

Прикладной статистический анализ данных.
8. Дополнения и обобщения регрессии.

Павел Швечиков
psad.homework@gmail.com

2017

Неслучайные пропуски

Иногда наличие пропуска в x_j информативно:

- отказ респондентов отвечать на вопрос
- Абрахам Вальд и повреждения самолётов
- признак не применим

В таких случаях необходимо:

- 1 создать новый бинарный признак

$$x_{j'} = \begin{cases} 1, & x_j = NA, \\ 0, & x_j \neq NA \end{cases}$$

- 2 заменить пропущенные значения в x_j на любую не встречающуюся в x_j константу c

Случайные пропуски

Способы борьбы с пропусками в X :

- удалить строки, содержащие пропуски (complete cases);
- заполнить пропуски (R packages: Amelia, mi, mice):
 - по ближайшему объекту
 - средними или медианами по столбцу
 - EM-алгоритмом (multiple imputation);
- считать $X^T X$ и $X^T y$ только по полным парам (available cases):

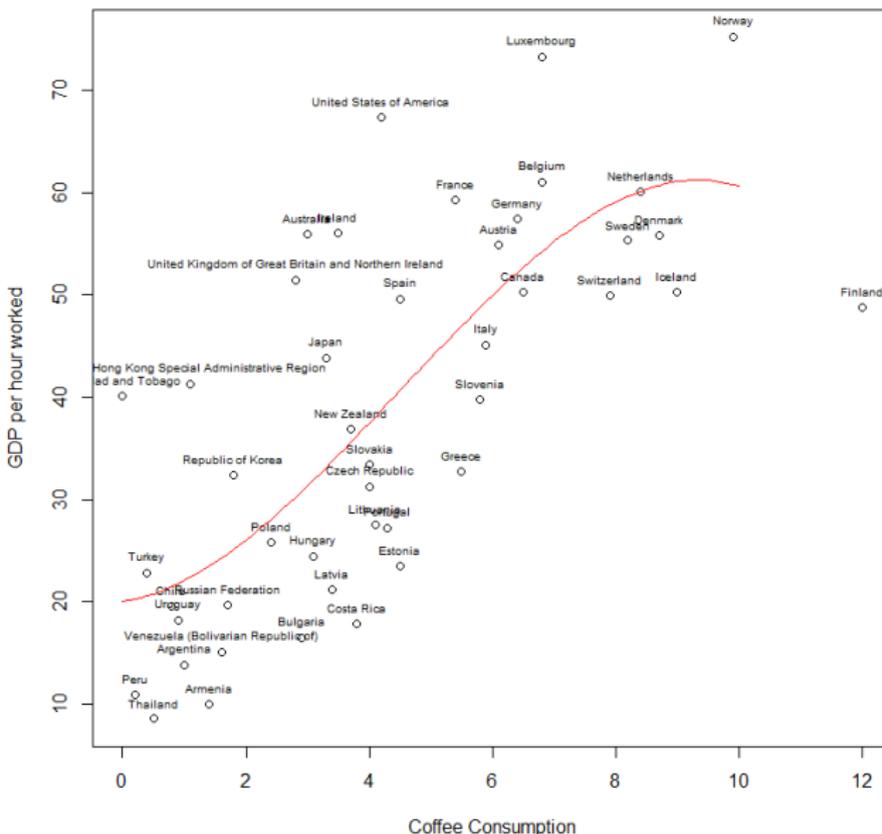
$$\left(X^T X\right)_{jl} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{il} \approx \frac{1}{n_{jl}} \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{il} [x_{ij} \neq NA, x_{il} \neq NA],$$

n_{jl} — число полных пар.

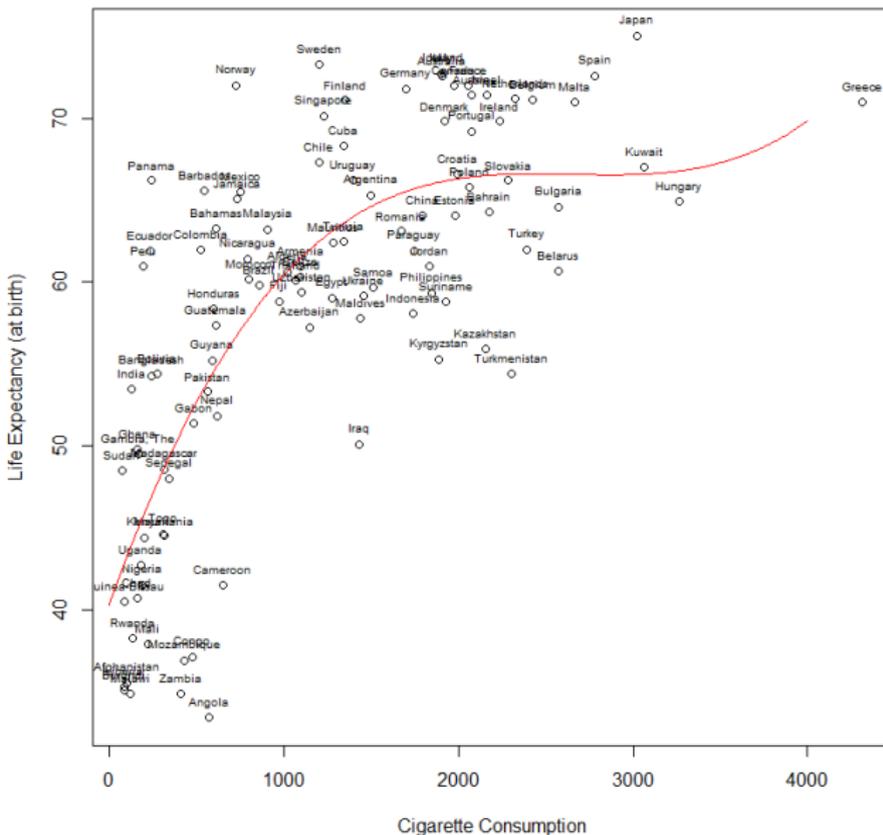
Оценка коэффициентов регрессии и их ковариационной матрицы методом АС реализована в функции lmac пакета regtools:

<https://github.com/matloff/regtools> (устанавливается через install_github пакета devtools).

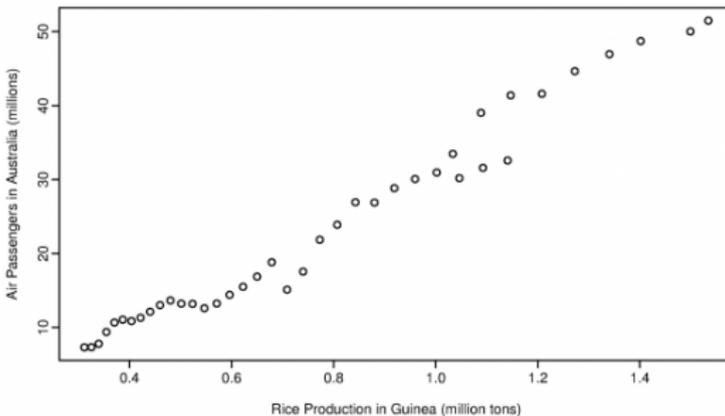
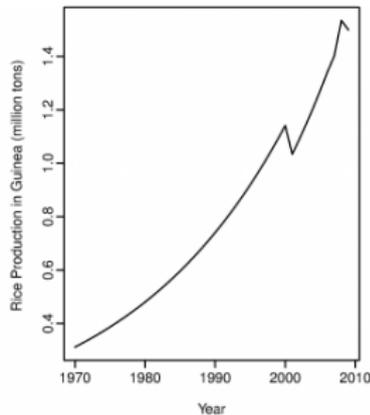
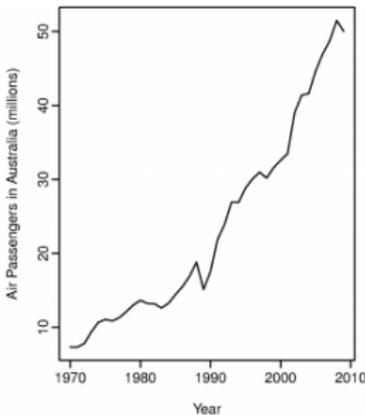
Интерпретация регрессионной модели



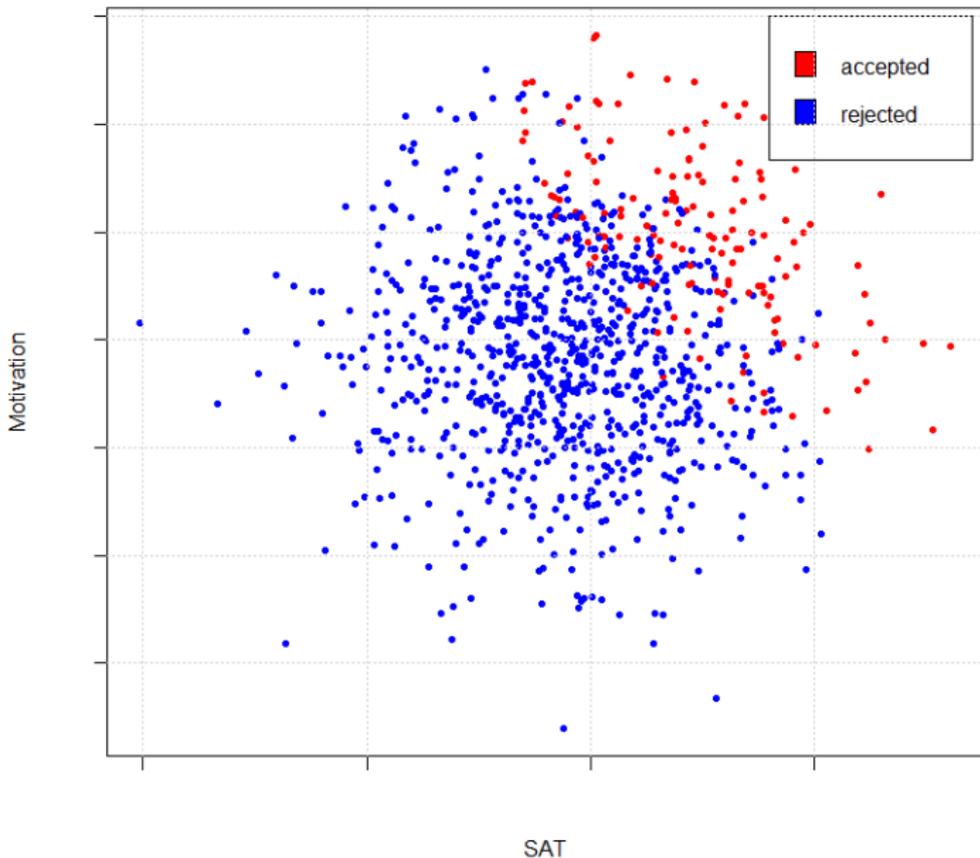
Интерпретация регрессионной модели



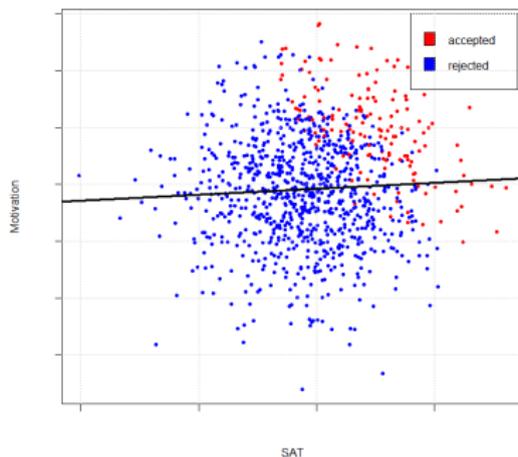
Интерпретация регрессионной модели



Интерпретация регрессионной модели



Интерпретация регрессионной модели



```
>summary(lm(motivation~sat, data=school))
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.07415	0.03211	-2.309	0.0211 *
sat	0.05204	0.03189	1.632	0.1031

```
---
```

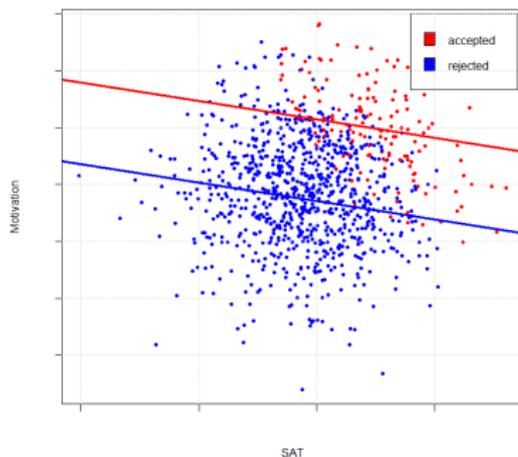
```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 1.015 on 998 degrees of freedom
```

```
Multiple R-squared:  0.00266, Adjusted R-squared:  0.001661
```

```
F-statistic: 2.662 on 1 and 998 DF, p-value: 0.1031
```

Интерпретация регрессионной модели



```
>summary(lm(motivation~sat+acceptance, data=school))
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-0.29246	0.03149	-9.289	< 2e-16	***
sat	-0.16248	0.03121	-5.206	2.35e-07	***
acceptanceTRUE	1.43688	0.08777	16.372	< 2e-16	***

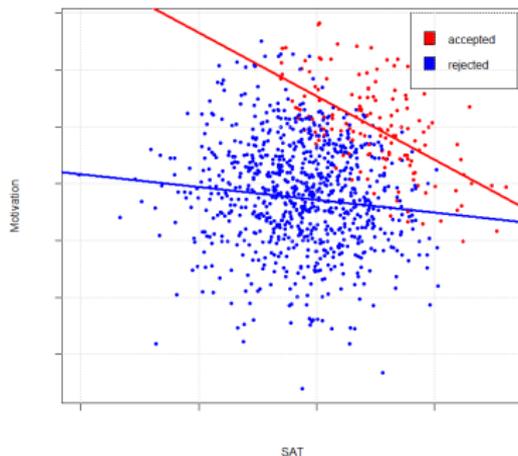
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.9019 on 997 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.214, Adjusted R-squared: 0.2124

F-statistic: 135.7 on 2 and 997 DF, p-value: < 2.2e-16

Интерпретация регрессионной модели



```
>summary(lm(motivation~sat*acceptance, data=school))
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-0.28296	0.03124	-9.059	< 2e-16	***
sat	-0.11101	0.03284	-3.380	0.000752	***
acceptanceTRUE	1.82261	0.12043	15.134	< 2e-16	***
sat:acceptanceTRUE	-0.44830	0.09692	-4.626	4.23e-06	***

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 0.8928 on 996 degrees of freedom
```

```
Multiple R-squared:  0.2305, Adjusted R-squared:  0.2282
```

```
F-statistic: 99.45 on 3 and 996 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Требования к решению задачи методом линейной регрессии

- визуализация данных, анализ распределения признаков (оценка необходимости трансформации), оценка наличия выбросов;
- оценка необходимости преобразования отклика и его поиск методом Бокса-Кокса;
- визуальный анализ остатков;
- проверка гипотез об остатках: нормальность, несмещённость, гомоскедастичность;
- отбор признаков с учётом множественной проверки гипотез и возможной гетероскедастичности;
- анализ необходимости добавления взаимодействий и квадратов признаков;
- расчёт расстояний Кука, возможное удаление выбросов, обновление модели;
- выводы.

Обобщённая линейная модель

$1, \dots, n$ — объекты;

x_1, \dots, x_k — предикторы;

y — отклик;

$$X = \begin{pmatrix} x_{10} = 1 & x_{11} & \dots & x_{1k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n0} = 1 & x_{n1} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix}; \quad y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix};$$

регрессионная модель:

$$\mathbb{E}(y | X) \equiv \mu = f(x_1, \dots, x_k);$$

линейная регрессионная модель:

$$\mu = X\beta;$$

обобщённая линейная регрессионная модель (GLM):

$$g(\mu) = X\beta, \quad \mu = g^{-1}(X\beta),$$

$g(x)$ — связующая функция — позволяет ограничить диапазон предсказываемых для μ значений.

Обобщённая линейная модель

В обычной линейной модели используется предположение о нормальности отклика:

$$y | X \sim N(X\beta, \sigma^2).$$

В обобщённой линейной модели распределение y берётся из экспоненциального семейства:

$$f(y, \theta, \phi) = \exp\left(\frac{y\theta - b(\theta)}{a(\phi)} + c(y, \phi)\right).$$

	$Pois(\lambda)$	$Bin(N, p)$	$N(\mu, \sigma^2)$
$a(\phi)$	1	1	σ^2
$b(\theta)$	e^θ	$n \ln(1 + e^\theta)$	$\theta^2/2$
$c(y, \phi)$	$\ln y!$	$\ln C_n^y$	$\frac{1}{2} \left(\frac{y^2}{\phi} + \ln(2\pi\phi) \right)$
$g(x)$	$\ln x$	$\ln \frac{x}{1-x}$	x
$g^{-1}(x)$	$e^x \in [0, \infty)$	$\frac{e^x}{1+e^x} \in [0, 1]$	$x \in \mathbb{R}$

Оценка параметров GLM

 $\hat{\beta}$:

- оценивается методом максимального правдоподобия;
- существует и единственна,
- находится численно
 - методом Ньютона-Рафсона (Newton-Raphson method)
 - методом оценок Фишера (Fisher scoring method)
- состоятельна, асимптотически эффективна, асимптотически нормальна.

Итерационный процесс вычисления $\hat{\beta}$ может не сойтись, если k слишком велико относительно n .

$$\mathbb{D}\hat{\beta} = I^{-1}(\hat{\beta}),$$

$I(\beta) \in \mathbb{R}^{(k+1) \times (k+1)}$ — информационная матрица Фишера — матрица вторых производных логарифма правдоподобия $L(\beta)$.

Доверительные интервалы

Для отдельного коэффициента β_j :

$$\hat{\beta}_j \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{\left(I^{-1}(\hat{\beta})\right)_{jj}}.$$

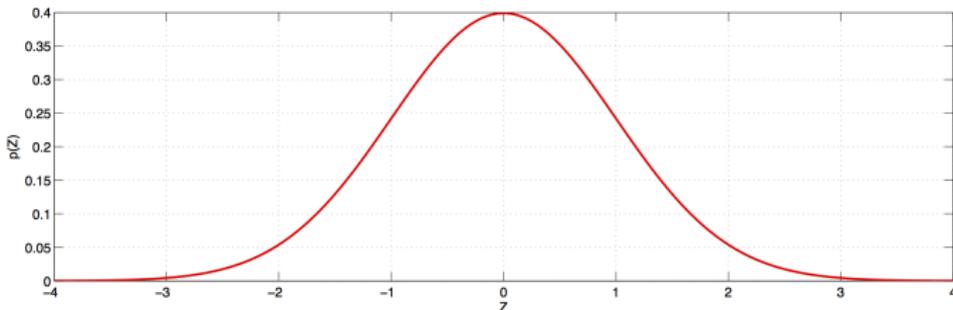
Для $g(\mathbb{E}(y|x_0))$ — преобразованного матожидания отклика на новом объекте x_0 :

$$x_0^T \hat{\beta} \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}.$$

Для матожидания отклика на новом объекте x_0 :

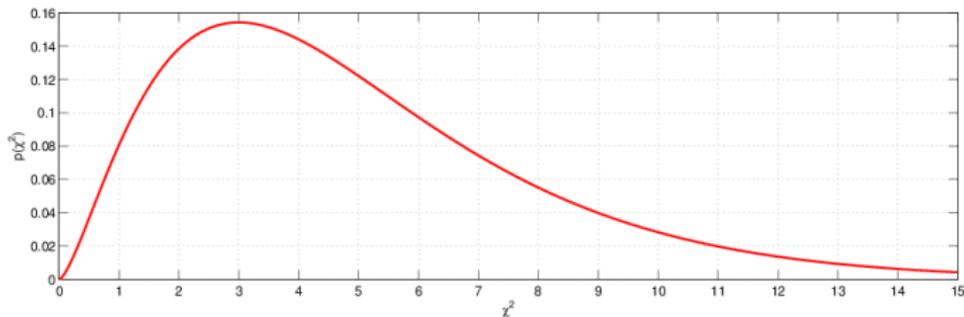
$$\left[g^{-1} \left(x_0^T \hat{\beta} - z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0} \right), g^{-1} \left(x_0^T \hat{\beta} + z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0} \right) \right].$$

Критерий Вальда

нулевая гипотеза: $H_0: \beta_j = 0$ альтернатива: $H_1: \beta_j < \neq > 0$ статистика:
$$T = \frac{\hat{\beta}_j}{\sqrt{(I^{-1}(\hat{\beta}))_{jj}}}$$
нулевое распределение: $N(0, 1)$ 

Критерий отношения правдоподобия

$$X_{n \times (k+1)} = \begin{pmatrix} X_1 & X_2 \\ n \times (k+1-k_1) & n \times k_1 \end{pmatrix}; \quad \beta^T_{(k+1) \times 1} = \begin{pmatrix} \beta_1^T & \beta_2^T \\ (k+1-k_1) \times 1 & k_1 \times 1 \end{pmatrix}^T;$$

нулевая гипотеза: $H_0: \beta_2 = 0$ альтернатива: $H_1: H_0$ невернастатистика: $G = 2(L_r - L_{ur})$ нулевое распределение: $\chi^2_{k_1}$ 

Связь между критериями Вальда и отношения правдоподобия

При $k_1 = 1$ критерии Вальда и отношения правдоподобия не эквивалентны, в отличие от случая линейной регрессии, когда в этом случае достигаемые уровни значимости критериев Стьюдента и Фишера совпадают.

При больших n разница между критериями невелика, но в случае, когда их показания расходятся, рекомендуется смотреть на результат критерия отношения правдоподобия.

Меры качества моделей

Остаточная аномальность (residual deviance):

$$D_{res} = 2(L_{sat} - L_{fit})$$

Где L_{sat} – насыщенная (saturated) модель, имеющая число параметров равное числу объектов.

Аномальность — аналог RSS в линейной регрессии; при добавлении признаков она не может убывать.

Для сравнения моделей с разным числом признаков можно использовать **информационные критерии**:

- ① AIC — информационный критерий Акаике:

$$AIC = -2L + 2(k + 1);$$

- ② AIC_c — он же с поправкой на случай небольшого размера выборки;

$$AIC_c = -2L + \frac{2k(k + 1)}{n - k - 1};$$

- ③ BIC (SIC) — байесовский (Шварца) информационный критерий:

$$BIC = -2L + \ln n (k + 1).$$

Меры качества моделей

- $AIC < AIC_c$
- $BIC > AIC$ при $n \geq 8$
- выбор модели по BIC приводит к состоятельным оценкам — с ростом n вероятность выбора верного подмножества признаков стремится к 1
- минимизация AIC асимптотически даёт модель с наименьшей среднеквадратичной ошибкой предсказания
- модели со значением информационного критерия на расстоянии двух единиц от значения лучшей модели можно считать неотличимыми от лучшей

Постановка

Задача: оценить влияние одного или нескольких признаков на наступление какого-либо события и оценить его вероятность.

$1, \dots, n$ — объекты;

x_1, \dots, x_k — предикторы;

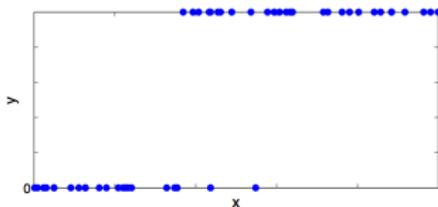
y — отклик, $y_i \in \{0, 1\}$.

Хотим найти такой вектор β , что

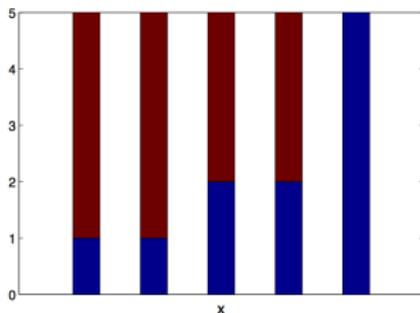
$$\mu = \mathbb{E}(y | X) = P(y = 1 | X) \equiv \pi(x) \approx X\beta.$$

Примеры

Неповторяемый эксперимент со случайными уровнями фактора:
построение кривой спроса, x_i — цена товара, y_i — согласие купить товар.



Повторяемый эксперимент с фиксированными уровнями фактора:
разработка пестицидов, x_i — доза пестицида, y_i — смерть вредителя.



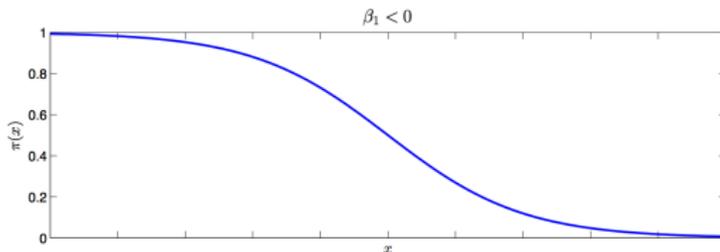
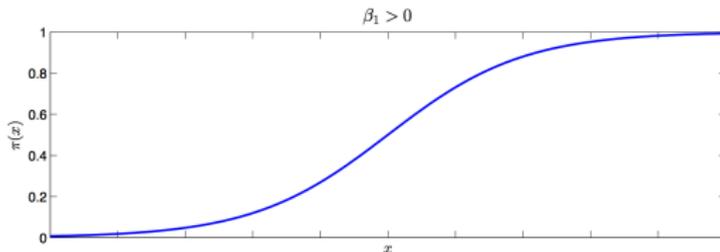
⇒ логистическая регрессия может также использоваться
для моделирования $y \in [0, 1]$.

Параметризация

Логит:

$$g(x) = g(\pi(x)) = \ln \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon,$$

$$\hat{\pi}(x) = \frac{e^{\hat{g}(x)}}{1 + e^{\hat{g}(x)}} = \frac{e^{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x}}{1 + e^{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x}}.$$



Параметризация

Логит:

$$g(x) = g(\pi(x)) = \ln \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon,$$

$$\hat{\pi}(x) = \frac{e^{\hat{g}(x)}}{1 + e^{\hat{g}(x)}} = \frac{e^{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x}}{1 + e^{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x}}.$$

- $\hat{\pi}(x) = g^{-1}(\beta_0 + \beta_1 x)$ принимает значения из $[0, 1]$;
- изменения на краях диапазона значений x приводят к меньшим изменениям $\pi(x)$: x — годовой доход, y — покупка автомобиля,

$$\pi(10\,000\,000 + 200\,000) - \pi(10\,000\,000) < \pi(500\,000 + 200\,000) - \pi(500\,000).$$

Отношение шансов

Пусть $y \sim Ber(p)$, тогда шансы (odds) события $y = 1$:

$$ODDS = \frac{p}{1-p}.$$

Если $y_1 \sim Ber(p_1)$, $y_2 \sim Ber(p_2)$, то отношение шансов (odds ratio) события $y_1 = 1$ по сравнению с событием $y_2 = 1$:

$$OR = \frac{p_1/(1-p_1)}{p_2/(1-p_2)}.$$

Серд. заболевания	Возраст	
	≥ 55	< 55
есть	21	22
нет	6	51

$$OR = \frac{21/6}{22/51} \approx 8.1.$$

Роль коэффициентов логистической регрессии

$$\hat{g}(x) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \iff \frac{p}{1-p} = e^{\hat{\beta}_0} (e^{\hat{\beta}_1})^x$$

Пусть $x = [\text{возраст} \geq 55]$, $y = [\text{есть сердечные заболевания}]$. По $\hat{\beta}_1$ легко оценить отношение шансов получения заболевания пожилыми людьми:

$$\widehat{OR} = e^{\hat{\beta}_1}.$$

Пусть $x = \text{возраст}$, $y = [\text{есть сердечные заболевания}]$. $e^{\hat{\beta}_1}$ имеет смысл мультипликативного прироста риска получения заболевания при увеличении возраста на 1 год.

Настройка параметров

ММП:

$$P(x_i, 1) = \pi(x_i),$$

$$P(x_i, 0) = 1 - \pi(x_i),$$

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i},$$

$$L(\beta) = \ln l(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i \ln \pi(x_i) + (1 - y_i) \ln (1 - \pi(x_i))),$$

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmax}} L(\beta).$$

Информационная матрица Фишера:

$$I(\hat{\beta}) = X^T V X,$$

$$V = \operatorname{diag}(\hat{\pi}(x_i)(1 - \hat{\pi}(x_i))).$$

Проблемы настройки параметров

Если матрица X вырождена, некоторые коэффициенты модели не будут определены.

Если наблюдения $y = 0$ и $y = 1$ линейно разделимы в пространстве X , то:

- в теории коэффициенты бесконечно возрастают
- на практике коэффициенты и их дисперсии получаются большими, а почти все вероятности в обучающей выборке близки к 0 или 1.

Можно использовать регуляризацию Фирта. Функция меток исходной модели для коэффициента β_j :

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \pi(x_i)) x_{ij}.$$

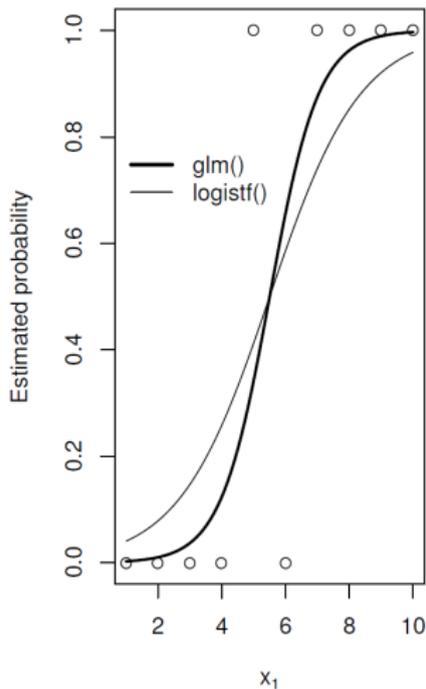
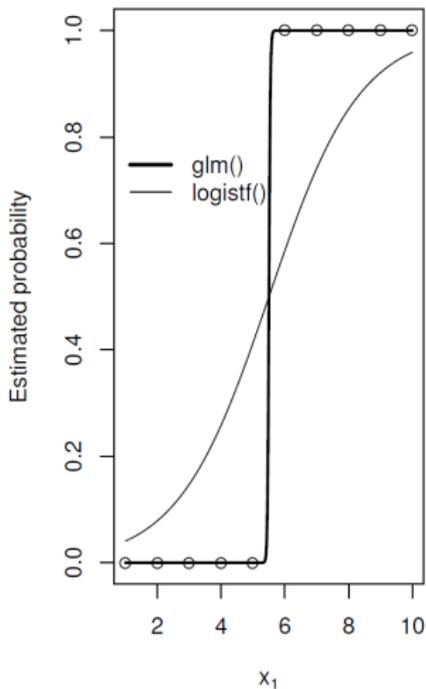
Регуляризованная версия:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \pi(x_i) + h_i (0.5 - \pi(x_i))) x_{ij},$$

h_i — диагональный элемент hat matrix:

$$H = V^{1/2} X \left(X^T V X \right)^{-1} X^T V^{1/2}.$$

Проблемы настройки параметров



Реализована в пакете logistf, функции logistf и logistftest.

Доверительные интервалы

Для отдельного коэффициента β_j :

$$\hat{\beta}_j \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{\left(I^{-1}(\hat{\beta})\right)_{jj}}.$$

Для $g(x_0)$ — логита нового объекта x_0 :

$$x_0^T \hat{\beta} \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}.$$

Для вероятности $y = 1$ при $x = x_0$:

$$\left[\frac{e^{x_0 \hat{\beta} - z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}}}{1 + e^{x_0 \hat{\beta} - z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}}}, \frac{e^{x_0 \hat{\beta} + z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}}}{1 + e^{x_0 \hat{\beta} + z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}}} \right].$$

Линейность логита

Проверка линейности логита по признакам — аналог визуального анализа остатков в обычной линейной регрессии.

Методы анализа линейности логита:

- сглаженные диаграммы рассеяния;
- дробные полиномы.

Сглаженные диаграммы рассеяния (smoothed scatterplots)

Рассмотрим оценку логита, полученную ядерным сглаживанием по x_j :

$$\bar{y}_{sm}(x_{ji}) = \frac{\sum_{l=1}^n y_l K\left(\frac{x_{ji} - x_{li}}{h}\right)}{\sum_{l=1}^n K\left(\frac{x_{ji} - x_{li}}{h}\right)},$$
$$\bar{l}_{sm}(x_{ji}) = \ln \frac{\bar{y}_{sm}(x_{ji})}{1 - \bar{y}_{sm}(x_{ji})}.$$

График функции $\bar{l}_{sm}(x_j)$ должен быть похож на прямую.

Дробные полиномы (fractional polynomials)

Если логит нелинеен по признаку, можно попробовать добавлять в модель его осмысленные степени и проверять их значимость.

В автоматическом режиме это можно делать с помощью дробных полиномов.

- 1 Настраиваются модели с заменой x_j на допустимые степени признака x_j , например, из множества $S = \{-2, -1, -0.5, 0, 0.5, 1, 2, 3\}$. Выбирается степень, максимизирующая правдоподобие.
- 2 Настраиваются модели с заменой x_j на двухкомпонентный полином x_j вида $\beta_{j1}x_j^{p_1} + \beta_{j2}x_j^{p_2}$, $p_1, p_2 \in S$ (если $p_1 = p_2$, то берётся $\beta_{j1}x_j^{p_1} + \beta_{j2}x_j^{p_1} \ln x_j$). Выбираются степени, максимизирующие правдоподобие.
- 3 Если модель с полиномом второй степени значимо не лучше, чем линейная, используется линейная модель.
- 4 Если модель с полиномом второй степени значимо не лучше, чем с полиномом первой степени, используется модель с полиномом первой степени, иначе — с полиномом второй.

Содержательный отбор признаков

- 1 Если признаков достаточно много (например, больше 10), желательно сделать их предварительный отбор, основанный на значимости в однофакторной логистической регрессии. Для дальнейшего рассмотрения остаются признаки, достигаемый уровень значимости которых не превышает 0.25.
- 2 Строится многомерная модель, включающая все отобранные на шаге 1 признаки. Проверяется значимость каждого признака, удаляется небольшая группа незначимых признаков. Новая модель сравнивается со старой с помощью критерия отношения правдоподобия.
- 3 К признакам модели, полученной в результате циклического применения шагов 2 и 3, по одному добавляются удалённые признаки. Если какой-то из них становится значимым, он вносится обратно в модель.

Содержательный отбор признаков

- 4 Для непрерывных признаков полученной модели проверяется линейность логита. В случае обнаружения нелинейности признаки заменяются на соответствующие полиномы.
- 5 Исследуется возможность добавления в полученную модель взаимодействий факторов. Добавляются значимые интерпретируемые взаимодействия.
- 6 Проверяется адекватность финальной модели: близость y и \hat{y} ; малость вклада наблюдений (x_i, y_i) на каждом объекте i в \hat{y} .

Порог классификации

Как по $\pi(x)$ оценить y ?

$$y = [\pi(x) \geq p_0].$$

Чаще всего берут $p_0 = 0.5$, но можно выбирать по другим критериям, например, для достижения заданных показателей чувствительности или специфичности.

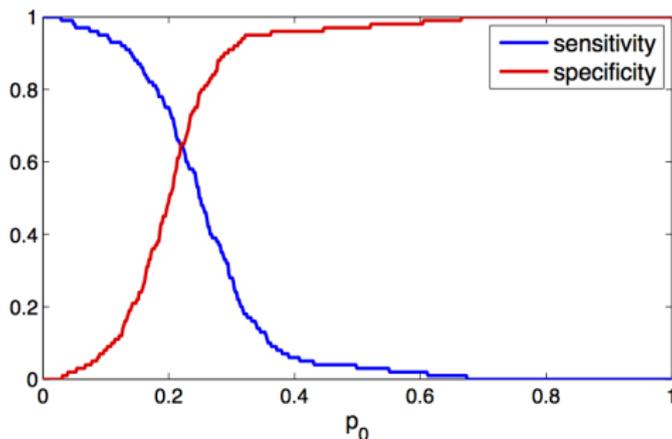
Порог классификации

Пример: эффективность терапии для наркозависимых, $p_0 = 0.5$:

$\hat{y} \backslash y$	1	0
1	16	11
0	131	417

Чувствительность: $\frac{16}{16+131} \approx 10.9\%$.

Специфичность: $\frac{417}{11+417} \approx 97.4\%$.



Выбросы

Остатки Пирсона:

$$r_i = \frac{y_i - \hat{\pi}(x_i)}{\sqrt{\hat{\pi}(x_i)(1 - \hat{\pi}(x_i))}}.$$

Аналог расстояния Кука:

$$\Delta \hat{\beta}_i = \frac{r_i^2 h_i}{(1 - h_i)^2}.$$

Требования к решению задачи методом логистической регрессии

- визуализация данных, оценка наличия выбросов, анализ таблиц сопряжённости по категориальным признакам;
- содержательный отбор признаков: выбор наилучшей линейной модели, оценка линейности непрерывных признаков по логиту, анализ необходимости добавления взаимодействий, проверка адекватности финальной модели (анализ влиятельных наблюдений, классификация);
- выводы.

Постановка

$1, \dots, n$ — объекты;

x_1, \dots, x_k — предикторы;

y — счётный отклик, $y_i \in \mathbb{N}$.

$$\mathbb{E}(y|x) = ?$$

Базовый метод — пуассоновская регрессия:

$$f(y|x) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!},$$

$$\mu = \mathbb{E}(y|x) = e^{x^T \beta},$$

$$\omega \equiv \mathbb{D}(y|x) = e^{x^T \beta}.$$

Примеры

Стандартная пуассоновская модель:

x_{ij} — макроэкономические показатели, y_i — число банкротств банков,

$$\ln \mu = X\beta.$$

Может использоваться также для нормированных данных:

N_i — общее число банков, $\frac{1000y_i}{N_i}$ — число банкротств на 1000 банков,

$$\ln \frac{1000\mu}{N} = X\beta, \quad \ln \mu = \ln \frac{N}{1000} + X\beta.$$

Настройка параметров

ММП:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-e^{x_i^T \beta}} (e^{x_i^T \beta})^{y_i}}{y_i!},$$

$$L(\beta) = \ln l(\beta) = \sum_{i=1}^n \left(y_i x_i^T \beta - e^{x_i^T \beta} - \ln(y_i!) \right),$$

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmax}} L(\beta) \Leftrightarrow$$

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - e^{x_i^T \beta} \right) x_i = 0.$$

Доверительные интервалы

Для отдельного коэффициента β_j :

$$\hat{\beta}_j \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{\left(I^{-1}(\hat{\beta})\right)_{jj}}.$$

Для $\ln \mathbb{E}(y | x = x_0) = x_0^T \beta$:

$$x_0^T \hat{\beta} \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}.$$

Для $\mathbb{E}(y | x = x_0) = e^{x_0^T \beta}$:

$$\left[e^{x_0^T \hat{\beta} - z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}}, e^{x_0^T \hat{\beta} + z_{1-\alpha/2} \sqrt{x_0^T I^{-1}(\hat{\beta}) x_0}} \right].$$

Приближённый предсказательный интервал для $y(x_0)$ — отклика на новом объекте x_0 :

$$e^{x_0^T \hat{\beta}} \pm 2 \sqrt{e^{x_0^T \hat{\beta}}}.$$

Overdispersion/underdispersion

Пуассоновская модель предполагает, что $\omega = \mu$ (equidispersion).

- МП-оценки β остаются состоятельными, даже если распределение $y|x$ не является пуассоновским — достаточно того, что модель $\mathbb{E}(y|x)$ определена корректно.
- Оценки дисперсии $\hat{\beta}$ и соответствующие критерии требуют верного определения и $\mathbb{D}(y|x)$, поэтому они дают некорректные результаты, если матожидание и дисперсия не равны.
- Предположение о равенстве матожидания и дисперсии можно проверить; если оно не выполняется, можно изменить модель. Это позволит построить корректные критерии и более эффективные оценки β .

Overdispersion/underdispersion

Overdispersion — отрицательная биномиальная модель:

$$\omega(\alpha) = \mu + \alpha\mu^2,$$

$$f(y|\mu, \alpha) = \frac{\Gamma(y + \alpha^{-1})}{\Gamma(y + 1)\Gamma(\alpha^{-1})} \left(\frac{\alpha^{-1}}{\alpha^{-1} + \mu}\right)^{\alpha^{-1}} \left(\frac{\mu}{\alpha^{-1} + \mu}\right)^y.$$

Underdispersion — пороговая модель (hurdle model):

$$P(y = j) = \begin{cases} f_1(0), & j = 0, \\ \frac{1-f_1(0)}{1-f_2(0)} f_2(j), & j > 0. \end{cases}$$

Можно построить МП-оценки для α и β , а затем проверить гипотезу $\alpha = 0$ с помощью критерия отношения правдоподобия.

Устойчивая оценка дисперсии

Дисперсия оценки максимального квазиправдоподобия:

$$\mathbb{D}_{QML}(\hat{\beta}) = \left(\sum_{i=1}^n \mu_i x_i x_i^T \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i x_i^T \right) \left(\sum_{i=1}^n \mu_i x_i x_i^T \right)^{-1}.$$

Устойчивая состоятельная оценка дисперсии, подходящая для любого вида ω :

$$\mathbb{D}_R(\hat{\beta}) = \left(\sum_{i=1}^n \mu_i x_i x_i^T \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n (y_i - \mu_i)^2 x_i x_i^T \right) \left(\sum_{i=1}^n \mu_i x_i x_i^T \right)^{-1}.$$

Меры качества модели

Относительные:

- аномальность:

$$D_P = \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln \frac{y_i}{\hat{\mu}_i} - (y_i - \hat{\mu}_i) \right),$$
$$D_{NB} = \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln \frac{y_i}{\hat{\mu}_i} - (y_i + \alpha^{-1}) \ln \frac{y_i + \alpha^{-1}}{\hat{\mu}_i + \alpha^{-1}} \right);$$

- AIC:

$$AIC = -2L + 2(k + 1).$$

Абсолютная:

- псевдо- R^2 :

$$R_{DEV}^2 = 1 - \frac{D}{D_0},$$

D_0 — аномальность модели с одной константой.

Требования к решению задачи методом пуассоновской регрессии

- визуализация данных, оценка наличия выбросов;
- отбор признаков: выбор наилучшей линейной модели, проверка равенства среднего и дисперсии, анализ необходимости добавления взаимодействий, проверка адекватности финальной модели (сравнение с устойчивой моделью, анализ влиятельных наблюдений);
- выводы.

Литература

- обработка пропусков — Gu;
- обобщённые линейные модели — Olsson;
- логистическая регрессия — Bilder, глава 2, Hosmer;
- регрессия на счётных данных — Bilder, глава 4, Cameron.

Bilder, C.R., Loughin, T.M. *Analysis of Categorical Data with R*, 2013.

Cameron C.A., Trivedi P.K. *Regression Analysis of Count Data*, 2013.

Gu X.M. *A Different Approach to the Problem of Missing Data*. In Joint Statistical Meetings, 2015, Seattle, WA.

Hosmer D.W., Lemeshow S., Sturdivant R.X. *Applied Logistic Regression*, 2013.

Olsson U. *Generalized Linear Models: An Applied Approach*, 2004.