

**XXII МЕЖДУНАРОДНАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ "СОВРЕМЕННЫЕ ПРОБЛЕМЫ
ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ ИЗ КОСМОСА"**

СПЕКТРАЛЬНЫЕ СВОЙСТВА ТЕХНОГЕННЫХ ГЕОГРАФИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Автор:

Малюта Олег Романович

Научный руководитель:

Ст. преподаватель ФГиГТ НИУ ВШЭ

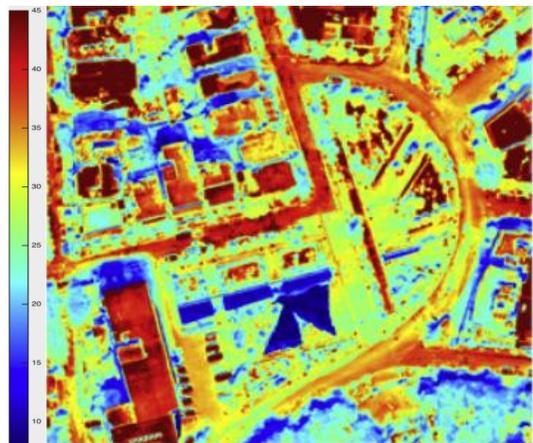
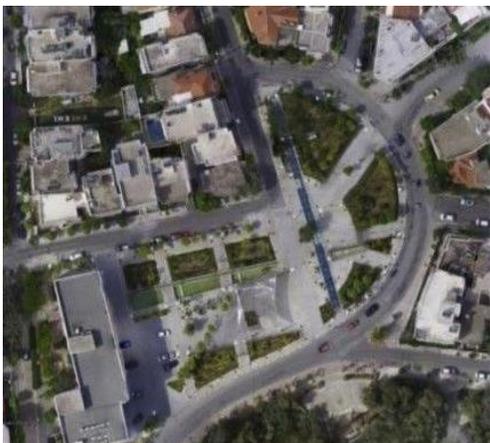
Тельнова Наталья Олеговна

Москва, 2024

ПРОБЛЕМА И АКТУАЛЬНОСТЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Материалы плотных городских ландшафтов характеризуются особым взаимодействием с излучением и значительно влияют на окружающую среду

Пример: городской остров тепла



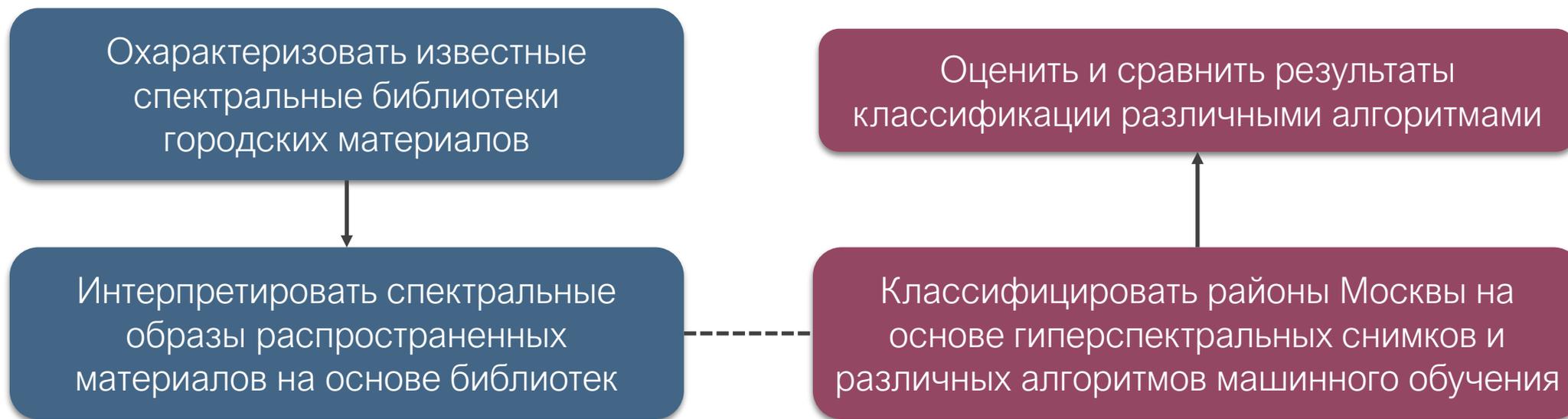
Методы дистанционного зондирования с использованием гиперспектральных снимков позволяют разделить типы покровов, оценить их распределение, а в дальнейшем – аспекты влияния на среду

В российском научном сообществе, в отличие от зарубежного, уделяется недостаточно внимания подобным исследованиям

ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Цель: рассмотреть особенности техногенных географических объектов городской среды с точки зрения ДЗЗ и сравнить эффективность ряда существующих методов классификации гиперспектральных данных на примере районов Москвы

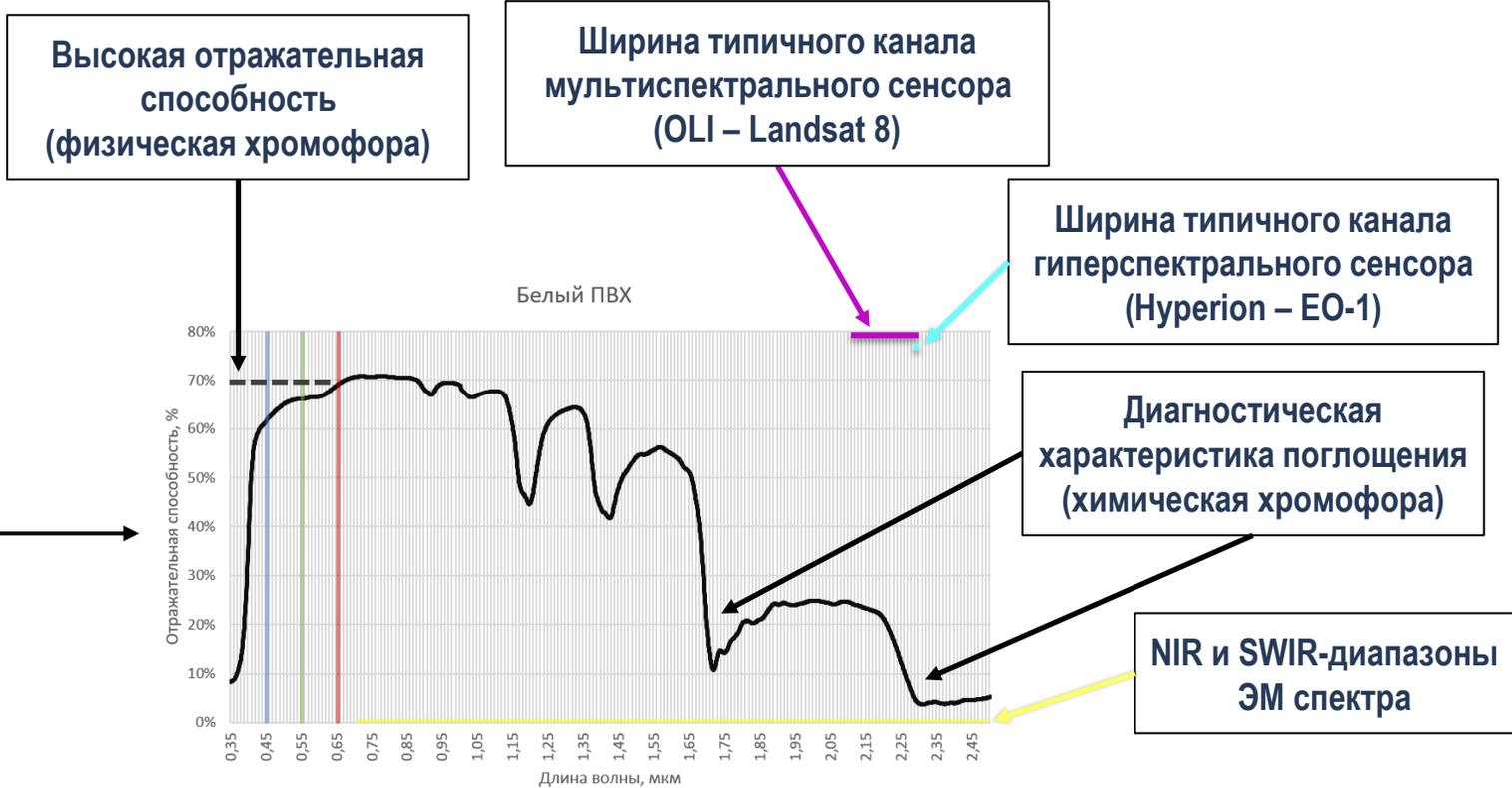
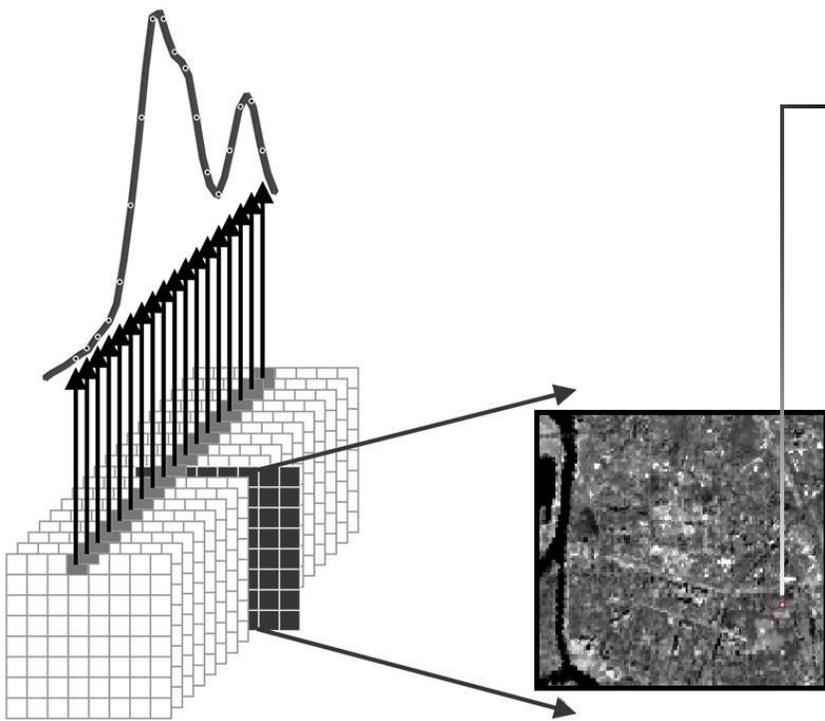
Задачи



КЛЮЧЕВЫЕ ПОНЯТИЯ СПЕКТРОСКОПИИ И ДЗЗ ГОРОДОВ

Ключевые понятия:

- Спектральный образ
- Хромофоры: физические и химические
- Диагностические характеристики поглощения
- Гиперспектральные данные
- Imaging Spectroscopy



«Идеальную» (с точки зрения возможности разделения материалов) городскую среду можно охарактеризовать следующим образом:

- Состоит из уникальных по своему химическому составу типов покровов
- Все представители каждого типа находятся в одном физическом состоянии
- Условия освещения на местности однородны, а объекты разных типов не перемежаются

Однако таких городов не существует, а некоторые материалы схожи между собой

СПЕКТРАЛЬНЫЕ БИБЛИОТЕКИ ТЕХНОГЕННЫХ ОБЪЕКТОВ

Характеристика некоторых спектральных библиотек, содержащих данные об техногенных объектах и материалах

Спектральная библиотека	Разработчик	Назначение	Место взятия образцов	Доступность	Используемые спектрометры	Условия проведения измерений	Количество релевантных спектральных образцов	Спектральный охват образцов, мкм
USGS Spectral Library (Kokaly et. al., 2017)	Геологическая служба США (United States Geological Survey)	Создание базы данных для характеристики и картирования материалов	США	Открытая	Beckman™ 5270; ASD Fieldspec 3; Nicolet Fourier Transform Infra-Red; NASA AVIRIS	Лабораторные Полевые Дистанционные	290 («Artificial materials») 1276 («Minerals»)	0,2–3 (чаще 0,3–2,5)
ECOSTRESS (Meerdink et. al., 2019)	NASA Jet Propulsion Laboratory; Johns Hopkins University; United States Geological Survey	Создание базы данных растений для изучения изменчивости (вариабельности) их спектров	США	Открытая	ASD Fieldspec 3; Beckman UV5240; Nicolet 520FTIR; Perkin-Elmer Lambda 900	Лабораторные Дистанционные	72 («Man-made») 470 («Rock»)	0,35–15,4 (частично 2,0–14)
Santa Barbara Spectral Library (Herold et. al., 2004)	University of California, Santa Barbara	Исследование спектральной разделимости городских материалов	Санта-Барбара, США	Открытая	ASD Fieldspec 3	Полевые	~4500 (108 уникальных)	0,35–2,4

Спектральная библиотека	Разработчик	Назначение	Место взятия образцов	Доступность	Используемые спектрометры	Условия проведения измерений	Количество релевантных спектральных образцов	Спектральный охват образцов, мкм
FISL & HYSL (Heiden et. al., 2007)	German Aerospace Center; GeoForschungsZentrum Potsdam	Создание региональной спектральной библиотеки для автоматизированного дешифрирования городов	Дрезден и Потсдам, Германия	Закрытая	ASD Fieldspec 3; HyMap	Полевые Дистанционные	FISL — неизвестно, 20 уникальных HYSL — 21670, 32 уникальных	0,4–2,5
LUMA SLUM (Kotthaus et. al., 2014)	University of Reading UK; King's College London; NERC National Centre for Earth Observation UK	Создание региональной спектральной библиотеки с включением LWIR-диапазона	Лондон, Великобритания	Открытая	HR-1024 field; M2000 Fourier Transform InfraRed	Лабораторные	74	0,35–2,5 & 8–14
CASILIB (Ben-Dor et. al., 2001)	Tel-Aviv University	Создание региональной спектральной библиотеки для автоматизированного дешифрирования городов	Тель-Авив, Израиль	Закрытая	CASI; ASD Fieldspec 3	Полевые Дистанционные	29 уникальных	0,4–1,1

СПЕКТРАЛЬНЫЕ СВОЙСТВА НЕКОТОРЫХ РАСПРОСТРАНЕННЫХ ГОРОДСКИХ МАТЕРИАЛОВ

Группа	Материал	Типичный спектральный образ	Интерпретация (длины волн, мкм)
Дорожные материалы	(Выветрившийся темный дорожный) асфальт	<p>Выветрившийся темный дорожный асфальт</p>	<p>H: электронные переходы в углеводородных соединениях (0,35)</p> <p>I: электронные переходы в ионах железа (0,52; 0,67)</p> <p>H: колебания в углеводородных соединениях (1,7; 2,3)</p> <p>W: колебания в молекулах воды и гидроксильных группах (1,4; 1,9)</p> <p>S: колебания в силикатах (2,2)</p> <p>(Herold, 2004)</p>
	(Белое) прорезиненное покрытие	<p>Белое прорезиненное покрытие</p>	<p>H: электронные переходы в углеводородных соединениях (0,35)</p> <p>H: колебания в углеводородных соединениях и примесях (1,2; 1,7; 2,3)</p> <p>(Heiden, 2007)</p>
Горные породы	Белый мрамор	<p>Белый мрамор</p>	<p>I: электронные переходы в ионах железа (0,35)</p> <p>W: колебания в молекулах воды и гидроксильных группах (1,4; 1,9)</p> <p>C: колебания в карбонатах (2,3; 2,5)</p> <p>(Bhattacharya, 2019)</p>

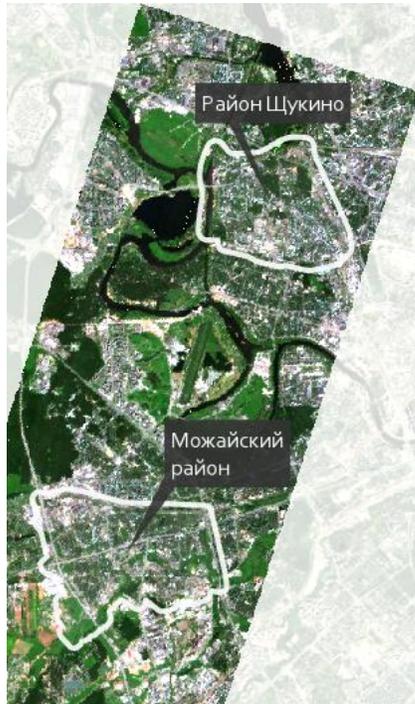
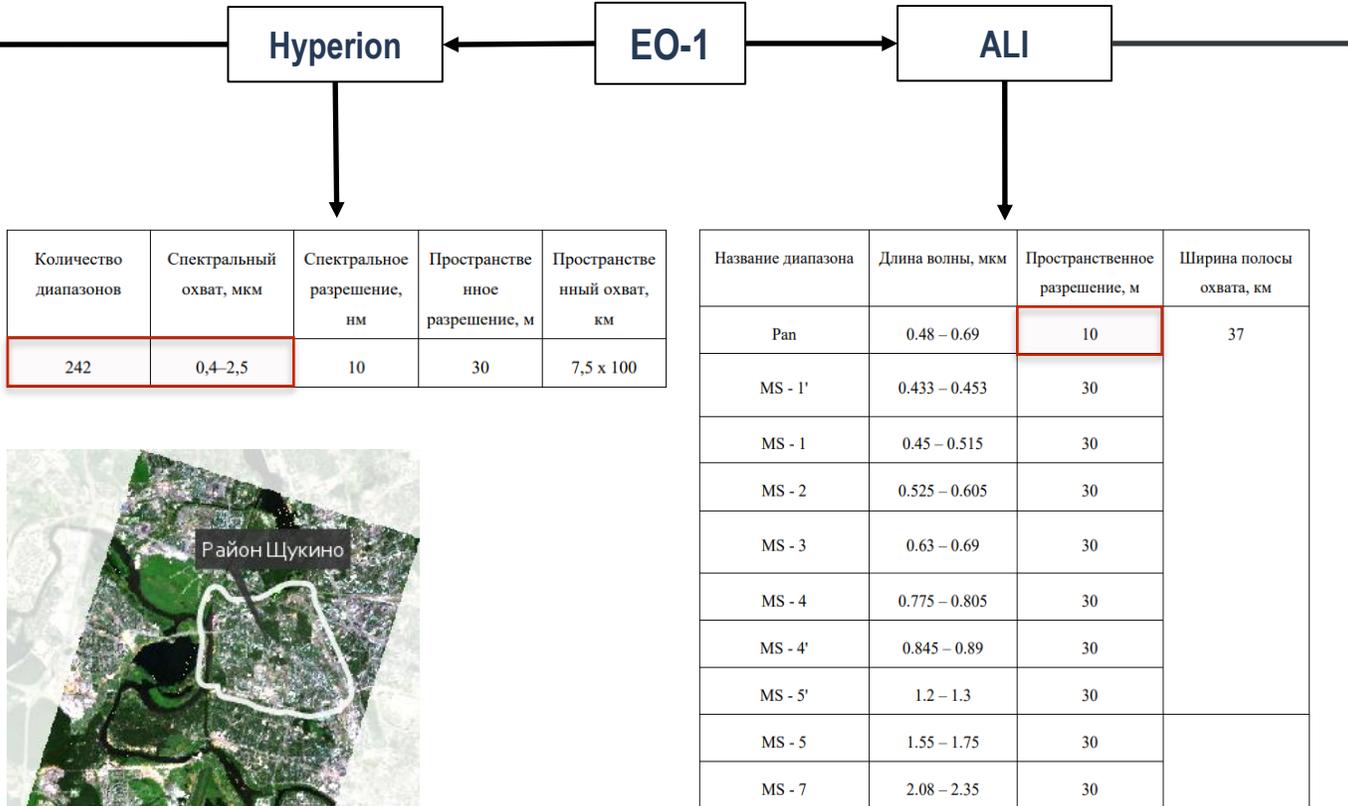
Группа	Материал	Типичный спектральный образ	Интерпретация (длины волн, мкм)
Кровельные материалы	Терракотовая (керамическая) плитка	<p>Терракотовая (керамическая) плитка</p>	<p>I: электронные переходы в ионах железа (0,35)</p> <p>W: колебания в молекулах воды и гидроксильных группах (1,4; 1,9)</p> <p>S: колебания в силикатах (2,3)</p> <p>(Kotthaus, 2014)</p>
	(Выветрившаяся серая) асфальтовая черепица	<p>Выветрившаяся серая асфальтовая черепица</p>	<p>H: электронные переходы в углеводородных соединениях (0,35)</p> <p>W: колебания в молекулах воды и гидроксильных группах (1,4; 1,9)</p> <p>H: колебания в углеводородных соединениях (2,2; 2,3)</p> <p>(Heiden, 2007; Kotthaus, 2014)</p>
	Оцинкованная сталь	<p>Оцинкованная сталь</p>	<p>I: электронные переходы в ионах железа (0,35)</p> <p>*: полоса поглощения цинка (1)</p> <p>H: колебания в молекулах воды и гидроксильных группах (1,9; 2,3)</p> <p>(Kotthaus, 2014)</p>

В качестве основных факторов, формирующих диагностические характеристики поглощения, выступают карбонаты, углеводороды, силикаты, ионы железа и гидроксильные группы. Также особыми полосами поглощения обладают некоторые металлы. В случае совпадения этих характеристик большую роль приобретают общие параметры спектральной кривой. Часть образцов продемонстрировала незначительность диагностических характеристик поглощения, а потому для их разделения может быть полезен больший спектральный охват или дополнительные данные, например, ЦММ.

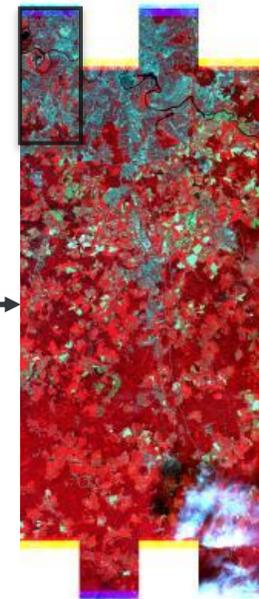
ДАННЫЕ И ТЕРРИТОРИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ



16.06.2005



EO-1



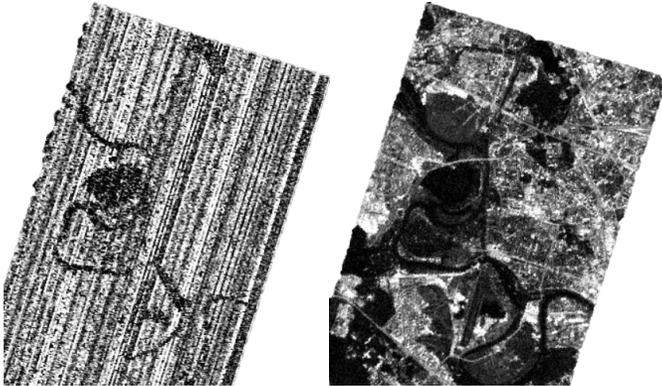
16.06.2005

Выбранный спутник – EO-1 с сенсорами Hyperion и ALI
Основные районы исследования – Щукино и Можайский

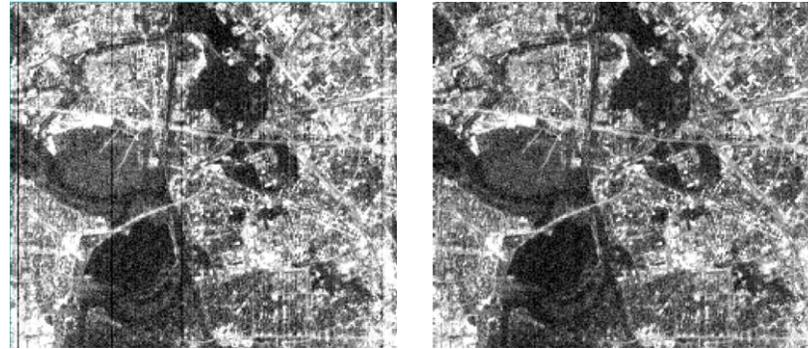
Источник характеристик: USGS EROS Center— URL: <https://www.usgs.gov/centers/eros/eo-1-sensors>

ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ HYPERION

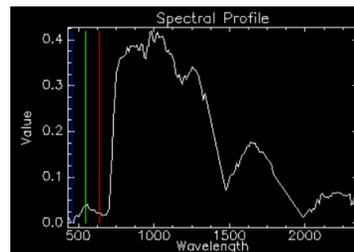
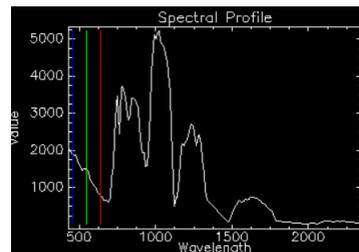
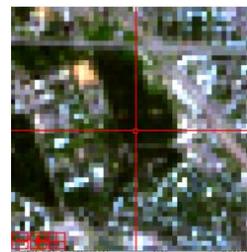
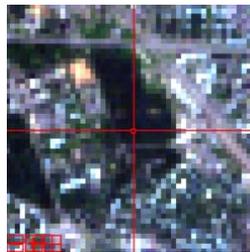
1. Удаление «плохих» каналов (242→158 шт.)



2. Удаление артефактов – вертикальных полос



3. Атмосферная коррекция



4. Коррекция пространственной привязки

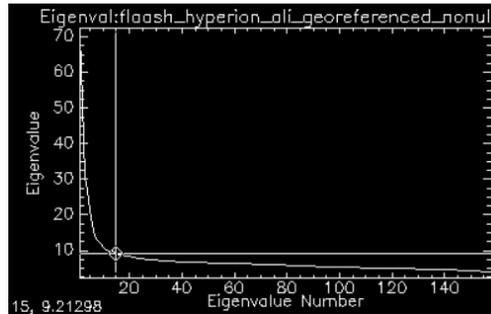
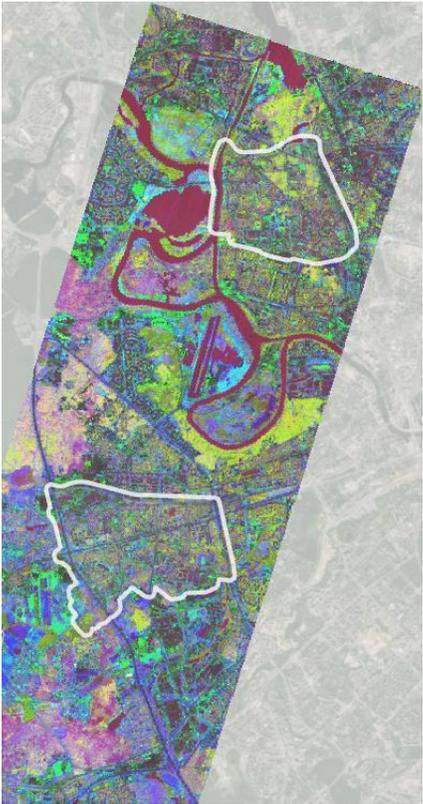


ОТБОР ПРИЗНАКОВ И ЭТАЛОНОВ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ

Обработанный снимок содержит 158 каналов, однако часть информации избыточна. Смешанные пиксели использованы для создания выборки

1. Уменьшение размерности данных:

- Экспертно на основе исследований и распространенных диагностических характеристик поглощения
- Методом Minimum Noise Fraction (MNF)



15-компонентное MNF-изображение из 1,4 и 3 компонент

2. Создание обучающей и тестовой выборки (3500 точек)

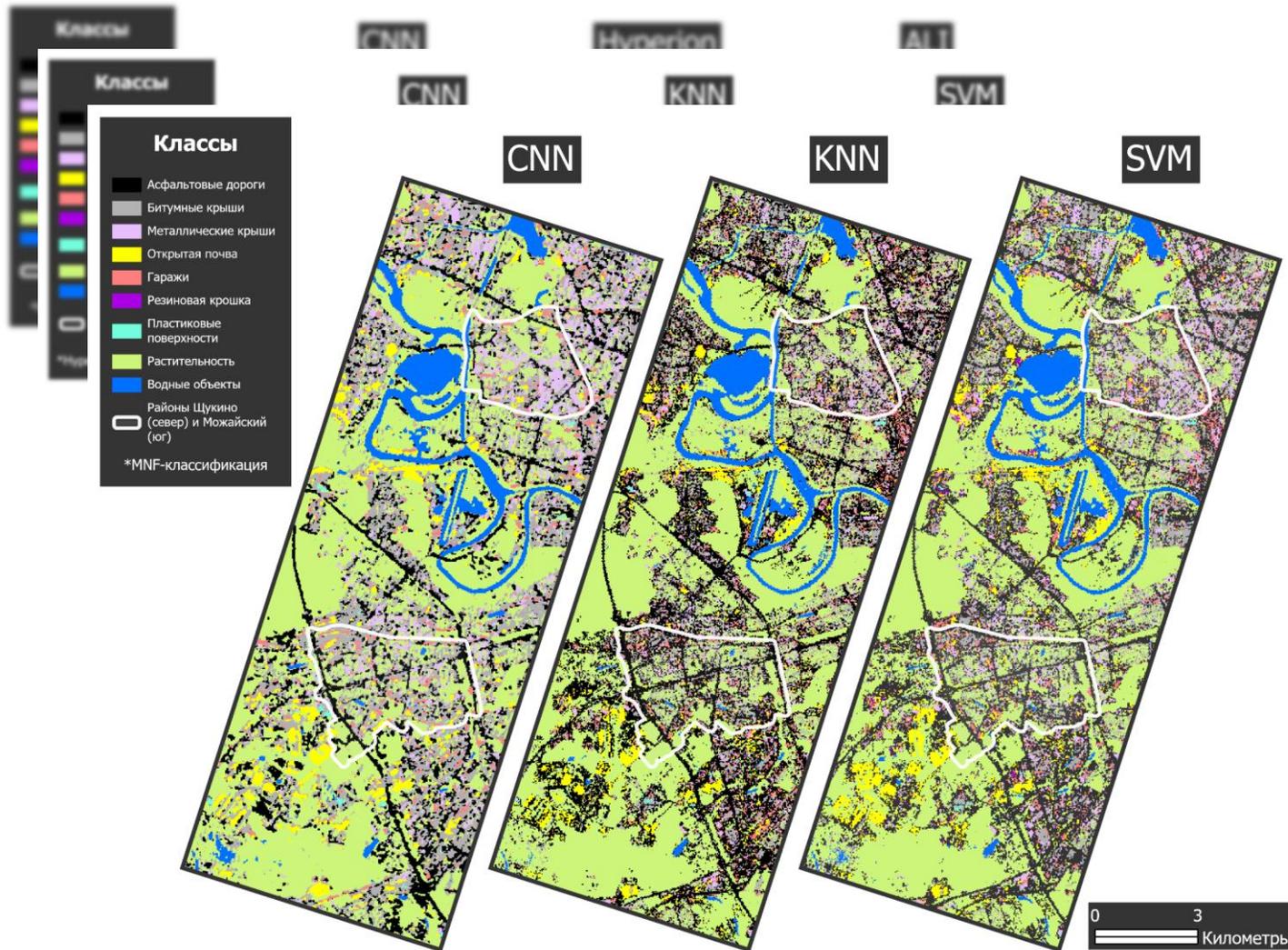
Часть выборки / изображение	MNF-изображение	Панхроматический снимок ALI	Архивная высокодетальная мозаика Google Earth (2007 г.)
Обучающая			
Тестовая			

Выделенные классы:

- Асфальтовые дороги
- Битумные крыши
- Металлические крыши
- Открытая почва
- Гаражи
- Резиновая крошка
- Пластиковые поверхности
- Растительность
- Водные объекты

КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ И СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ

Методы классификации: SVM и KNN (классическое машинное обучение), CNN (глубокое обучение)



Средняя точность методов классификации

Изображение / Метод классификации	CNN	KNN	SVM
Hyperion уменьшенной размерности	72,8%	83,5%	71%
MNF	73%; 87,9% ¹	83,8%	90,2%

¹ Результат повторной классификации после коррекции параметров нейронной сети

ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ ПРОИЗВОДИТЕЛЯ (РА) И ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ (UA) ДЛЯ КЛАССОВ

- MNF – лучший метод уменьшения размерности по сравнению с экспертным («ручным») способом

- SVM и CNN (скорректированная) – наиболее статистически точные методы в данных условиях

Наиболее «сложные» для выделения классы:

- «Резиновая крошка» (ввиду размера представителей класса и репрезентативности)
- «Гаражи» (ввиду спектральной неоднородности)

Наиболее «простые» для выделения классы – природные объекты:

- «Водные объекты»
- «Растительность»

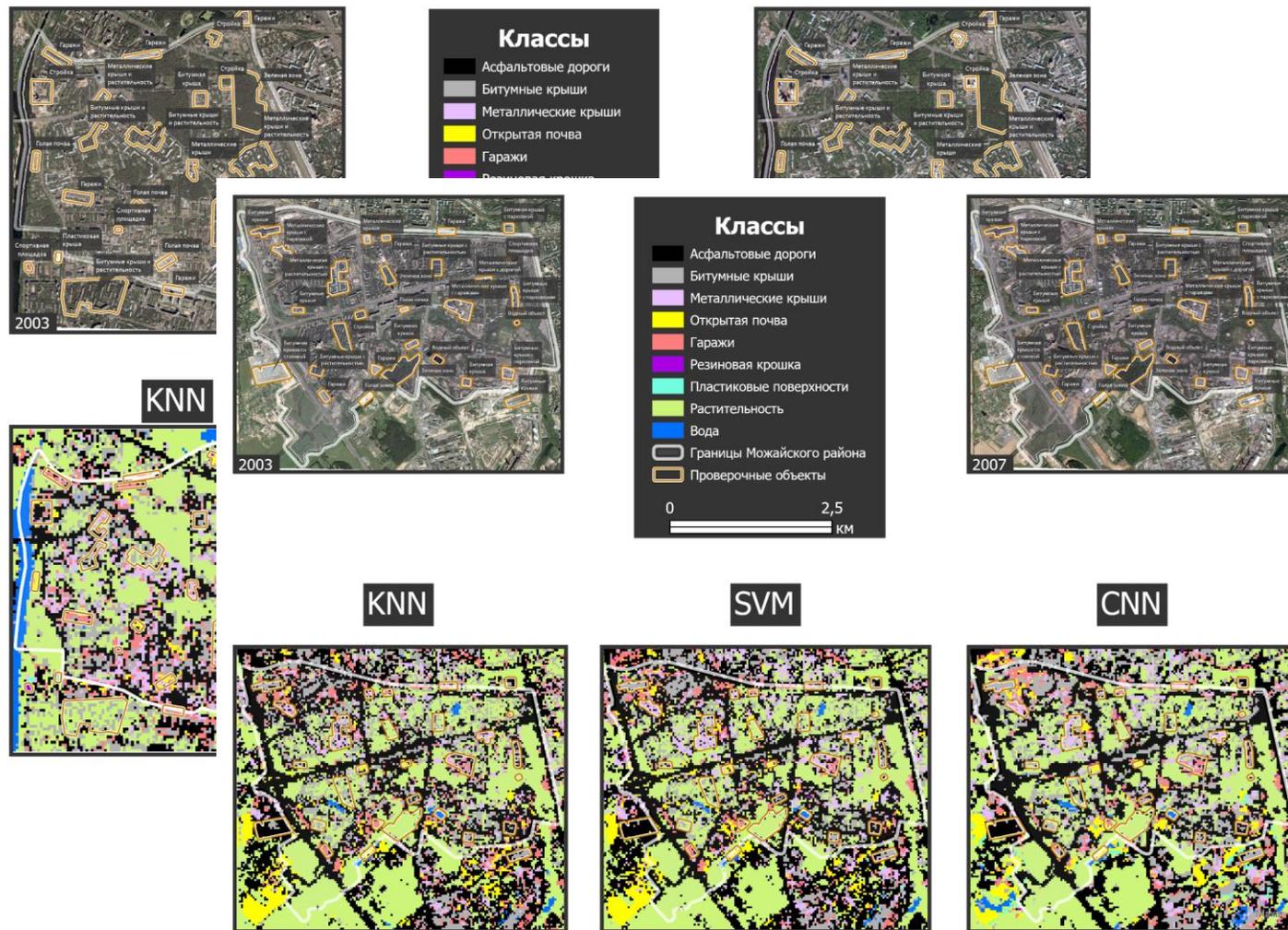
РА: $\frac{\text{Верно классифицированные пиксели класса}}{\text{Общее число пикселей класса согласно проверочным данным}}$

UA: $\frac{\text{Верно классифицированные пиксели класса}}{\text{Общее число пикселей класса согласно проверяемым данным}}$

Метод и исходное изображение/Класс			Водные объекты	Открытая почва	Асфальтовые дороги	Растительность	Резиновая крошка	Пластиковые крыши	Гаражи	Битумные крыши	Металлические крыши
KNN	MNF	PA	0.99	0.8	0.86	1	0.2	0.73	0.43	0.87	0.3
		UA	1	0.85	0.76	0.99	0.14	0.78	0.62	0.63	0.74
	Hyperion	PA	0.99	0.8	0.81	1	0.4	0.73	0.46	0.88	0.32
		UA	1	0.92		0.99	0.25	0.78	0.49	0.6	0.68
SVM	MNF	PA	1	0.91	0.88	1	0.6	0.8	0.49	0.93	0.77
		UA		0.89	0.83	0.99	0.375	0.89	0.95	0.73	0.95
	Hyperion	PA	0.98	0.06	0.96	1	0	0	0	0.73	0.32
		UA	0.99	0.43	0.49	0.98				0.63	0.29
CNN	MNF	PA	0.95	0.77	0.63	0.92	0.2	0.86	0.16	0.57	0.28
		UA	0.94	0.83	0.79	0.71	1	0.85	0.6	0.41	0.57
	Hyperion	PA	0.97	0.75	0.73	0.9	0	0.81	0.14	0.55	0.15
		UA		0.83	0.69	0.71		0.8	0.5	0.49	0.41
MNF, скорректированная модель	PA	1	0.89	0.91	1	0.2	0.8	0.46	0.8	0.64	
		UA	0.95	0.88	0.97	0.5		0.77	0.61	0.83	

ОЦЕНКА И СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ КЛАССИФИКАЦИИ ПО РАЙОНАМ

Эмпирическое сравнение качества классификации районов на основе проверочных объектов по высокодетальным мозаикам и обобщающая таблица



Обобщенная оценка результатов классификации моделей

Метод и изображение/класс		Визуальная точность	Статистическая Точность	Читаемость
CNN	MNF ²	+	+/-	+
	Hyper ion	+/-	+/-	+
KNN	MNF	+/-	+/-	+/-
	Hyper ion	+/-	+/-	-
SVM	MNF	+	+	+/-
	Hyper ion	-	-	+/-

² Результат повторной классификации после коррекции параметров нейронной сети

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

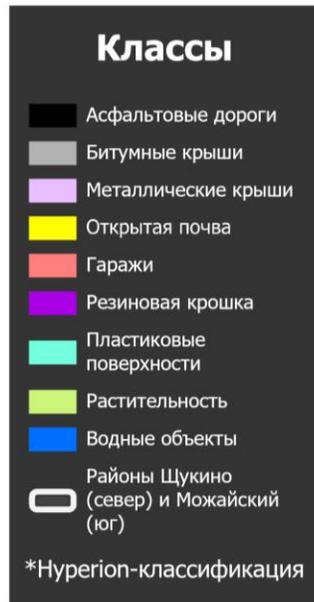
- **Гиперспектральные данные позволяют разделить поверхности на основе диагностических характеристик поглощения**
- **Городская среда – достаточно сложный и разнородный по своим условиям объект исследования.** Это проявляется в смешанности пикселей, высокой внутриклассовой вариабельности и «невыразительности» части поверхностей
- Будут полезны снимки с большим пространственным разрешением, спектральным охватом и дополнительные данные о местности (ЦММ и др.)
- Метод Minimum Noise Fraction оказался более эффективен для уменьшения размерности по сравнению с ручной выборкой каналов
- **Методы как классического, так и глубокого машинного обучения в целом показывают высокий потенциал при разделении городских поверхностей на снимках ДЗЗ даже на основе «шумных» выборок**
- Большая статистическая точность часто приводит к худшему визуальному восприятию итоговых схем

РЕЗУЛЬТАТЫ

1. Характеристика некоторых спектральных библиотек с данными о техногенных материалах
 2. Интерпретация спектральных свойств некоторых распространенных городских материалов
 3. Ряд схем классификации для западной части Москвы на 2005 год
- **Наиболее точные из последних, в перспективе, с учетом определенной погрешности, могут быть использованы** для анализа изменений в городской структуре, климатических и экологических исследований (связь между материалами застройки и островом тепла и т.д.)

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ

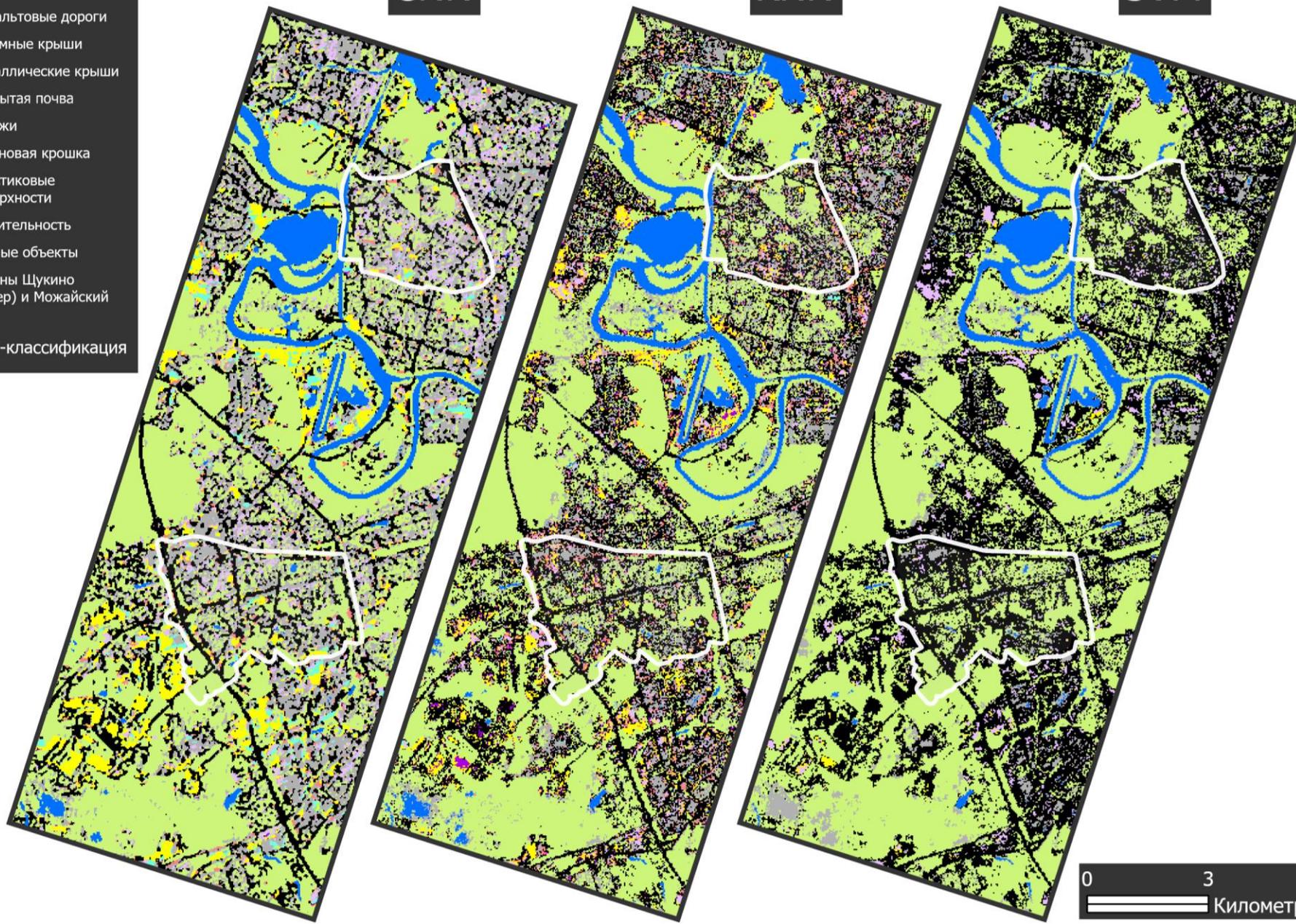
Результаты классификации на основе изображения Nuregion уменьшенной размерности



CNN

KNN

SVM



Результаты классификации на основе MNF-изображения

Классы

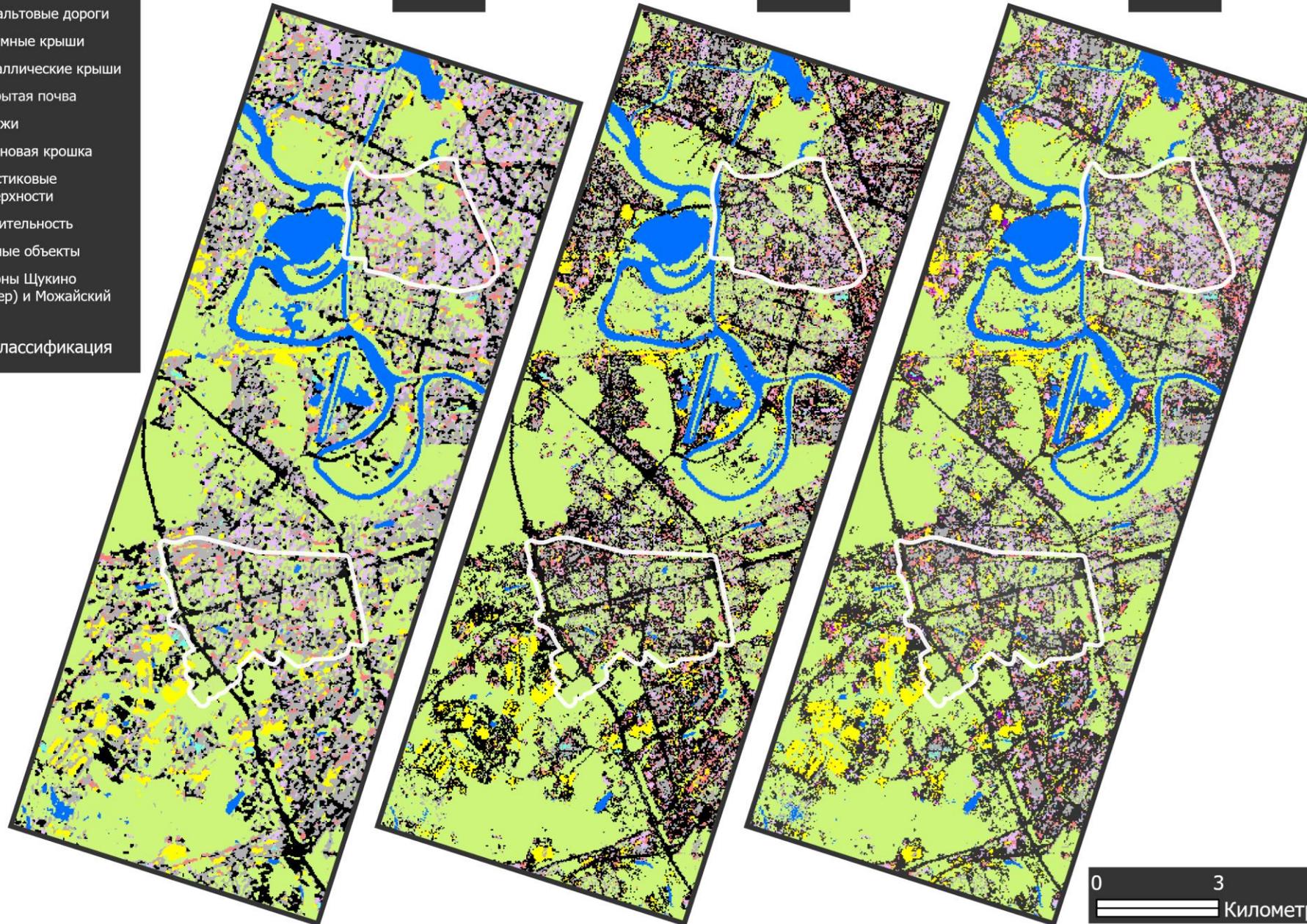
- Асфальтовые дороги
- Битумные крыши
- Металлические крыши
- Открытая почва
- Гаражи
- Резиновая крошка
- Пластиковые поверхности
- Растительность
- Водные объекты
- Районы Щукино (север) и Можайский (юг)

*MNF-классификация

CNN

KNN

SVM



0 3
Километры

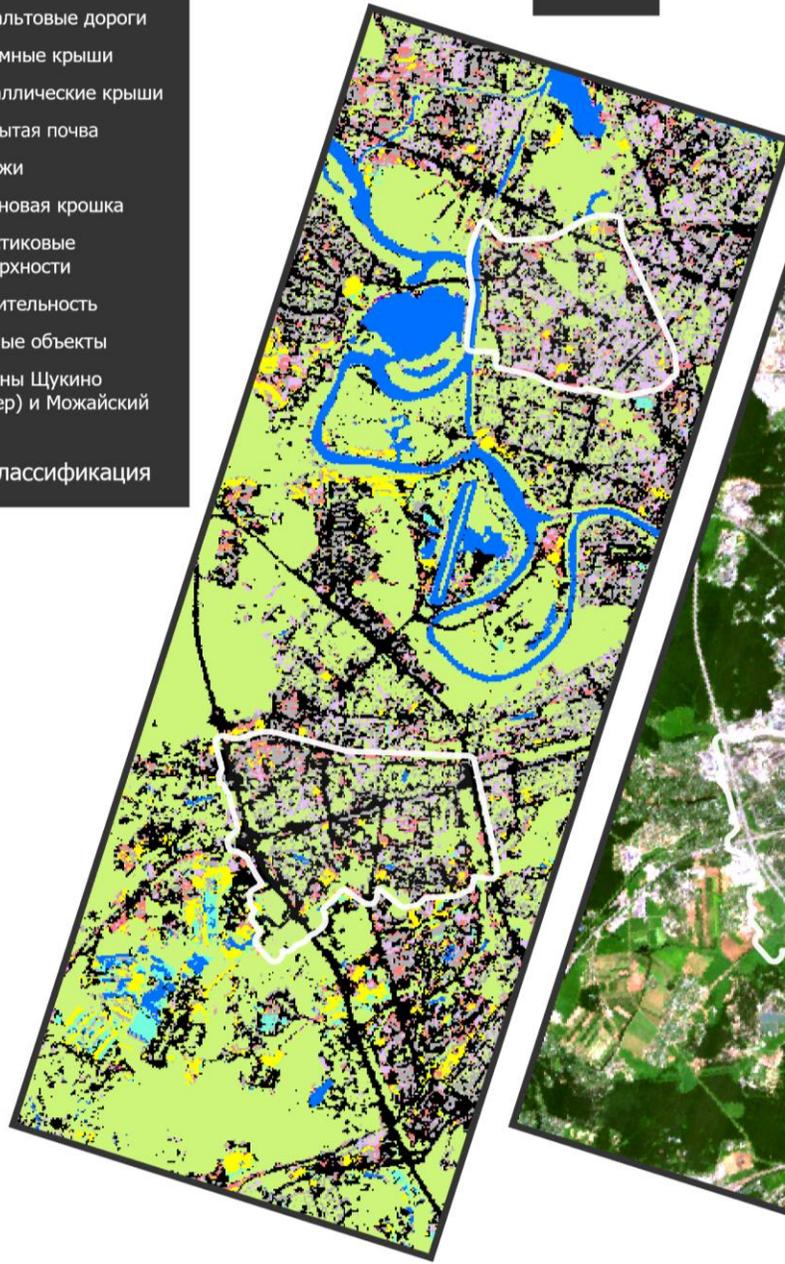
Результаты классификации на основе MNF-изображения скорректированным методом CNN в сравнении с оригинальным снимком Hyperion в синтезе естественных цветов и панхроматическим снимком ALI

Классы

- Асфальтовые дороги
- Битумные крыши
- Металлические крыши
- Открытая почва
- Гаражи
- Резиновая крошка
- Пластиковые поверхности
- Растительность
- Водные объекты
- Районы Щукино (север) и Можайский (юг)

*MNF-классификация

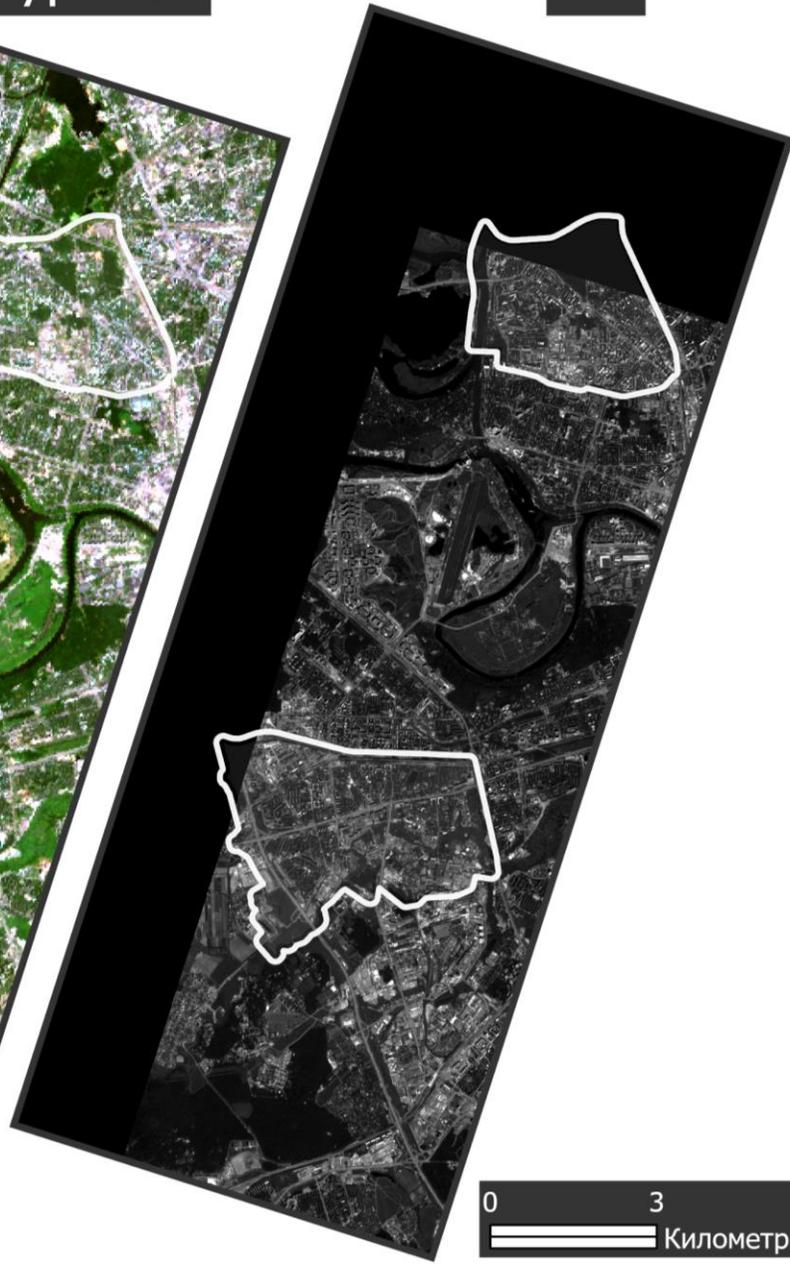
CNN



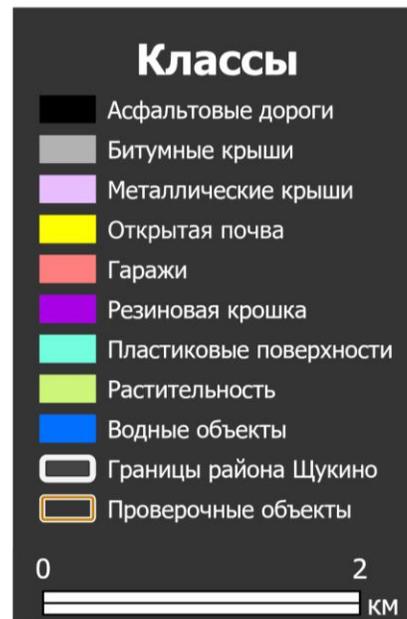
Hyperion



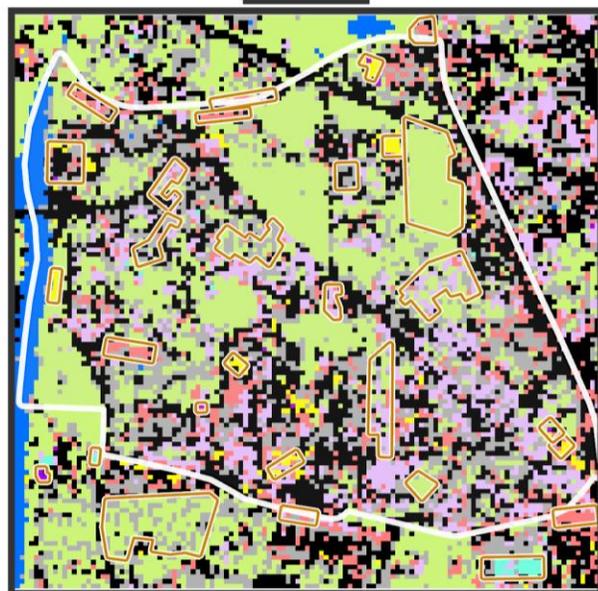
ALI



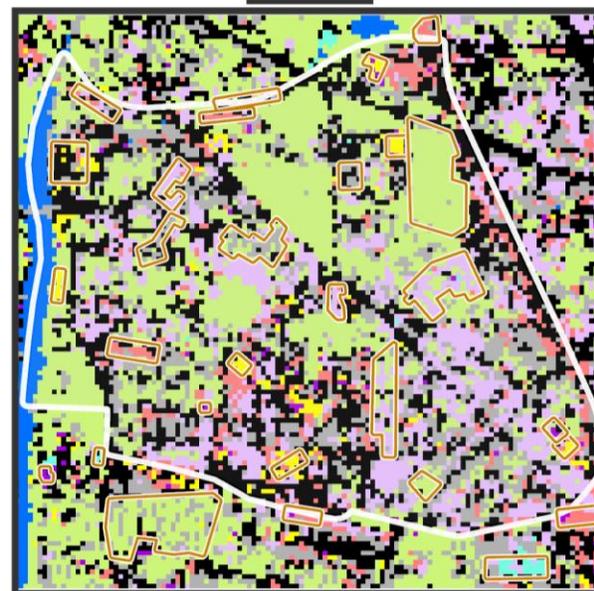
Результаты классификации Щукино на основе MNF-изображения (CNN — скорректированная модель)



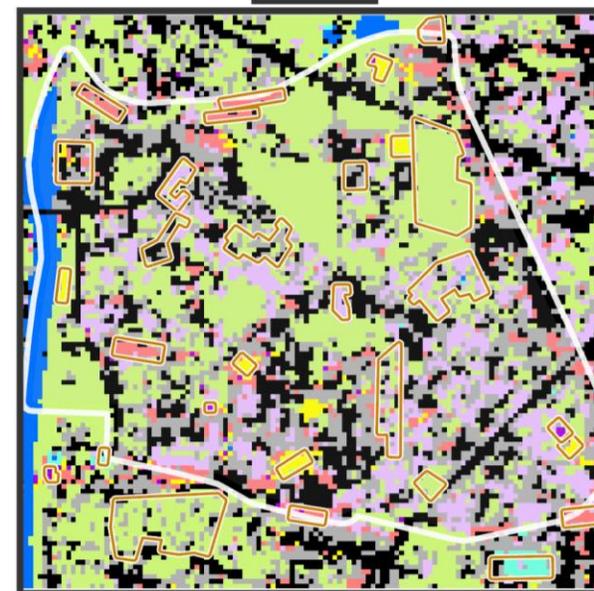
KNN



SVM



CNN



Результаты классификации Щукино на основе изображения Nuregion уменьшенной размерности



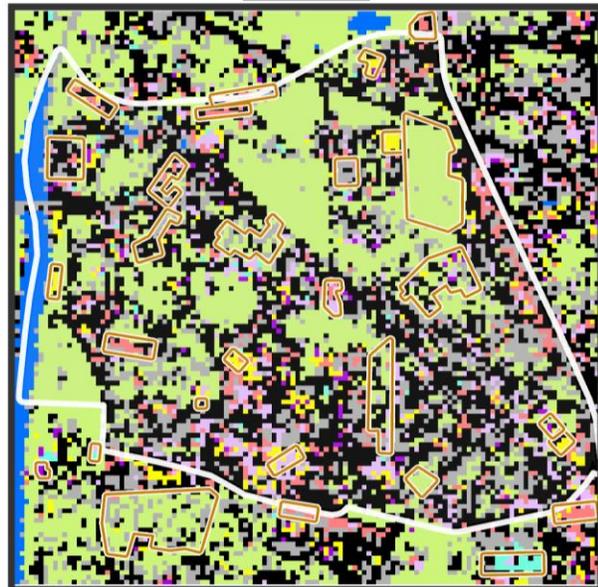
Классы

- Асфальтовые дороги
- Битумные крыши
- Металлические крыши
- Открытая почва
- Гаражи
- Резиновая крошка
- Пластиковые поверхности
- Растительность
- Водные объекты
- Границы района Щукино
- Проверочные объекты

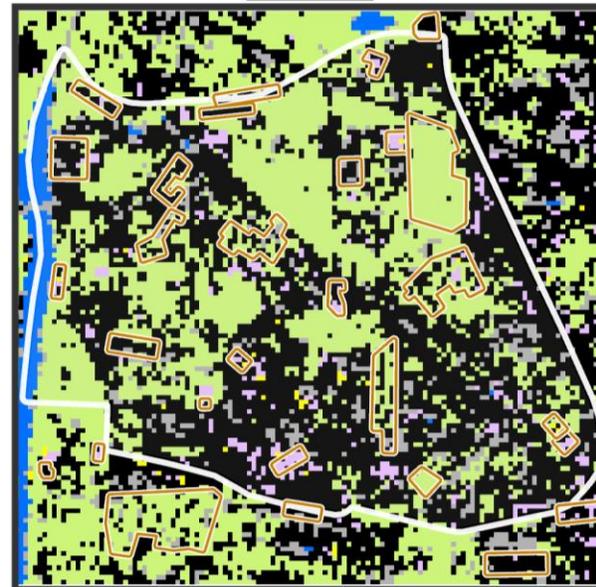
0 2 KM



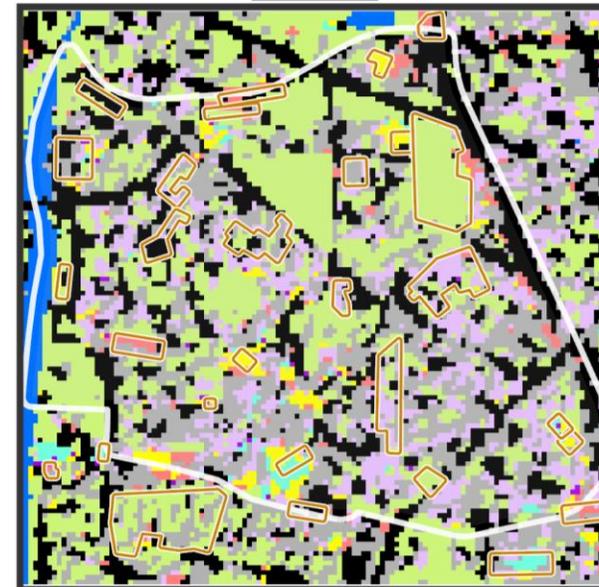
KNN



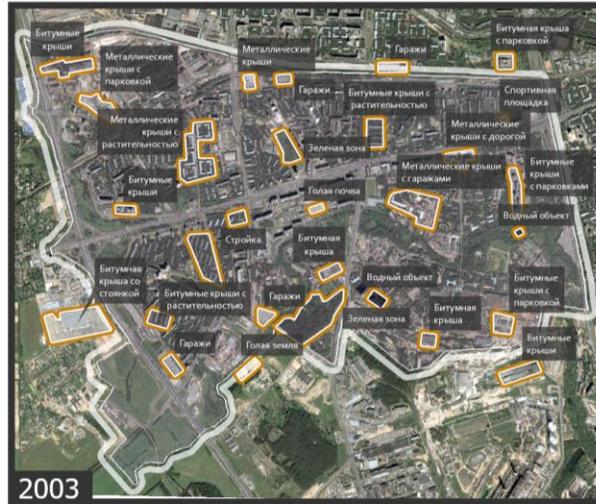
SVM



CNN



Результаты классификации Можайского района на основе MNF-изображения (CNN – скорректированная)



Классы

- Асфальтовые дороги
- Битумные крыши
- Металлические крыши
- Открытая почва
- Гаражи
- Резиновая крошка
- Пластиковые поверхности
- Растительность
- Водные объекты
- Границы Можайского района
- Проверочные объекты

0 2,5 KM



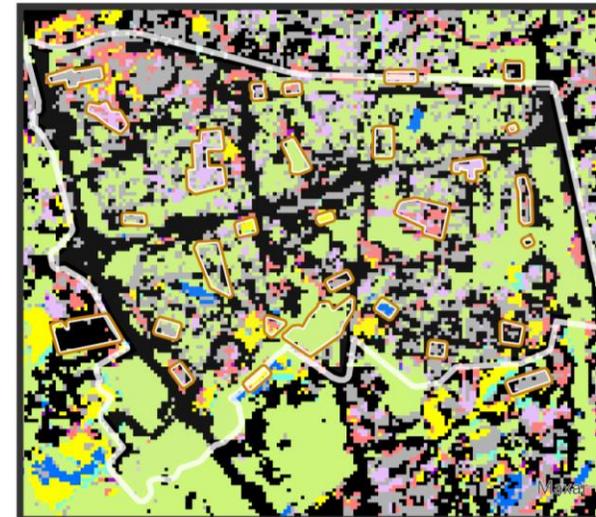
KNN



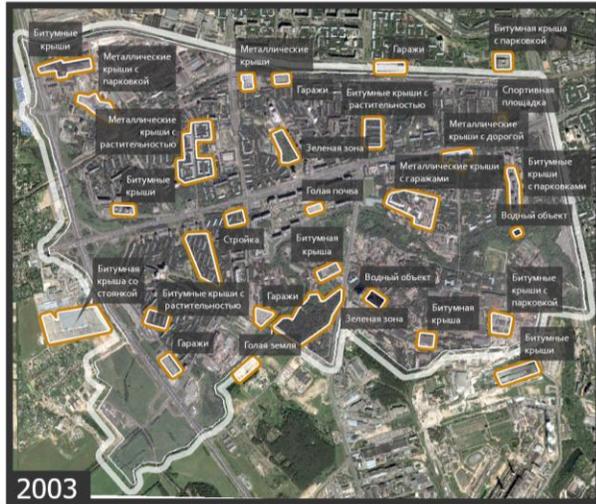
SVM



CNN



Результаты классификации Можайского района на основе изображения Nuregion уменьшенной размерности



Классы

- Асфальтовые дороги
- Битумные крыши
- Металлические крыши
- Открытая почва
- Гаражи
- Резиновая крошка
- Пластиковые поверхности
- Растительность
- Водные объекты
- Границы Можайского района
- Проверочные объекты

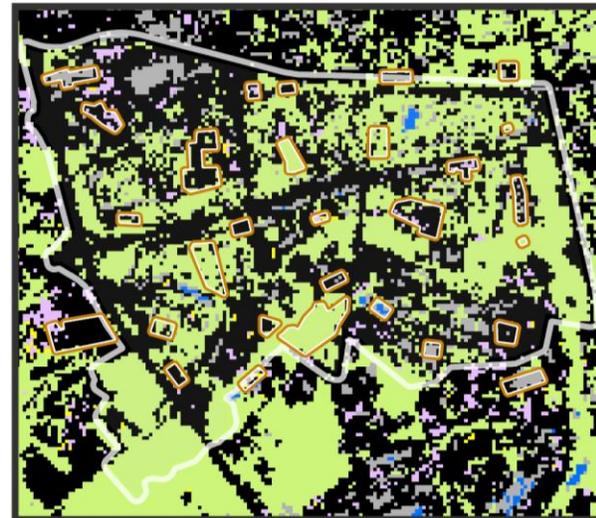
0 2,5 KM



KNN



SVM



CNN

