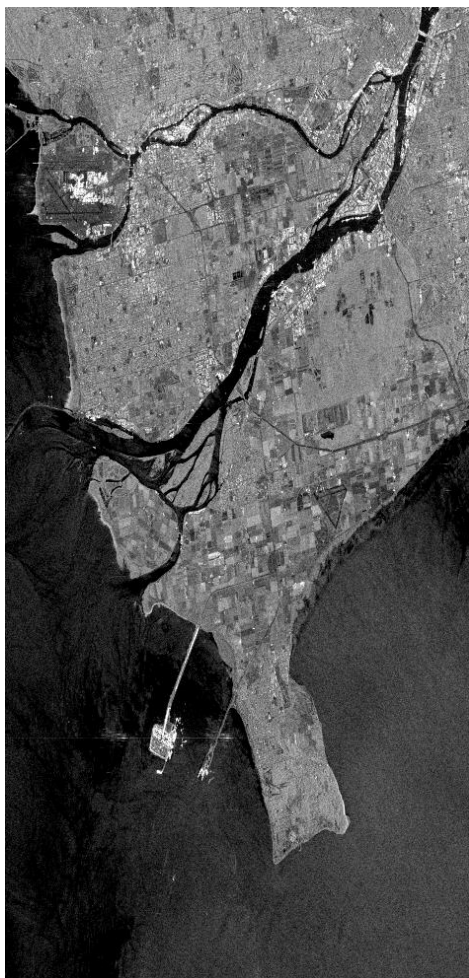


КЛАССИФИКАЦИЯ АМПЛИТУДНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОТ КОСМИЧЕСКИХ СИСТЕМ РАДИОЛОКАЦИОННОГО НАБЛЮДЕНИЯ ЗЕМЛИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ

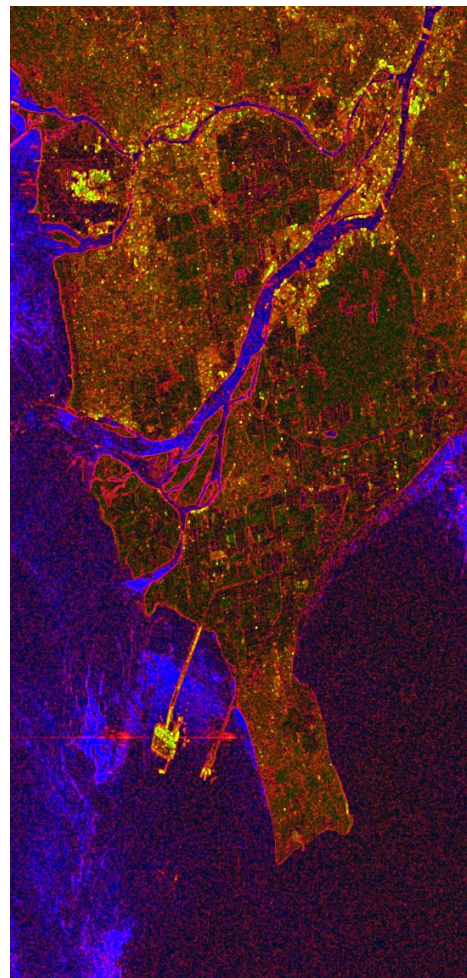
В.А. Ушенкин, к.т.н., ведущий научный сотрудник НИИ «Фотон» РГРТУ
В.А. Овчинников, инженер НИОКР НИИ «Фотон» РГРТУ

Классификация амплитудных изображений



Исходное радиолокационное
изображение (РЛИ)
Поляризация VV

Множественный
текстурный анализ
(МТА) с вычислением
8 наиболее
информативных
признаков



Информационный продукт МТА в псевдоцветах
Корреляция по Харалику
Контраст по Харалику
Второй угловой момент по Харалику

Классификация



Информационный продукт амплитудной классификации
Водная поверхность
Растительность
Сельскохозяйственные угодья
Городская застройка

Выбор пространства текстурных признаков

На предмет возможности использования при классификации были проанализированы следующие текстурные признаки Харалика:

- $\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} g_{ij}^2$ – второй угловой момент (1),

- $\sqrt{\sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \sum_{|i-j|=n} g_{ij}}$ – кв. корень из контраста (2),

- $\frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i j g_{ij} - \mu^2}{\sigma^2}$ – корреляция (3),

- $\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_g} (i - \mu)^2 \sum_{j=1}^{N_g} g_{ij}}$ – кв. корень из дисперсии (4),

- $\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{g_{ij}}{1 + (i - j)^2}$ – обр. дифф. момент (5),

- $\sum_{n=2}^{2N_g} n \sum_{i+j=n} g_{ij}$ – средняя сумма (6),

- $\sqrt{\left(\sum_{n=2}^{2N_g} n^2 \sum_{i+j=n} g_{ij} \right) - \left(\sum_{n=2}^{2N_g} n \sum_{i+j=n} g_{ij} \right)^2}$ – кв. корень из дисперсии сумм (7),

- $-\sum_{n=2}^{2N_g} \log \left(\sum_{i+j=n} g_{ij} \right) \sum_{i+j=n} g_{ij}$ – энтропия сумм (8),

- $\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} g_{ij} \log g_{ij}$ – энтропия (9),

- $\sqrt{\left(\sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \sum_{|i-j|=n} g_{ij} \right) - \left(\sum_{n=0}^{N_g-1} n \sum_{|i-j|=n} g_{ij} \right)^2}$ – кв. корень из дисперсии разностей (10),

- $-\sum_{n=0}^{N_g-1} \log \left(\sum_{|i-j|=n} g_{ij} \right) \sum_{|i-j|=n} g_{ij}$ – энтропии разностей (11),

- $\sqrt[3]{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i + j - 2\mu)^3 g_{ij}}$ – куб. корень из оттенка кластера (12),

- $\sqrt[4]{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i + j - 2\mu)^4 g_{ij}}$ – корень 4-й степени из выпуклости кластера (13),

где g_{ij} – элементы матрицы смежности $G_{(N_g \times N_g)}$ по Харалику, N_g – количество уровней серого

Выбор пространства текстурных признаков

2	0,8145												
3	0,3546	0,3886											
4	0,3811	0,7890	0,3844										
5	0,8624	0,9560	0,3154	0,6234									
6	0,5713	0,8903	0,3276	0,8687	0,8312								
7	0,3708	0,7783	0,4092	0,9990	0,6108	0,8613							
8	0,8834	0,9361	0,5684	0,6357	0,9469	0,8013	0,6321						
9	0,871	0,9423	0,5074	0,6306	0,9695	0,8197	0,6247	0,9940					
10	0,3469	0,7585	0,3190	0,9892	0,5799	0,8272	0,9841	0,5821	0,5781				
11	0,7998	0,9737	0,4870	0,7242	0,9529	0,8524	0,7175	0,9647	0,9701	0,6813			
12	0,2647	0,6923	0,4273	0,9711	0,5102	0,7597	0,9741	0,5442	0,5338	0,9692	0,6408		
13	0,3029	0,7191	0,3871	0,9821	0,5405	0,7898	0,9828	0,5614	0,5530	0,9838	0,6549	0,9899	
При- знак	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	

По результатам корреляционного анализа были отобраны 8 текстурных признаков:

- второй угловой момент (1),
- контраст (2),
- корреляция (3),
- дисперсия (4),
- обратный дифференциальный момент (5),
- средняя сумма (6),
- энтропия сумм (9),
- оттенок кластера (11)

Абсолютные значения коэффициентов корреляции Пирсона между текстурными признаками (фрагмент корреляционной матрицы ниже главной диагонали)

Классификация методом k-средних

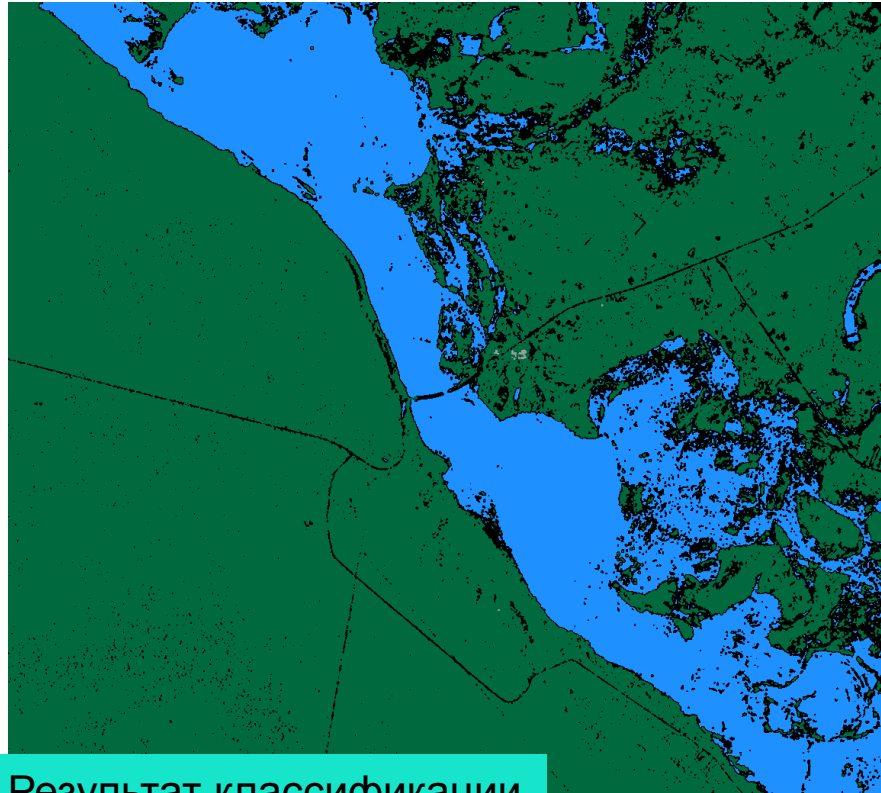
Итерационно минимизируется суммарное квадратическое расстояние от элементов до центров их классов (начальные центры классов задаются оператором):

$$\sum_{i=1}^l \rho^2(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\mu}_{y_i}) \rightarrow \min_{\boldsymbol{\mu}, y}, \text{ где } y_i = y(\mathbf{x}_i) \text{ — класс элемента } \mathbf{x}_i; \boldsymbol{\mu}_k = \frac{\sum_{i=1}^l [y_i = k] \cdot \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^l [y_i = k]} \text{ — центр класса } k$$

Пример классификации РЛИ методом k-средних



РЛИ



Результат классификации

Водная поверхность

Растительность

Дороги

Здания

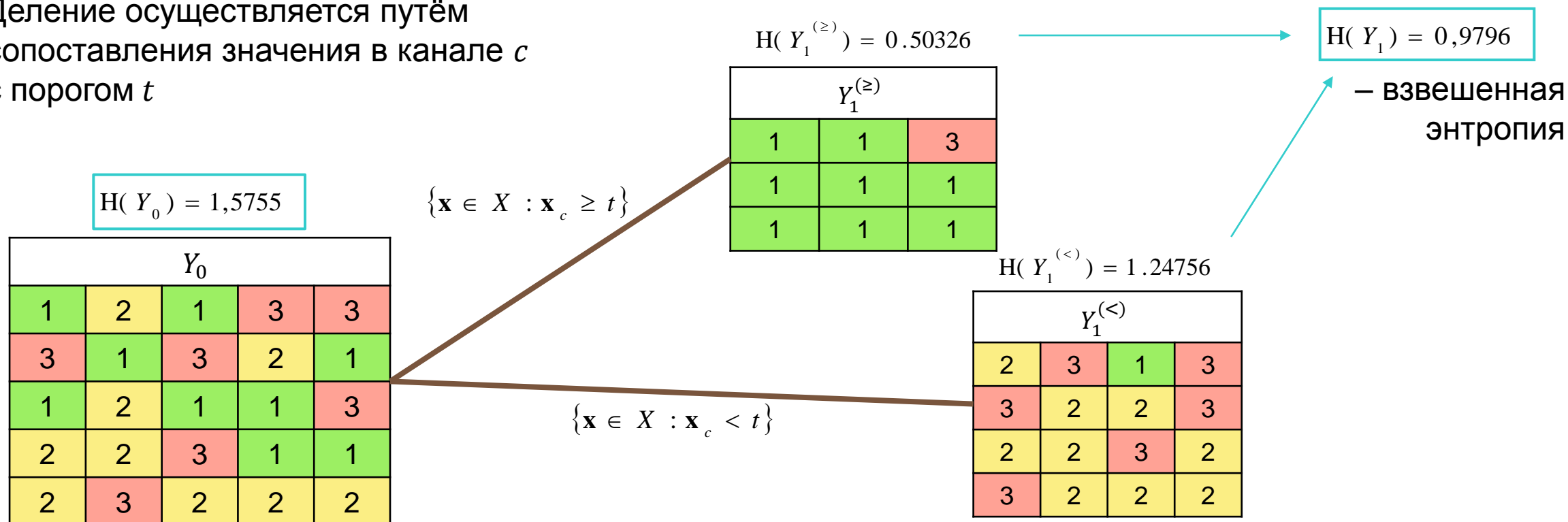
Классификация методом деревьев решений

Пусть X – множество объектов (пикселей), Y – множество соответствующих им классов.

На стадии обучения классификатора строится бинарное дерево решений. Каждое решение делит обучающую выборку на две подвыборки так, чтобы минимизировать взвешенную сумму энтропий по Шеннону в пределах каждой подвыборки:

$$H(Y) = - \sum_{k=1}^K p(k) \log_2 p(k), \text{ где } p(k) = \frac{|\{y \in Y : y = k\}|}{|Y|} \text{ – частота класса } k \text{ в } Y$$

Деление осуществляется путём сопоставления значения в канале c с порогом t



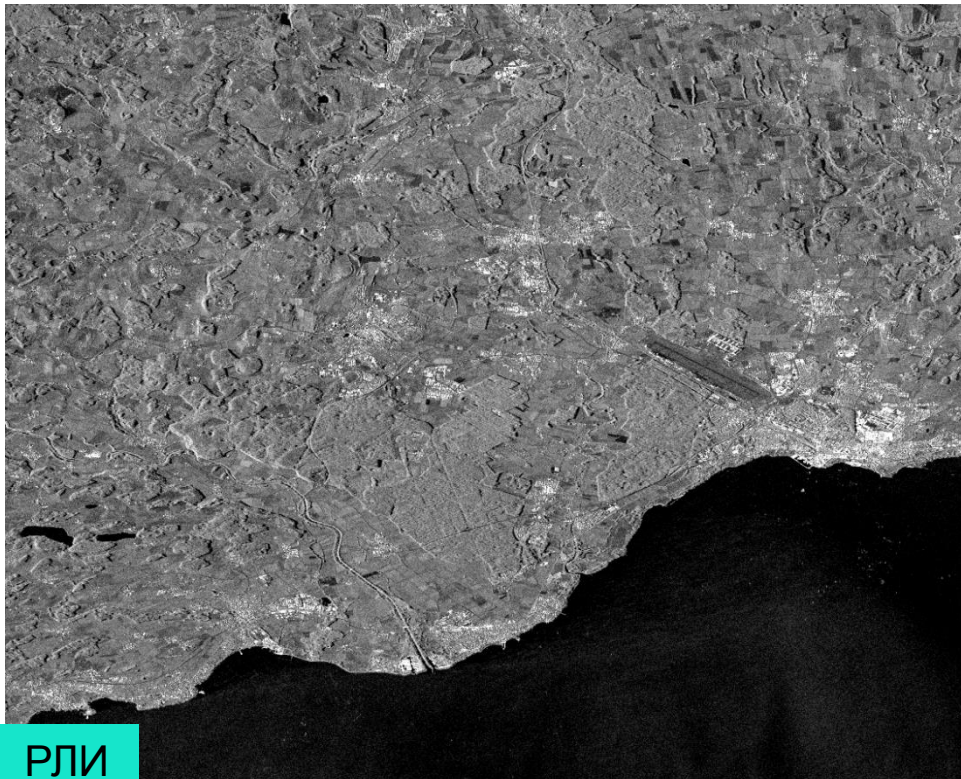
Классификация методом деревьев решений

Построение дерева проводится рекурсивно. Осуществляется поиск канала c и порога t , деление выборки по которым приведёт к максимальному уменьшению взвешенной суммы энтропий в листьях дерева:

$$H(Y_{i-1}) - H(Y_i) \rightarrow \max_{c,t}, \text{ где } i - \text{номер итерации построения дерева}$$

Для сокращения объёма вычислений непрерывная оптимизация по порогу t заменяется дискретной с адаптивным выбором шага квантования непрерывной величины t

Пример классификации РЛИ методом деревьев решений



РЛИ



Результат классификации

Водная поверхность
Лес
Пашня
Сооружения

Классификация методом опорных векторов

Бинарная классификация по правилу
$$a(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l y_i \lambda_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \right) \quad (*)$$

$K(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ – функция ядра; y_i – метка класса i -го элемента; b – свободный член;

λ_i – значение переменной Лагранжа, полученное в ходе решения системы

$$\begin{cases} -L(\lambda) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \sum_{i=1}^l \lambda_i \rightarrow \min_{\lambda} \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, \quad i = 1 \dots l \\ \sum_{i=1}^l \lambda_i y_i = 0, \end{cases} \quad \text{где } C \text{ – параметр регуляризации.}$$

Функция ядра	
Линейное ядро	$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle$
Радиальная базисная функция	$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = e^{-\beta \ \mathbf{u} - \mathbf{v}\ ^2}$
Полиномиальное ядро	$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = (\langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle + 1)^d$
Тангенциальное ядро	$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \tanh(k_0 + k_1 \langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle)$

При хорошей линейной разделимости подавляющее большинство коэффициентов λ_i оказываются нулевыми и не участвуют в итоговой сумме (*). Те векторы \mathbf{x}_i , для которых $\lambda_i \neq 0$, называются **опорными**.

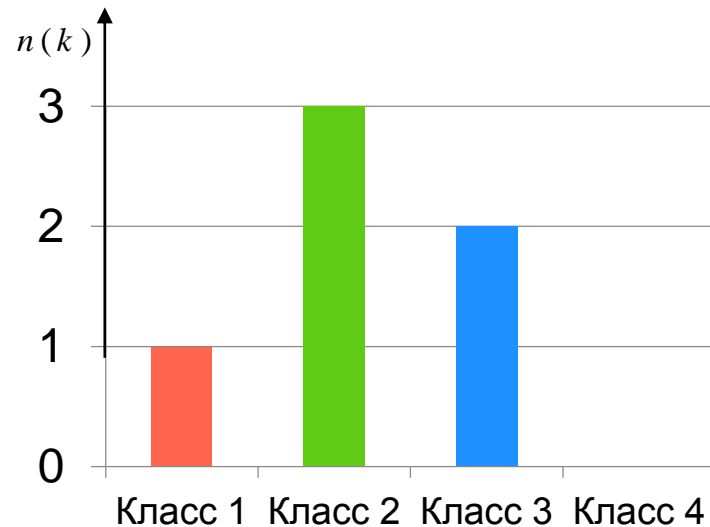
Если функция ядра является линейной, то вычисление (*) можно упростить:

$$a(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b \right), \quad \text{где } \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l y_i \lambda_i \mathbf{x}_i$$

Обобщение метода опорных векторов на случай более 2 классов

Стратегия «все против всех»

Формируется C_K^2 классификаторов $a_{ij}(\mathbf{x})$, где K – число классов. Результирующий класс выбирается мажоритарным способом в ходе «голосования».



$$a(\mathbf{x}) = \arg \max_k n(k), \text{ где } n(k) = \sum_{i=1}^K \sum_{j \neq i} [a_{ij}(\mathbf{x}) = k]$$

Стратегия «один против всех»

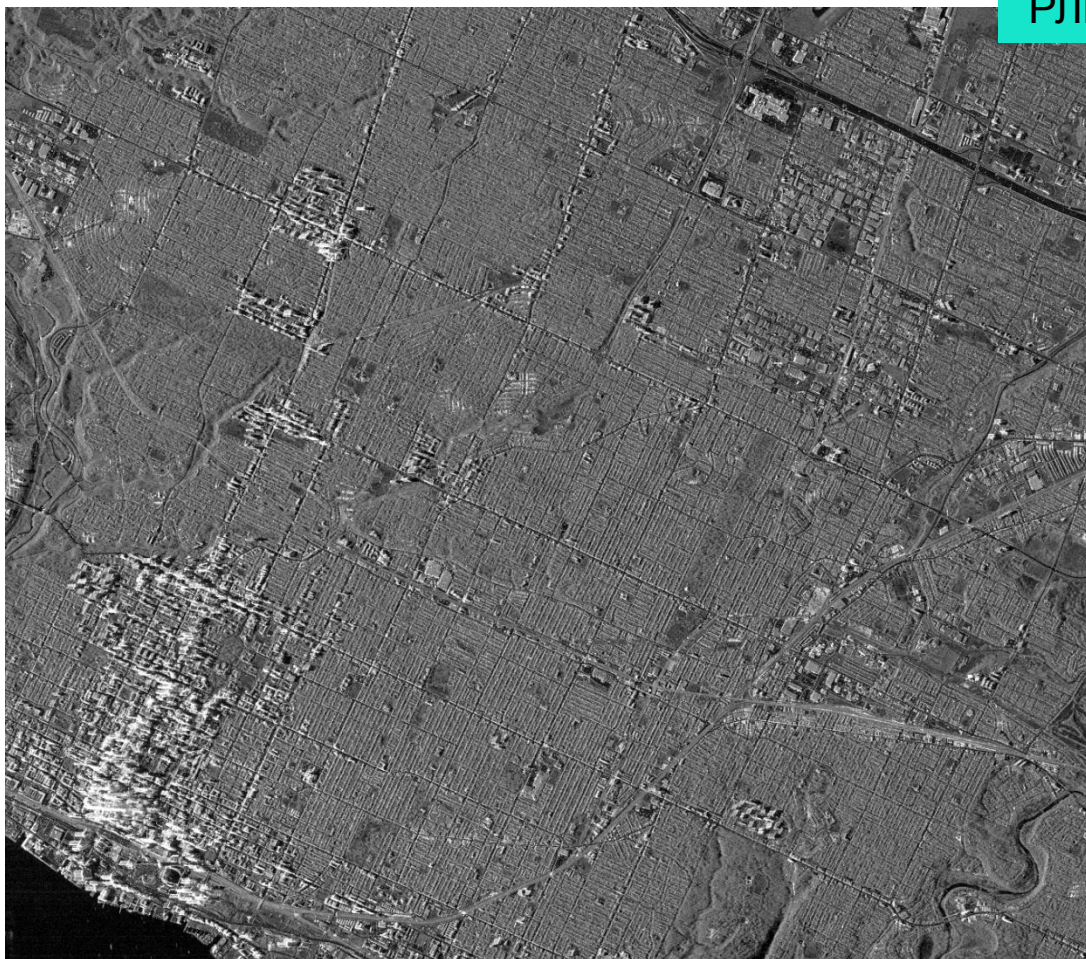
Формируется K классификаторов. Выигрывает тот, кто наиболее уверен в своём предсказании.

$$a(\mathbf{x}) = \arg \max_k a_k(\mathbf{x})$$

Для того, чтобы привести области значений всех классификаторов к единому диапазону, может использоваться нормализация. Например, масштабирование по Платту:

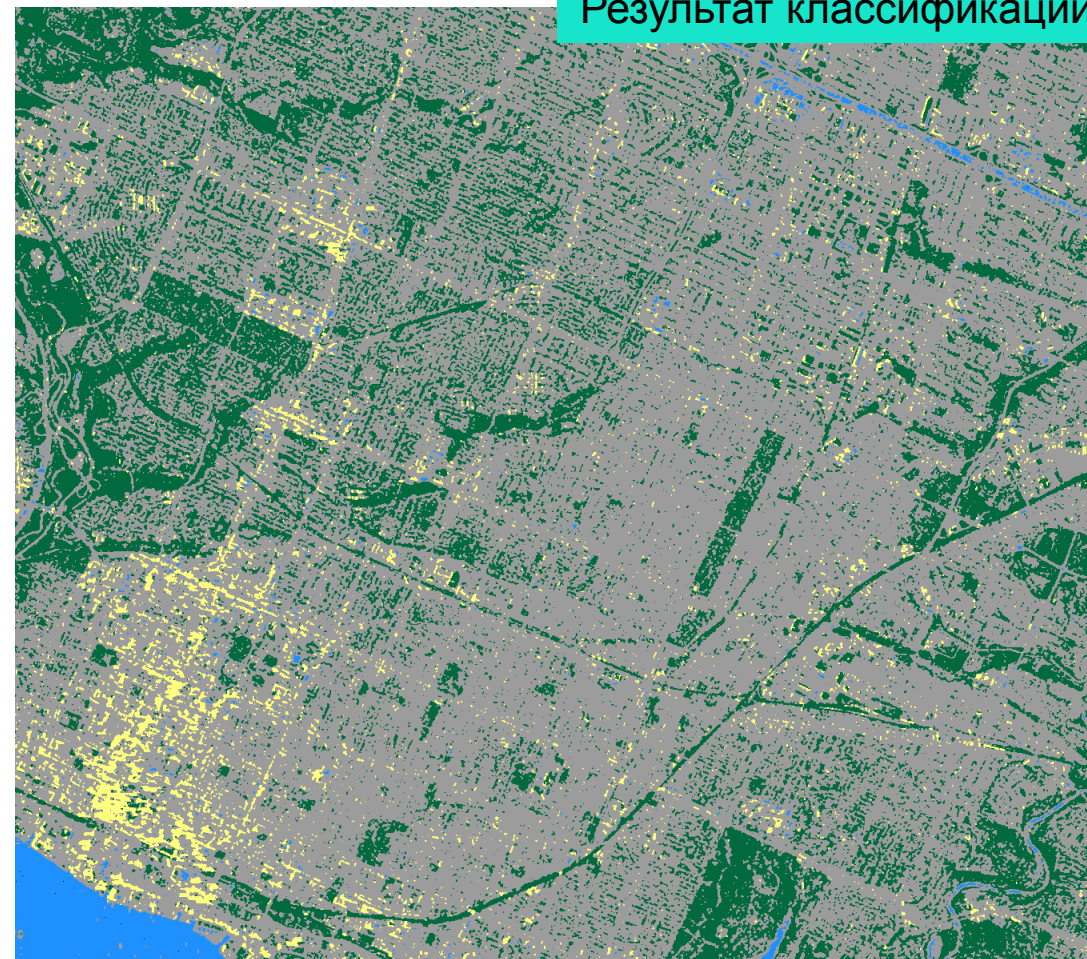
$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(-A \cdot a(\mathbf{x}) + B)}$$

Классификация методом опорных векторов



РЛИ

Поляризация HH



Результат классификации

Водная поверхность

Городская застройка

Растительность

Высотные здания

Параметр регуляризации $C = 3$
Линейное ядро
Стратегия «все против всех»