

XVIII Всероссийская Открытая конференция
«СОВРЕМЕННЫЕ ПРОБЛЕМЫ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ ИЗ КОСМОСА»

16 - 20 ноября 2020 г., Москва, ИКИ РАН

ПОВЫШЕНИЕ ИНФОРМАТИВНОСТИ ДИСТАНЦИОННОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ДРЕВОСТОЕВ НА ОСНОВЕ СОВМЕСТНОЙ ОБРАБОТКИ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ И ПАНХРОМАТИЧЕСКИХ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ

*Кондранин Т.В. (МФТИ), Дмитриев Е.В. (ИВМ РАН),
Зотов С.А. (МФТИ), Мельник П.Г. (МГТУ им. Н. Э. Баумана),
Донской С.А. (Рослесинфорг)*



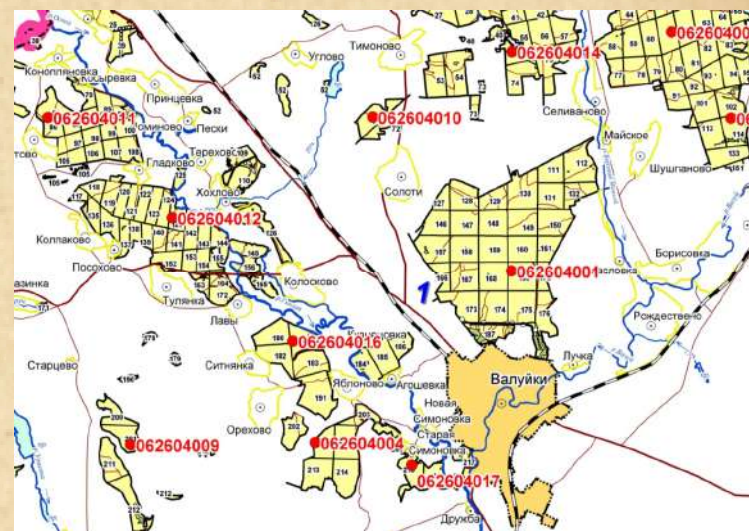
2020

Актуализация лесотаксационных данных

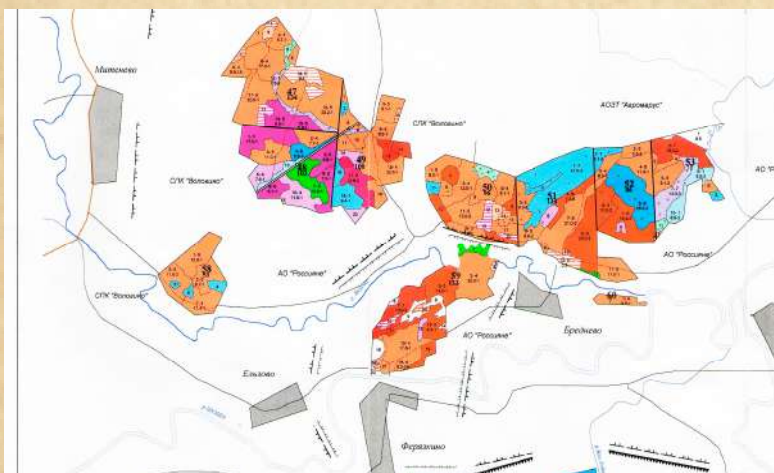
Эффективное управление лесным хозяйством на территории Российской Федерации подразумевает сбор, систематизацию и своевременную актуализацию лесотаксационных данных. Традиционным методом дистанционного получения информации о параметрах лесных территорий, применяемым в последние годы и составляющим альтернативу дорогостоящим наземным обследованиям, является анализ мультиспектральных спутниковых данных

Государственная инвентаризация лесов (ГИЛ) является важнейшим элементом лесочетных работ. Работы по ГИЛ осуществляются с 2007 г. Для определения количественных и качественных характеристик лесов, систематического контроля изменения их состояния создается сеть постоянных пробных площадей. Всего в рамках государственной инвентаризации лесов заложено более 47 тыс. постоянных пробных площадей.

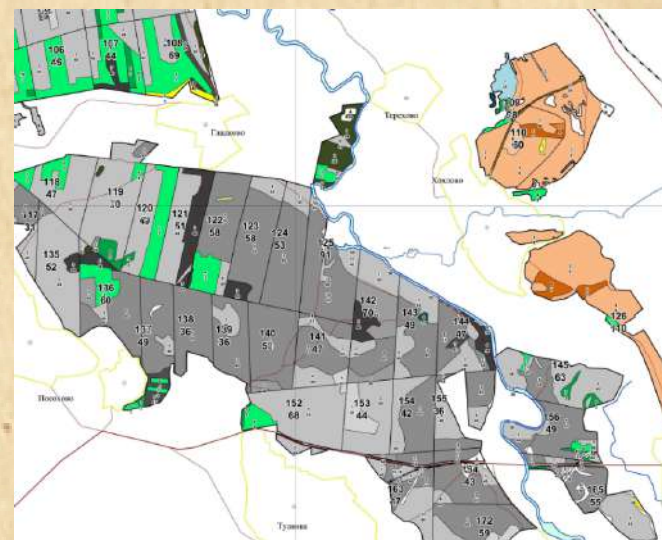
Карта расположения пробных площадей



Карта распределения доминантных пород




Карта стратификации лесов



Используемые спутниковые данные


Landsat 8

Режим съемки	VNIR	SWIR	PAN	TIR
Спектральный диапазон, мкм	0,43–0,45 (фиолетовый или coastal) 0,45–0,52 (синий) 0,53–0,60 (зеленый) 0,63–0,68 (красный) 0,85–0,89 (ближний ИК)	1,36–1,39 (Cirrus) 1,57–1,65 (SWIR-1) 2,11–2,29 (SWIR-2)	0,50–0,68	10,6–11,19 (TIRS 1) 11,5–12,51 (TIRS 2)
Пространственное разрешение (в надире), м	30	30	15	100
Радиометрическое разрешение, бит на пиксель	12			
Ширина полосы съемки, км	185			
Периодичность съемки, сутки	16			




Sentinel 2

Спектральный диапазон, мкм	0,490; 0,560; 0,665; 0,842	0,705; 0,740; 0,783; 0,865; 1,610; 2,190	0,443; 0,945; 1,375
Пространственное разрешение (в надире), м	10	20	60
Радиометрическое разрешение, бит на пиксель	12		
Ширина полосы съемки, км	290		
Периодичность съемки, сутки	10		

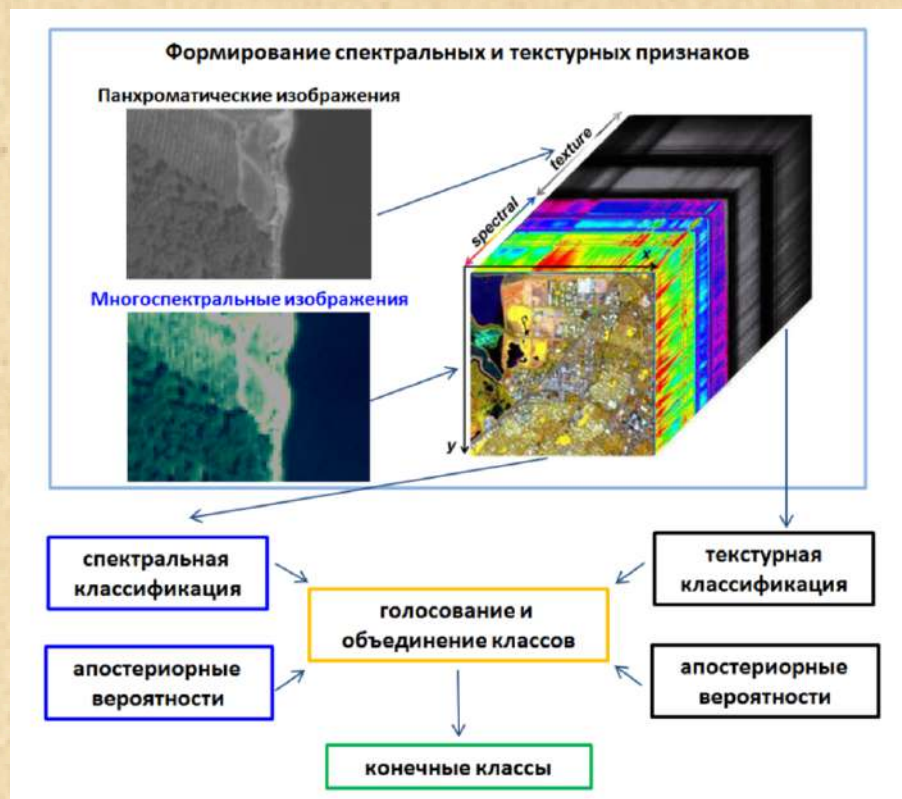


WorldView 2

Режим съемки	Панхроматический	Мультиспектральный
Спектральный диапазон, мкм	0,50–0,90	0,40–0,45 (фиолетовый или coastal) 0,45–0,51 (синий) 0,51–0,58 (зеленый) 0,585–0,625 (зеленый) 0,63–0,69 (красный) 0,705–0,745 (крайний красный или red-edge) 0,77–0,895 (ближний ИК-1) 0,86–1,04 (ближний ИК-2)
Пространственное разрешение (в надире), м	0,46	1,84
Максимальное отклонение от надира, град	40	
Ширина полосы съемки, км	16,4	
Производительность съемки, млн кв. км/сутки	0,75	
Периодичность съемки, сутки	1,1–3,7 (в зависимости от широты области съемки)	



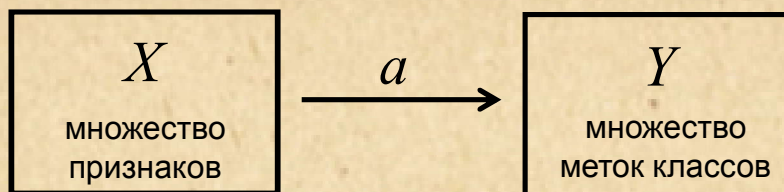
Общая схема совместной обработки многоспектральных и панхроматических изображений



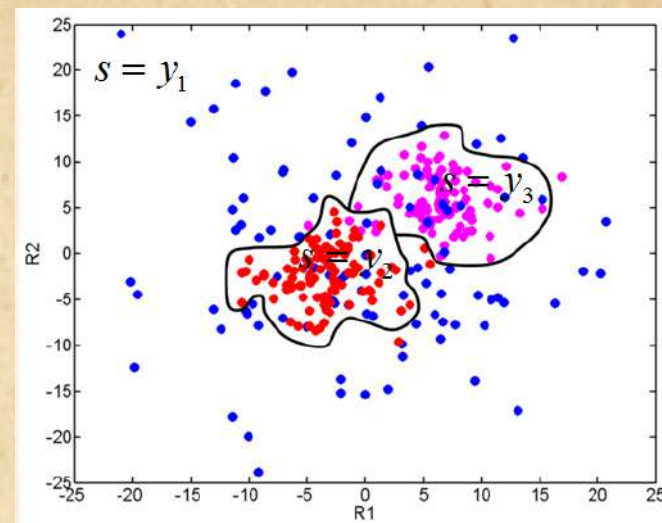
Основные этапы обработки

1. Предварительная обработка многоспектральных и панхроматических спутниковых изображений.
2. Извлечение спектральных и текстурных признаков.
3. Формирование обучающей информации: сопоставление спектральных и текстурных признаков классифицируемым объектам, кластерный анализ признаков.
4. Оптимизация признаков, обучение и классификация.
5. Постобработка: коррекция результатов классификации на основе методов математической морфологии.

Обучаемая классификация



Целью обучаемой классификации является построение алгоритма $a(x) : X \rightarrow Y$, который бы приводил к наименьшим ошибкам на обучающем множестве $X^N = \{x(i), y(i)\}_{i=1}^N$

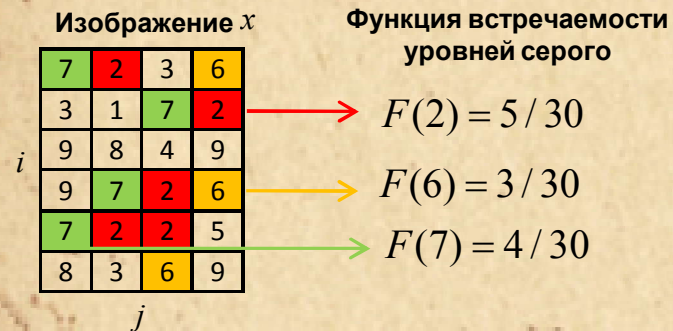


Используемые алгоритмы

1. Метод ближайшего центра - МБЦ
2. Линейный дискриминантный анализ - ЛДА.
3. Квадратичный дискриминантный анализ - КДА.
4. Оптимизированный метод К ближайших соседей - ОКБС
5. Метод самокорректирующихся кодов (базовый классификатор - метод опорных векторов) - МСК-МОВ
6. Случайный лес с бутстрэп агрегированием - СЛБА
7. Случайный лес с рандомизированным (случайным) усилением - СЛСУ

Статистические текстурные признаки

Характеристики 1-го порядка

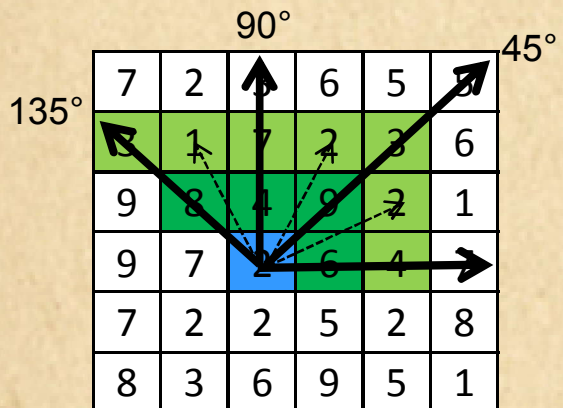


Расчет текстурных признаков

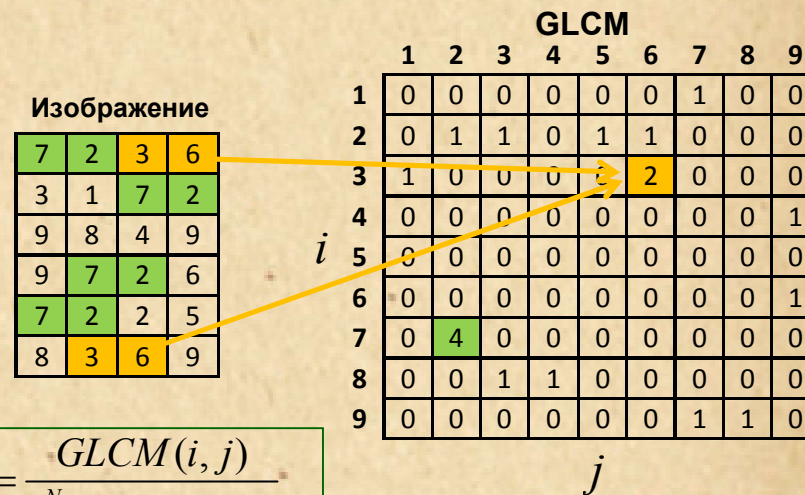
1. Среднее $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^{N_i, N_j} x(i, j)$
2. Средний квадрат $d = \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^{N_i, N_j} x^2(i, j)$
3. Энтропия $S = - \sum_{g=0}^{Ng} F(g) \log F(g)$
4. Энергия $E = \sum_{g=0}^{Ng-1} F^2(g)$
5. Дисперсия $V = \sum_{g=0}^{Ng-1} (g - \mu)^2 F(g)$

Характеристики 2-го порядка

Направление и расстояние смежности



Построение матрицы совместной встречаемости уровней серого



Нормированная GLCM по сути является функцией вероятности распределения совместной встречаемости заданного числа градаций серого

$$p(i, j) = \frac{GLCM(i, j)}{\sum_{i,j=1}^N GLCM(i, j)}$$

Текстурные признаки Харалика

Наименование признака	Формула
Автокорреляция (Autocorrelation)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N i \cdot j \cdot p(i, j)$
Острове́ршинность (Cluster Prominence)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i + j - \mu_i - \mu_j)^4 \cdot p(i, j)$
Асимметрия (Cluster Shade)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i + j - \mu_i - \mu_j)^3 \cdot p(i, j)$
Контраст (Contrast)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - j)^2 \cdot p(i, j)$
Корреляция (Correlation)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - \mu_i) \cdot (j - \mu_j) \cdot p(i, j) / (\sigma_i \cdot \sigma_j)$
Энтропия разности (Diffrence Entropy)	$-\sum_{k=0}^{N-1} p_{i-j}(k) \cdot \ln p_{i-j}(k)$
Дисперсия разности (Diffrence Variance)	$\sum_{k=0}^{N-1} (k - \mu_{i-j})^2 \cdot p_{i-j}(k)$
Неоднородность (Dissimilarity)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N i - j \cdot p(i, j)$
Энергия (Energy)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j)^2$
Энтропия (Entropy)	$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) \cdot \ln p(i, j)$
Однородность (Homogeneity)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) / (1 + i - j)$
Однородность2 (Homogeneity2)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) / (1 + (i - j)^2)$
Первая информационная мера корреляции (Information Measure of Correlation 1)	$(HXY - HXY1) / \max(HX, HY)$
Вторая информационная мера корреляции (Information Measure of Correlation 2)	$\sqrt{1 - \exp(-2(HXY2 - HXY))}$
Максимум вероятности (Maximum Probability)	$\max_{i,j} p(i, j)$
Среднее суммы (Sum Average)	$\sum_{k=2}^{2N} k \cdot p_{i+j}(k)$
Энтропия суммы (Sum Entropy)	$-\sum_{k=2}^{2N} p_{i+j}(k) \cdot \ln p_{i+j}(k)$
Сумма квадратов (Sum Squares)	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - \mu_i)^2 \cdot p(i, j)$
Дисперсия суммы (Sum Variance)	$\sum_{k=2}^{2N} (k - \mu_{i+j})^2 \cdot p_{i+j}(k)$

1) средний индекс

$$\mu_i = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N i \cdot p(i, j), \mu_j = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N j \cdot p(i, j);$$

2) среднее квадратичное отклонение (СКО) индекса

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - \mu_i)^2 \cdot p(i, j)};$$

3) вероятность разности индексов

$$p_{i-j}(k) = \sum_{|i-j|=k} p(i, j);$$

4) вероятность суммы индексов

$$p_{i+j}(k) = \sum_{i+j=k} p(i, j);$$

5) энтропии

$$HX = -\sum_{i=1}^N p_x(i) \cdot \ln p_x(i), HY = -\sum_{j=1}^N p_y(j) \cdot \ln p_y(j),$$

$$HXY = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) \cdot \ln p(i, j),$$

$$HXY1 = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) \cdot \ln (p_x(i) \cdot p_y(j)),$$

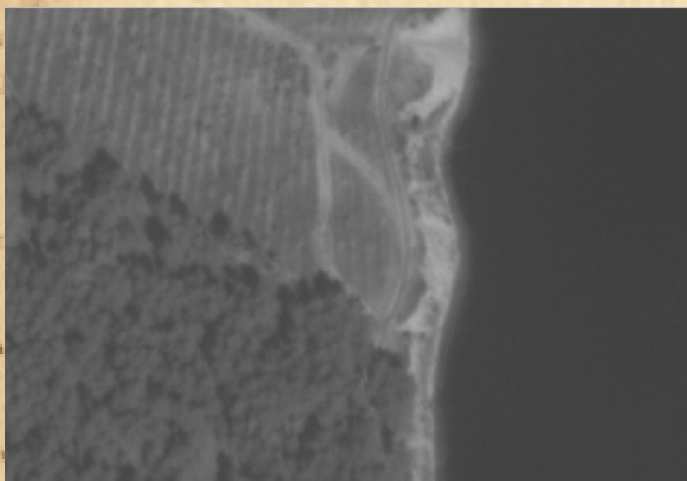
$$HXY2 = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_x(i) \cdot p_y(j) \cdot \ln (p_x(i) \cdot p_y(j)),$$

$$\text{где } p_x(i) = \sum_{j=1}^N p(i, j), p_y(j) = \sum_{i=1}^N p(i, j).$$

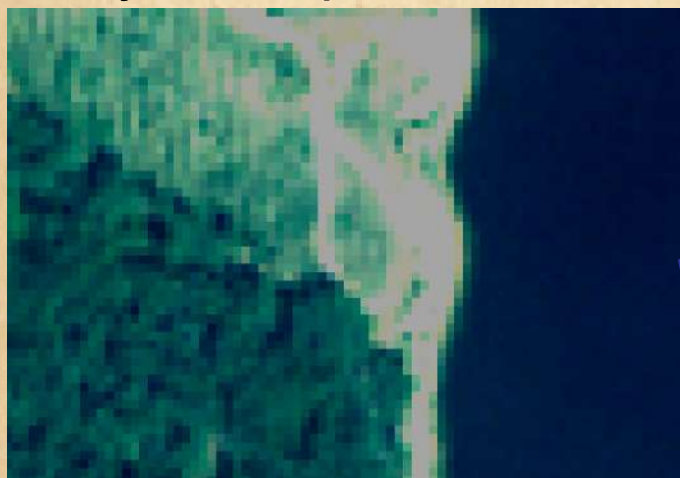
Извлечение текстурных признаков

при совместной обработке многоспектральных и панхроматических изображений

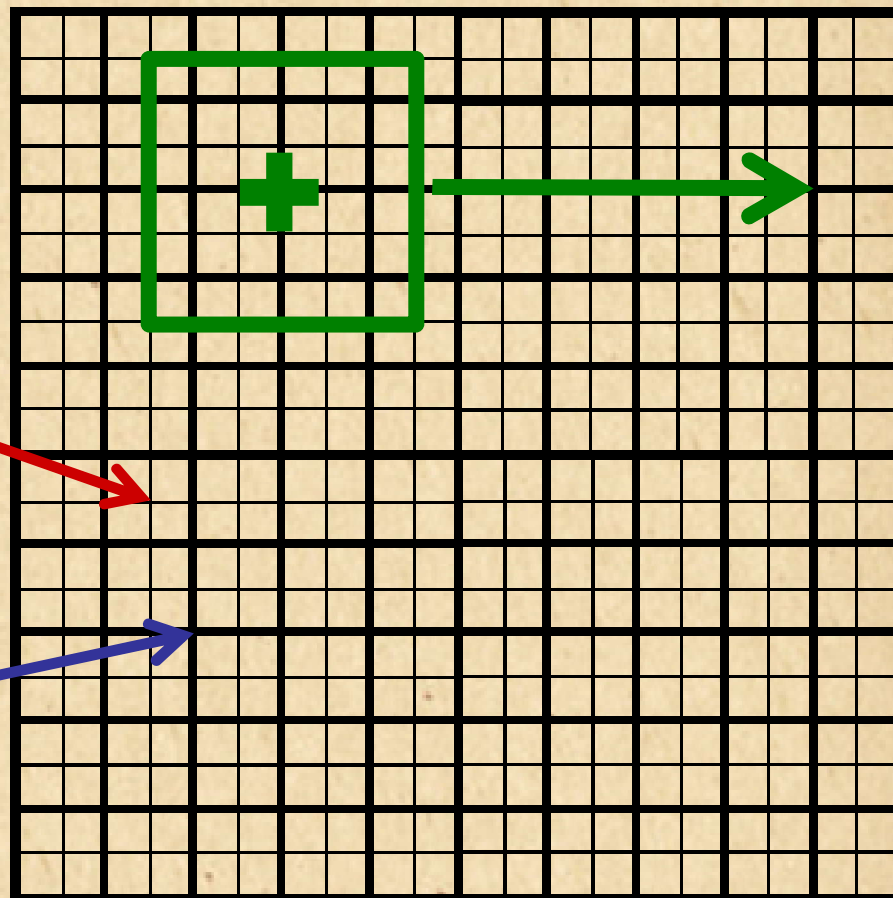
Панхроматическое, 0.46м



Мультиспектральное, 1.84 м

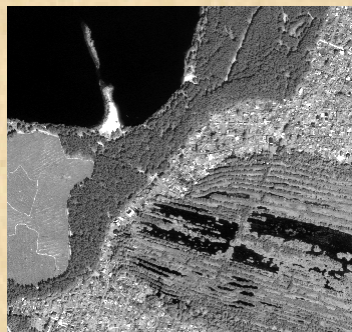


Скользящее окно движется по пикселям многоспектрального изображения

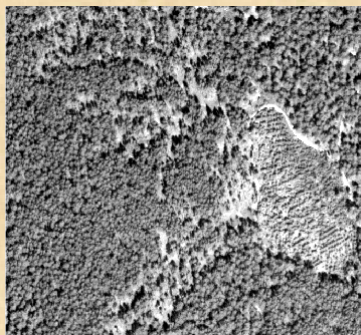


Расположение тестовых территорий

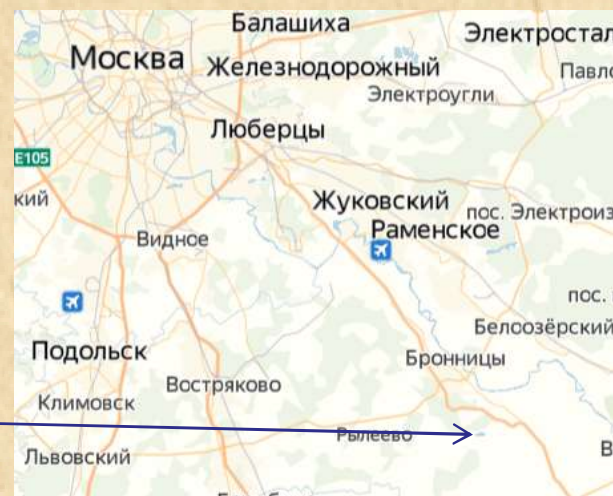
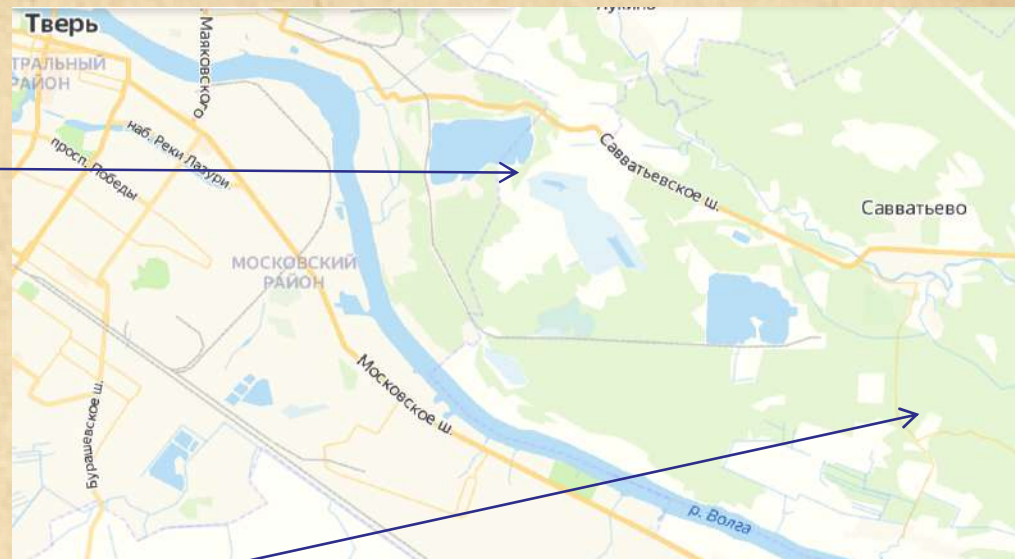
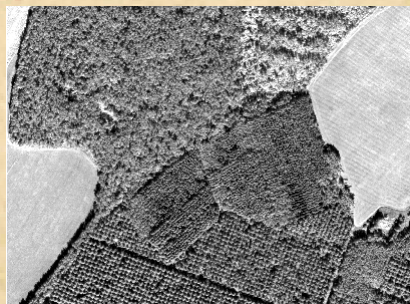
Константиновский



Тверской Посад



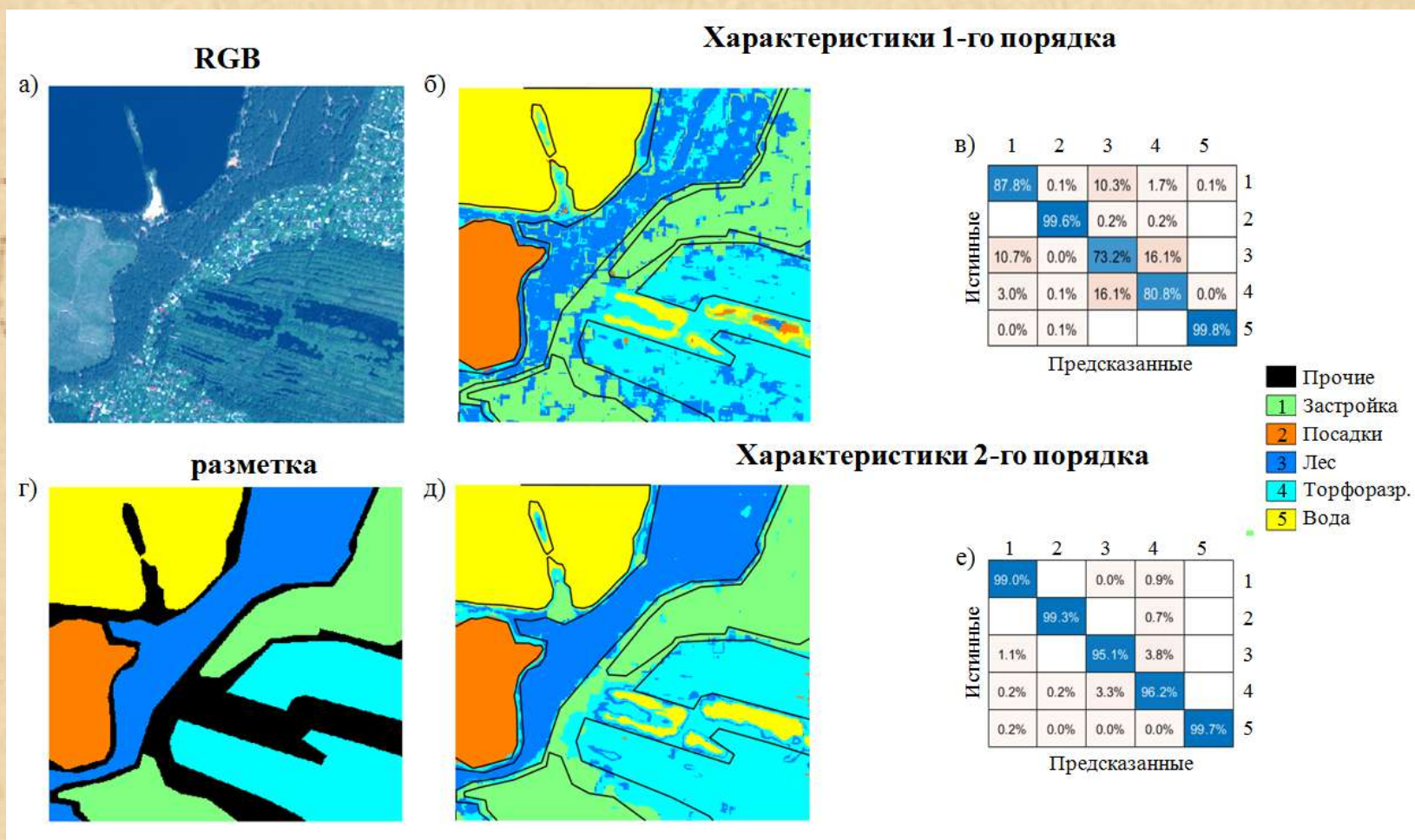
Географические посадки лесничего Дементьева



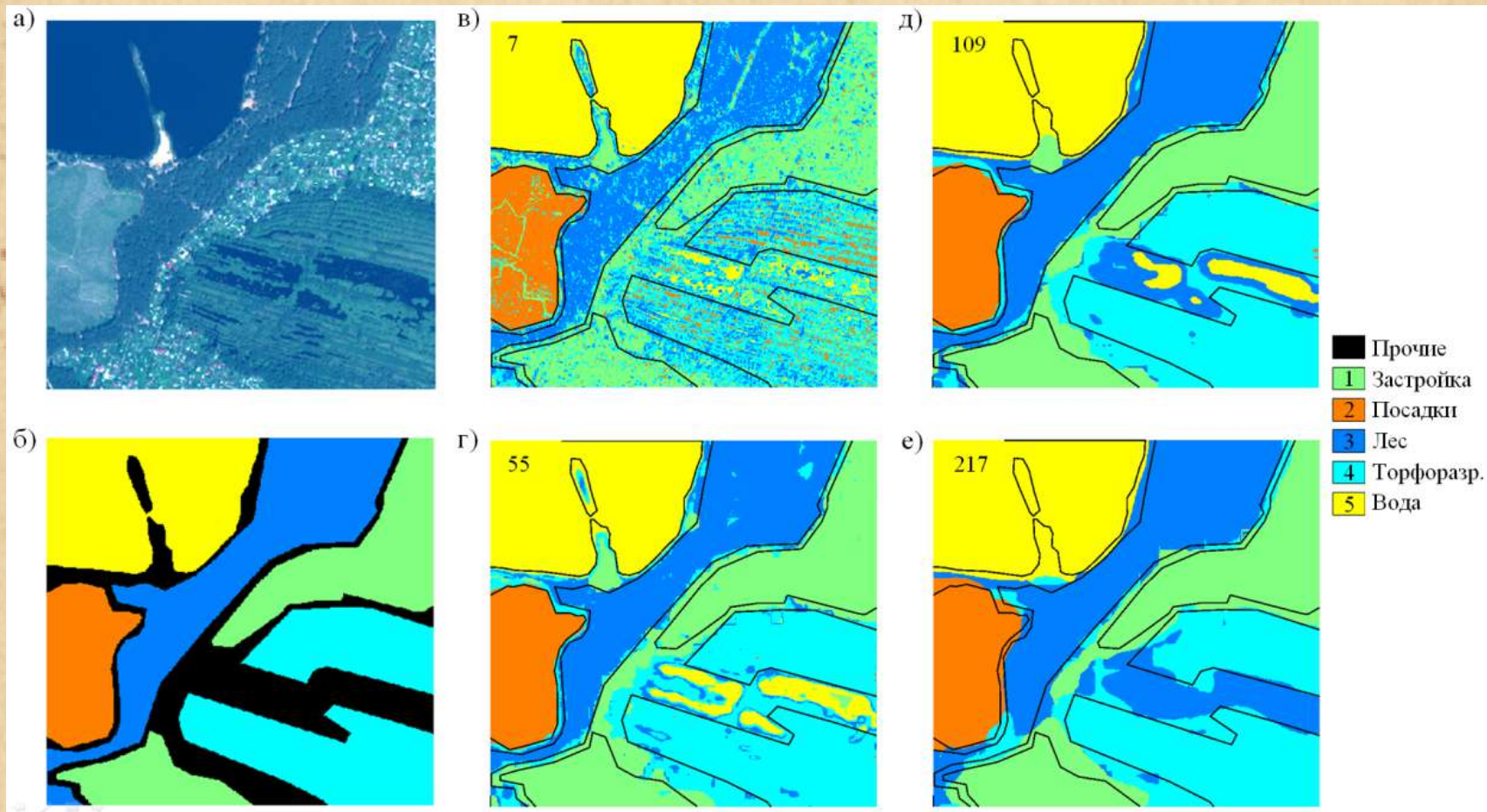
Корреляция текстурных признаков по направлениям смежности пикселей

Признак	ρ_{\min}	$\alpha(\rho_{\min})$	ρ_{\max}	$\alpha(\rho_{\max})$
Autocorrelation	1	90-0	1	135-45
ClusterProminence	0.99	90-0	1	135-90
ClusterShade	0.99	135-45	0.99	135-90
Contrast	0.81	135-45	0.95	135-90
Correlation	0.96	135-45	0.98	135-90
DiffEntropy	0.96	90-0	0.99	135-90
DiffVariance	0.72	135-45	0.94	135-90
Dissimilarity	0.93	90-0	0.97	135-90
Energy	1	90-0	1	135-45
Entropy	1	90-0	1	135-90
Homogeneity	0.96	90-0	0.99	135-90
Homogeneity2	0.96	90-0	0.99	135-90
InfMeasureCorr1	0.94	90-0	0.97	135-90
InfMeasureCorr2	0.98	90-0	0.99	135-45
MaxProb	0.99	90-0	1	90-45
SumAverage	1	90-0	1	135-45
SumEntropy	1	90-0	1	90-45
SumSquares	1	90-0	1	135-45
SumVariance	1	90-0	1	135-90

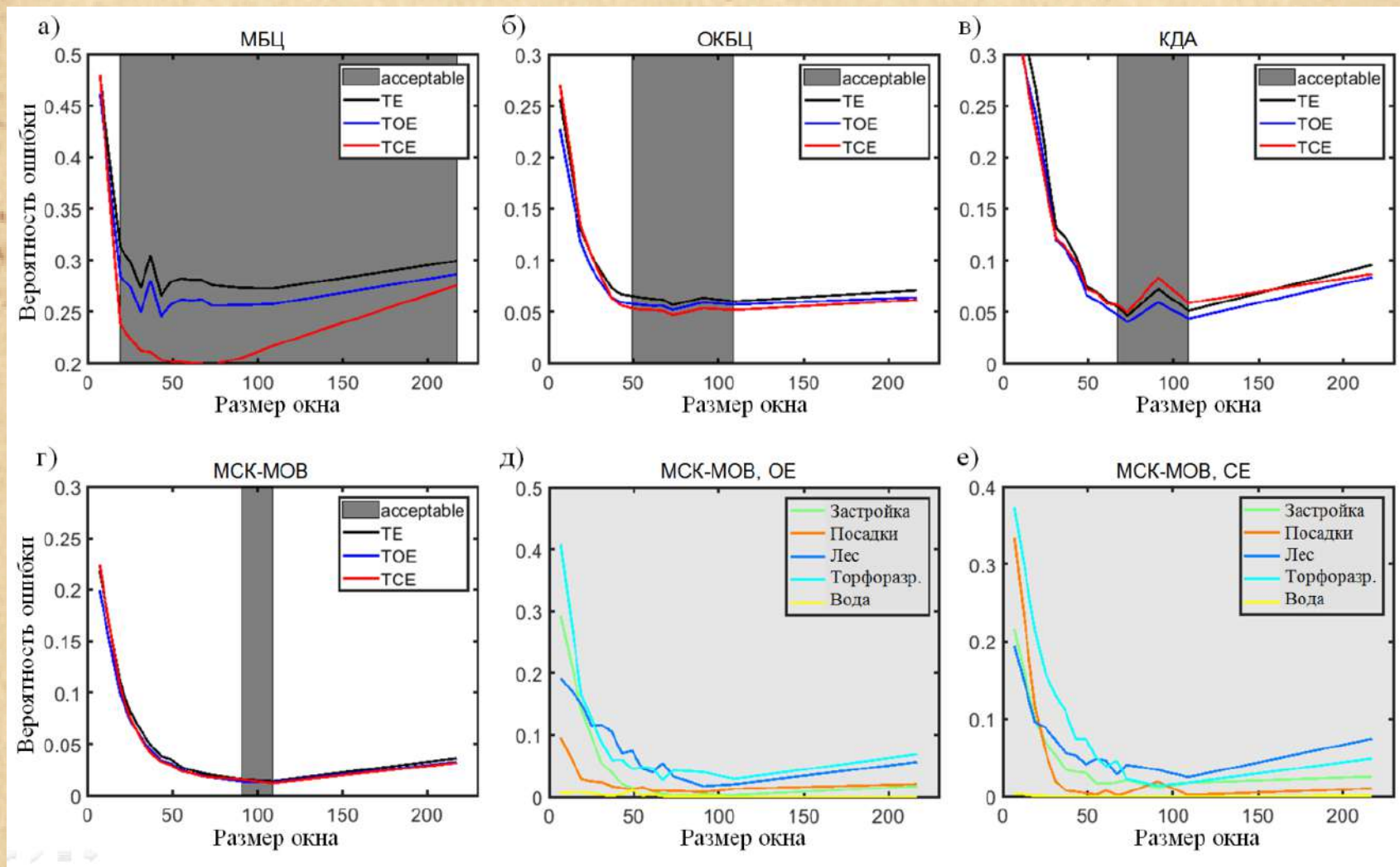
Текстурные классификации с использованием характеристик 1-го и 2-го порядков (Константиновский)



Текстурная классификация в зависимости от размера скользящего окна (Константиновский)

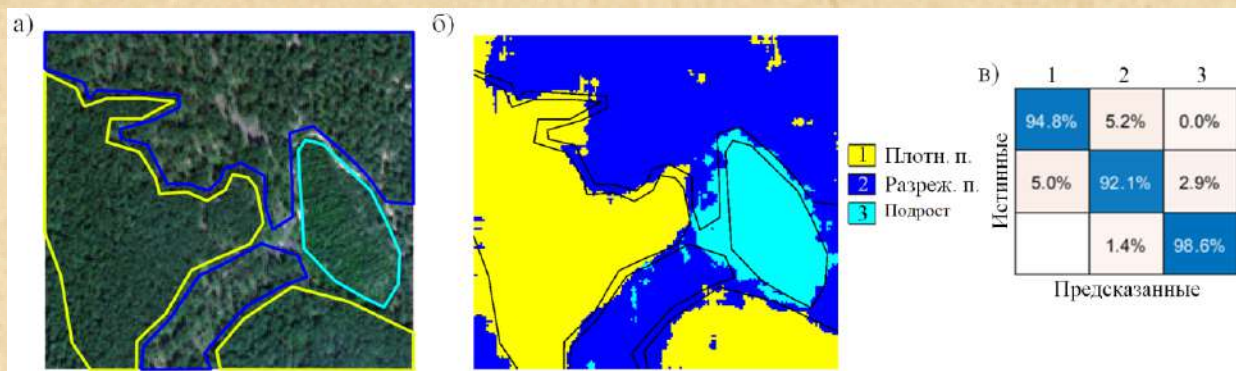


Ошибка текстурной классификации различными методами в зависимости от размера скользящего окна (Константиновский)

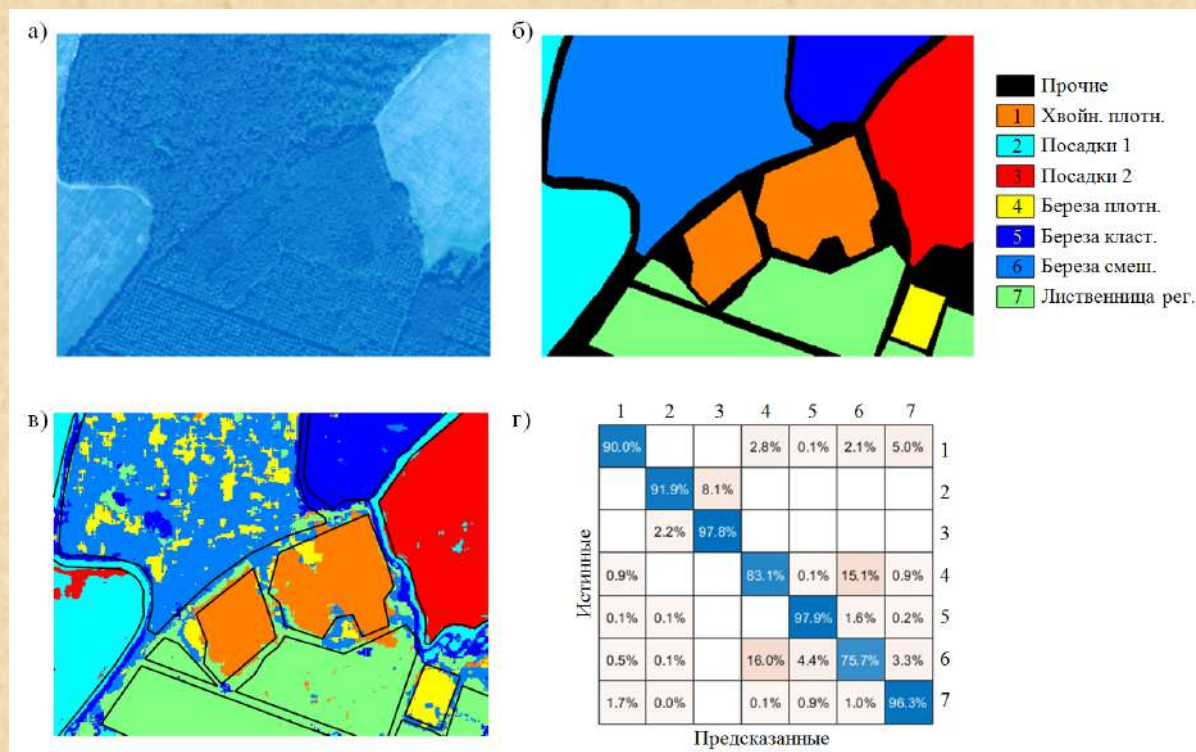


Классификация структурных особенностей лесного полога

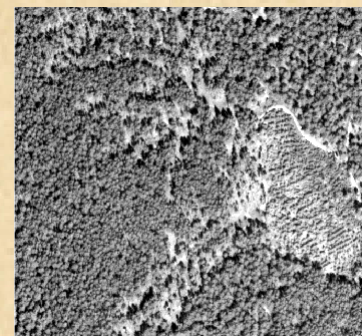
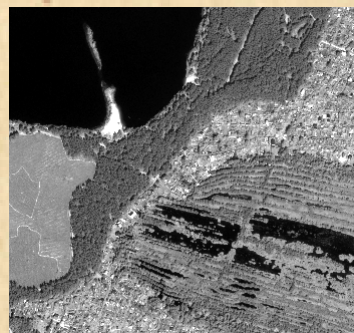
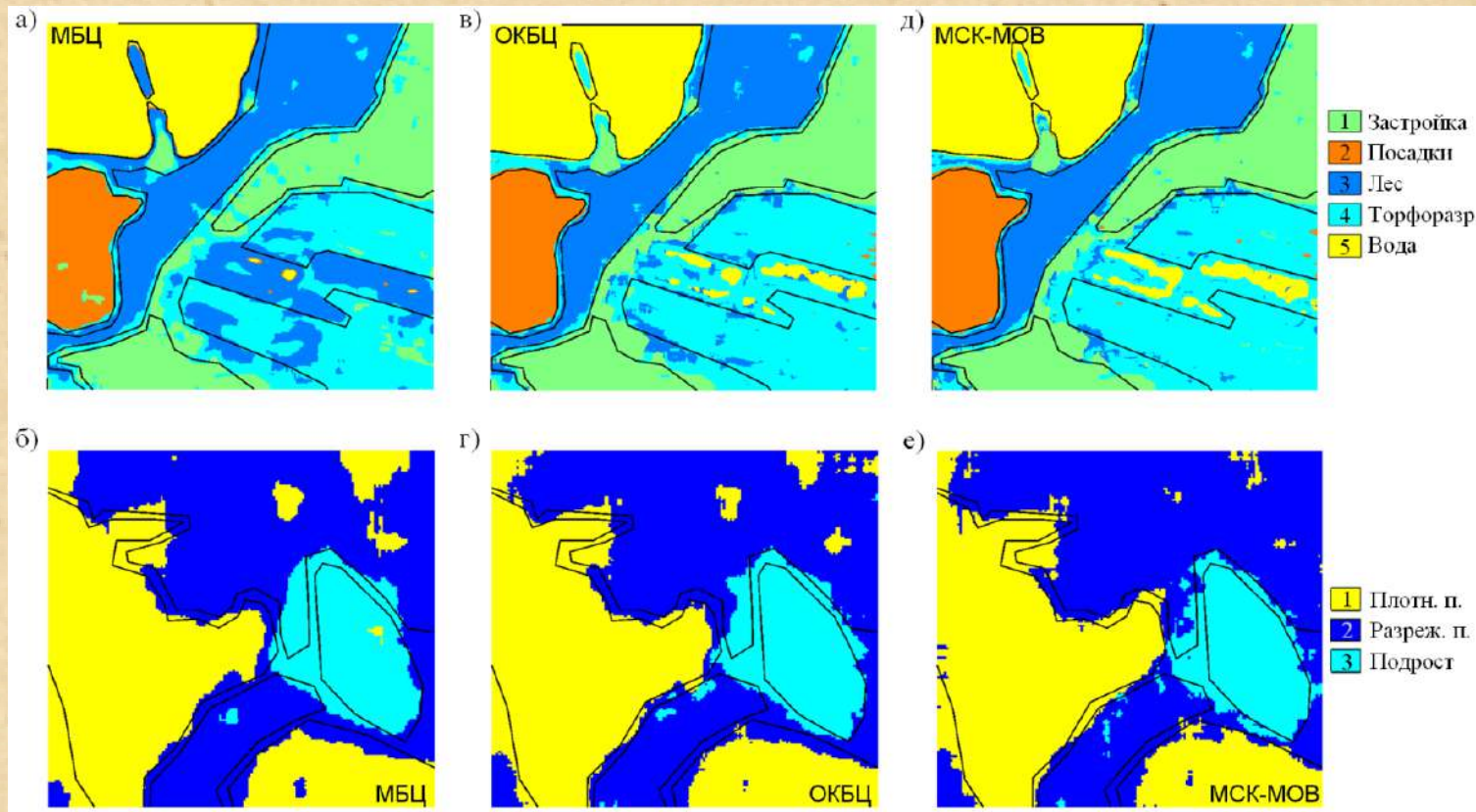
Тверской Посад



ГПЛ Дементьева



Текстурная классификация тестовых участков различными методами



Характеристики эффективности методов текстурной классификации панхроматических изображений выбранных тестовых участков

Вероятности ошибок

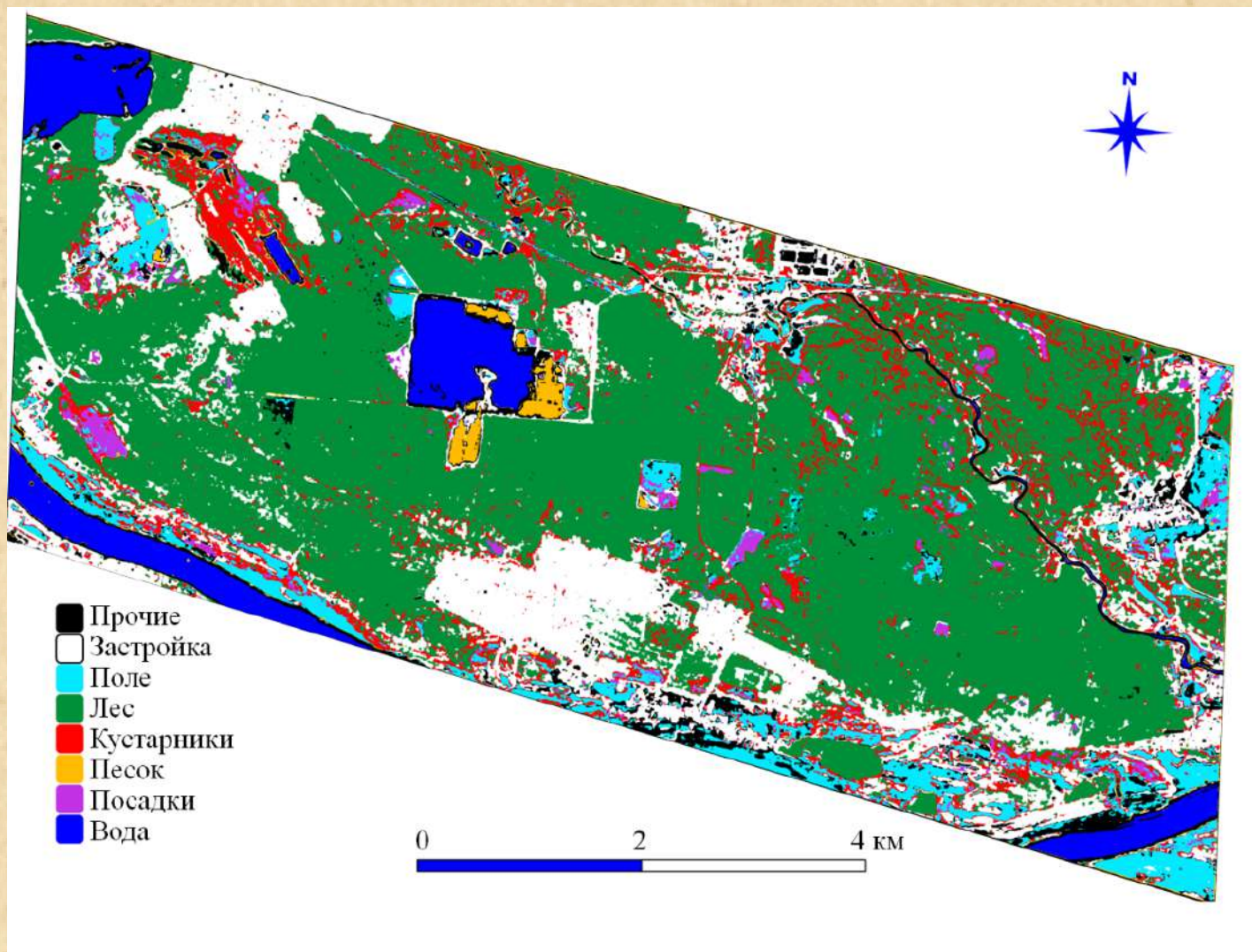
		МБЦ	ЛДА	КДА	ОКБС	МСК-МОВ	СЛБА	СЛСУ
Константиновский	ТЕ	0.083	0.083	0.058	0.041	0.025	0.027	0.030
	ТОЕ	0.075	0.073	0.049	0.035	0.022	0.024	0.026
	ТСЕ	0.079	0.077	0.053	0.035	0.022	0.025	0.027
Тверской Посад	ТЕ	0.122	0.113	0.110	0.094	0.063	0.088	0.089
	ТОЕ	0.102	0.092	0.086	0.071	0.048	0.070	0.071
	ТСЕ	0.174	0.155	0.159	0.143	0.097	0.140	0.141
ГПЛ Дементьева	ТЕ	0.194	0.192	0.132	0.121	0.078	0.125	0.135
	ТОЕ	0.194	0.161	0.110	0.104	0.062	0.119	0.115
	ТСЕ	0.227	0.202	0.194	0.188	0.155	0.2016	0.191

Скорость обработки, мкс/ пикс.

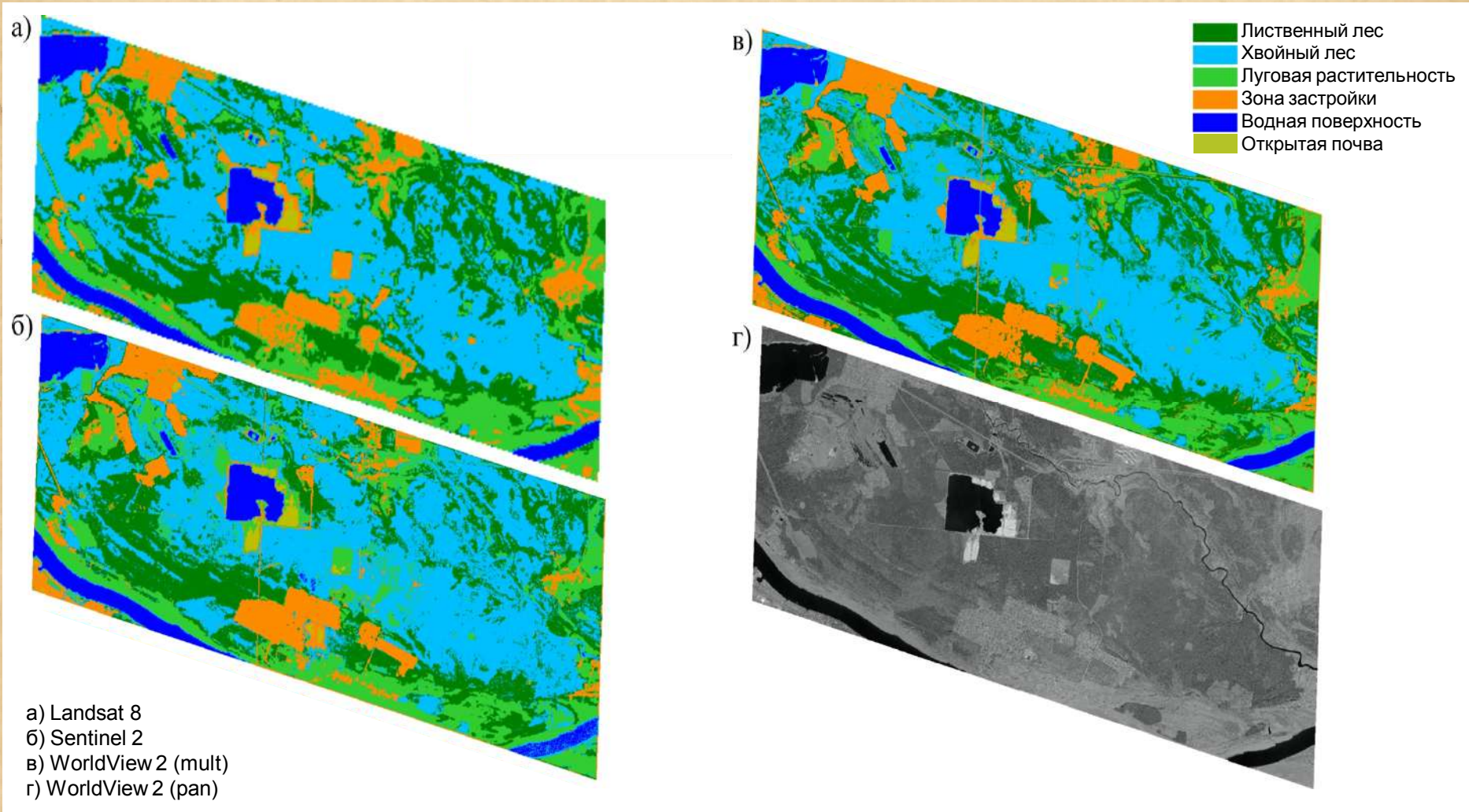
ЧОР	МБЦ	ЛДА	КДА	ОКБС	МСК-МОВ	СЛБА	СЛСУ
100	0.15	0.55	0.57	6.56	3.52	25.06	-
500	0.14	0.56	0.58	13.50	5.26	25.56	24.82
1000	0.10	0.59	0.57	20.44	6.65	25.24	24.74

ЧОР - число обучающих реализаций (для каждого класса)

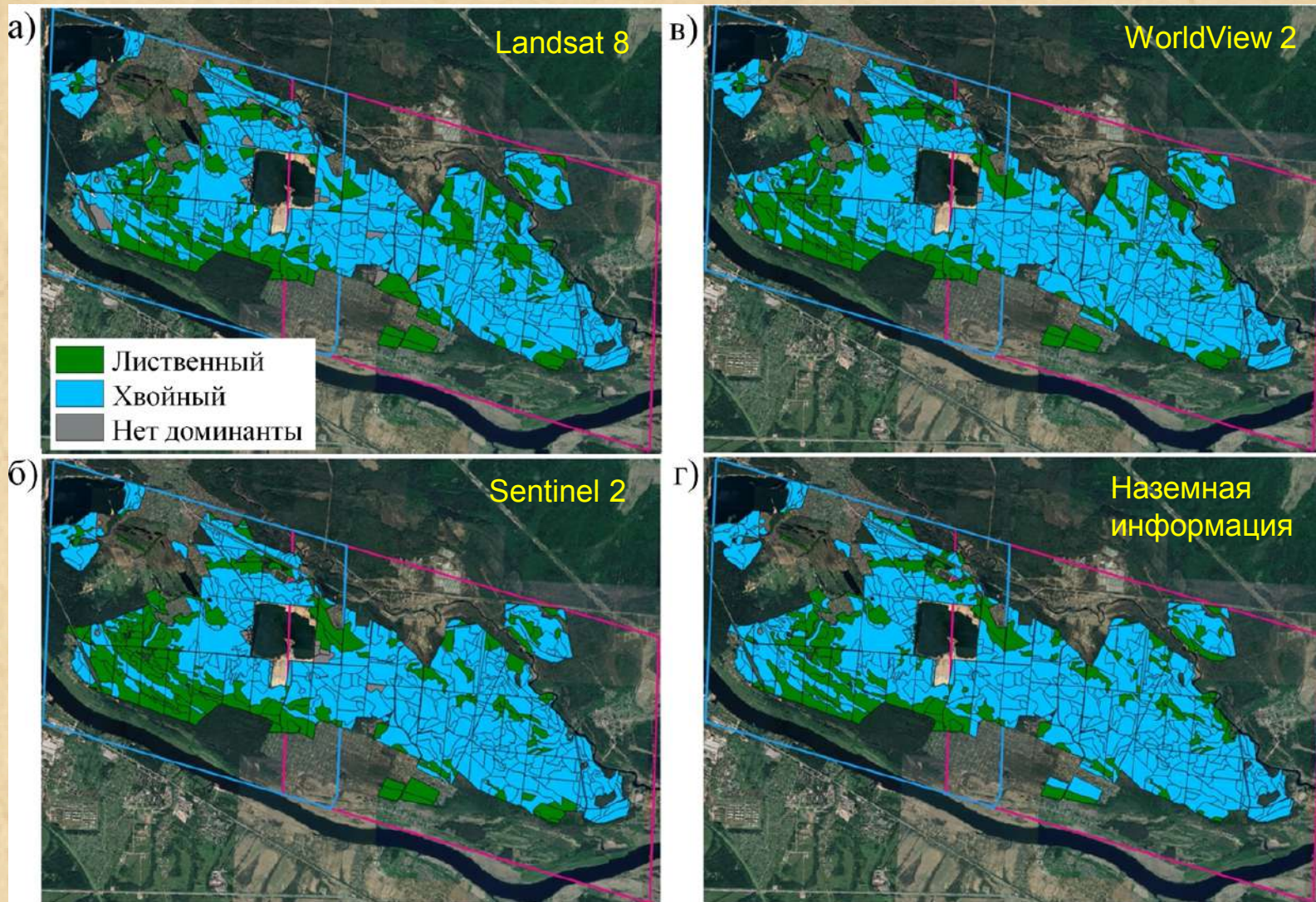
Текстурная классификация сшивки панхроматических изображений Савватьевского лесничества



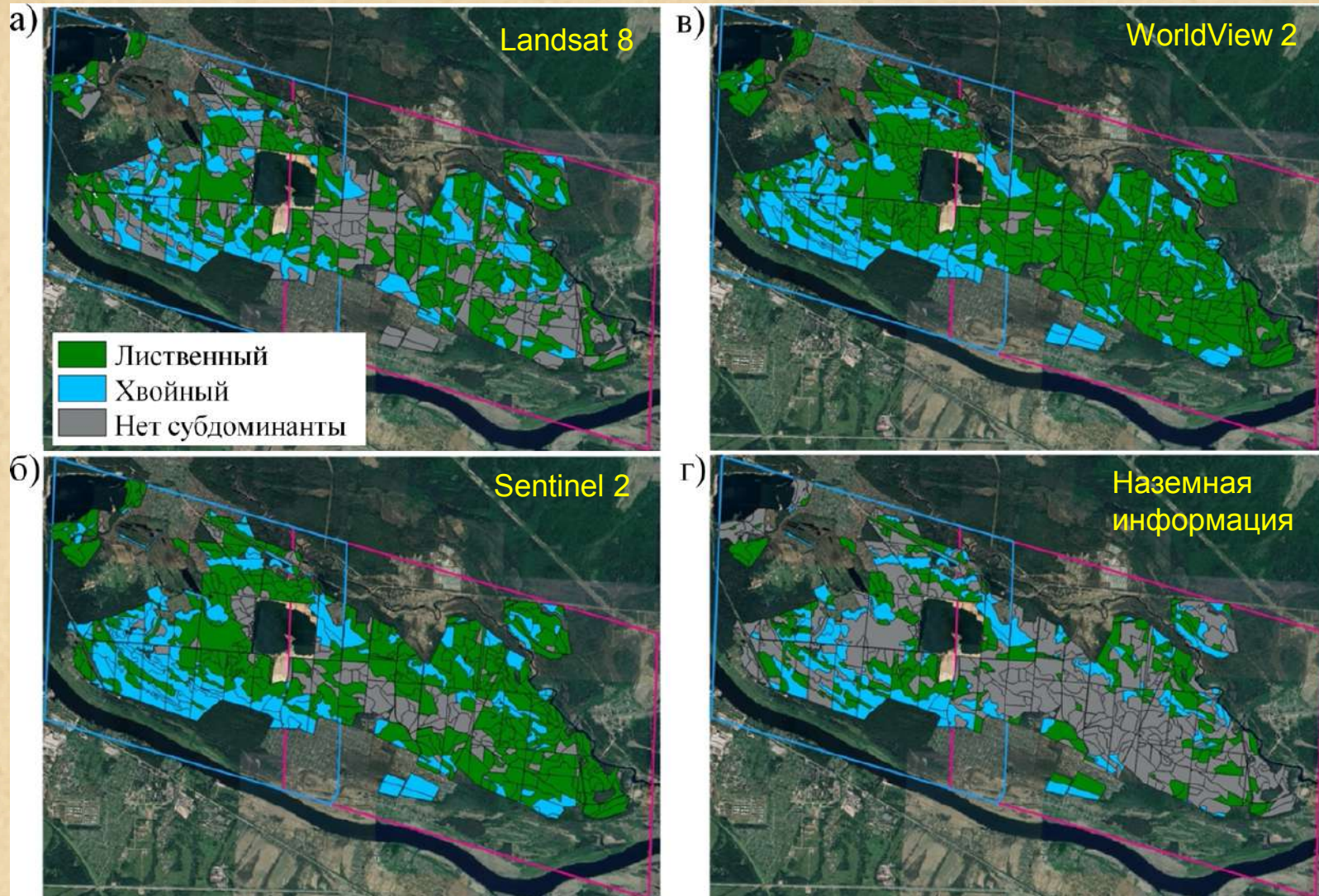
Совместная спектрально-текстурная классификация изображений Савватьевского лесничества



Доминантные отделы



Субдоминантные отделы



Оценки точности классификации и тематических карт

Метод классификации	Мультиспек. данные	Используемые признаки	Точность по дом-там	Точность по субдом-там	Точность по кросс-валидации
Random forest	Landsat 8	Спектральные	0,834	0,709	0,732
		Спектральные и текстурные	0,853	0,762	0,852
	Sentinel 2	Спектральные	0,861	0,763	0,788
		Спектральные и текстурные	0,836	0,719	0,930
	WorldView 2	Спектральные	0,852	0,767	0,624
		Спектральные и текстурные	0,857	0,770	0,924
K nearest neighbors	Landsat 8	Спектральные	0,840	0,708	0,774
		Спектральные и текстурные	0,842	0,728	0,777
	Sentinel 2	Спектральные	0,867	0,767	0,793
		Спектральные и текстурные	0,851	0,741	0,794
	WorldView 2	Спектральные	0,876	0,793	0,666
		Спектральные и текстурные	0,882	0,815	0,928
Quadratic discriminant analysis	Landsat 8	Спектральные	0,835	0,708	0,778
		Спектральные и текстурные	0,847	0,744	0,890
	Sentinel 2	Спектральные	0,880	0,801	0,800
		Спектральные и текстурные	0,872	0,777	0,859
	WorldView 2	Спектральные	0,885	0,800	0,602
		Спектральные и текстурные	0,865	0,781	0,875

Выводы

Использование текстурной информации, извлекаемой из панхроматических изображений сверхвысокого разрешения позволяет повысить точность тематической обработки мультиспектральных изображений среднего и высокого разрешения. Сравнение статистических текстурных характеристик при обработке изображений выбранных тестовых участков показало преимущество характеристик 2 порядка. Приводится обоснование выбора параметров статистического алгоритма извлечения текстурных признаков, выделены признаки чувствительные к направлению смежности, приемлемый диапазон размеров скользящего окна 50-110 пикселей. Показаны возможности классификации структурных особенностей лесного полога. Проведено сравнение точностей традиционных и ансамблевых алгоритмов классификации. Показано преимущество ансамблевого подхода при решении данной задачи, метод МСК-МОВ демонстрирует значимо более высокую точность (97 и 88%) при решении задач различной степени сложности.