ЛЕКЦИЯ 6. ЗАДАЧА КЛАССИФИКАЦИИ В OCR. DATA MINING

Демидов Д.В.

Обработка аудиовизуальной информации.
Бакалавры, 6 семестр. Магистры, 9 семестр

План лекции

- Постановка задачи классификации
- Алгоритмы Data mining для классификации символов
- Алгоритмы коррекции распознанных текстов

Задача классификации

Классификация.

Обучение классификатора.

Анализ полноты и точности.

Задача классификации

- Задано конечное множество объектов и конечное множество классов.
- Для каждого объекта известно к какому классу он относится.
- Требуется построить алгоритм, способный *классифицировать* (соотносить с классом) произвольный объект.
- Подходят методы обучения с учителем.
- Обычно объекты представляются точками в признаковом пространстве.

Задача кластеризации

- Задано конечное множество объектов.
- Множество классов не задано.
- Требуется *кластеризовать* объекты – сопоставить объекты с кластерами объектов.
- Методы обучения без учителя подходят, а методы обучения с учителем нет.

Признаковое пространство

- *Признаком* называется отображение f:X→Df, где Df — множество допустимых значений признака.
- Если заданы признаки f1, f2,…, fn, то
  - вектор (f1(x), …, fn(x)) называется признаковым описанием объекта x и таким образом может задавать объект.
  - Множество $X = D_{f_1} \times D_{f_2} \times \ldots \times D_{f_n}$ называют *признаковым пространством*.
- Признаки делятся на следующие типы:
  - *бинарный* признак: Df={0;1};
  - *номинальный* признак: Df — конечное множество;
  - *порядковый* признак: Df — конечное упорядоченное множество;
  - *количественный* признак: Df — множество действительных чисел.

Разновидности задачи

- **Двухклассовая классификация.** Наиболее простой в техническом отношении случай, который служит основой для решения более сложных задач.
- **Многоклассовая классификация**. Число классов может достигать многих тысяч. Например, при распознавании иероглифов или слитной речи.
- **Непересекающиеся классы**. Объект относится строго к одному классу.
- **Пересекающиеся классы**. Объект может относиться одновременно к нескольким классам.
- **Нечёткие классы**. Объект относится к каждому классу с некоторой степенью принадлежности в интервале от 0 до 1.

База образцов

- Каждый класс задаётся кодом Unicode и набором образцов.
- Например, класс «А» с кодом u0410 будет задан набором:

A: u0410	10			11			12			14			16		
Calibri	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*
Courier New	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*
Times new roman	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*
Arial	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*	A	**A**	*A*

- А класс «а» с кодом u0430 набором:

a: u0430	10			11			12			14			16		
Calibri	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*
Courier New	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*
Times new roman	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*
Arial	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*	a	**a**	*a*

- Для каждого образца рассчитывается признаковое описание и сохраняется в базе.

Простейший алгоритм классификации

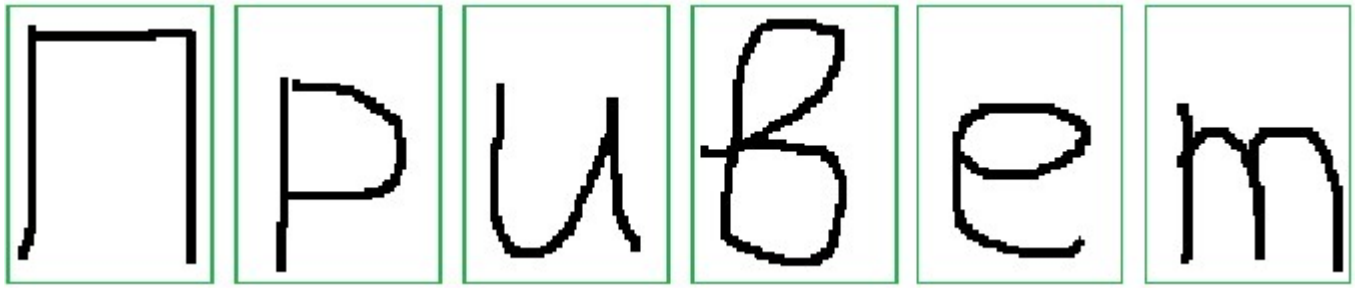
1. Для изображения неизвестного символа строится признаковое описание.
2. Рассчитывается мера близости неизвестного символа с каждым образцом каждого класса.
3. Среди образцов каждого класса отбирается ближайший образец. Его мера близости соответствует степени принадлежности этому классу.
4. Среди всех классов выбирается класс с наивысшей степенью принадлежности.

Пример результата классификации

- Результаты классификации отсортированы по убыванию степени принадлежности образца классам:
  1. [(П, 0.99), (Л, 0.95), (Д, 0.76), …]
  2. [(р, 1.0), (о, 0.68), (ъ, 0.55), …]
  3. [(и, 0.97), (н, 0.82), (п, 0.79), …]
  4. [(в, 0.96), (я, 0.77), (б, 0.67), …]
  5. [(е, 0.98), (с, 0.96), (о, 0.88), …]
  6. [(т, 1.0), (г, 0.92), (п, 0.56), …]
- В первом столбце читается распознанный текст

Колоночный текст

Сегментированная строка



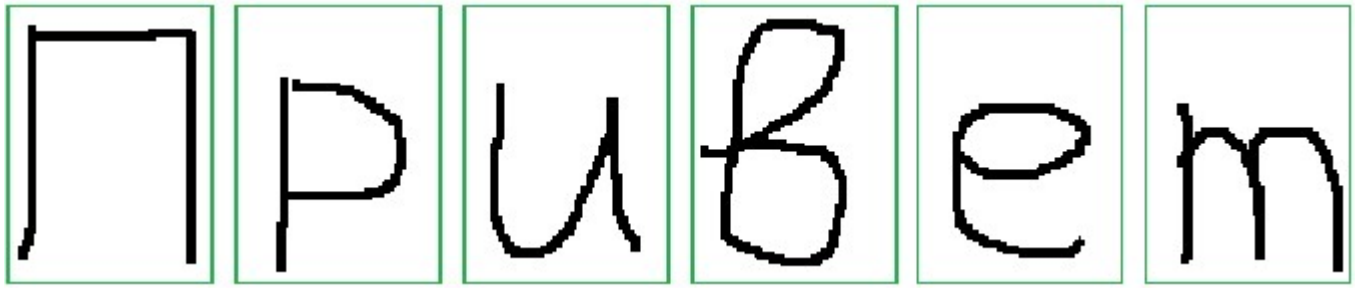
Все возможные гипотезы по убыванию меры схожести

П 0.99	р 1.0	и 0.97	в 0.96	е 0.98	т 1.0
Л 0.95	о 0.68	н 0.82	я 0.77	с 0.96	г 0.92
Д 0.76	ъ 0.55	п 0.79	б 0.67	о 0.88	п 0.56
…	…	…	…	…	…

- Удобно для визуализации и оценке гипотез

Бывает и не так хорошо:

Сегментированная строка



Все возможные гипотезы по убыванию меры схожести

Л 0.99	р 1.0	и 0.97	в 0.96	е 0.98	м 1.0
П 0.95	о 0.68	н 0.82	я 0.77	с 0.96	т 0.92
Д 0.76	ъ 0.55	п 0.79	б 0.67	о 0.88	п 0.56
…	…	…	…	…	…

- Правильные гипотезы не всегда самые первые

Генерация выходного текста

- Выходная строка инициализируется пустой строкой.
- Для каждого классифицированного образца:
  - Определяется лучшая гипотеза и извлекается код символа.
  - Выходная строка наращивается символом с этим кодом.
- Результат выводится пользователю.

Критерий уверенного распознавания

- Варианты:
  - Оценки гипотез для одного символа близки
  - Оценки гипотез для одного символа сильно различаются
- Что значит «близки»?
- Что значит «сильно различны»?

Лингвистическая коррекция текста

- Проверка получившихся слов по словарю
- Выбор лучшей цепочки гипотез из колоночного текста
  - Алгоритм Витерби + корпус n-грамм + хранилище MARISA-Trie.
  - N-граммы – цепочки из n символов. Например:
    - Биграммы: би, иг, гр, ра, ам, мм, мы, ы:
    - Триграммы: три, риг, игр, гра, рам, амм, ммы, мы:
    - Квадрограммы и т.д.
  - Учитывается встречаемость n-грамм в текстах и оценки полученных гипотез. Среди возможных цепочек выбирается статистически наиболее правдоподобная

Оценка качества классификатора

- При классификации объектов из обучающей выборки нам всегда известен верный ответ.
- Для каждого объекта по отношению к каждому классу имеется 4 варианта:

	Принадлежность объекта классу, предсказанная классификатором	
Фактическая принадлежность объекта классу	Верно отнесён	Неверно отброшен
	Неверно отнесён	Верно отброшен

Пропуск цели
Ошибка II рода

Ложная тревога
Ошибка I рода

Точность и полнота

- **Точность –** число образцов, верно отнесённых классификатором к данному классу, по отношению к общему числу образцов, отнесённых классификатором к этому классу:

$$Precision = P = \frac{ВернoОтнесённые}{ВернoОтнесённые + ЗряОтнесённые}$$

- **Полнота –** число образцов, верно отнесённых классификатором к данному классу, по отношению к общему числу образцов, принадлежащих этому классу:

$$Recall = R = \frac{ВернoОтнесённые}{ВернoОтнесённые + ЗряОтброшенные}$$

F-мера Ван Ризбергена

- Мера Ван Ризбергена (F-мера) – среднее гармоническое точности и полноты по этому классу, где точность имеет вес α, а полнота – вес 1-α:

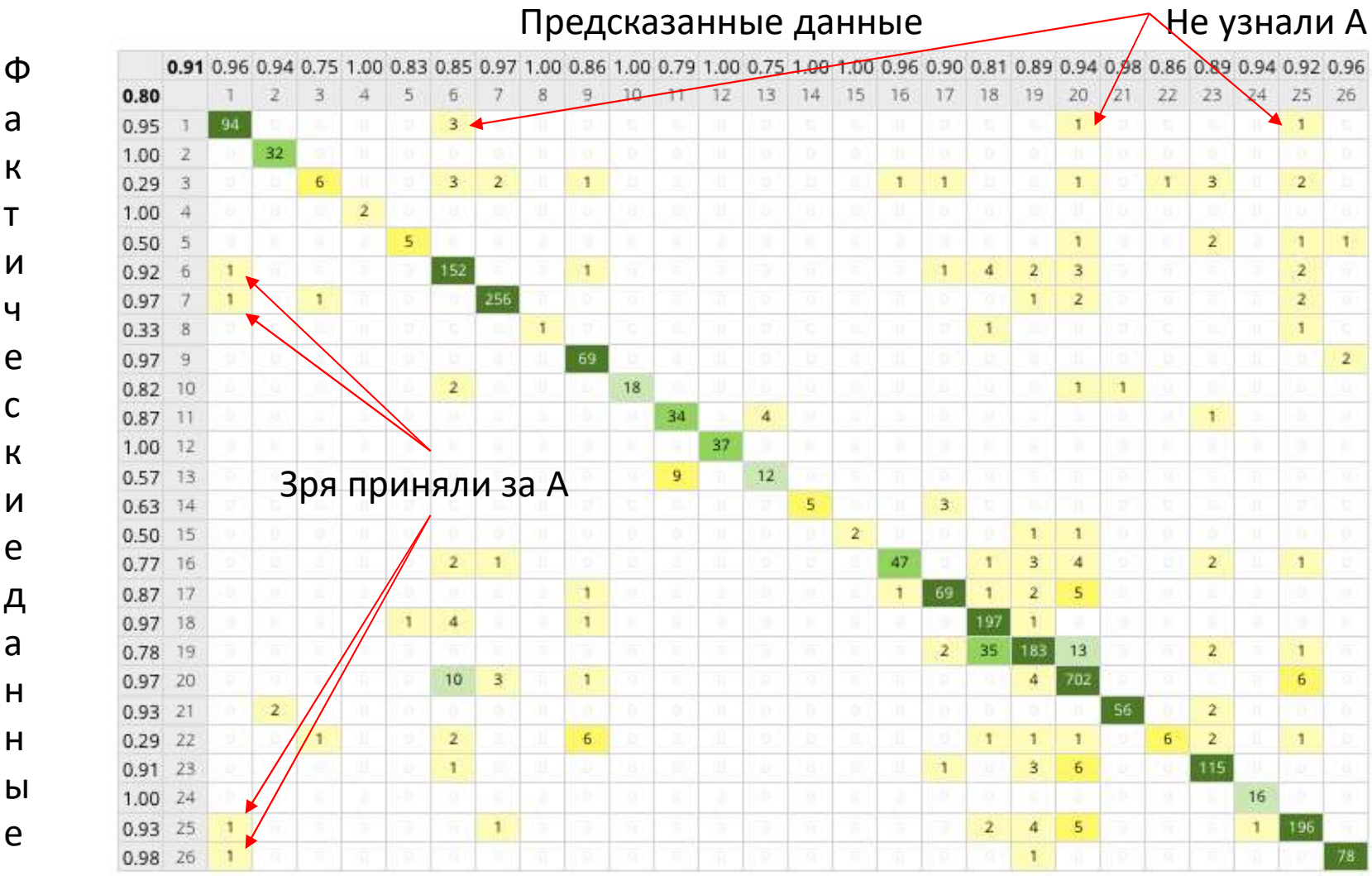
$$F = \frac{1}{\alpha \frac{1}{P} + (1-\alpha)\frac{1}{R}}$$

$$F = (\beta^2 + 1)\frac{Precision \times Recall}{\beta^2 Precision + Recall}, \quad \beta^2 = \frac{1-\alpha}{\alpha}$$

Матрица неточностей

- *Матрица неточностей* – это матрица размера N на N, где N – количество классов.
- Столбцы соответствуют фактическим данным, а строки – предсказаниям классификатора.
- Для каждого образца из тестовой выборки:
  - В столбцах разыскивается класс, к которому образец фактически относится;
  - В строках находится класс, предсказанный классификатором;
  - Значение элемента матрицы на пересечении увеличивается на 1.
- Матрица неточностей позволяет определить наиболее проблемные классы.

Матрица неточностей. Пример для 26 классов, точность 0.8, полнота 0.91.



	0.91	0.96	0.94	0.75	1.00	0.83	0.85	0.97	1.00	0.86	1.00	0.79	1.00	0.75	1.00	1.00	0.96	0.90	0.81	0.89	0.94	0.98	0.86	0.89	0.94	0.92	0.96
0.80		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
0.95	1	94					3														1					1	
1.00	2		32																								
0.29	3			6			3	2		1							1	1			1		1	3		2	
1.00	4				2																						
0.50	5					5															1			2		1	1
0.92	6	1					152			1								1	4	2	3					2	
0.97	7	1		1				256												1	2					2	
0.33	8								1										1							1	
0.97	9									69																	2
0.82	10						2				18										1	1					
0.87	11											34		4										1			
1.00	12												37														
0.57	13											9		12													
0.63	14														5			3									
0.50	15															2				1	1						
0.77	16						2	1									47		1	3	4			2		1	
0.87	17									1							1	69	1	2	5						
0.97	18					1	4			1									197	1							
0.78	19																	2	35	183	13			2		1	
0.97	20						10	3		1										4	702					6	
0.93	21		2																			56		2			
0.29	22			1			2			6									1	1	1		6	2		1	
0.91	23						1											1		3	6			115			
1.00	24																								16		
0.93	25	1						1											2	4	5				1	196	
0.98	26	1																		1							78

Улучшение классификатора

- С чем бороться в первую очередь?
  - С большим количеством ошибок по классу
  - С большим количеством ошибок в одной ячейке
  - С остальными ошибками
- Как бороться?
  - Добавлять признаки, которые потенциально могут разделить часто путаемые символы
  - Добавить признаки пачками наудачу, оценивая их влияние на матрицу неточности

22

Построение классификаторов методом обучения с учителем

Обучение с учителем

- *Размеченные данные* – входные данные, для которых указаны выходные данные.
- При обучении с учителем набор размеченных данных разбивается на две выборки:
  - *Обучающая выборка* (training set) используется для обучения (конструирования) модели.
  - *Тестовая выборка* (test set) – используется для проверки работы построенной модели.

Конструирование модели

- На основе сопоставленных входных и выходных данных с помощью некоторого алгоритма строится модель.
- Модель, как правило, обобщает имеющиеся в виде обучающей выборки знания и может быть представлена:
  - Классифицирующими правилами,
  - Деревом (деревьями) решений,
  - Математической формулой.
- Полученная модель должна максимально точно и полно классифицировать образцы обучающей выборки.

Оценка модели

- С помощью тестовой выборки можно предсказать поведение модели на неизвестных данных.
- Благодаря тому, что тестовая выборка также размечена, получают количественные оценки качества модели:
  - Интегральные оценки: точность, полнота, F-мера
  - Количество ошибок I и II рода по каждому классу.

Некоторые алгоритмы построения классификаторов

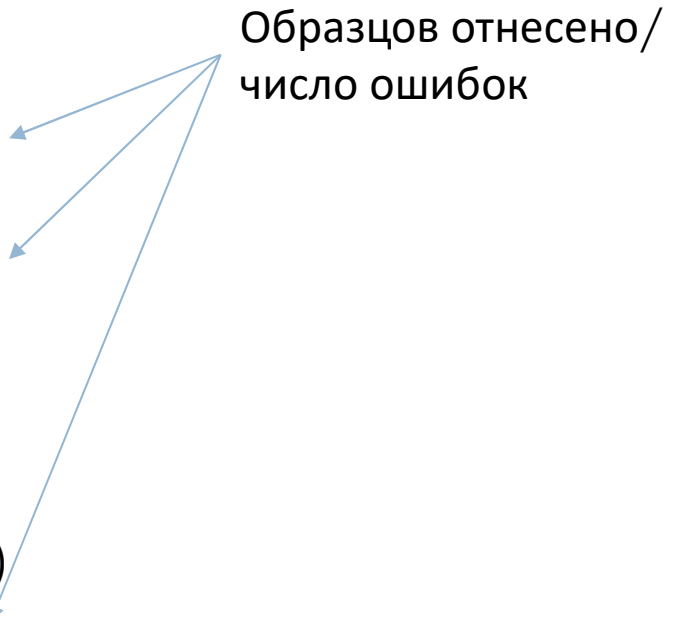
- ID3 – алгоритм построения дерева принятия решений, основанный на оценке энтропии признаков.
- C4.5 – усовершенствованный ID3 с отсечением ветвей, возможностью работы с числовыми атрибутами, возможностью построения дерева из неполной обучающей выборки, в которой отсутствуют значения некоторых атрибутов.
- C5 – усовершенствованный C4.5, детали реализации которого не раскрываются.

Джон Росс Куинлан

Пример модели, построенной C5

Дерево решений:

```
noise3 <= 9e-005: Excellent (8)
noise3 > 9e-005:
:...noise2 > 0.05643: Satisfactory (4/2)
    noise2 <= 0.05643:
    :...crosses whites <= 0: Good (14/2)
        crosses whites > 0:
        :...noise3 <= 0.00048: Excellent (4)
            noise3 > 0.00048:
            :...isolated blacks <= 0.000544: Good (10)
                isolated blacks > 0.000544:
                :...crosses blacks <= 6e-006: Excellent (4)
                    crosses blacks > 6e-006: Good (6/1)
```



Пример оценки классификатора

- 4 класса
- 50 образцов в тестовой выборке
- Количество ошибок: 5/50
- Построена матрица неточностей 4x4, где видны все ошибки
- Посчитан процент использования каждого признака при классификации

```
Evaluation on training data (50 cases):
        Decision Tree
      ----------------
      Size      Errors   Cost
        7    5(10.0%)   0.10   <<
       (a)   (b)   (c)   (d)    <-classified as
      ----  ----  ----  ----
        16     1                (a): class Excellent
              27     1          (b): class Good
               2     2          (c): class Satisfactory
                     1          (d): class Poor
Attribute usage:
  100%  noise3
   84%  noise2
   76%  crosses whites
   40%  isolated blacks
   20%  crosses blacks
```

Что почитать

- **Маннинг К.Д., Рагхаван П., Шютце Х**. «Введение в информационный поиск» – Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2011. – 528 с.
- Алгоритм Витерби https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%92%D0%B8%D1%82%D0%B5%D1%80%D0%B1%D0%B8
- Алгоритм ID3 https://en.wikipedia.org/wiki/ID3_algorithm
- Алгоритм C4.5 https://en.wikipedia.org/wiki/C4.5_algorithm
- Алгоритм C5 https://www.rulequest.com/see5-info.html
- Хранилище MARISA-Trie https://www.s-yata.jp/marisa-trie/docs/readme.en.html