

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
Институт машиностроения, материалов и транспорта
Высшая школа автоматизации и робототехники

КУРСОВАЯ РАБОТА

Классификация объектов по данным об их экранных и метрических размерах
по дисциплине «Математические методы интеллектуальных технологий»

Выполнил _____ А.Ю. Белозерцева
студент гр. 3341506/90401
подпись

Проверил _____ А.В. Бахшиев
подпись

«__» _____ 2020 г.

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1 Создание набора данных.....	4
2 Описание рассматриваемых алгоритмов классификации.....	7
2.1 Метод к-ближайших соседей.....	7
2.2 Дерево решений.....	7
2.3 Наивный Байесовский классификатор.....	7
3 Классификация объектов.....	9
3.1 Двухклассовая классификация.....	9
3.2 Трехклассовая классификация.....	12
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	13
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	14

ВВЕДЕНИЕ

Классификация — один из разделов машинного обучения, отвечающий за определение класса, к которому принадлежит рассматриваемый объект. Классовая принадлежность определяется на основании заданного заранее некоторого множества объектов (ситуаций), которые разделены некоторым образом на классы.

Рассмотрена задача классификации объектов по их экранным и метрическим координатам. Зачастую при применении методов технического зрения для обнаружения объектов получаемые ограничивающие рамки для разных классов имеют характерное соотношение сторон. Пусть рамки с соотношением высоты и ширины 3:1 характеризуют класс "человек", а рамки с соотношением высоты и ширины "1:2" характеризуют класс "машина". Кроме того, могут быть известны метрические координаты объектов, которые пропорциональны экранным размерам в пикселях в зависимости от расстояния до объекта (высоты на изображении). Пренебрегая параметрами камеры, для простоты предположим линейную зависимость экранных и метрических размеров. Поскольку возможно получение рамок не характерного соотношения сторон, или не правильной пропорции между метрическими и экранными координатам актуально иметь модель машинного обучения позволяющую отсеять подобные ошибочные данные и верно классифицировать остальные.

В данной работе реализовано применение различных методов классификации для определения класса объекта. Рассмотрены алгоритмы k-ближайших соседей, дерево решений и наивный байесовский классификатор.

1 Создание набора данных

Для выполнения работы сгенерирована база данных, содержащая данные о размерах и положении объекта. В роли объектов выступают 2 вида прямоугольников: высокий и узкий условно обозначающий человека, низкий и широкий — автомобиль.

База данных содержит следующие параметры объекта:

- класс объекта `cls`;
- ширина `w` и высота `h` объекта;
- координаты положения левого нижнего угла объекта `bl_x`, `bl_y`;
- метрическая ширина `w_m` и высота объекта `h_m`;
- коэффициент масштабирования `k`.

При генерации данных учтено уменьшение метрических размеров при увеличении высоты положения объекта на изображении согласно коэффициенту масштабирования по линейной зависимости. Ниже представлен вывод полученной базы данных, в которой значения массивов соответствуют порядку `cls`, `w`, `h`, `bl_x`, `bl_y`, `w_m`, `h_m`, `k`:

```
[[ 0.000  6.915 20.744 763.017 514.778  4.944 14.831  0.715]
 [ 0.000 113.292 339.876 731.641 362.508 57.041 171.122  0.503]
 [ 0.000 102.223 306.669 270.202 299.517 42.524 127.573  0.416]
 [ 0.000  99.245 297.734  2.190  96.021 13.235  39.706  0.133]
 [ 0.000 133.102 399.305  40.655 253.965 46.949 140.846  0.353]
 [ 0.000 130.686 392.057 502.535 252.688 45.865 137.595  0.351]
 [ 0.000  31.661  94.983 1135.733 129.474  5.693  17.080  0.180]
 [ 0.000  38.126 114.378  50.683 173.518  9.188  27.565  0.241]
 [ 0.000 102.295 306.886  98.591 111.048 15.777  47.332  0.154]
 [ 0.000  22.704  68.111 727.905 554.833 17.496  52.487  0.771]
 ...
 [ 1.000 44.018 22.009 36.492 534.763 32.693 16.347  0.743]
 [ 1.000 169.264 84.632 304.496 501.657 117.934 58.967  0.697]
 [ 1.000 282.273 141.137 239.037 386.299 151.447 75.724  0.537]
```

[1.000 251.854 125.927 679.366 386.767 135.290 67.645 0.537]
 [1.000 146.730 73.365 312.572 291.169 59.338 29.669 0.404]
 [1.000 297.655 148.827 760.288 255.274 105.532 52.766 0.355]
 [1.000 71.000 35.500 508.785 539.630 53.214 26.607 0.749]
 [1.000 69.612 34.806 491.658 453.970 43.891 21.946 0.631]
 [1.000 292.114 146.057 813.001 165.118 66.991 33.495 0.229]
 [1.000 220.331 110.166 426.101 518.522 158.676 79.338 0.720]]

Экранные размеры, допускается, могут быть любого размера независимо от положения, что моделируется в работе. На рисунке 1 представлена визуализация полученных данных. К данным добавлен шум ($\pm 0,25\%$ к ширине и высоте независимо), предполагая, что метрические и экранные размеры всегда имеют одинаковое соотношение.

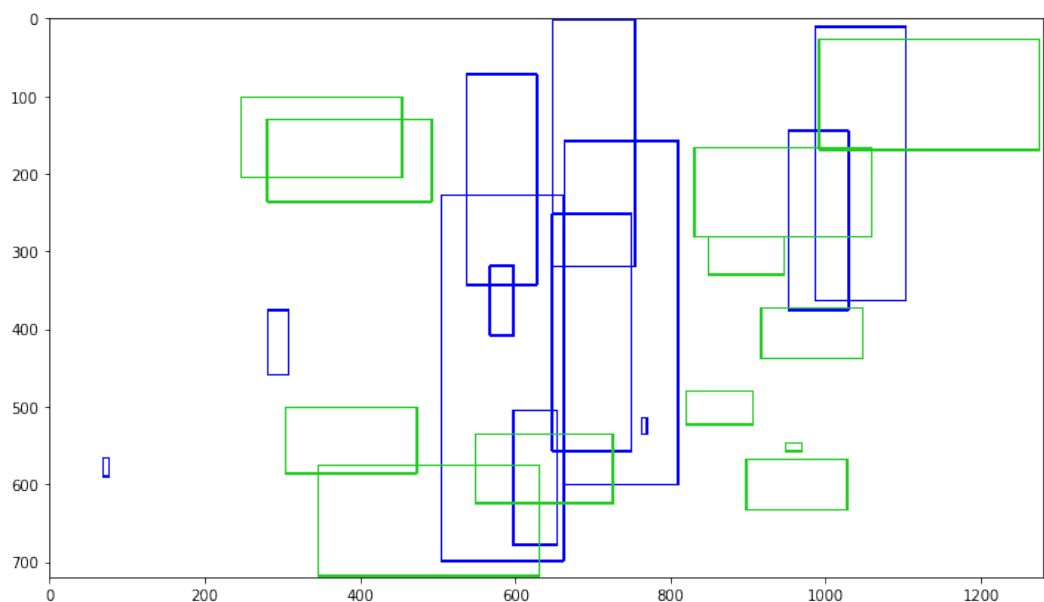


Рисунок 1 — Визуализация сгенерированной базы данных

Также реализован класс ошибочных данных — данные, имеющие промежуточное соотношение сторон и неправильную пропорцию метрических и экранных координат (рисунок 2).

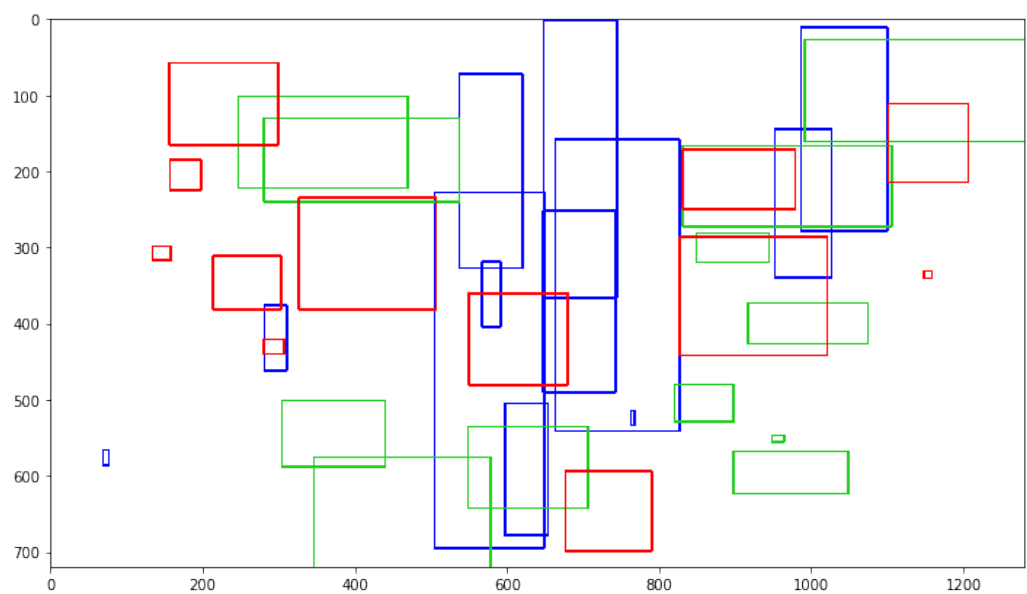


Рисунок 2 — Визуализация ошибочных данных совместно с основной базой данных

2 Описание рассматриваемых алгоритмов классификации

2.1 Метод k-ближайших соседей

Простейший метрический классификатор, основанный на оценивании сходства объектов. Классифицируемый объект относится к тому классу, которому принадлежат ближайшие к нему объекты обучающей выборки. Метод работает с помощью поиска кратчайшей дистанции между тестируемым объектом и ближайшими к нему классифицированными объектами из обучающего набора. Классифицируемый объект будет относиться к тому классу, к которому принадлежит ближайший объект набора.

2.2 Дерево решений

Непараметрический метод обучения с наблюдателем, используемый для классификации и регрессии. Цель состоит в том, чтобы создать модель, которая прогнозирует значение целевой переменной, изучая простые правила принятия решений, выведенные из функций данных. Состоят из листьев, веток (ребер) и узлов. В листьях (leaf node) записаны значения целевой функции, т. е. результаты (красненькие блоки на картинке слева), на ребрах указываются атрибуты, от которых зависит целевая функция, а в остальных узлах – атрибуты, по которым различаются случаи.

2.3 Наивный Байесовский классификатор

Вероятностный классификатор, основанный на применении теоремы (формулы) Байеса со строгими (наивными) предположениями о независимости.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)}$$

где $P(A|B)$ - апостериорная вероятность гипотезы A при наступлении события B ,

$P(B|A)$ - условная вероятность события B при истинности гипотезы A ,

$P(A)$ - априорная вероятность события (гипотезы) A ,

$P(B)$ - полная вероятность события B .

В целом теорема Байеса описывает вероятность событие, основанное на предварительном знании условий, должно быть связано с условиями события. Условные вероятности данных определяются вероятностью, полученной из гауссова (нормального) распределения.

3 Классификация объектов

3.1 Двухклассовая классификация

3.1.1 Метод k-ближайших соседей

Результат реализации метода на зашумленных данных:

- Accuracy kNN 0.8501697425381636
- Time for 5 fold CV on KNN is: 0.04298233985900879
- количество примеров: 280
- количество неуверенных классификаций: 113
- доля неуверенных классификаций: 0.4035714285714286

3.1.2 Дерево решений

Результат реализации метода на зашумленных данных:

- Accuracy decision trees 0.9608327637275005
- Time for 5 fold CV on decision trees is: 0.02400493621826172

Также получено изображение дерева решений (рисунок 3).

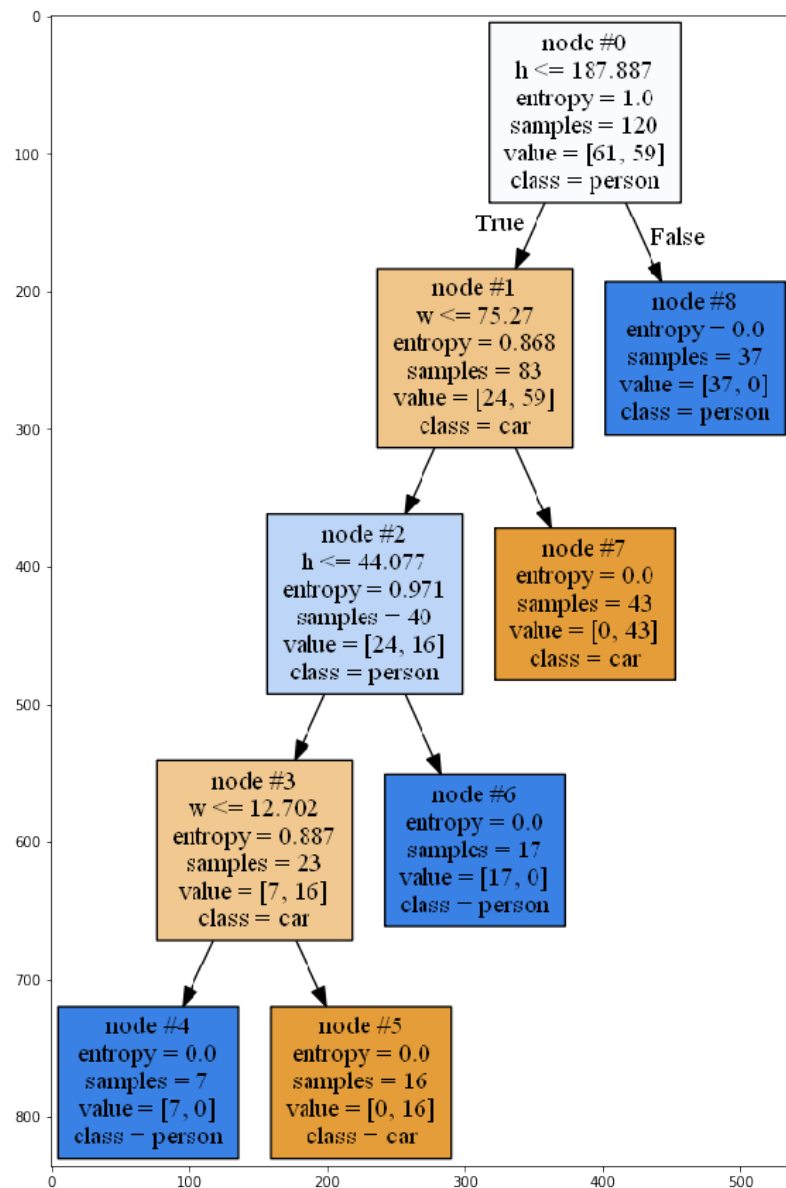


Рисунок 3 — Визуализация дерева решений до упрощения данных

Упростим данные, т. е. оставим только эффективные признаки: класс, соотношение сторон, а также левый нижний угол и коэффициент масштабирования k , т. к. они определяют сходство экранных размеров с метрическими

- Accuracy decision trees 1.0
- Time for 5 fold CV on decision trees is: 0.021004915237426758

Получено изображение дерева решений (рисунок 4).

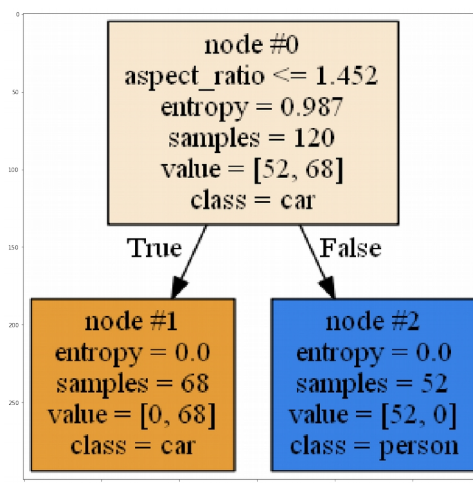


Рисунок 4 — Визуализация дерева решений после упрощения данных

Заметим, что получена максимально возможная точность и полученное дерево, содержит тривиальное решающее правило для используемых данных. А вероятности отнесения к классам содержат только значения 0 и 1.

3.1.3 Наивный Байесовский классификатор

Результат реализации метода на зашумленных данных:

- Accuracy bayes 1.0
- Time for 5 fold CV on bayessss: P is: 0.01900315284729004

С использованием байесовского классификатора также получена максимальная точность, со значениями вероятностями отнесения к классам принимающими значения только 0 или 1.

Из результатов выше следует, что используя данные методы нет возможности отсеивать значения отличающиеся от нормальных поскольку метод k ближайших соседей дает предсказания 40% которых имеют низкую вероятность (ниже 60%), а методы решающих деревьев и Байесовского классификатора дают вероятности отнесения к классам принимающие значения только 0 или 1. Классификация для двух классов содержащая искусственные хорошие данные с небольшим шумом произведена с высокой точностью.

3.2 Трехклассовая классификация

Тем не менее, вполне вероятно, что объекты с нехарактерным соотношением сторон и не правильным соотношением метрических и экранных координат можно классифицировать как третий класс.

3.2.1 Метод k-ближайших соседей

Результат реализации метода на зашумленных данных:

- Accuracy kNN 0.618748945361277
- Time for 5 fold CV on KNN is: 0.06301593780517578

3.2.2 Дерево решений

Результат реализации метода на зашумленных данных:

- Accuracy decision trees 0.8071479194087272
- Time for 5 fold CV on decision trees is: 0.03501439094543457

3.2.3 Наивный Байесовский классификатор

Результат реализации метода на зашумленных данных:

- Accuracy bayes 0.7164901623299922
- Time for 5 fold CV on bayessss: P is: 0.02000260353088379

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения работы рассмотрена задача классификации объектов по экраным и метрическим координатам методами машинного обучения. Для двухклассовой классификации получена высокая точность, до 100% правильных решений при использовании решающих деревьев или Байесовского классификатора. Для получения наилучших результатов следует правильно представлять данные и составлять характерные признаки. Однако рассмотренные методы не позволяют проводить отказ от классификации нехарактерных объектов по параметру вероятности отнесения классам. Альтернативным решением является отнесение нехарактерных данных в третий класс, при таком подходе получены следующие показатели точности:

KNN: 0.61

Решающие деревья: 0.80

Байесовский классификатор: 0.71

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 MachineLearning.ru [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%97%D0%B0%D0%B3%D0%BB%D0%B0%D0%B2%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%81%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D1%86%D0%B0 (Дата обращения: 18.01.2020)
- 2 Открытый курс машинного обучения. Тема 3. Классификация, деревья решений и метод ближайших соседей [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/ods/blog/322534/#klass-decisiontreeclassifier-v-scikit-learn> (Дата обращения: 18.01.2020)
- 3 scikit-learn. Machine Learning in Python [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://scikit-learn.org/stable/> (Дата обращения: 18.01.2020)
- 4 Агеев М. С. Методы автоматической рубрикации текстов, основанные на машинном обучении и знаниях экспертов : дис. – Московский Государственный Университет им. МВ Ломоносова, 2004.
- 5 Введение в машинное обучение [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/448892/> (Дата обращения: 18.01.2020)