

# КОЛИЧЕСТВЕННЫЙ АНАЛИЗ ПОЛЯРИЗАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ ПО ДАННЫМ РСА ALOS PALSAR

Достовалов М.Ю., Крашенинников А.В.,  
Мусинянц Т.Г.

НИИ Точных приборов, Москва 2009г.

# 1.1 Введение

- В настоящее время остро стоит необходимость повышения информативности радиолокационных (РЛ) данных с целью повышения эффективности решения различных тематических задач
- Перспективным направлением повышения информативности РЛ информации является использование поляриметрических данных, позволяющих судить об основных механизмах рассеяния объектов съемки. Таким образом становится доступной дополнительная информация об их свойствах
- Целью исследования был анализ особенностей обработки многоканальных поляриметрических РЛ изображений с точки зрения их информативности, - т.е. возможности с их помощью решать типовые тематические задачи обнаружения и распознавания объектов.
- В качестве типовой задачи была выбрана оценка возможности обнаружения участков вырубки по РЛ изображениям участка тропического леса с использованием поляризационной информации

## 1.2 Постановка задачи

В процессе решения общей задачи обнаружения участков вырубki по РЛ изображениям исследовались следующие вопросы:

- Обнаружение особенностей поляриционной информации на РЛ изображениях характерных для участков вырубki леса.
- Оценка временной стабильности поляриционных характеристик объектов.
- Анализ зависимости результатов поляриметрической обработки от параметров настройки алгоритмов.
- Сравнительный анализ результатов поляриметрической классификации при использовании различных алгоритмов.

## 1.3. Обработываемые данные

Поскольку отечественные системы подобного класса отсутствуют, обработка проводилась по данным японского космического РСА PALSAR, функционирующего на КА ALOS с 2006г.

Данная система работает в L диапазоне и поставляет калиброванную РЛ информацию в различных режимах, включая режим регистрации полной поляризационной матрицы – 4 канала (HH, HV, VV, VH).

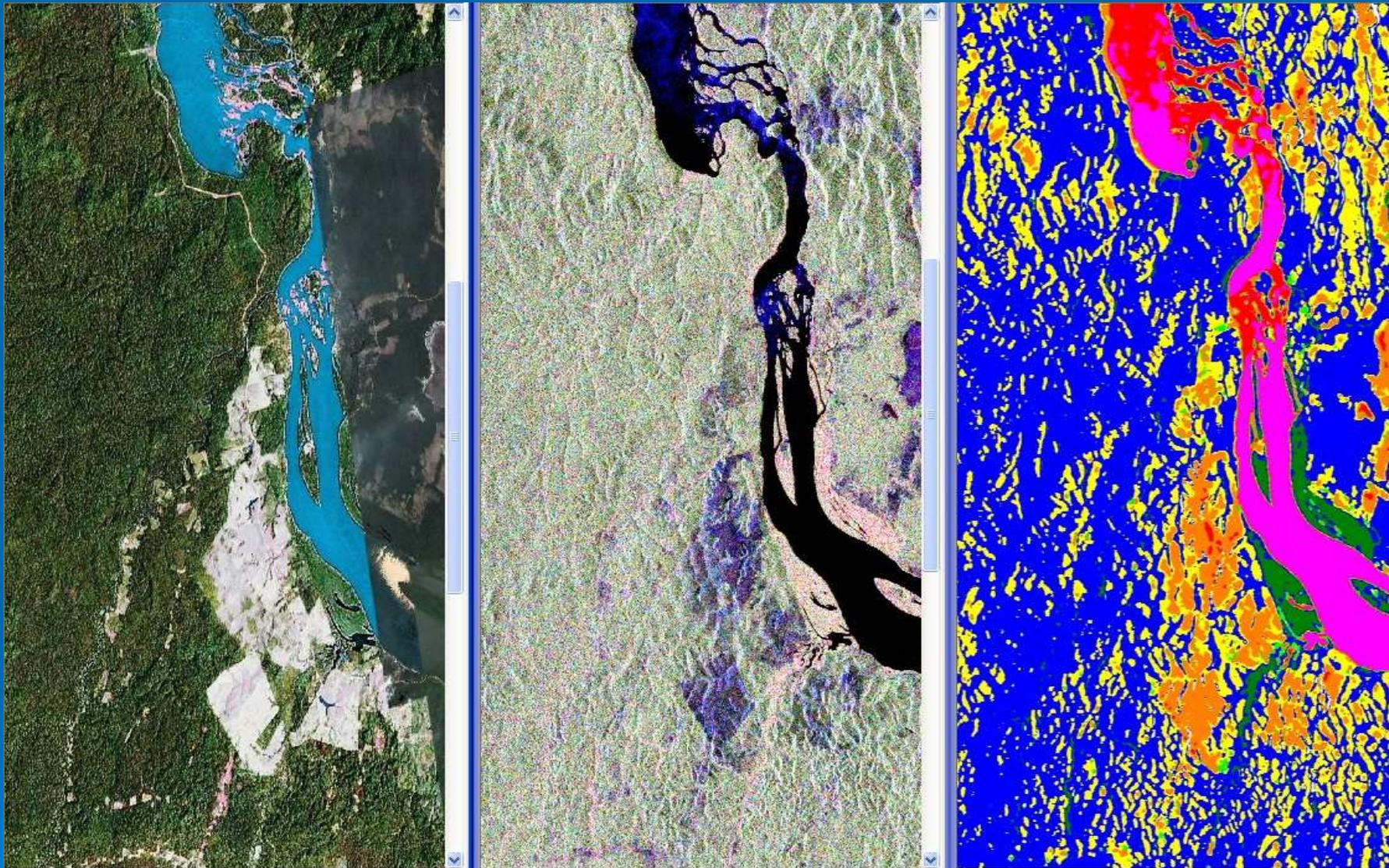
Данные для обработки были взяты с сайта Alaska Satellite Facility, University of Alaska,  
<http://www.asf.alaska.edu/aadn>

Участок съемки – фрагмент тропического леса в Бразилии в районе р. Тапажос [Tapajós]), - включал 2 РЛИ в режиме полной поляризации (комплексные РЛИ VV, VH, HV, HH, ), а также, 2 РЛИ в режиме съемки только двух поляризационных компонент – HH+ HV.

## Набор обрабатываемых данных

Индекс кадра	Дата съемки	Режим съемки	Угол наблюдения, град.
0602	13.03.2007	Full Pol HH, HV, VV, VH	24,25
0669	28.04.2007	Full Pol HH, HV, VV, VH	24,27
0768	05.07.2007	Dual Pol HH, HV	38,99
0853	20.08.2007	Dual Pol HH, HV	39,02

## Изображения участка съемки



Оптическое изображение (слева), РЛИ в базисе Паули (в центре), результат поляриметрической классификации (справа). Леса отображаются зеленым тоном на оптике, светло-зеленым на РЛИ и синим на изображении поляриметрических классов. Участки вырубki выделяются на оптике белым цветом, на РЛИ – синим, на изображении классов – оранжевым

## 2. Методы обработки данных

### 2.1. Декомпозиция Паули

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} = \alpha[S]_a + \beta[S]_b + \gamma[S]_c \text{ где}$$
$$[S]_a = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad [S]_b = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad [S]_c = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Интерпретация декомпозиции Паули:

[Sa] – отражение от сферы, трехгранного отражателя

[Sb] – отражение от плоскости, ориентированной под  $0^\circ$

[Sc] - отражение от плоскости, ориентированной под  $45^\circ$

## 2.2. Функция распределения вероятности поляриметрических данных

Вектор рассеяния  $u = [S_{HH}, \sqrt{2}S_{HV}, S_{VV}]^T$

для случайной поверхности, состоящей из большого числа отдельных отражателей имеет многомерное нормальное распределение:

$$p_u(u) = \frac{1}{\pi^3 |C|} \exp(-u^T C^{-1} u),$$

$C$  – комплексная ковариационная матрица  $C=[uu^T]$ ,  $|C|$  - определитель  $C$ .

При некогерентном накоплении данных, происходит усреднение отдельных независимых ковариационных матриц. В результате, при усреднении  $n$  независимых отсчетов результирующая ковариационная матрица будет иметь вид:

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k)u(k)^T,$$

Поляриметрическая ковариационная матрица  $Z$  имеет комплексное многомерное распределение Вишарта. Для случая, когда  $C = E[Z]$ , распределение вероятности матрицы  $Z$ , полученной путем накопления  $n$  независимых отсчетов, имеет вид:

$$p_Z^{(n)}(Z | C) = \frac{n^{qn} |Z|^{n-q} \exp\{-n \text{Tr}(C^{-1}Z)\}}{K(n, q) |C|^n},$$

где  $K(n, q) = \pi^{\binom{1}{2}q(q-1)} \Gamma(n) \dots \Gamma(n - q + 1)$ ,  $n$  – число накапливаемых отсчетов,  $q$  – размерность вектора  $u$  ( $q=3$  для одноантенного случая,  $q=4$  для бистатической системы),  $\text{Tr}$  – след матрицы,  $K(n, q)$  – коэффициент нормализации,  $\Gamma$  – гамма-функция.

## 2.3 Поляриметрическая Н-α декомпозиция, Cloude, Potter 1994.

Матрица когерентности [T]:

$$[T] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \\ (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \\ 2S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* & 2S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* & 4S_{HV}S_{HV}^* \end{bmatrix}$$

Приводится к виду:  $[T] = [U] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} [U]^T$ ,

Где  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  - собственные числа матрицы,

$$[U] = \begin{bmatrix} \cos \alpha_1 & \cos \alpha_2 & \cos \alpha_3 \\ \sin \alpha_1 \cos \beta_1 e^{i\delta_1} & \sin \alpha_2 \cos \beta_2 e^{i\delta_2} & \sin \alpha_3 \cos \beta_3 e^{i\delta_3} \\ \sin \alpha_1 \sin \beta_1 e^{i\gamma_1} & \sin \alpha_2 \sin \beta_2 e^{i\gamma_2} & \sin \alpha_3 \sin \beta_3 e^{i\gamma_3} \end{bmatrix}$$

## Поляриметрическая H- $\alpha$ декомпозиция

1. Нормировка собственных чисел:  $P_i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$  ( $i=1,2,3$ ).

2. Поляриметрические характеристики:

Энтропия:  $H = \sum_{i=1}^3 (-P_i \log_3 P_i)$

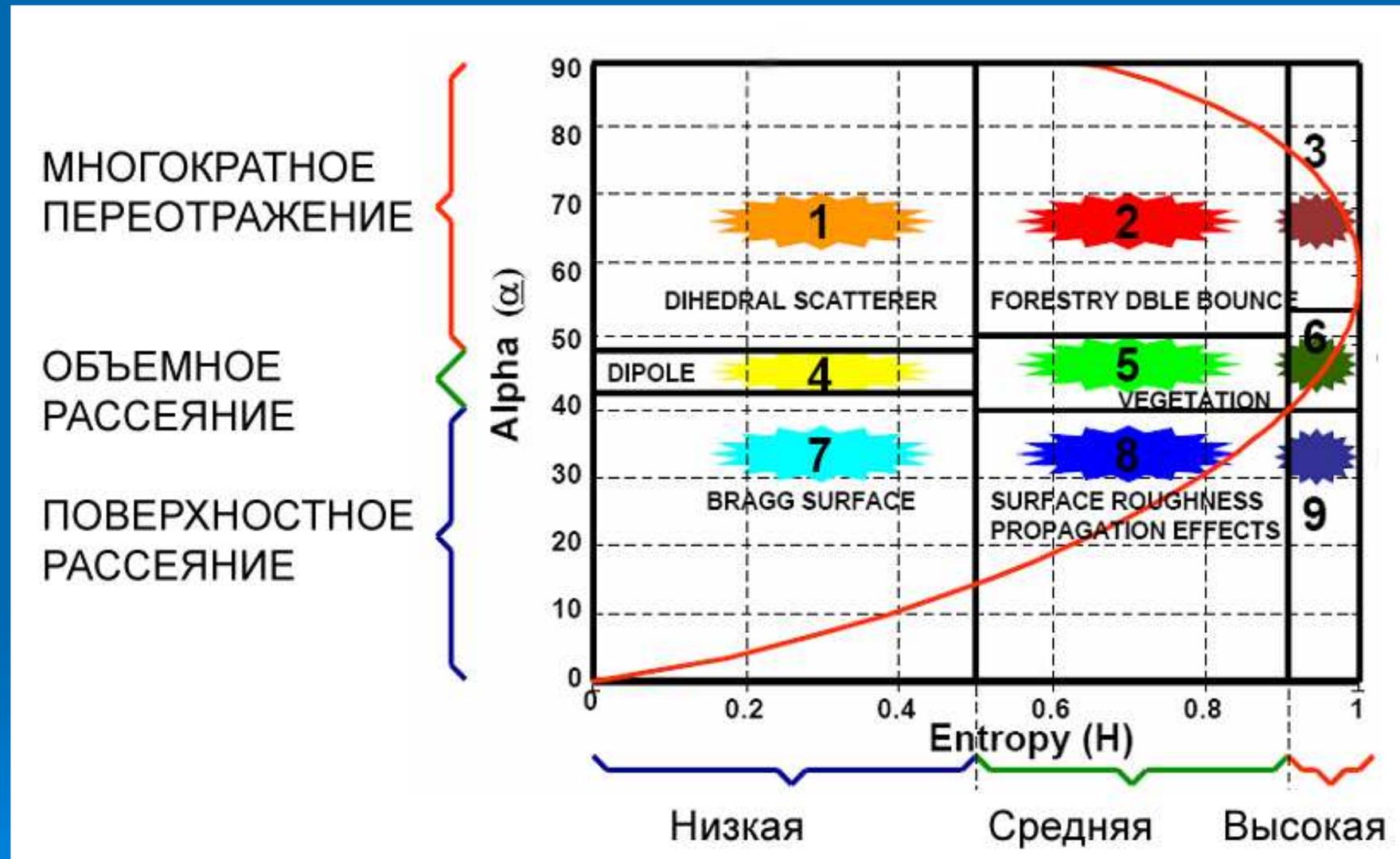
Угол поворота  $\alpha = \sum_{i=1}^3 P_i \alpha_i$

$\alpha \sim 0$  - поверхностное рассеяние

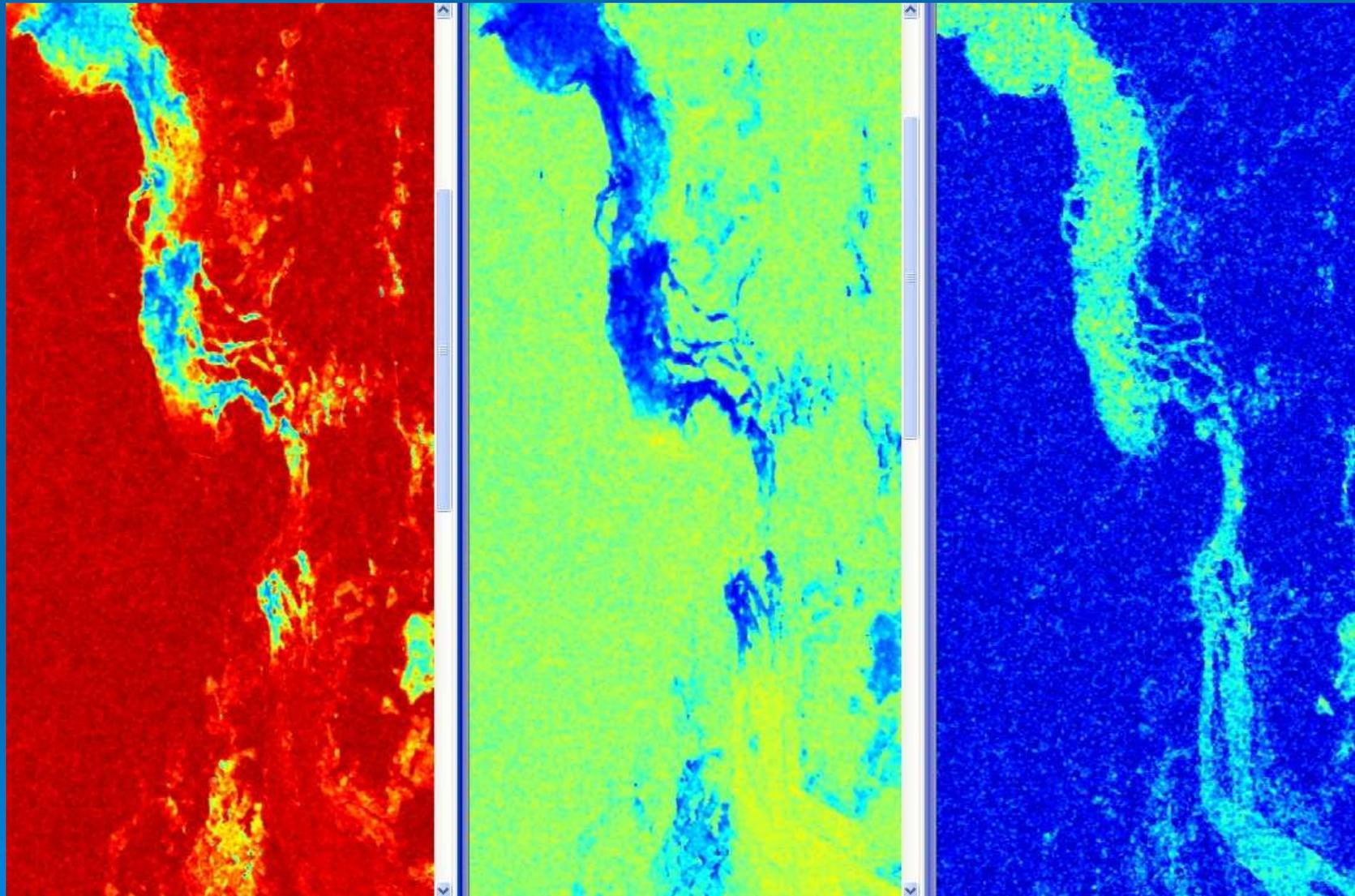
$\alpha \sim 45^\circ$  - объемное (дипольное) рассеяние

$\alpha \sim 90^\circ$  - двойное переотражение

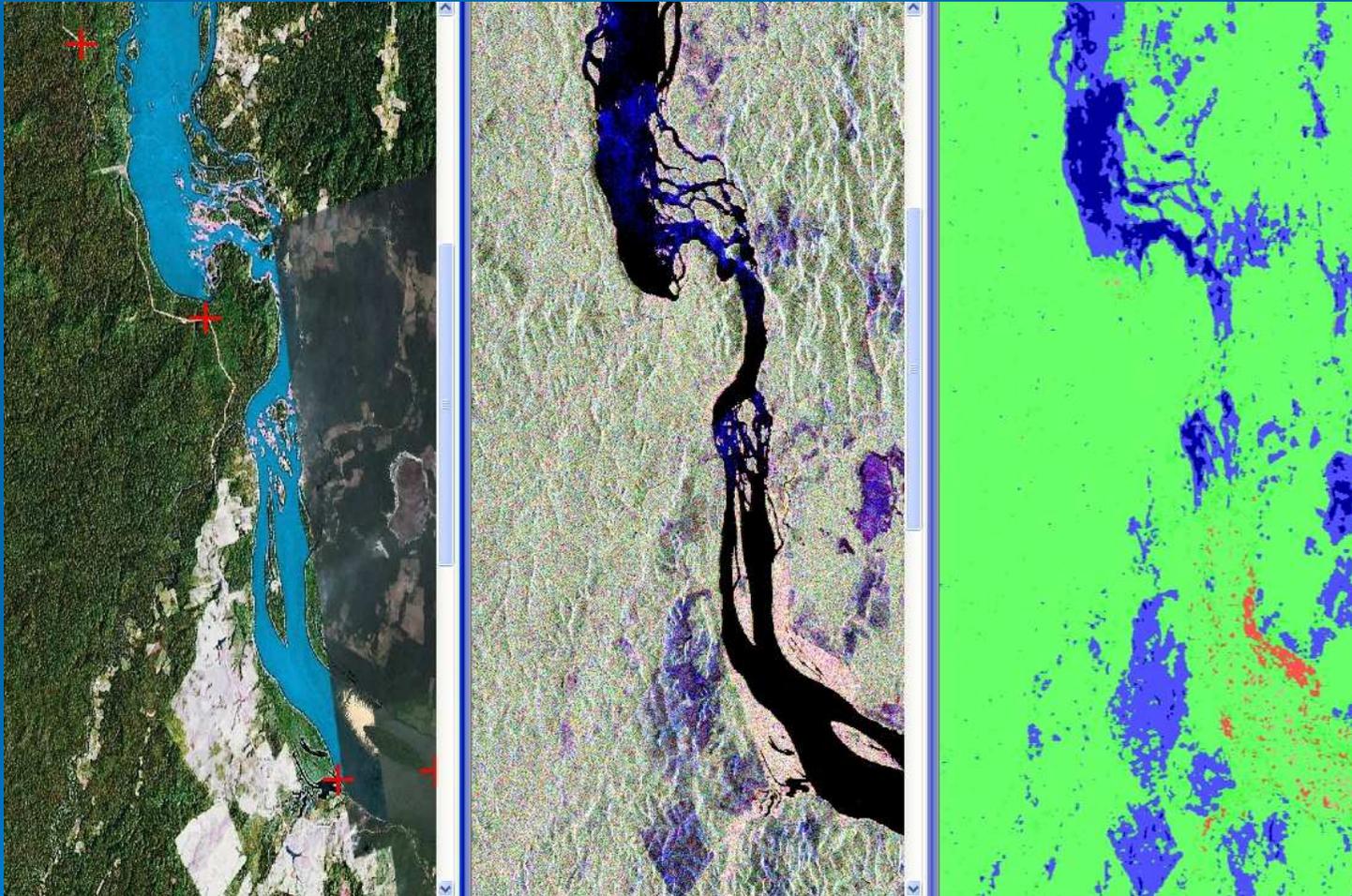
# Сегментация H – $\alpha$ плоскости



# Поляризационные характеристики $H$ , $\alpha$ , $A$



# Непосредственная классификация по параметрам $H$ , $\alpha$



## 2.4 Классификация поляриметрических данных с обучением

Оптимальная (в смысле отношения правдоподобия) оценка близости текущего элемента матрицы  $Z$  к классу  $w_m$  определяется выражением :

$$d = \ln|C_m| + \text{Tr}(C_m^{-1}Z)$$

Схема алгоритма сегментации РЛИ с «обучением»:

- 1. обучающая выборка данных, разделенная на  $M$  различных групп или классов, загружается в программу сегментации.
- 2. Обучение алгоритма сегментации. Формируются  $M$  классов и правила принятия решений. Для каждого класса вычисляются ковариационная матрица  $C_m$  и обратная ей матрица  $C_m^{-1}$ .
- 3. Этап классификации. Отнесение каждого пикселя обрабатываемого изображения к одному из классов, определенных на первом этапе, для которого реализуется минимальная величина рассогласования

## 2.5 Классификация поляриметрических данных без обучения

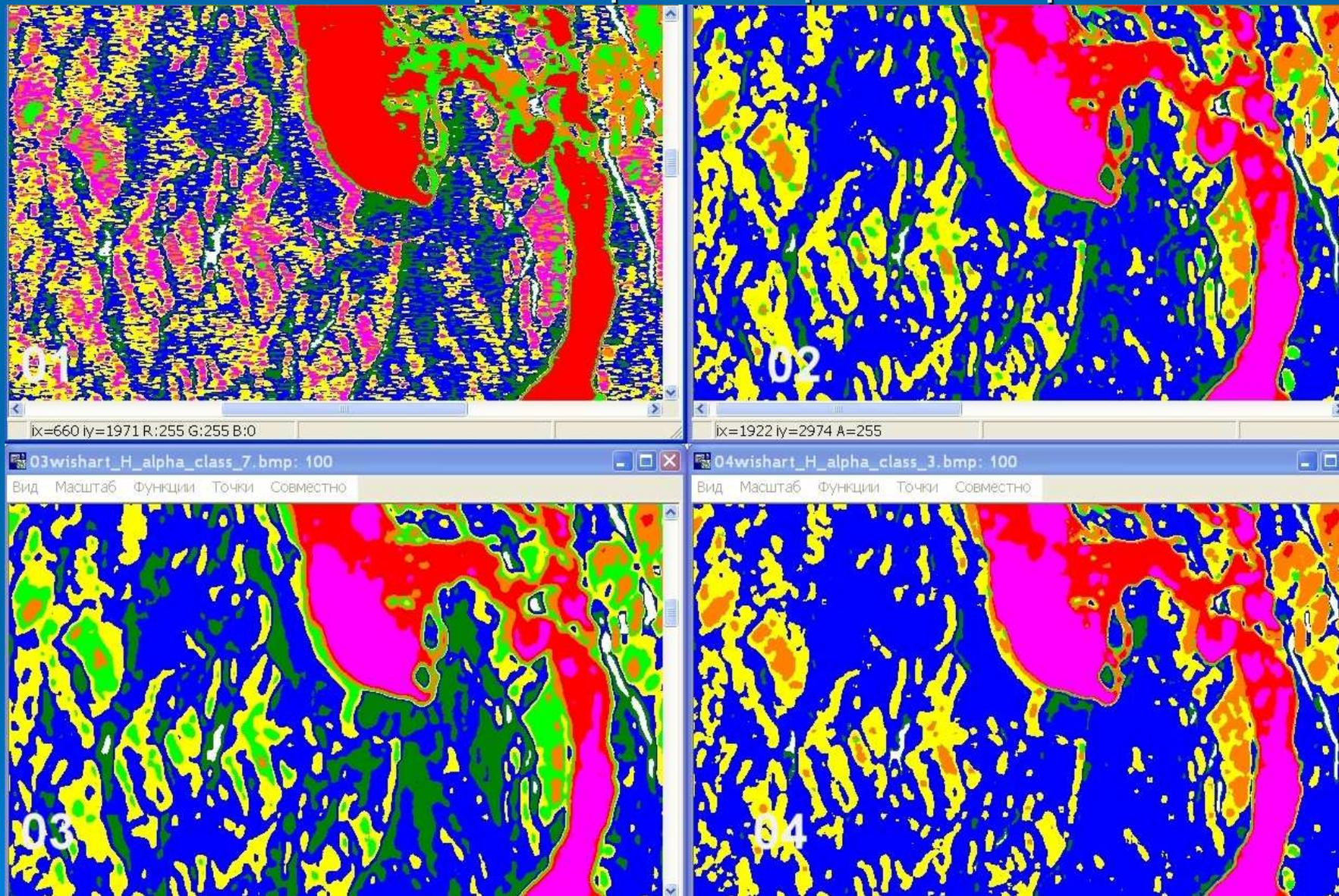
Схема алгоритма сегментации РЛИ «без обучения»:

- 1. В качестве обучающей выборки данных используются результаты  $N$ - $\alpha$  декомпозиции, формирующие 8 классов.
- 2. Обучение алгоритма сегментации. Для каждого класса вычисляются ковариационная матрица  $C_m$  и обратная ей матрица  $C_m^{-1}$ .
- 3. Цикл итераций. На каждом шаге пиксели изображения относятся к классу, определенному на предыдущем этапе, для которого реализуется минимальная величина рассогласования. По результатам классификации состав классов меняется, поэтому, для каждого класса заново вычисляются матрицы  $C_m$  и  $C_m^{-1}$ .
- 4. Завершение итераций. По числу шагов, либо, если число изменившихся пикселей стало меньше порога.

### 3. Анализ функционирования классификатора «без обучения»

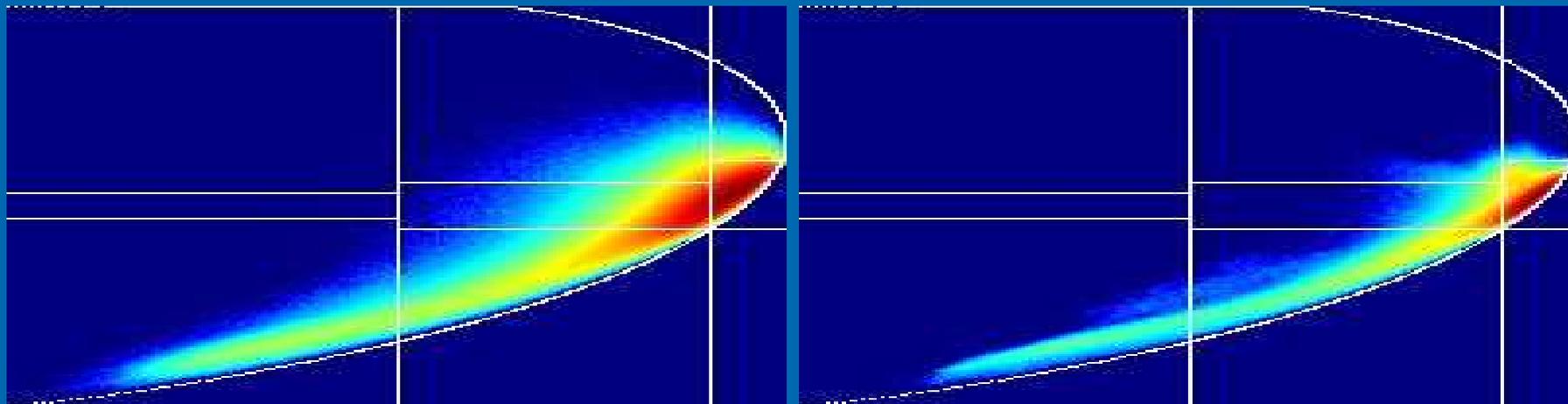


### 3.1 Влияние параметров настройки алгоритмов



Результаты классификации без обучения: Кадр 01- без некогерентного накопления, остальные – с накоплением 4. Кадр 03-окно усреднения 7x7, остальные – с окном 3x3. Меняется состав классов, а также, размеры и форма областей.

## 3.2 Влияние изменения уровня некогерентного накопления



Слева: гистограмма распределения отсчетов при некогерентном накоплении 1. Справа – при накоплении 4. Красный цвет соответствует большей концентрации отсчетов, синий – меньшей. При некогерентном накоплении отсчеты концентрируются в области с более высокой энтропией.

При некогерентном накоплении происходит суммирование независимых сигналов. При этом энтропия, как мера «хаотичности» суммарного сигнала, возрастает, поскольку отдельные отсчеты имеют разные поляризационные характеристики.

### 3.3 Количественные характеристики оценки результатов классификации

Таблица взаимного рассогласования кадров:

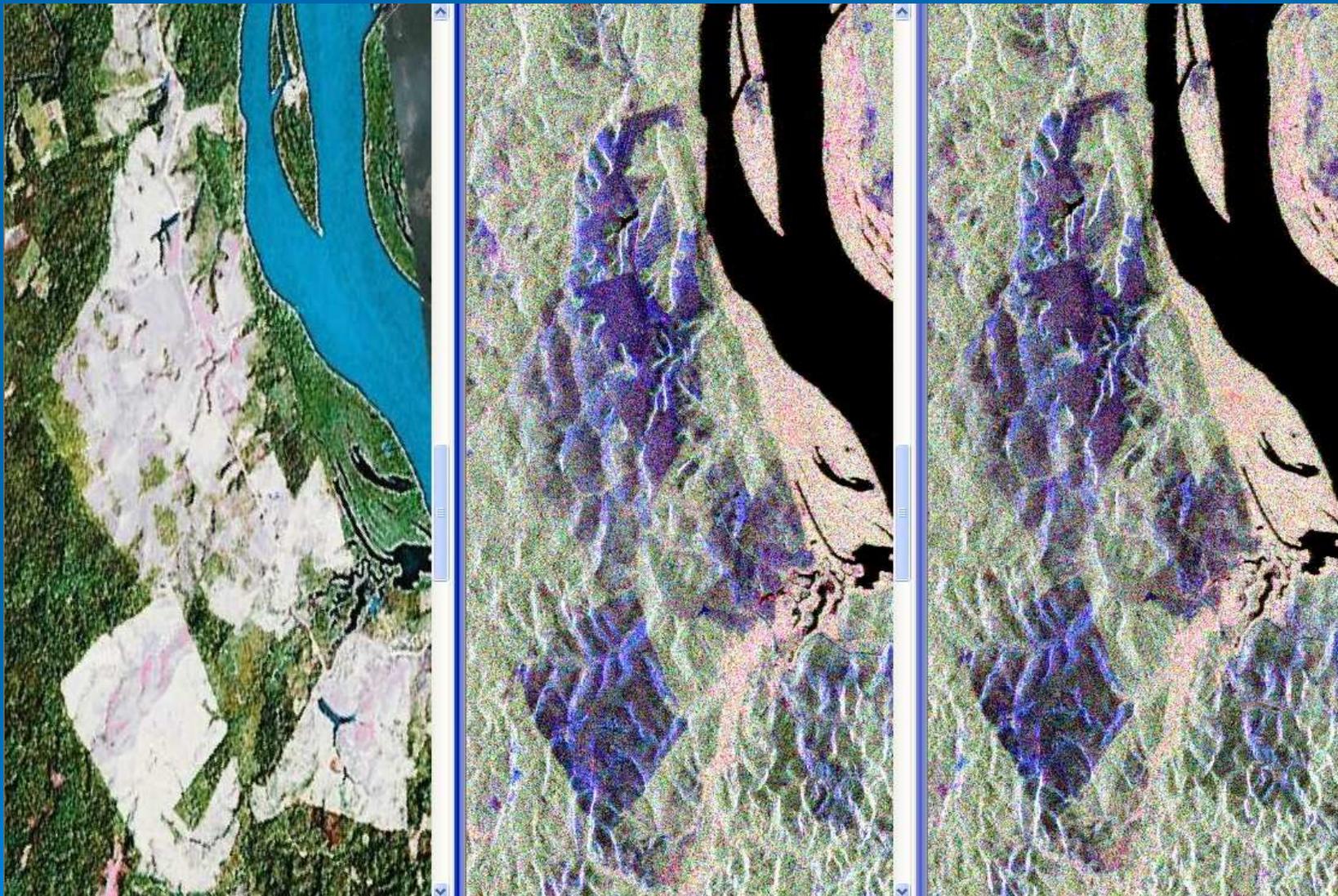
Классы	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
C1	<b>69.65</b>	22.29	0.00	0.14	1.32	0.00	0.00	6.60
C2	2.15	<b>91.52</b>	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	6.32
C3	0.00	0.00	<b>83.18</b>	0.02	0.00	16.67	0.12	0.00
C4	0.04	0.07	0.00	<b>79.43</b>	18.02	0.87	0.00	1.57
C5	0.08	0.04	0.00	11.60	<b>76.24</b>	0.05	0.00	12.00
C6	0.07	0.01	0.34	30.95	0.61	<b>67.93</b>	0.00	0.11
C7	0.00	0.00	9.31	0.00	0.00	0.27	<b>90.43</b>	0.00
C8	0.10	9.80	0.00	0.02	4.33	0.00	0.00	<b>85.74</b>

Средневзвешенный уровень совпадения классов:

$$S = \sum_{i=1, K} C(i, i) * (N(i) / N), \text{ где}$$

$C(i, i)$  – значение главной диагонали для класса  $i$ ,  $N(i)$  – число элементов класса  $i$ ,  $N$  – общее число элементов в наборе данных,  $K$  – число классов.

### 3.4 Сравнение результатов поляриметрической классификации без обучения по разным кадрам



Фрагменты РЛ изображений кадров 0602 (в центре) и 0669 (справа), полученных в одинаковых условиях с интервалом 1,5 мес., совместно с оптическим изображением. Различия объектов, наблюдаемые на кадрах достаточно малы.

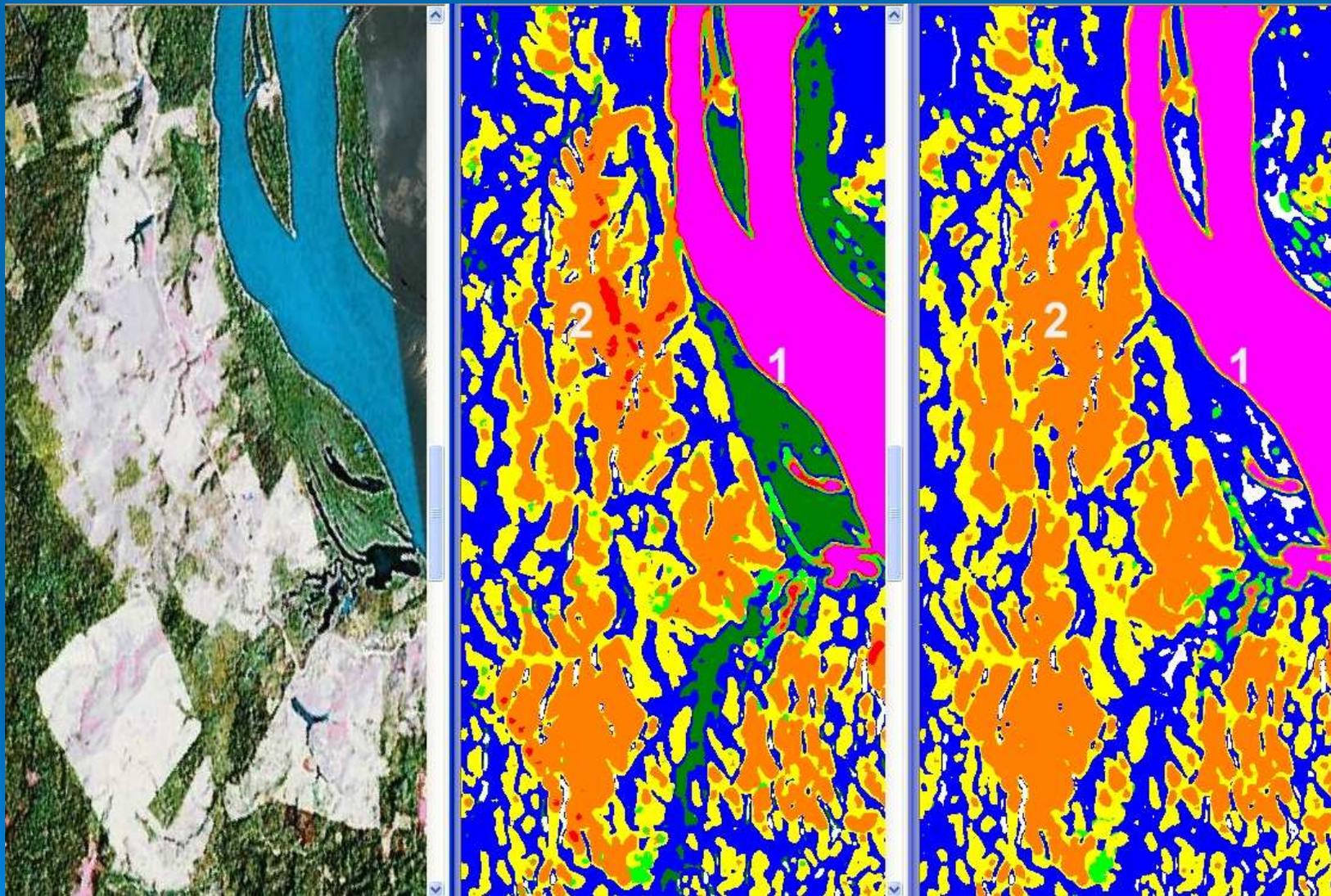
## Средневзвешенный уровень совпадения классов по кадрам при различных настройках алгоритмов

Средневзвешенный уровень совпадения классов по парам кадров.				
Кадр	01 НН=1	02	03	04
06 НН=1	<b>55,59</b>	43,46	38,39	44,29
07	42,63	76,58	67,24	80,23
08	40,33	75,05	70,56	78,29
09	42,56	77,86	68,48	<b>83,32</b>

### Выводы:

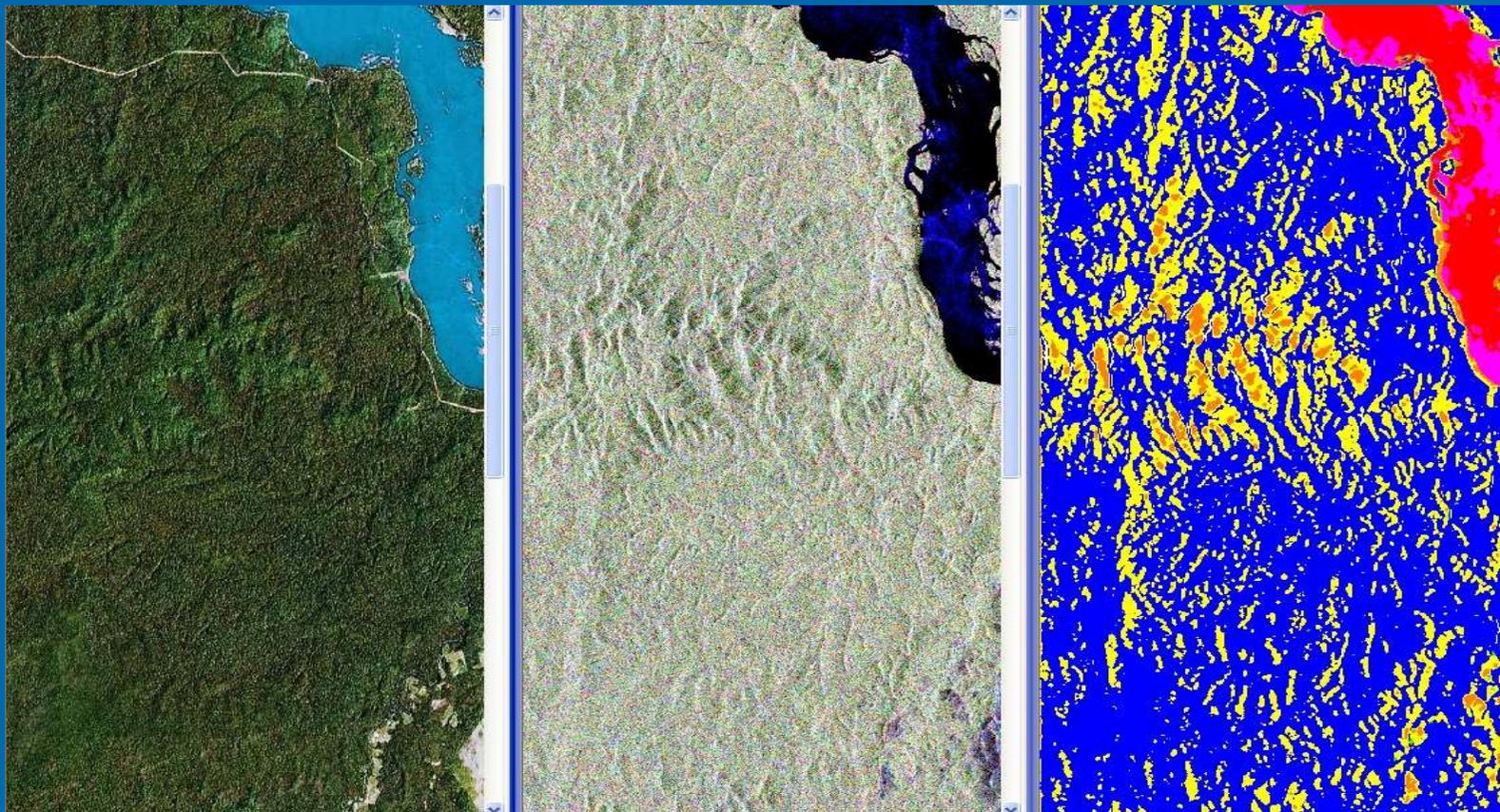
1. Обработка с некогерентным накоплением 1 (НН=1) малоэффективна.
2. При НН=4 различные варианты настройки дают довольно близкие уровни совпадения (от 67% до 83%). При этом, большее число итераций (кадры 02 и 07) и увеличение степени фильтрации спекла (кадры 03 и 08) снижают уровень совпадения.
3. Максимальный зарегистрированный уровень совпадения классов (83%) по паре кадров, снятых через 1,5 месяца говорит о стабильности поляризационных характеристик.

## Результаты обнаружения областей вырубки при классификации без обучения



Участки вырубки устойчиво проявляются как поляриметрические классы Z5, Z6, Z9, (желтый, оранжевый, красный) соответствующих поверхностному отражению.

## Результаты обнаружения областей вырубki при классификации без обучения



Перепады рельефа влияют на поляриметрическую классификацию, создавая эффект, аналогичный наличию «вырубki» в области сплошного лесного массива. Слева – оптика, вырубленных участков нет. В центре – РЛИ с хорошо заметными перепадами рельефа. Справа – классификация показывает в области перепадов рельефа изменение характеристик (желтые и оранжевые области), аналогичные наличию участков вырубki. Наличие подобных эффектов требует проведения более детального анализа.

# Обучающая выборка данных



1. Лес на равнине



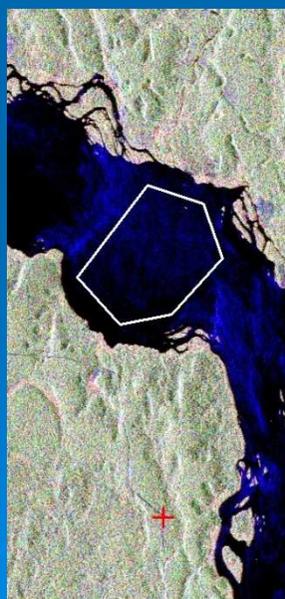
2. Лес на склонах, «дальних» от РСА



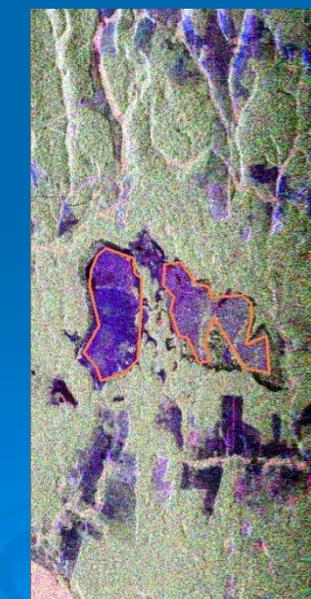
3. Участки вырубki:  
обучающий и контрольный



4. Река, Высокая энтропия

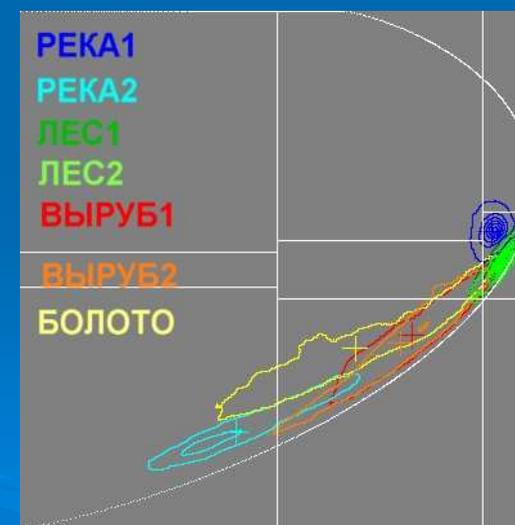
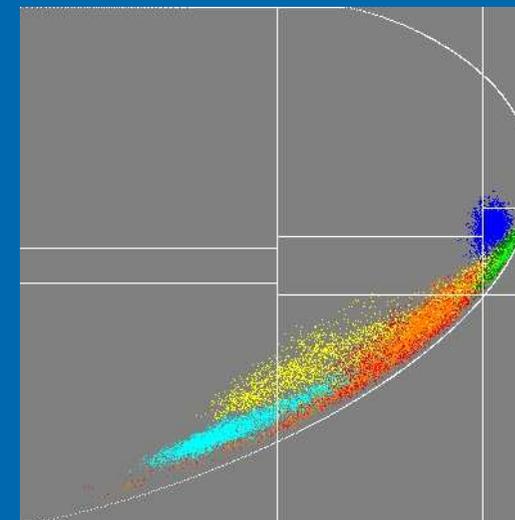
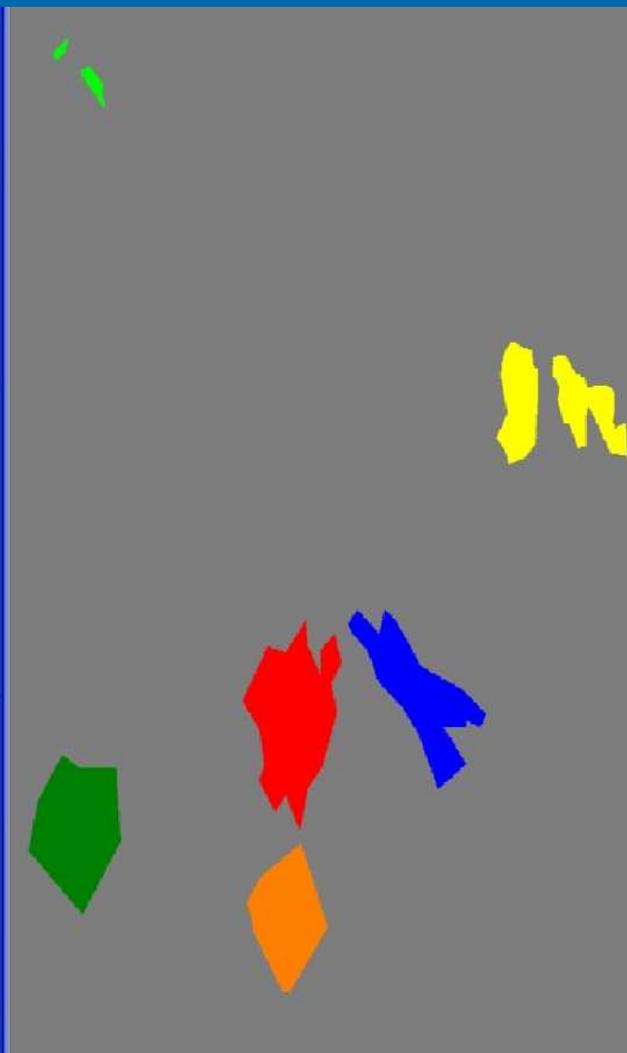
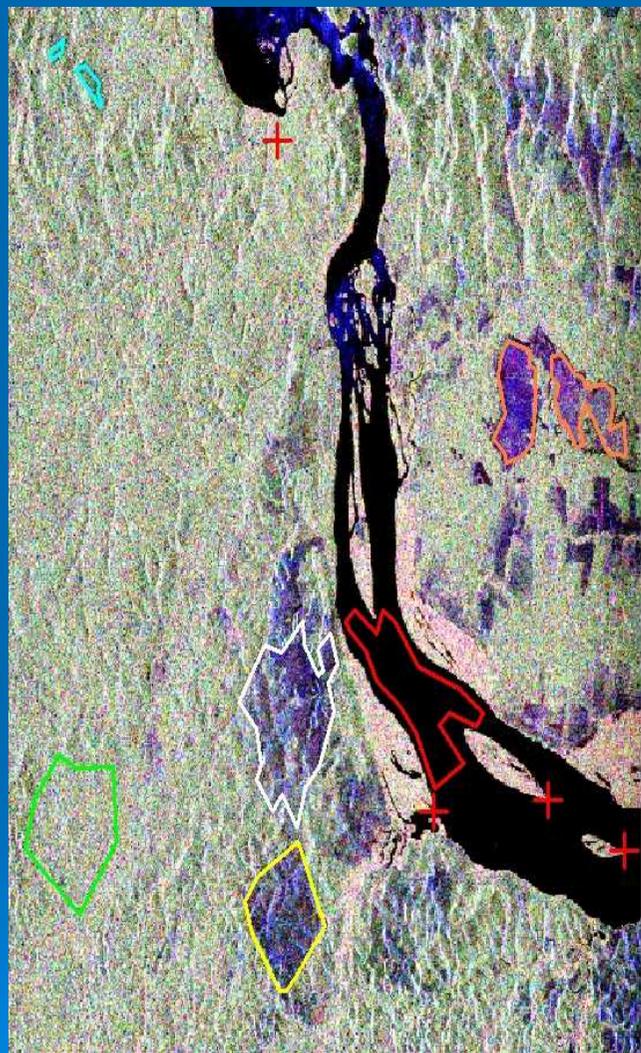


5. Река, Низкая энтропия



6. Открытый участок, похожий на болото

# Распределение обучающей выборки данных на кадре РЛИ по параметрам $H$ и $\alpha$

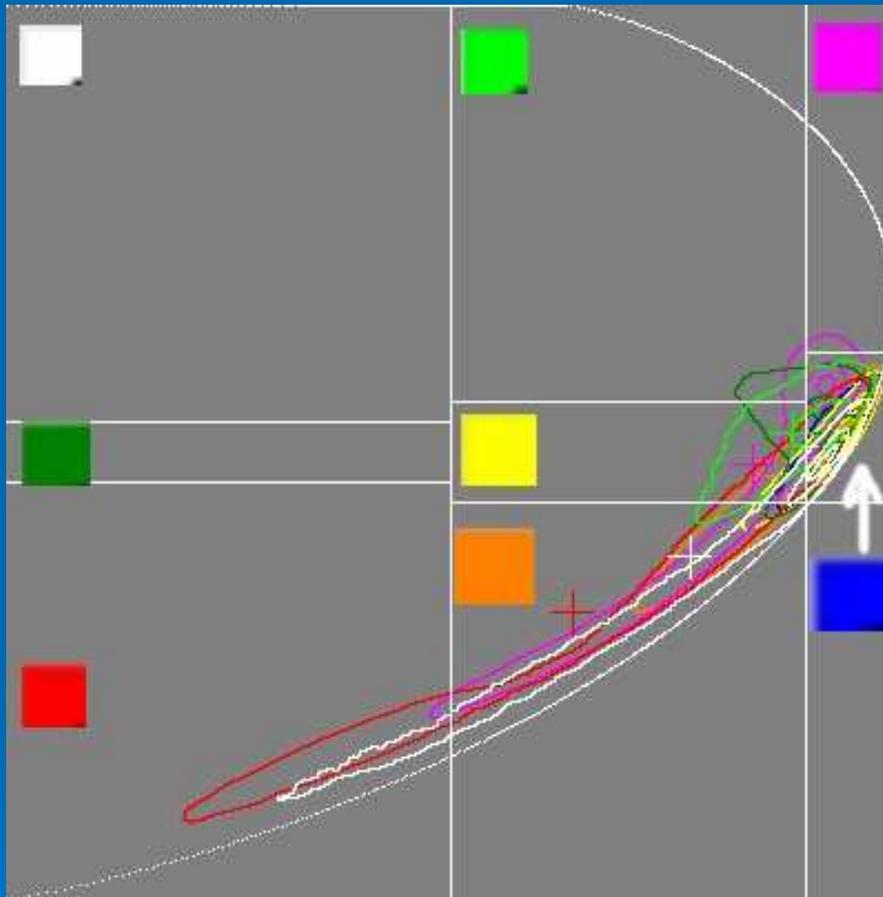


## Распределение классов природных объектов по поляриметрическим классам классификатора без обучения

Индекс класса	1 Z7	2 Z8	3 Z9	4 Z4	5 Z5	6 Z6	7 Z1	8 Z2
Цвет класса	01	02	03	04	05	06	07	08
1Лес1					7.42			92.58
3Лес2					18.34	81.66		
2Река1							100.00	
7Река2			71.66				28.34	
Выруб1	2.80	0.03	0.94	0.05	<b>13.67</b>	<b>77.04</b>		<b>5.47</b>
Выруб2	1.44	0.19	3.68	0.31	<b>21.43</b>	<b>60.77</b>		<b>12.18</b>
4Болото			5.38	1.63	19.68	72.80		0.50

- 1) Вода на кадрах хорошо выделяется по результатам классификации. Она состоит из двух классов и слабо пересекается с другими классами природных объектов.
- 2) Лес представлен участками двух характерных типов: равнинными и дальние (от РСА) склоны гор и также достаточно хорошо выделяется на результатах классификации.
- 3) Вырубки не образуют единого выходного класса классификатора без обучения, а распределены по 3-5 классам. Несмотря на хорошее соответствие класса «вырубка» и выходного класса Z6 (>80%), эффективность выделения вырубок при классификации без обучения не может считаться удовлетворительной

# Распределение выходных результатов классификации по параметрам $N$ и $\alpha$



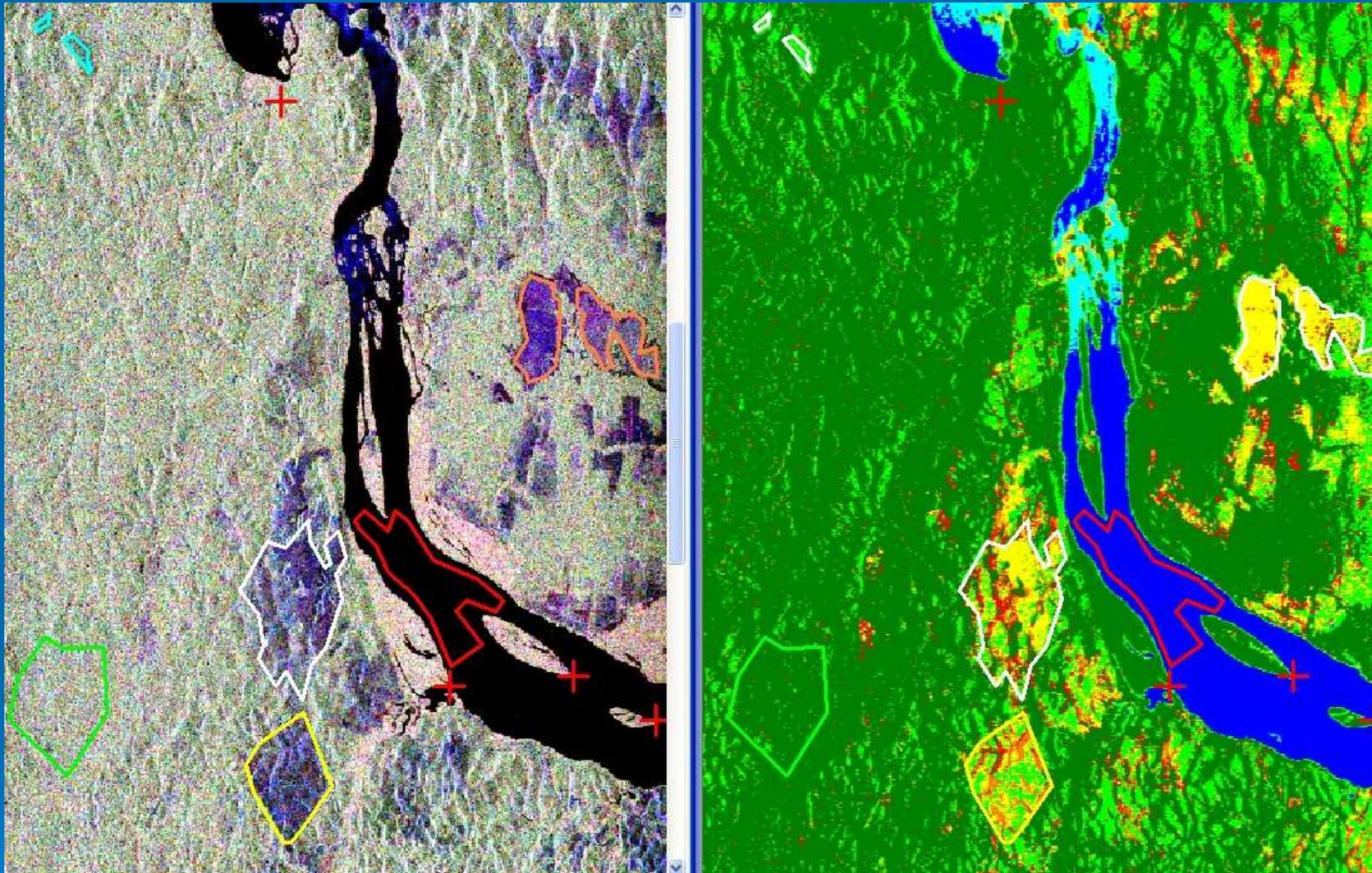
1. Выходные классы классификатора существенно смещены относительно исходного положения поляриметрических классов и очень сильно пересекаются между собой.
2. Фактически в данном классификаторе осуществляется формирование классов не по параметрам  $N$  и  $\alpha$ , по степени «сходства» структуры отсчетов ковариационной матрицы.

3. При этом, для данного сюжета связь между вычисленными поляризационными характеристиками  $N$  и  $\alpha$ , и структурой отсчетов ковариационной матрицы оказалась достаточно слабой.

## 4. Анализ функционирования классификатора «с обучением»



## 4.1 Обработка кадров с полной поляризационной матрицей



Результаты классификации с обучением, совместно с РЛ изображением в базисе Паули. Контурами выделены границы областей классов природных объектов. Светло зеленый тон в областях вырубок показывает, что существенная доля площади неправильно классифицируется как лес.

## Таблица рассогласования классификатора «с обучением»

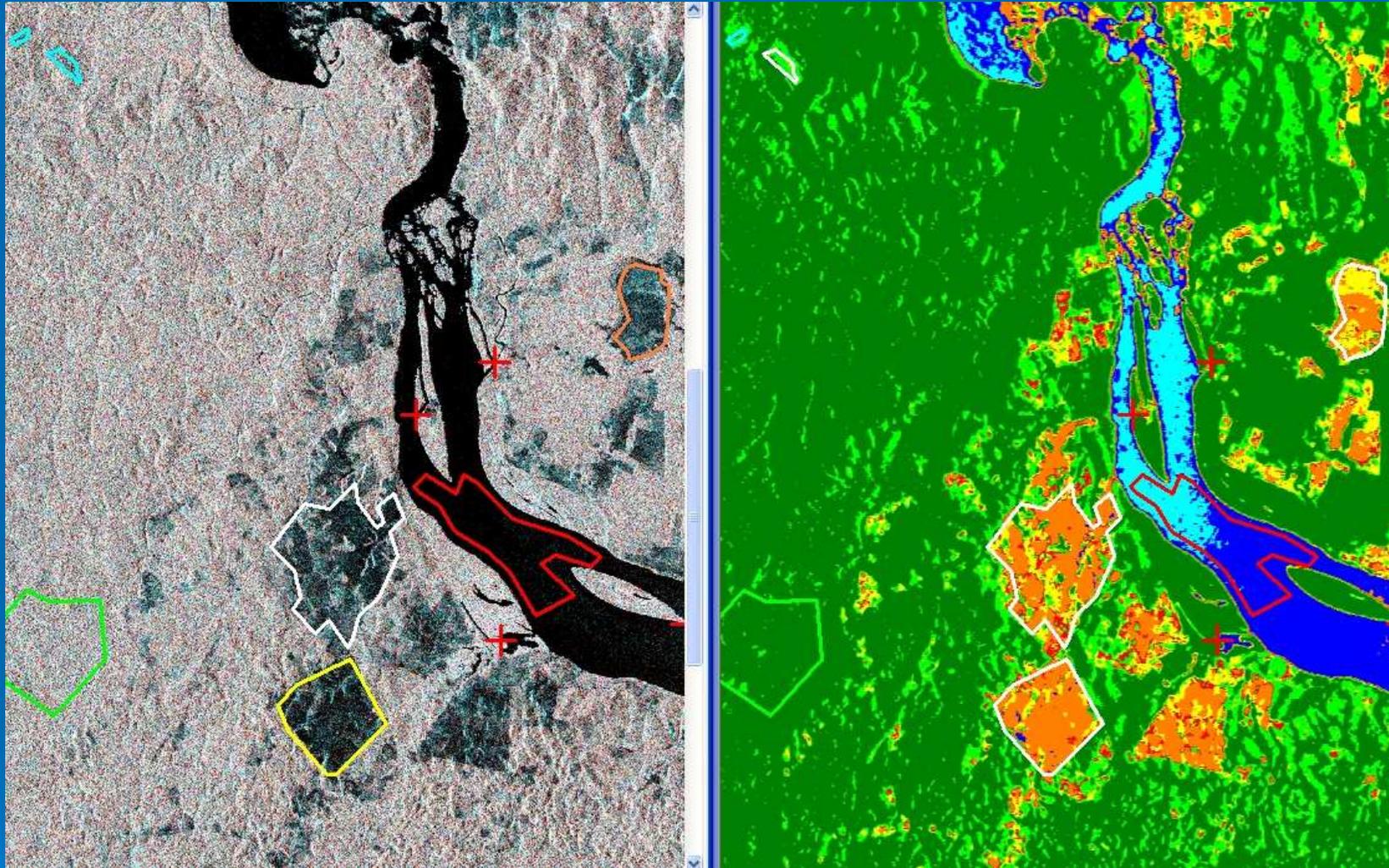
Распределение классов природных объектов по поляриметрическим классам классификатора с обучением

	1Лес1	2Река1	3Лес2	4Болото	Выруб1	Выруб2	7Река2	Σ
Цвет класса								1
1Лес1	94.37		4.31	1.05	0.27			
2Река1		99.34					0.66	
3Лес2	4.02		92.99	1.45		1.54		
4Болото	6.92		6.02	77.68	2.99	6.10	0.29	
Выруб1	7.17		41.07	<b>20.73</b>	<b>21.70</b>	<b>9.32</b>		<b>51,75</b>
Выруб2	13.25		29.87	<b>30.77</b>	<b>12.28</b>	<b>13.83</b>		<b>56,88</b>
7Река2		0.70	0.02	0.04	0.04		99.20	

1. Обработывались кадры с 4 компонентами (HH, HV, VV, VH).
2. Съёмка проводилась под углом 25° от вертикали.

Участки вырубки в классификаторе с обучением в данных условиях выделяются плохо, в основном, из-за влияния похожих посторонних классов. Общий уровень «правильного» выделения не превышает 60%.

## 4.2 Обработка кадров с неполной поляризационной матрицей



Результаты классификации с обучением, по РЛИ с 2 компонентами (HH+HV) совместно с изображением в базисе Паули. Контурами выделены границы областей классов природных объектов. Оранжевый и желтый тона в областях вырубок соответствуют правильным результатам классификации.

## Таблица рассогласования классификатора «с обучением» для кадра с двумя поляризационными компонентами

	1Лес1	2Река1	3Лес2	4Болото	Выруб1	Выруб2	7Река2	Σ
Цвет класса								
1Лес1	<b>96.91</b>		3.09					
2Река1		<b>65.47</b>					34.53	
3Лес2	9.20		<b>80.71</b>	6.10	0.25	3.75		
4Болото	3.23		15.69	<b>51.06</b>	22.76	7.26		
Выруб1	1.76	1.57	4.50	12.47	<b>73.68</b>	6.02		92,09
Выруб2	4.28	0.70	10.66	20.13	51.54	<b>12.70</b>		84,37
7Река2		6.62			0.20		<b>93.18</b>	

1. Обработывались кадры с 2 компонентами (HH, HV).
2. Съемка проводилась под углом 39° от вертикали.

Наиболее важным отличием в результатах классификации явилось существенное повышение эффективности выделения участков вырубки (до 92%). При этом, обработка двух кадров показала, что повышение эффективности выделения устойчиво.

## Таблица рассогласования классификатора «с обучением» для случая с отдельным формированием «обучающей» и «контрольной» выборок

Распределение классов природных объектов по поляриметрическим классам классификатора с обучением (с формированием контрольной выборки)

	1Лес1	2Река1	3Лес2		Выруб		7Река2
Цвет класса							
1Лес1	96.91		3.09				
2Река1		65.47					34.53
3Лес2	9.20		86.81		4.00		
4Болото		3.28	40.68		56.05		
Выруб1	1.82	5.06	7.75		85.37		
Выруб2	4.33	2.76	22.26		70.65		
7Река2		6.65			0.17		93.18

1. Обработывались кадры с 2 компонентами (НН, NV).
2. Съемка проводилась под углом 39° от вертикали.

Результаты выделения контрольной выборки (85%) подтвердили результаты, полученные на предыдущем этапе обработки.

## Анализ полученных результатов

- Вероятно, при зондировании под крутыми углами в L диапазоне существенную роль в отраженном сигнале лесного массива играет компонента отражения от поверхности (почвы). На это дополнительно указывает тот факт, что интерферометрические пары PCA PALSAR для лесных массивов сохраняют относительно высокую когерентность.
- Если подобное предположение справедливо, то оно может объяснить также причину существенного перекрытия параметров классов, отмеченное в разделе 4.1, - во всех классах присутствует существенное отражение от поверхности, что осложняет их разделение.
- При переходе же на более пологие углы визирования влияние компоненты отражения от поверхности в области леса снижается. Это приводит к возрастанию относительной роли более специфических для леса компонент объемного рассеяния и переотражения, и позволяет эффективнее разделить лес и участки вырубki по поляризационным характеристикам.

## 5. Заключение

- Был проведен анализ особенностей обработки многоканальных поляриметрических РЛ изображений с точки зрения их информативности, - т.е. возможности с их помощью решать типовые тематические задачи обнаружения и распознавания объектов.
- В качестве типовой задачи была выбрана оценка возможности обнаружения участков вырубki по РЛ изображениям участка тропического леса с использованием поляризационной информации.
- В процессе работы была показана возможность эффективного её решения в ряде случаев. Были получены количественные оценки.
- Результаты анализа позволяют в перспективе разрабатывать методики автоматизированного выделения объектов на РЛ изображениях с использованием поляризационной информации.

*СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!*

