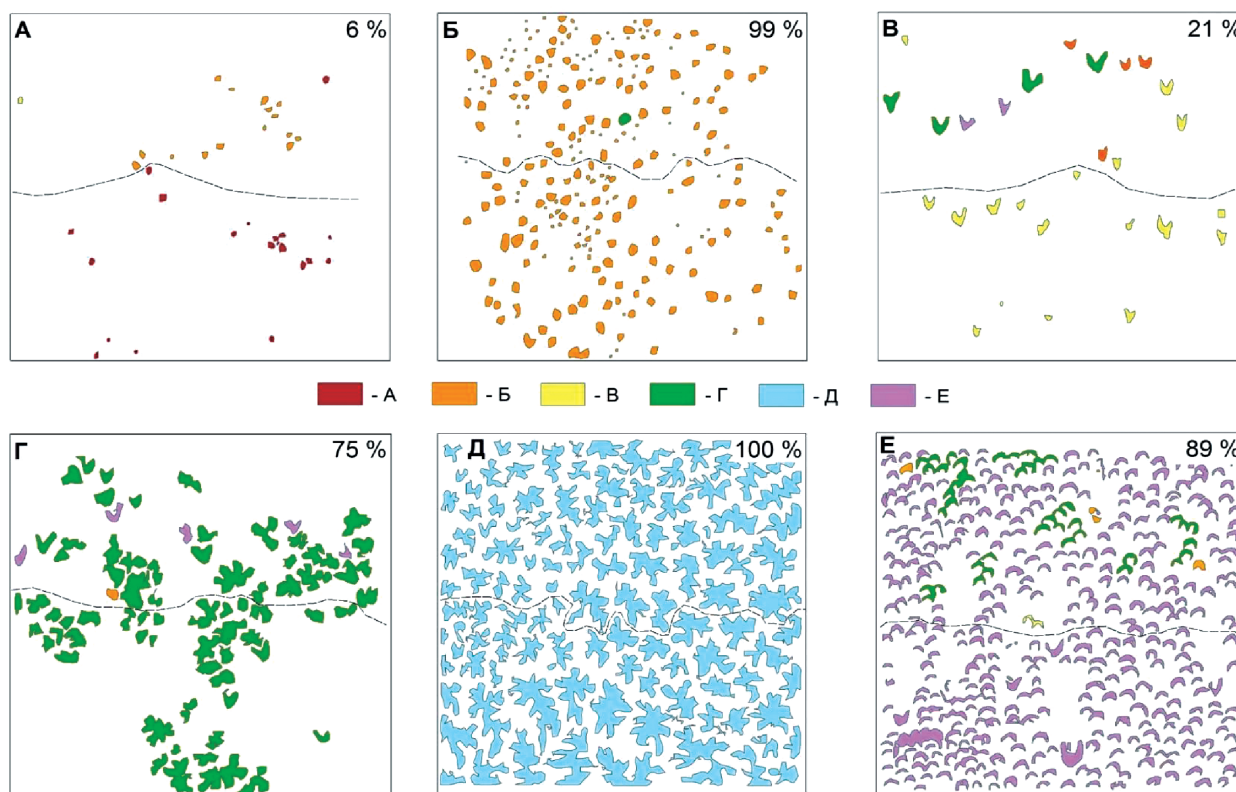


Рис. 5. Распознавание типов растительных сообществ экотона «тундра–тайга» (по материалам Кравцовой В. И.)

Выводы

Форма изображений объектов баз пространственных данных определяется сущностью и очертаниями реальных объектов пространства, масштабом их отображения и географическим положением.

Критерии распознавания одних и тех же классов объектов в разных масштабах остаются постоянными, однако значения признаков изменяются, что влияет на достоверность их классификации. На примере распознавания объектов трёх фрагментов местности, два из которых относились к одному типу ландшафта, а один отличался, была подтверждена необходимость учёта географической изменчивости формы объектов земной поверхности.

Результат классификации зависит от количества типов распознаваемых объектов: чем их больше, тем сложнее определить границы классов, а также от локализации пространственных объектов: площадные элементы классифицируются достовернее линейных из-за большего набора признаков. Топологическая характеристика множества объектов линейной локализации — ранг узла — не является весомой при классификации. Признаки, свойственные площадным объектам, — симметричность, компактность, изометричность — играют второстепенную роль в их распознавании.

Экспериментальным путём определён минимально необходимый и достаточный набор характеристик пространственных объектов сходной локализации и масштаба. Проведено тестирование алгоритма анализа формы на схемах дешифрирования космических снимков. Разработаны инструменты формализации большинства морфометрических признаков и машинно обученные модели для классификации объектов земной поверхности по критерию формы. Определены факторы, влияющие на достоверность распознавания.

Ключевым направлением дальнейшего исследования является анализ пространственных связей элементов геоизображений, а также их пространственных распределений. Кроме того, необходимо найти способы учёта ландшафтной и межмасштабной изменчивости формы объектов. Расширить список формализованных морфометрических характеристик.

Список литературы

- [1] *Викторов А. С.* Рисунок ландшафта. — М.: Ленанд, 2014. — 184 с.
- [2] *Кравцова В. И.* Пространственная структура экотона тундра — тайга на плато Путорана (по космическим снимкам сверхвысокого разрешения). Вестн. Моск. ун-та сер. 5. География — 2012 — № 1, с. 67 — 74.
- [3] *Местецкий Л. М.* Математические методы распознавания образов. — Курс лекций. — МГУ, ВМиК, 2002—2004.
- [4] *Симонов Ю. Г.* Объяснительная морфометрия рельефа. — М.: ГЕОС, 1999. — 251 с.
- [5] *Тюкавин А. Ю.* Применение методов анализа формы для автоматизированного распознавания пространственных объектов: Дипл. раб. бак. карт. и геоинф. / Тюкавин Андрей Юрьевич; МГУ. — М.: 2015, 76 с.
- [6] *Фридланд В. М.* Структура почвенного покрова. — М.: Мысль, 1972. — 239 с.
- [7] *Fontoura Costa, Cesar Jr.* Shape Classification and Analysis. Theory and Practice, CRC Press, 2009. — 674 с.
- [8] *Li W., Goodchild M. F., Church R.* An efficient measure of compactness for two-dimensional shapes and its application in regionalization problems. International Journal of Geographical Information Science, 27(6), 2013, 1227—1250.
- [9] *Li Z.* Algorithmic Foundation of Multi-Scale Spatial Representation. CRC Press, 2007. — 310 с.

References

- [1] *Viktorov A. S.* Risunok landshafta. — M.: Lenand, 2014. — 184 p.
- [2] *Kravcova V. I.* Prostranstvennaya struktura ehkotona tundra — tajga na plato Putorana (po kosmicheskim snimkam sverhvyssokogo razresheniya). Vestn. Mosk. un-ta ser. 5. Geografiya — 2012 — № 1, pp. 67 — 74.
- [3] *Mestetskij L. M.* Matematicheskie metody raspoznavaniya obrazov. — Kurs lekciy. — MGU, VMiK, 2002—2004.
- [4] *Simonov YU. G.* Ob"yasnitel'naya morfometriya rel'efa. — M.: GEOS, 1999. — 251 p.
- [5] *Tyukavin A. YU.* Primenenie metodov analiza formy dlya avtomatizirovannogo raspoznavaniya prostranstvennykh ob"ektov: Dipl. rab. bak. kart. i geoinf. / Tyukavin Andrej YUr'evich; MGU. — M.: 2015, 76 p.
- [6] *Fridland V. M.* Strukturapochvennogo pokrova. — M.: Mysl', 1972.- 239 p/
- [7] *Fontoura Costa, Cesar Jr.* Shape Classification and Analysis. Theory and Practice, CRC Press, 2009. — 674 p.
- [8] *Li W., Goodchild M. F., Church R.* An efficient measure of compactness for two-dimensional shapes and its application in regionalization problems. International Journal of Geographical Information Science, 27(6), 2013, 1227—1250.
- [9] *Li Z.* Algorithmic Foundation of Multi-Scale Spatial Representation. CRC Press, 2007. — 310 p.

Авторы

Шурыгина А. А. — студент 4-го курса кафедры картографии и геоинформатики.

Самсонов Т. Е. — ведущий научный сотрудник кафедры картографии и геоинформатики, кандидат географических наук.

Authors

Shurygina A. A. — student of the 4th year of the Department of Cartography and Geoinformatics.

Samsonov T. E. — Leading Scientist of the Department of Cartography and Geoinformatics, Candidate of Geographical Sciences.