Автоматическая классификация текстов

Лекция N 6 курса
“Алгоритмы для Интернета”

Юрий Лифшиц

ПОМИ РАН - СПбГУ ИТМО

Осень 2006

“... классификация осуществляется на добровольной основе”

Владимир Стржалковский // из сообщений REGNUM

“... классификация осуществляется на добровольной основе”

Владимир Стржалковский // из сообщений REGNUM

Библия классификатора: Fabrizio Sebastiani
“Machine Learning in Automated Text Categorization”

План лекции

1. Постановка задачи, подходы и применения
   - Постановка задачи
   - Основные шаги

План лекции

1. Постановка задачи, подходы и применения
   - Постановка задачи
   - Основные шаги
2. Индексация документов

План лекции

1. Постановка задачи, подходы и применения
   - Постановка задачи
   - Основные шаги
2. Индексация документов
3. Построение и обучение классификатора

План лекции

1. Постановка задачи, подходы и применения
   - Постановка задачи
   - Основные шаги
2. Индексация документов
3. Построение и обучение классификатора
4. Оценка качества классификации

Часть I

Как строго поставить задачу классификации текстов?

Области применения классификации текстов?

Три основных этапа классификации

Акценты лекции

Автоматическая классификация

Не: подбор правил вручную

Акценты лекции

Автоматическая классификация

Не: подбор правил вручную

Автоматическая **классификация**

Не: автоматическая кластеризация

Акценты лекции

Автоматическая классификация

Не: подбор правил вручную

Автоматическая **классификация**

Не: автоматическая кластеризация

Используем методы:

Информационного поиска (Information Retrieval)

Машинного обучения (Machine Learning)

Данные задачи

Категории $\mathfrak{C} = \{c_1, \ldots, c_{|\mathfrak{C}|}\}$

Документы $\mathfrak{D} = \{d_1, \ldots, d_{|\mathfrak{D}|}\}$

Неизвестная целевая функция $\Phi : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to \{0, 1\}$

Постановка задачи

Данные задачи

Категории $\mathfrak{C} = \{c_1, \ldots, c_{|\mathfrak{C}|}\}$

Документы $\mathfrak{D} = \{d_1, \ldots, d_{|\mathfrak{D}|}\}$

Неизвестная целевая функция $\Phi : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to \{0, 1\}$

Классификатор

Наша задача построить классификатор Φ'

максимально близкий к Φ

Постановка задачи

Данные задачи

Категории $\mathfrak{C} = \{c_1, \ldots, c_{|\mathfrak{C}|}\}$

Документы $\mathfrak{D} = \{d_1, \ldots, d_{|\mathfrak{D}|}\}$

Неизвестная целевая функция $\Phi : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to \{0, 1\}$

Классификатор

Наша задача построить классификатор Φ' максимально близкий к Φ

Что мы знаем?

Значение Φ на начальной коллекции документов

Коллекцию разделяют на “учебную”, “проверочную” и “тестовую”

Виды классификации

Вид ответа:

Точная классификация $\Phi' : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to \{0, 1\}$

Ранжирование: $\Phi' : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to [0, 1]$

Виды классификации

Вид ответа:

Точная классификация $\Phi' : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to \{0, 1\}$

Ранжирование: $\Phi' : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to [0, 1]$

Порядок обработки данных

Построение списка категорий для данного документа

Построение списка документов для данной категории

Виды классификации

Вид ответа:

Точная классификация $\Phi' : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to \{0, 1\}$

Ранжирование: $\Phi' : \mathfrak{C} \times \mathfrak{D} \to [0, 1]$

Порядок обработки данных

Построение списка категорий для данного документа

Построение списка документов для данной категории

Соотношение категорий

Категории не пересекаются

Категории могут пересекаться

Бинарная классификация: две непересекающиеся категории

Где используются методы классификации текстов:

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама
- Автоматическая аннотирование

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама
- Автоматическая аннотирование
- Снятие неоднозначности (автоматические переводчики)

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама
- Автоматическая аннотирование
- Снятие неоднозначности (автоматические переводчики)
- Составление интернет-каталогов

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама
- Автоматическая аннотирование
- Снятие неоднозначности (автоматические переводчики)
- Составление интернет-каталогов
- Классификация новостей

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама
- Автоматическая аннотирование
- Снятие неоднозначности (автоматические переводчики)
- Составление интернет-каталогов
- Классификация новостей
- Распределение рекламы

Где используются методы классификации текстов:

- Фильтрация документов, распознавание спама
- Автоматическая аннотирование
- Снятие неоднозначности (автоматические переводчики)
- Составление интернет-каталогов
- Классификация новостей
- Распределение рекламы
- Персональные новости

Индексация документов

Переводим документы в единый экономный формат

Три этапа классификации

Индексация документов

Переводим документы в единый экономный формат

Обучение классификатора

Общая форма классифицирующего правила

Настройка параметров

Три этапа классификации

Индексация документов

- Переводим документы в единый экономный формат

Обучение классификатора

- Общая форма классифицирующего правила
- Настройка параметров

Оценка качества классификации

- Оценка абсолютного качества
- Сравнение классификаторов между собой

Часть II

В каком виде хранить документ?

Как уменьшить количество характеристик?

Базовый подход

Исходное представление документа:

Документ = коллекция слов (термов)

Каждый терм имеет **вес** по отношению к документу

Базовый подход

Исходное представление документа:

Документ = коллекция слов (термов)

Каждый терм имеет **вес** по отношению к документу

Вес терма

Стандартный подход: $w_{ij} = TF_{ij} \cdot IDF_i$

Проводится **нормализация** по документу

Базовый подход

Исходное представление документа:

Документ = коллекция слов (термов)

Каждый терм имеет **вес** по отношению к документу

Вес терма

Стандартный подход: $w_{ij} = TF_{ij} \cdot IDF_i$

Проводится **нормализация** по документу

Новые подходы:

По-другому выбирать термы

По-разному определять вес терма в документе

Индексировать “фразы”

Использовать дополнительные термы (не связанные со словами)

Виды уменьшения размерности:

- Единый метод / свой для каждой категории
- Создание искусственных термов / выбор термов

Виды уменьшения размерности:

- Единый метод / свой для каждой категории
- Создание искусственных термов / выбор термов

Выбор термов

- Оставлять “средне-встречающиеся” термы
- Использование различных “коэффициентов полезности”

Виды уменьшения размерности:

- Единый метод / свой для каждой категории
- Создание искусственных термов / выбор термов

Выбор термов

- Оставлять “средне-встречающиеся” термы
- Использование различных “коэффициентов полезности”

Искусственные термы

- Кластеризация термов
- Сингулярное разложение

Часть III

В какой форме строить классифицирующее правило?

Как подобрать параметры классификатора?

Ранжирование и четкая классификация

Два этапа:

Строим функцию $CSV_i : \mathfrak{D} \to [0, 1]$

Выбираем пороговое значение τ_i

Ранжирование и четкая классификация

Два этапа:

- Строим функцию $CSV_i : \mathfrak{D} \to [0, 1]$
- Выбираем пороговое значение τ_i

Переход к точной классификации

- Пропорциональный метод
- Каждому документу выбрать k ближайших категорий

Линейный on-line классификатор (1/3)

Документ: $d = (d_1, \ldots, d_n)$

Правило классификации: скалярное произведение

$$CSV_i(d) = \bar{d} \cdot \bar{c}_i = \prod c_{ji} d_j$$

Линейный on-line классификатор (1/3)

Документ: $d = (d_1, \ldots, d_n)$
Правило классификации: скалярное произведение

$$CSV_i(d) = \bar{d} \cdot \bar{c}_i = \prod c_{ji} d_j$$

После нормализации получается косинус между векторами:

$$CSV_i(d) = \frac{\bar{d} \cdot \bar{c}_i}{|\bar{d}||\bar{c}_i|}$$

Линейный on-line классификатор (1/3)

Документ: $d = (d_1, \ldots, d_n)$
Правило классификации: скалярное произведение

$$CSV_i(d) = \bar{d} \cdot \bar{c}_i = \prod c_{ji} d_j$$

После нормализации получается косинус между векторами:

$$CSV_i(d) = \frac{\bar{d} \cdot \bar{c}_i}{|\bar{d}||\bar{c}_i|}$$

Как подобрать $c_{1i}, \ldots, c_{ni}$?

Линейный on-line классификатор (2/3)

On-line обучение

Начинаем с $\bar{c}_i = (1, \ldots, 1)$

Для каждого учебного документа

применяем текущее правило

При неудаче вносим поправки $+\alpha, -\beta$ в координаты, соответствующие словам “проваленного” документа

Линейный on-line классификатор (2/3)

On-line обучение

Начинаем с $\bar{c}_i = (1, \ldots, 1)$

Для каждого учебного документа

применяем текущее правило

При неудаче вносим поправки $+\alpha, -\beta$ в координаты, соответствующие словам “проваленного” документа

Вариации:

Мультипликативные поправки

Поправки при удачной классификации

Поправки в “не активные” слова

Линейный on-line классификатор (3/3)

Преимущества

Если будет обратная связь, обучение можно продолжать и за пределами учебной коллекции

Можно уменьшать пространство термов on-line

Линейный on-line классификатор (3/3)

Преимущества

Если будет обратная связь, обучение можно продолжать и за пределами учебной коллекции

Можно уменьшать пространство термов on-line

Как применять линейный классификатор для случаев документо-центрированной классификации и категория-центрированной классификации?

Метод регрессии (1/2)

Учебная коллекция в матричном виде:

Каждый документ — это вектор из весов термов

Все вместе документы образуют матрицу I размера $|Tr| \times |\mathcal{T}|$

Степень принадлежности документа категориям — вектор

Для всех документов вместе — матрица O размера $|\mathcal{C}| \times |Tr|$

Метод регрессии (1/2)

Учебная коллекция в матричном виде:
Каждый документ — это вектор из весов термов
Все вместе документы образуют матрицу I размера $|Tr| \times |\mathcal{T}|$
Степень принадлежности документа категориям — вектор
Для всех документов вместе — матрица O размера $|\mathcal{C}| \times |Tr|$

Цель:
Найти матрицу линейных правил M, минимизирующую

$$\|MI - O\|$$

Метод регрессии (2/2)

Цель:

Найти матрицу линейных правил M,
минимизирующую $\|MI - O\|_F$

Матричная норма Фробениуса:

Корень из суммы квадратов всех элементов

Метод регрессии (2/2)

Цель:

Найти матрицу линейных правил M,
минимизирующую $\|MI - O\|_F$

Матричная норма Фробениуса:

Корень из суммы квадратов всех элементов

Интерпретация:

Хотим минимизировать корень из суммы квадратов всех ошибок

Метод регрессии (2/2)

Цель:

Найти матрицу линейных правил M,
минимизирующую $\|MI - O\|_F$

Матричная норма Фробениуса:

Корень из суммы квадратов всех элементов

Интерпретация:

Хотим минимизировать корень из суммы квадратов всех ошибок

Алгоритм минимизации:

Отдельно для каждой категории
Как найти $\bar{c}_i$ минимизирующее $I\bar{c}_i - \bar{o}_i$?

Метод регрессии (2/2)

Цель:

Найти матрицу линейных правил M,
минимизирующую $\|MI - O\|_F$

Матричная норма Фробениуса:

Корень из суммы квадратов всех элементов

Интерпретация:

Хотим минимизировать корень из суммы квадратов всех ошибок

Алгоритм минимизации:

Отдельно для каждой категории
Как найти $\bar{c}_i$ минимизирующее $I\bar{c}_i - \bar{o}_i$?
Нужно взять проекцию $\bar{o}_i$ на линейную оболочку строк I

ДНФ-правило (1/2)

Вид классификатора: принадлежность категории определяется ДНФ-формулой:

$$\text{Если } (\text{ворота}\&\text{вратарь}) \quad \vee$$
$$(\text{лук}\&\neg\text{жареный}) \quad \vee$$
$$(\text{хоккей}), \text{ то } d \in \text{“Спорт”}$$

ДНФ-правило (2/2)

Обучение:

1. Начинаем с огромной формулы описывающей все документы категории (и отрицающей все внешние документы из учебной коллекции)

ДНФ-правило (2/2)

Обучение:

1. Начинаем с огромной формулы описывающей все документы категории (и отрицающей все внешние документы из учебной коллекции)
2. Проводим серию упрощений и слияний скобок

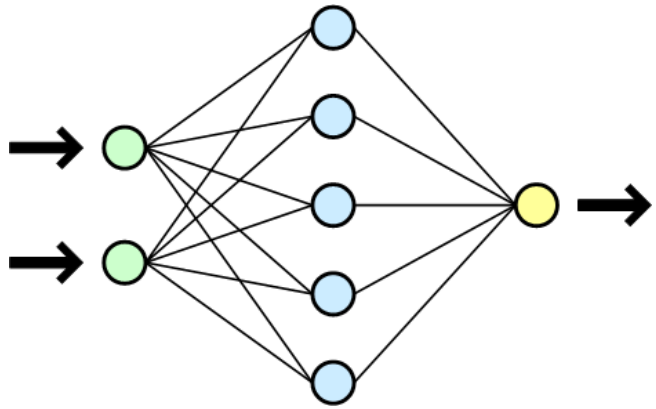
ДНФ-правило (2/2)

Обучение:

1. Начинаем с огромной формулы описывающей все документы категории (и отрицающей все внешние документы из учебной коллекции)
2. Проводим серию упрощений и слияний скобок
3. Проводим вторую серию упрощений, жертвуя всеобщей точностью на тренировочной коллекции

Нейронные сети (1/3)

Иллюстрация из Wikipedia



Вычисления с помощью нейронных сетей:

- Входные, промежуточные, выходные элементы
- Коэффициенты на ребрах
- Пороги активации во внутренних вершинах
- Цель: подобрать коэффициенты для наилучшего вычисления желаемой функции

Нейронные сети (2/3)

Классификация с помощью нейронных сетей:

- Входной уровень — веса термов в документе
- Ноль, один, несколько промежуточных уровней
- Уровень ответов состоит из клеток принадлежности категориям

Нейронные сети (2/3)

Классификация с помощью нейронных сетей:

- Входной уровень — веса термов в документе
- Ноль, один, несколько промежуточных уровней
- Уровень ответов состоит из клеток принадлежности категориям

Какого вида правило мы получим при отсутствии промежуточных уровней?

Нейронные сети (3/3)

Обучение нейронных сетей:

1. Провести вычисления на учебном документе

Нейронные сети (3/3)

Обучение нейронных сетей:

1. Провести вычисления на учебном документе
2. Для каждой категории с существенной ошибкой внести поправки в коэффициенты на ребрах, которые ведут в нее

Нейронные сети (3/3)

Обучение нейронных сетей:

1. Провести вычисления на учебном документе
2. Для каждой категории с существенной ошибкой внести поправки в коэффициенты на ребрах, которые ведут в нее
3. Пройти по этим ребрам назад

Обучение нейронных сетей:

1. Провести вычисления на учебном документе
2. Для каждой категории с существенной ошибкой внести поправки в коэффициенты на ребрах, которые ведут в нее
3. Пройти по этим ребрам назад
4. Провести корректировку для внутренних вершин и ребер, ведущих в них

Часть IV

Как оценить качество классификатора?

Метрики из информационного поиска

- **Полнота:** отношение количества найденных документов из категории к общему количеству документов категории
- **Точность:** доля документов действительно из категории в общем количестве найденных документов
- **Аккуратность:** доля верно соотнесенных документов во всех документах

Метрики из информационного поиска

- **Полнота:** отношение количества найденных документов из категории к общему количеству документов категории
- **Точность:** доля документов действительно из категории в общем количестве найденных документов
- **Аккуратность:** доля верно соотнесенных документов во всех документах

Чем плоха аккуратность?

Сравнение двух методов

Явный метод (benchmarks):

- Одинаковая коллекция (например, новости Reuters)
- Одинаковая индексация
- Одинаковый обучающий набор

Сравнение двух методов

Явный метод (benchmarks):

- Одинаковая коллекция (например, новости Reuters)
- Одинаковая индексация
- Одинаковый обучающий набор

Неявный метод

- Сравнивать каждый метод с неким “эталонным” примитивным методом

Задача

Пусть мы узнали, что вероятности принадлежности документов к категории равны $p_1 \geq \cdots \geq p_n$. По какому порогу надо принять решение о принадлежности, чтобы ожидание функции эффективности

$$u_{TP} \cdot \#TP + u_{TN} \cdot \#TN + u_{FP} \cdot \#FP + u_{FN} \cdot \#FN$$

было максимально (мы считаем, что $u_{TP}, u_{TN} > u_{FP}, u_{FN}$)?

Главные моменты

Сегодня мы узнали:

- Классификация текстов использует методы информационного поиска и машинного обучения

Сегодня мы узнали:

- Классификация текстов использует методы информационного поиска и машинного обучения
- Три этапа: индексация, построение классификатора, оценка качества

Сегодня мы узнали:

- Классификация текстов использует методы информационного поиска и машинного обучения
- Три этапа: индексация, построение классификатора, оценка качества
- Классификаторы: линейный, ДНФ-правило, метод регрессий, нейронные сети

Сегодня мы узнали:

- Классификация текстов использует методы информационного поиска и машинного обучения
- Три этапа: индексация, построение классификатора, оценка качества
- Классификаторы: линейный, ДНФ-правило, метод регрессий, нейронные сети

Сегодня мы узнали:

- Классификация текстов использует методы информационного поиска и машинного обучения
- Три этапа: индексация, построение классификатора, оценка качества
- Классификаторы: линейный, ДНФ-правило, метод регрессий, нейронные сети

Вопросы?

Источники

Страница курса http://logic.pdmi.ras.ru/~yura/internet.html

Использованные материалы:

Fabrizio Sebastiani
Machine Learning in Automated Text Categorization
http://nmis.isti.cnr.it/sebastiani/Publications/ACMCS02.pdf

Юрий Лифшиц
Лекция по классификации текстов (конспект)
http://logic.pdmi.ras.ru/~yura/modern/06modernnote.pdf