xgboost для dummies

Винни-Пух

21 марта 2017 г.

Предисловие

Из теории:

- определения
- табличка с параметрами xgboost, rforest
- несколько практик подбора параметров

```
      library("knitr") # грамотное программирование

      library("tikzDevice") # сохранение графиков в формате tikz

      library("tidyverse") # Хэдли на нашей стороне

      library("xtable")

      theme_set(theme_bw()) # чёрно-белая тема для графиков
```

Глава 1

Неразобранные :)

1.1. Джини/Энтропия/ROC

Распределения максимизирующие энтропию? что-то про ROC кривые до кучи?

1.1 Для случайных величин X и Y найдите индекс Джини и энтропию

- **1.2** Случайная величина X принимает значение 1 с вероятностью p и значение 0 с вероятностью 1-p.
 - 1. Постройте график зависимости индекса Джини и энтропии от p.
 - 2. Являются ли функции монотонными? выпуклыми?
 - 3. При каком p энтропия и индекс Джини будут максимальны?

1.2. Одиноко стоящий дуб

Типичное заданичие: Вырастить дерево согласно такому-то критерию. Сюда борьбу с NA. Сюда же регуляризацию? Или отдельно?

1.3 Кот Леопольд анкетировал 20 мышей по трём вопросам: x — «Одобряете ли Вы непримиримую к котам позицию Белого и Серого?», y — «Известно ли Вам куда пропала моя любимая кошка Мурка?» и z — «Известны ли Вам настоящие имена Белого и Серого?» Результаты опроса в таблице:

```
set.seed(1975)
x <- sample(c("yes", "no"), size = 20, rep = TRUE)
y <- sample(c("yes", "no"), size = 20, rep = TRUE)
z <- sample(c("yes", "no"), size = 20, rep = TRUE)
xtable(data.frame(x, y, z))</pre>
```

- 1. Какой фактор нужно использовать при прогнозировании y, чтобы минимизировать энтропию?
- 2. Какой фактор нужно использовать при прогнозировании y, чтобы минимизировать индекс Джини?

| | X | y | Z |
|----|-----|-----|-----|
| 1 | no | no | yes |
| 2 | no | yes | yes |
| 3 | yes | yes | yes |
| 4 | yes | yes | no |
| 5 | no | no | no |
| 6 | no | yes | yes |
| 7 | no | no | yes |
| 8 | no | no | no |
| 9 | yes | no | yes |
| 10 | yes | no | yes |
| 11 | no | no | no |
| 12 | yes | yes | yes |
| 13 | no | yes | yes |
| 14 | no | yes | no |
| 15 | yes | no | no |
| 16 | yes | no | yes |
| 17 | no | no | no |
| 18 | no | yes | no |
| 19 | no | yes | no |
| 20 | yes | no | no |

1.4 Постройте регрессионное дерево для набора данных:

| y_i | x_i |
|-------|-------|
| 5 | 0 |
| 6 | 1 |
| 4 | 2 |
| 100 | 3 |

Критерий деления узла на два — минимизация RSS. Дерево строится до трёх терминальных узлов.

1.5 Постройте регрессионное дерево для набора данных:

| y_i | x_i |
|-------|-------|
| 100 | 1 |
| 102 | 2 |
| 103 | 3 |
| 50 | 4 |
| 55 | 5 |
| 61 | 6 |
| 70 | 7 |
| | |

Критерий деления узла на два — минимизация RSS. Узлы делятся до тех пор, пока в узле остаётся больше двух наблюдений.

1.6 Дон-Жуан предпочитает брюнеток. Перед Новым Годом он посчитал, что в записной книжке у него 20 блондинок, 40 брюнеток, две рыжих и восемь шатенок. С Нового Года Дон-Жуан решил перенести все сведения в две записные книжки, в одну — брюнеток, во вторую — остальных.

Как изменились индекс Джини и энтропия в результате такого разбиения?

1.7 Машка пять дней подряд гадала на ромашке, а затем выкладывала очередную фотку «Машка с ромашкой» в инстаграмчик. Результат гадания — переменная y_i , количество лайков у фотки — переменная x_i . Постройте классификационное дерево.

| y_i | x_i |
|------------------|-------|
| плюнет | 10 |
| поцелует | 11 |
| поцелует | 12 |
| к сердцу прижмёт | 13 |
| к сердцу прижмёт | 14 |

Дерево строится до идеальной классификации. Критерий деления узла на два — максимальное падение индекса Джини.

- 1.8 У Винни-Пуха есть 100 песенок (кричалок, вопелок, пыхтелок и сопелок). Каждый день он выбирает и поёт одну из них равновероятно наугад. Одну и ту же песенку он может петь несколько раз. Сколько в среднем песенок оказываются неспетыми за 100 дней?
- **1.9** По данной диаграмме рассеяния постройте классификационное дерево для зависимой переменной y:

```
set.seed(42)
df <- data.frame(x = runif(400), z = runif(400))
df$y <- factor(ifelse( df$x > 0.25 & df$z > 0.5, "yes", "no"))
qplot(data = df, x = x, y = z, col = y, shape = y) +
    geom_vline(xintercept = 0.25) + geom_hline(yintercept = 0.5)
```

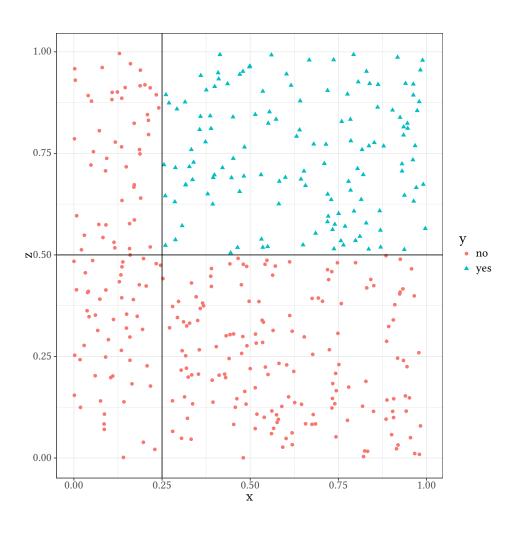
Дерево необходимо построить до идеальной классификации, в качестве критерия деления узла на два используйте минимизацию индекса Джини.

1.10 Рассмотрим табличку:

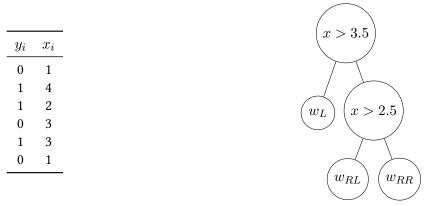
| y_i | x_i | z_i |
|-------|-------|-------|
| y_1 | 1 | 2 |
| y_2 | 1 | 2 |
| y_3 | 2 | 2 |
| y_4 | 2 | 1 |
| y_5 | 2 | 1 |
| y_6 | 2 | 1 |
| y_7 | 2 | 1 |

Сколько существует принципиально разных классификационных деревьев для данного набора данных?

- **1.11** Исследовательница Мишель строит классификационное дерево для бинарной переменной y_i . Может ли при разбиении узла на два расти индекс Джини? Энтропия?
- 1.12 Приведите примеры наборов данных, для которых индекс Джини равен 0, 0.5 и 0.999.
- 1.13 Рассмотрим задачу построения классификационного дерева для бинарной переменной y_i . Приведите пример такого набора данных, что никакое разбиения стартового узла на два не снижает индекс Джини, однако двух разбиений достаточно, чтобы снизить индекс Джини до нуля.



1.14 Пятачок собрал данные о визитах Винни-Пуха в гости к Кролику. Здесь x_i — количество съеденого мёда в горшках, а y_i — бинарная переменная, отражающая застревание Винни-Пуха при выходе. Для построения предиктивной модели Пятачок собирается использовать дерево с заданной структурой:



Пятачок использует квадратичную аппроксимацию для логистической функции потеры:

$$Obj(w) = \sum \left(loss(y_i, 0) + loss'_w(y_i, 0)(w_i - 0) + \frac{1}{2}loss''_{ww}(y_i, 0)(w_i - 0)^2 \right) + \frac{1}{2}\lambda |w|^2.$$

Помогите Очень Маленькому Существу подобрать оптимальные веса.

1.3. Логистическая функция

Логистическое распределение? Перевод у=0/1 в у=-1/1. Максимум правдоподобия в минимум штрафа? Предельные эффекты?

- **1.15** Рассмотрим логистическую функцию $\Lambda(w) = e^w/(1 + e^w)$.
 - 1. Как связаны между собой $\Lambda(w)$ и $\Lambda(-w)$?
 - 2. Как связаны между собой $\Lambda'(w)$ и $\Lambda'(-w)$?
 - 3. Постройте графики функций $\Lambda(w)$ и $\Lambda'(w)$.
 - 4. Найдите $\Lambda(0)$, $\Lambda'(0)$, $\ln \Lambda(0)$.
 - 5. Найдите обратную функцию $\Lambda^{-1}(p)$.
 - 6. Как связаны между собой $\frac{d\ln\Lambda(w)}{dw}$ и $\Lambda(-w)$? 7. Как связаны между собой $\frac{d\ln\Lambda(-w)}{dw}$ и $\Lambda(w)$?

 - 8. Разложите $h(\beta_1,\beta_2) = \ln \Lambda(y_i(\beta_1+\beta_2 x_i))$ в ряд Тейлора до второго порядка в окрестности точки $\beta_1 = 0$, $\beta_2 = 0$.
- 1.16 Исследовательница Октябрина пытается предсказать, купит ли покупатель слона. Октябрина предполагает, что у каждого покупателя есть ненаблюдаемая полезность от покупки слона, y_i^* , складывающаяся из величины w_i , зависящей от характеристик покупателя, и случайной составляющей

$$y_i^* = w_i + u_i, \quad u_i \sim Logistic$$

Покупка слона, y_i , (1 — купит, 0 — не купит) однозначно определяется полезностью покупки:

$$y_i = egin{cases} 1, \ ext{если} \ y_i^* \geq 0 \ 1, \ ext{если} \ y_i^* < 0 \end{cases}$$

- 1. Выпишите логарифмическую функцию правдоподобия и функцию потерь при известных w_i .
- 2. Как изменится ответ, если факт покупки слона будет кодироваться по-другому: 1- купит, (-1)- не купит?
- 3. Разложите функцию потерь в ряд Тейлора до второго члена в окрестности точки $w_0 = (w_{01}, w_{02}, \dots, w_{0n})$.
- **1.17** Нарисовано дерево: деление 1, справа от первого деления деление 2. Веса равны w_L , w_{RL} , w_{LL} . Дана выборка.
 - 1. Выпишите в явном виде функцию правдоподобия и логистическую функцию потерь.
 - 2. Оцените w методом максимального правдоподобия.
 - 3. Тут другую функцию потерь написать!
 - 4. Разложите функцию потерь в окрестности w=(0,0,1) в ряд Тейлора до второго члена и примерно оцените w.

1.4. Мини-мими-лес

Типичное: Два-три дерева. По ним построить прогноз/оценить важность переменных. Что еще?

1.5. Регуляризация

Общая идея. Парадокс James-Stein. Для среднего, для регрессии, для дерева. L1 и L2.

1.6. кросс-валидацию

1.18 Вася измерил вес трёх покемонов, $y_1 = 5$, $y_2 = 10$, $y_3 = 15$. Вася хочет спрогнозировать вес следующего покемона. Модель для веса покемонов у Васи очень простая, $y_i = \mu + u_i$, поэтому прогнозирует Вася по формуле $\hat{y}_i = \hat{\mu}$.

В результате Вася использует следующую целевую функцию:

$$\sum (y_i - \hat{\mu})^2 + \lambda \cdot \hat{\mu}^2$$

- 1. Найдите оптимальное $\hat{\mu}$ при $\lambda = 0$.
- 2. Найдите оптимальное $\hat{\mu}$ при произвольном λ .
- 3. Подберите оптимальное λ с помощью кросс-валидации «выкинь одного».
- 4. Найдите оптимальное $\hat{\mu}$ при λ_{CV} .

Как это делать руками? Какие тут теоретические задачи?

Упр: Дано одно-два-три дерева. И 5 наблюдений. Посчитать кросс-валидационную ошибку.

Упр: На наборе данных в 5 наблюдений подобрать параметр жесткости с помощью кросс-валидации.

1.7. На природу!

Упр: сделайте с дефолтными параметрами и ответьте на все подробности про алгоритм тут решения в python/R.

Упр: Нарисуйте дерево номер 5.

Глава 2

Решения и ответы к избранным задачам

1.1.

1.2. I = 2p(1-p), энтропия и индекс Джини максимальны при p = 0.5.

1.3.

1.4.

1.5.

1.6.

1.7.

1.8.
$$100 \cdot \left(\frac{99}{100}\right)^{100} \approx 100/e \approx 37$$

1.9. Сначала делим по z, потом по x, так как индекс Джини в таком порядке падает сильнее.

1.10.

- 1.11. Нет, в силу выпуклости функций.
- **1.12**. Все y_i одинаковые; поровну y_i двух типов; 1000 разных типов y_i , по одному наблюдению каждого типа.

1.14.

1.15. 1 и 0.

- 1.16.
- 1.17.
- 1.18.

Список обозначений

Оглавление

| 1 Неразобранные :) | | | | |
|--------------------|-----|-----------------------------------|----|--|
| | 1.1 | Джини/Энтропия/ROC | 5 | |
| | 1.2 | Одиноко стоящий дуб | 5 | |
| | 1.3 | Логистическая функция | 9 | |
| | 1.4 | Мини-мими-лес | 10 | |
| | 1.5 | Регуляризация | 10 | |
| | 1.6 | кросс-валидацию | 10 | |
| | 1.7 | На природу! | 10 | |
| | | | | |
| 2 | Реш | ения и ответы к избранным задачам | 11 | |