

Сегментация изображений с использованием древовидных описаний кластеров в многомерном пространстве признаков

М.М. Ланге (к.т.н., ведущий научный сотрудник ВЦ РАН)

Н.А. Новиков (аспирант МИРЭА)

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 09-01-00573-а

Общая схема классификации. Виды классификаторов

Схема классификации:

- Вычисление признаков объектов обучающей выборки.
Формирование кластеров в пространстве признаков
- Обучение классификатора (построение представлений кластеров)
- Вычисление признаков тестовых объектов
- Принятие решений по выбранному критерию

Типы классификаторов:

- Вероятностные
 - *На основе принципа максимума апостериорной вероятности*
 - *Требуется оценка функций правдоподобия*
- Метрические
 - *На основе вычисления расстояний между объектами*
 - *Требуется хранение эталонных объектов, построенных по обучающей выборке*

Примеры вероятностных классификаторов

Цель исследования

Способы представления распределений кластеров:

- С помощью гистограмм
 - + *Высокая точность аппроксимации, быстрое построение*
 - *Избыточность описания, склонность к переобучению*
- В виде нормального распределения
 - + *Низкие затраты памяти, быстрое построение*
 - *Грубая аппроксимация*
- В виде смеси нормальных распределений, построенной с помощью EM-алгоритма.
 - + *Регулируемая точность, приемлемые затраты памяти*
 - *Большие вычислительные затраты, проблема локальных минимумов*

Цель: построить классификатор, совмещающий указанные достоинства и лишенный перечисленных недостатков.
Продемонстрировать эффективность применения классификатора к сегментации аэрокосмических изображений

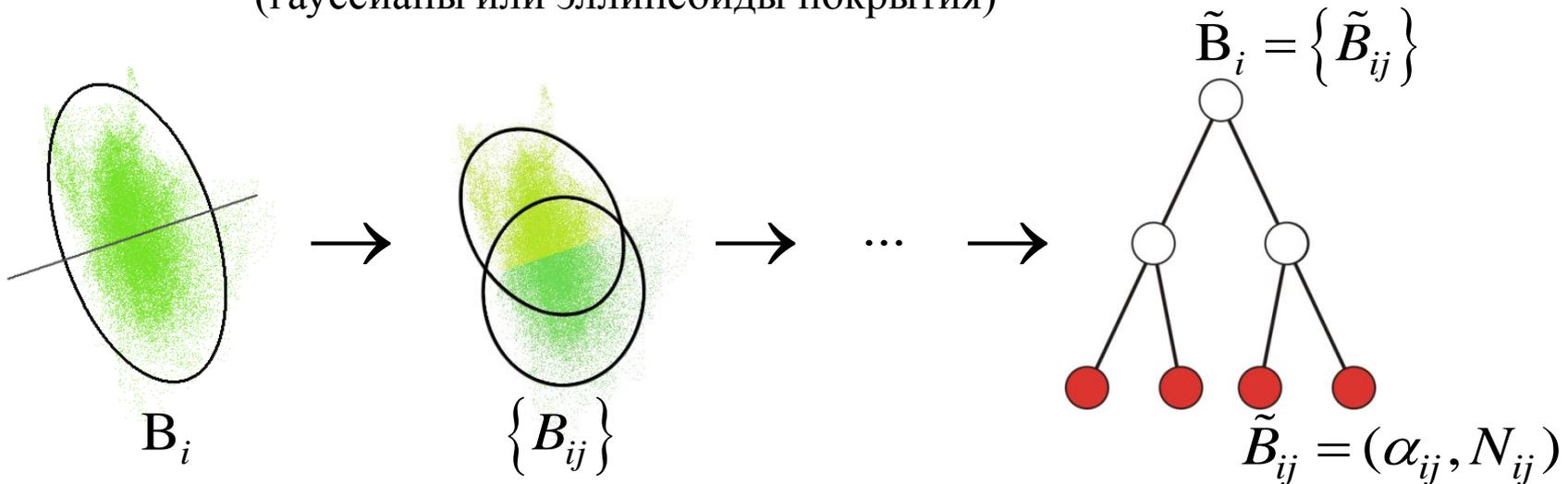
Формирование представлений кластеров на основе дихотомического подхода

В основе алгоритма – **рекурсивная декомпозиция кластеров** на фрагменты (гиперплоскостью или на основе группировки). Каждый фрагмент:

- описывается нормальным распределением: $N_{ij} = N(\mu_{ij}, \Sigma_{ij})$

- имеет вес:
$$\alpha_{ij} = \sum_x [x \in B_{ij}] / \sum_x [x \in B_i]$$

Результат: бинарное дерево, вершинами которого являются примитивы (гауссианы или эллипсоиды покрытия)



Представление кластера формируется на множестве конечных вершин дерева.

Критерий максимума апостериорной вероятности

Функция правдоподобия для класса ω_i задается гауссовской смесью:

$$P(\mathbf{x} | \omega_i) = \sum_j \alpha_{ij} N_{ij}(\mathbf{x}) [\tilde{B}_{ij} - \text{концевой узел}]$$

Апостериорная вероятность класса ω_i :

$$P(\omega_i | \mathbf{x}) = c \cdot P(\omega_i) P(\mathbf{x} | \omega_i)$$

Порог отказа от классификации задается с помощью функции энтропии:

$$H(\Omega | \mathbf{x}) = -\sum_{i=1}^n P(\omega_i | \mathbf{x}) \log P(\omega_i | \mathbf{x}), \quad \Omega = \{\omega_i\}_{i=1}^n$$

Критерий классификации:

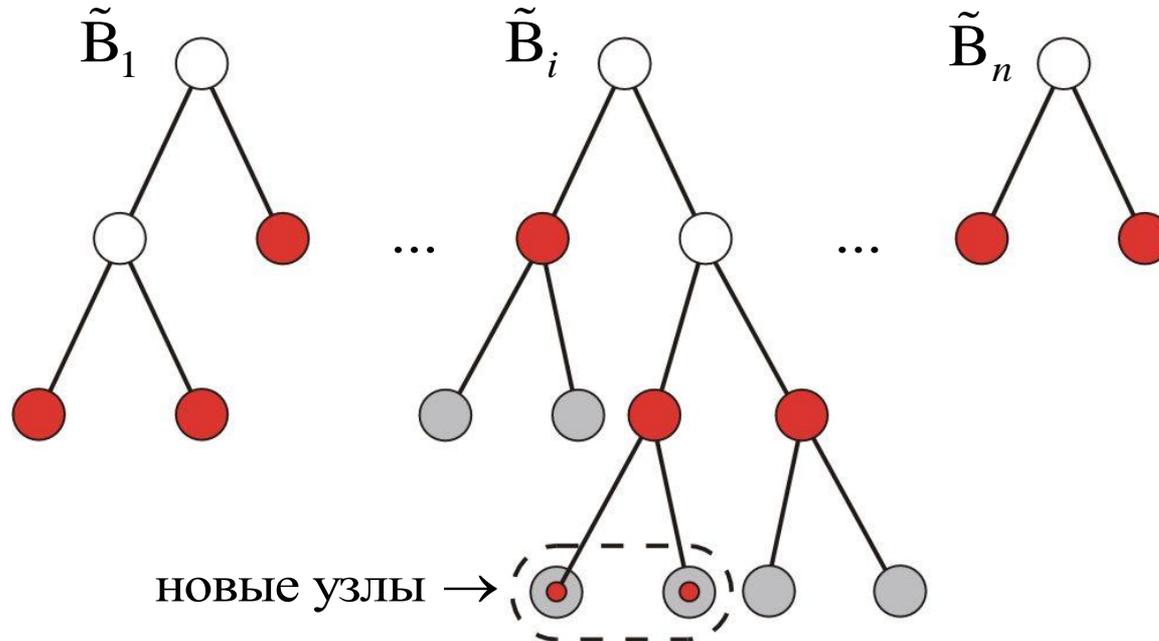
$$\omega(\mathbf{x}) = \begin{cases} \arg \max_{i=1..n} P(\omega_i | \mathbf{x}), & |H(\Omega | \mathbf{x}) - \log n| \geq \Delta \\ \omega_0 - \text{отказ} & |H(\Omega | \mathbf{x}) - \log n| < \Delta \end{cases}$$

Построение минимального представления кластеров

Задача: построить минимальное представление:

$$\hat{\mathbf{V}} = \arg \min_{\{\tilde{\mathbf{V}}: P_e(\tilde{\mathbf{V}}) \leq \varepsilon\}} \|\tilde{\mathbf{V}}\|, \quad \tilde{\mathbf{V}} = \{\tilde{\mathbf{V}}_i\}_{i=1}^n$$

P_e – ошибка на обучающей выборке
 ε – заданная допустимая ошибка



На каждом шаге выбирается то разбиение, которое приводит к классификатору с наименьшей ошибкой обучения.

Объединение классификаторов

Пусть задан набор классификаторов: $\{a^k\}_{k=1}^m$

Множество наборов признаков: $\{X^k\}_{k=1}^m$

$a^k(\mathbf{x}^k) \in \Omega \cup \omega_0$, $\mathbf{x}^k \in X^k$ – ответ k -го классификатора

$\{P^k(\omega_i | \mathbf{x}^k)\}_{i=0}^n$ – апостериорное распределение вероятностей для k -го классификатора

Информационные веса классификаторов:

$$\beta_k(\mathbf{x}^k) \sim -\log P_e^k, \quad \sum_{k=1}^m \beta_k(\mathbf{x}^k) = 1$$

Объединенный классификатор:

$$a(\mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^m) = \arg \max_{i=0 \dots n} \sum_{k=1}^m \beta_k(\mathbf{x}^k) P^k(\omega_i | \mathbf{x}^k)$$

Описание эксперимента

Задача сегментации изображений решается на основе поточечной классификации.

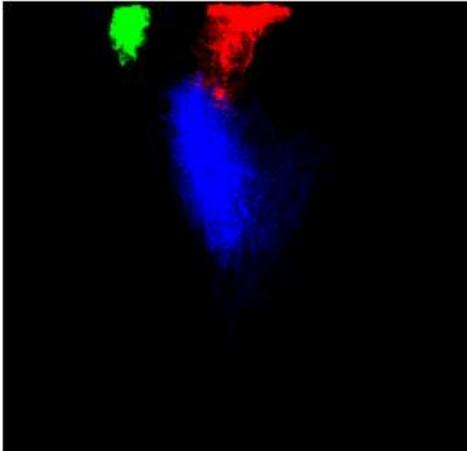
Предпосылки к использованию древовидных представлений:

- Большой объем обучающей выборки
- Большое число текстурных признаков
- Экономия памяти

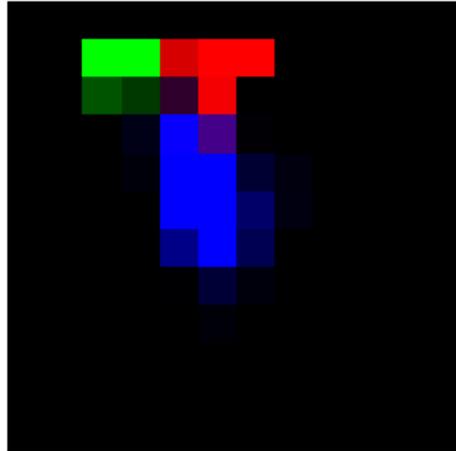
Параметры эксперимента:

- Источник: спутниковый снимок Земли (из Google Earth)
- Текстурные признаки: 1, 2 и 6 признаки Харалика ($d = 1$, $env = 9$)
- Критерий: максимум апостериорной вероятности
- Представления имеют вид полных деревьев
- Порог отказа выбран малым
- Для сравнения приведен результат, полученный при описании кластеров гистограммами

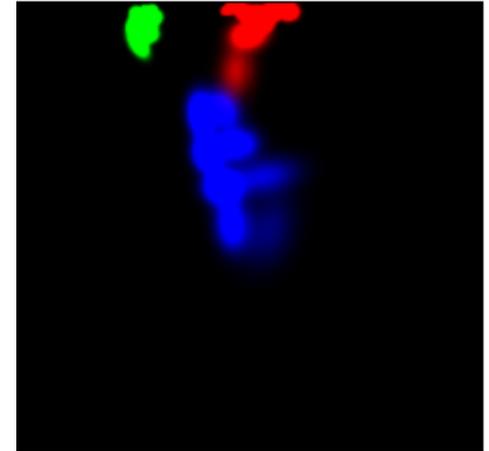
Представления кластеров в признаковом пространстве



Гистограмма,
число квантов: 512^2



Гистограмма,
число квантов: 12^2



Представление 3-го уровня,
число примитивов: 2^3

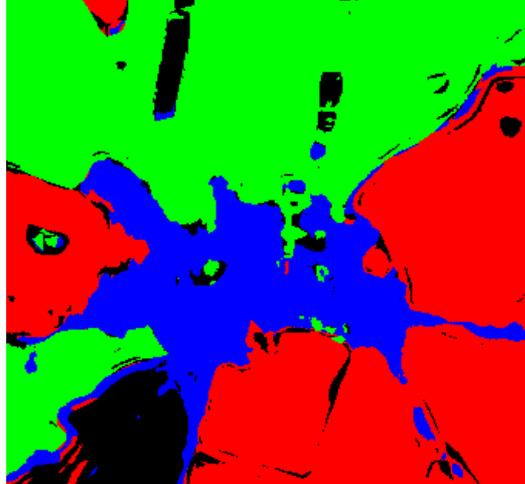
Требуемые объемы памяти

Представление / Размерность	Гистограмма, число квантов/признак: 12	Дерево примитивов, число примитивов: $(2^4 - 1) = 15$
2	$12^2 = 144$	$(2^4 - 1) \cdot (2^2 + 2 + 1) = 105$
3	$12^3 = 1728$	$(2^4 - 1) \cdot (3^2 + 3 + 1) = 195$

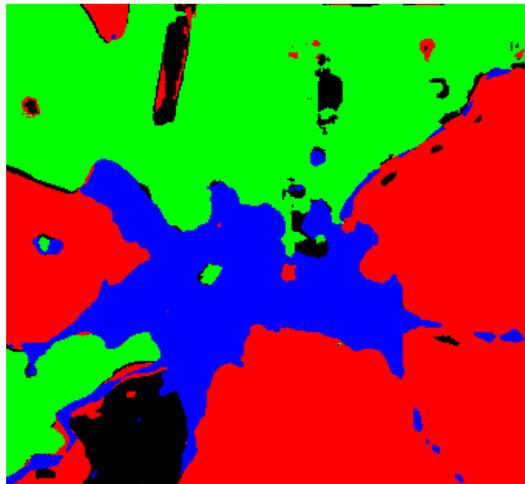
Результаты сегментации в трехмерном пространстве признаков



Исходное изображение



Представление –
гистограмма,
число квантов: 12^3



Представление 3-го уровня
в дереве примитивов,
число примитивов: 2^3

Выводы

Преимущества древовидного представления кластеров:

- Сочетает экономность представления, контролируемую точность и приемлемую скорость построения
- Универсально для любого непрерывного пространства признаков
- Поддерживает различные процедуры дихотомического разбиения кластеров
- Позволяет строить многоуровневые представления кластеров с использованием примитивов различного типа
- Позволяет строить классификаторы на основе вероятностных и метрических критериев принятия решения
- Допускает объединение классификаторов в различных пространствах признаков на основе критерия максимума апостериорной вероятности

Направления дальнейших исследований:

- Реализация алгоритма построения минимального древовидного представления кластеров
- Исследование классификаторов на основе минимальных древовидных представлений с применением примитивов различного типа и различных критериев принятия решения
- Построение и исследование объединенных классификаторов