

ЛЕКЦИЯ 8. ЗАДАЧА КЛАССИФИКАЦИИ В ОСР

План лекции

2

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

Задача классификации

Классификация

Обучение классификатора

Анализ полноты и точности

Задача классификации

4

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

Задача кластеризации

5

- 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

6

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

Разновидности задачи

7

- **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

8

- 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

9

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

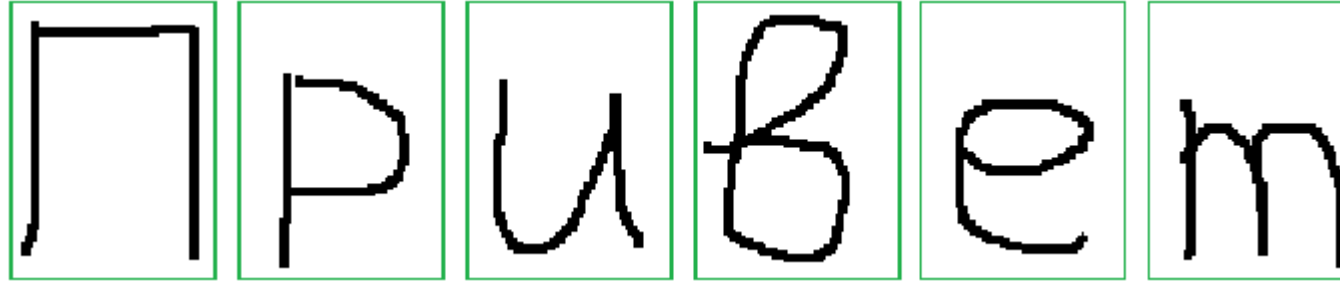
10

- 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

11

Сегментированная
строка



Все возможные
гипотезы по
убыванию меры
схожести

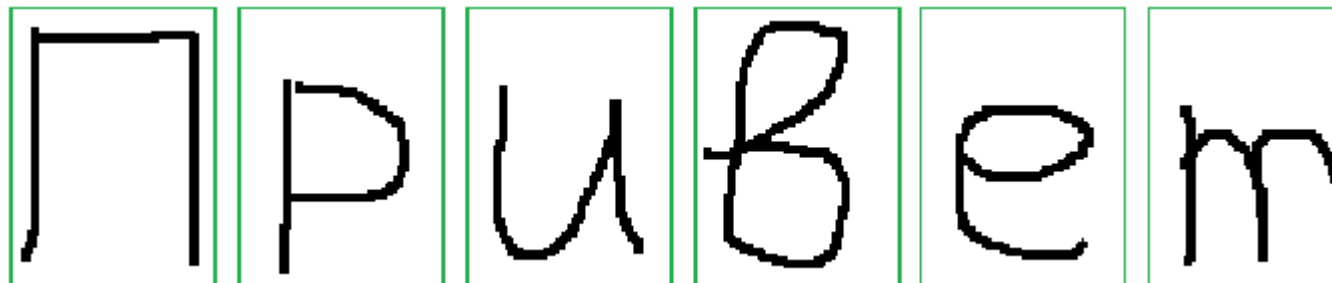
П 0.99	р 1.0	и 0.97	в 0.96	е 0.98	т 1.0
Л 0.95	о 0.68	н 0.82	я 0.77	с 0.96	г 0.92
Д 0.76	ь 0.55	п 0.79	б 0.67	о 0.88	п 0.56
...

- Удобно для визуализации и оценки гипотез

Бывает и не так хорошо:

12

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	ь 0.55	п 0.79	б 0.67	о 0.88	п 0.56
...

- Правильные гипотезы не всегда самые первые

Генерация выходного текста

13

- 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

14

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

Лингвистическая коррекция текста

15

- 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

16

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

Фактическая принадлежность объекта классу	Принадлежность объекта классу, предсказанная классификатором		Пропуск цели Ошибка II рода
	Верно отнесён	Неверно отброшен	
	Неверно отнесён	Верно отброшен	

Ложная тревога
Ошибка I рода

Точность и полнота

17

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

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

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

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

Ф-мера Ван Ризбергена

18

- Мера Ван Ризбергена (Ф-мера) — среднее гармоническое точности и полноты по этому классу, где точность имеет вес α , а полнота — вес $1-\alpha$:

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

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

Матрица неточностей

19

- *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.

20

Фактические данные

Предсказанные данные

Не узнали А

Зря приняли за А

	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	0.88	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	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
1.00	2	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.29	3	0	0	6	0	0	3	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	3	0	2	0
1.00	4	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.50	5	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	1	1
0.92	6	1	0	0	0	0	152	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	4	2	3	0	0	0	0	2	0
0.97	7	1	0	1	0	0	0	256	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	2	0
0.33	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
0.97	9	0	0	0	0	0	0	0	0	69	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
0.82	10	0	0	0	0	2	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
0.87	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1.00	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.57	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.63	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.50	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
0.77	16	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	47	0	1	3	4	0	0	2	0	1	0
0.87	17	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	69	1	2	5	0	0	0	0	0	0
0.97	18	0	0	0	0	1	4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	197	1	0	0	0	0	0	0	0
0.78	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	35	183	13	0	0	2	0	1	0
0.97	20	0	0	0	0	10	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	702	0	0	0	0	6	0
0.93	21	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	56	0	2	0	0	0
0.29	22	0	0	1	0	0	2	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	6	2	0	1	0
0.91	23	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	3	6	0	0	115	0	0	0
1.00	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0
0.93	25	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	4	5	0	0	0	1	196	0
0.98	26	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	78

Улучшение классификатора

21

- 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

Построение классификаторов методом обучения с учителем

Обучение с учителем

23

- *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

24

- 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

25

- 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

26

- 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

27

Дерево решений:

noise3 \leq 9e-005: Excellent (8)

noise3 $>$ 9e-005:

:...noise2 $>$ 0.05643: Satisfactory (4/2)

noise2 \leq 0.05643:

:...crosses whites \leq 0: Good (14/2)

crosses whites $>$ 0:

:...noise3 \leq 0.00048: Excellent (4)

noise3 $>$ 0.00048:

:...isolated blacks \leq 0.000544: Good (10)

isolated blacks $>$ 0.000544:

:...crosses blacks \leq 6e-006: Excellent (4)

crosses blacks $>$ 6e-006: Good (6/1)

Образцов отнесено/ число ошибок



Пример оценки классификатора

28

- 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

29

- **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
- Viterbi AJ (April 1967). "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm". IEEE Transactions on Information Theory. 13 (2): 260–269. doi:10.1109/TIT.1967.1054010
- Алгоритм ID3 https://en.wikipedia.org/wiki/ID3_algorithm
- **Quinlan J. R.** Improved Use of Continuous Attributes in C4.5 (англ.) // Journal of Artificial Intelligence Research. 1996. Vol. 4. P. 77-90. ISSN 1076-9757
- 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>