

Нелинейная регрессия

Обобщённые линейные модели

Нестандартные функции потерь

Воронцов Константин Вячеславович

vokov@forecsys.ru

<http://www.MachineLearning.ru/wiki?title=User:Vokov>

Этот курс доступен на странице вики-ресурса

<http://www.MachineLearning.ru/wiki>

«Машинное обучение (курс лекций, К.В.Воронцов)»

Видеолекции: <http://shad.yandex.ru/lectures>

1 Нелинейная регрессия

- Нелинейная модель регрессии
- Логистическая регрессия
- Обобщённая аддитивная модель

2 Обобщённая линейная модель

- Обобщённая линейная модель
- Экспоненциальное семейство распределений
- Максимизация правдоподобия для GLM

3 Неквадратичные функции потерь

- Квантильная регрессия
- Робастная регрессия
- SVM-регрессия

Метод наименьших квадратов

- X — объекты (часто \mathbb{R}^n); Y — ответы (часто \mathbb{R} , реже \mathbb{R}^m);
 $X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$ — обучающая выборка;
 $y_i = y(x_i)$, $y: X \rightarrow Y$ — неизвестная зависимость;
- $a(x) = f(x, \alpha)$ — модель зависимости,
 $\alpha \in \mathbb{R}^p$ — вектор параметров модели.
- Метод наименьших квадратов (МНК):

$$Q(\alpha, X^\ell) = \sum_{i=1}^{\ell} w_i (f(x_i, \alpha) - y_i)^2 \rightarrow \min_{\alpha},$$

где w_i — вес, степень важности i -го объекта.

$Q(\alpha^*, X^\ell)$ — остаточная сумма квадратов
(residual sum of squares, RSS).

Нелинейная модель регрессии

Нелинейная модель регрессии $f(x, \alpha)$, $\alpha \in \mathbb{R}^p$.

Функционал среднеквадратичного отклонения:

$$Q(\alpha, X^\ell) = \sum_{i=1}^{\ell} (f(x_i, \alpha) - y_i)^2 \rightarrow \min_{\alpha}.$$

Метод Ньютона–Рафсона:

1. Начальное приближение $\alpha^0 = (\alpha_1^0, \dots, \alpha_p^0)$.

2. Итерационный процесс

$$\alpha^{t+1} := \alpha^t - h_t (Q''(\alpha^t))^{-1} Q'(\alpha^t),$$

$Q'(\alpha^t)$ — градиент функционала Q в точке α^t ,

$Q''(\alpha^t)$ — гессиан функционала Q в точке α^t ,

h_t — величина шага (можно полагать $h_t = 1$).

Метод Ньютона-Рафсона

Компоненты градиента:

$$\frac{\partial Q(\alpha)}{\partial \alpha_j} = 2 \sum_{i=1}^{\ell} (f(x_i, \alpha) - y_i) \frac{\partial f(x_i, \alpha)}{\partial \alpha_j}.$$

Компоненты гессиана:

$$\frac{\partial^2 Q(\alpha)}{\partial \alpha_j \partial \alpha_k} = 2 \sum_{i=1}^{\ell} \frac{\partial f(x_i, \alpha)}{\partial \alpha_j} \frac{\partial f(x_i, \alpha)}{\partial \alpha_k} - 2 \underbrace{\sum_{i=1}^{\ell} (f(x_i, \alpha) - y_i) \frac{\partial^2 f(x_i, \alpha)}{\partial \alpha_j \partial \alpha_k}}_{\text{при линейризации полагается} = 0}.$$

Не хотелось бы обращать гессиан на каждой итерации...

Линеаризация $f(x_i, \alpha)$ в окрестности текущего α^t :

$$f(x_i, \alpha) = f(x_i, \alpha^t) + \sum_{j=1}^p \frac{\partial f(x_i, \alpha_j)}{\partial \alpha_j} (\alpha_j - \alpha_j^t) + o(\alpha_j - \alpha_j^t).$$

Метод Ньютона-Гаусса

Матричные обозначения:

$F_t = \left(\frac{\partial f}{\partial \alpha_j}(x_i, \alpha^t) \right)_{\ell \times p}$ — матрица первых производных;

$f_t = (f(x_i, \alpha^t))_{\ell \times 1}$ — вектор значений f .

Формула t -й итерации метода Ньютона-Гаусса:

$$\alpha^{t+1} := \alpha^t - h_t \underbrace{(F_t^T F_t)^{-1} F_t^T (f_t - y)}_{\beta}.$$

β — это решение задачи многомерной линейной регрессии

$$\|F_t \beta - (f_t - y)\|^2 \rightarrow \min_{\beta}.$$

Нелинейная регрессия сведена к серии линейных регрессий.

Скорость сходимости — как и у метода Ньютона-Рафсона, но для вычислений можно применять стандартные методы.

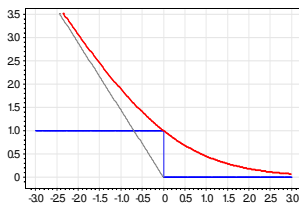
Задача классификации. Логистическая регрессия

$Y = \{-1, +1\}$ — два класса, $a(x, w) = \text{sign}(w^T x)$, $x, w \in \mathbb{R}^n$.

Функционал аппроксимированного эмпирического риска:

$$Q(w) = \sum_{i=1}^{\ell} [M_i(w) < 0] \leq \sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(w^T x_i y_i) \rightarrow \min_w,$$

где $\mathcal{L}(M) = \log(1 + e^{-M})$ — логарифмическая функция потерь



$$M_i = w^T x_i y_i$$

Метода Ньютона-Рафсона

Метода Ньютона-Рафсона для минимизации функционала $Q(w)$:

$$w^{t+1} := w^t - h_t(Q''(w^t))^{-1} Q'(w^t),$$

Элементы градиента — вектора первых производных $Q'(w^t)$:

$$\frac{\partial Q(w)}{\partial w_j} = - \sum_{i=1}^{\ell} (1 - \sigma_i) y_i f_j(x_i), \quad j = 1, \dots, n.$$

Элементы гессиана — матрицы вторых производных $Q''(w^t)$:

$$\frac{\partial^2 Q(w)}{\partial w_j \partial w_k} = \sum_{i=1}^{\ell} (1 - \sigma_i) \sigma_i f_j(x_i) f_k(x_i), \quad j, k = 1, \dots, n,$$

где $\sigma_i = \sigma(y_i w^T x_i)$, $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$ — сигмоидная функция.

Матричные обозначения

$F = (f_j(x_i))_{\ell \times n}$ — матрица «объекты–признаки»;
 $\Gamma = \text{diag}(\sqrt{(1 - \sigma_i)\sigma_i})$ — диагональная $\ell \times \ell$ -матрица;
 $\tilde{F} = \Gamma F$ — взвешенная матрица «объекты–признаки»;
 $\tilde{y}_i = y_i \sqrt{(1 - \sigma_i)/\sigma_i}$, $\tilde{y} = (\tilde{y}_i)_{\ell \times 1}$ — взвешенный вектор ответов.

Тогда в методе Ньютона-Рафсона:

$$(Q''(w))^{-1} Q'(w) = -(F^T \Gamma^2 F)^{-1} F^T \Gamma \tilde{y} = -(\tilde{F}^T \tilde{F})^{-1} \tilde{F}^T \tilde{y} = -\tilde{F}^+ \tilde{y}.$$

Это совпадает с МНК-решением линейной задачи регрессии со взвешенными объектами и модифицированными ответами:

$$Q(w) = \|\tilde{F}w - \tilde{y}\|^2 = \sum_{i=1}^{\ell} (1 - \sigma_i)\sigma_i \left(w^T x_i - \frac{y_i}{\sigma_i} \right)^2 \rightarrow \min_w.$$

Интерпретация

На каждом шаге метода Ньютона-Рафсона решается задача многомерной линейной регрессии:

$$Q(w) = \sum_{i=1}^{\ell} (1 - \sigma_i) \sigma_i \left(w^T x_i - \frac{y_i}{\sigma_i} \right)^2 \rightarrow \min_w.$$

Интерпретация:

- $\sigma_i = P(y_i|x_i)$ — вероятность правильной классификации x_i
- чем ближе x_i к границе, тем больше вес $(1 - \sigma_i)\sigma_i$
- чем выше вероятность ошибки, тем больше y_i/σ_i

ВЫВОД: на каждой итерации происходит более точная настройка на «наиболее трудных» объектах.

МНК с итерационным перевзвешиванием объектов IRLS — Iteratively Reweighted Least Squares

Вход: F, y — матрица «объекты–признаки» и вектор ответов;

Выход: w — вектор коэффициентов линейной комбинации.

- 1: $w := (F^T F)^{-1} F^T y$ — нулевое приближение, обычный МНК;
- 2: **для** $t := 1, 2, 3, \dots$
- 3: $\sigma_i = \sigma(y_i w^T x_i)$ для всех $i = 1, \dots, \ell$;
- 4: $\gamma_i := \sqrt{(1 - \sigma_i) / \sigma_i}$ для всех $i = 1, \dots, \ell$;
- 5: $\tilde{F} := \text{diag}(\gamma_1, \dots, \gamma_\ell) F$;
- 6: $\tilde{y}_i := y_i \sqrt{(1 - \sigma_i) / \sigma_i}$ для всех $i = 1, \dots, \ell$;
- 7: выбрать градиентный шаг h_t ;
- 8: $w := w + h_t (\tilde{F}^T \tilde{F})^{-1} \tilde{F}^T \tilde{y}$;
- 9: **если** $\{\sigma_i\}$ мало изменились **то** выйти из цикла;

Обобщённая аддитивная модель (Generalized Additive Model)

Регрессия с нелинейными функциями признаков $\varphi_j: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$:

$$f(x, \alpha) = \sum_{j=1}^n \varphi_j(f_j(x), \alpha_j).$$

В частности, при $\varphi_j(f_j(x), \alpha_j) = \alpha_j f_j(x)$ это линейная регрессия.

ИДЕЯ: поочерёдно уточнять φ_j по выборке $(f_j(x_i), z_i)_{i=1}^{\ell}$, постепенно ослабляя регуляризатор гладкости $R(\alpha_j)$:

$$Q(\alpha_j) + \tau R(\alpha_j) \rightarrow \min_{\alpha_j}$$

$$Q(\alpha_j) = \sum_{i=1}^{\ell} \left(\varphi_j(f_j(x_i), \alpha_j) - \underbrace{\left(y_i - \sum_{k \neq j} \varphi_k(f_k(x_i), \alpha_k) \right)}_{z_i} \right)^2;$$

$$R(\alpha_j) = \int (\varphi_j''(\zeta, \alpha_j))^2 d\zeta$$

Метод backfitting [Хасты, Тибширани, 1986]

Вход: F, y — матрица «объекты–признаки» и вектор ответов;

Выход: $\varphi_j(f_j, \alpha_j)$ — все функции преобразования признаков.

1: нулевое приближение:

$\alpha :=$ решение задачи МЛР с признаками $f_j(x)$;

$\varphi_j(f_j, \alpha_j) := \alpha_j f_j(x), j = 1, \dots, n$;

2: **повторять**

3: **для** $j = 1, \dots, n$

4: $z_i := y_i - \sum_{k=1, k \neq j}^n \varphi_k(f_k(x_i), \alpha_k), i = 1, \dots, \ell$;

5: $\alpha_j := \arg \min_{\alpha} \sum_{i=1}^{\ell} (\varphi(f_j(x_i), \alpha) - z_i)^2 + \tau R(\alpha)$;

6: уменьшить коэффициент регуляризации τ ;

7: **пока** $Q(\alpha, X^{\ell})$ и/или $Q(\alpha, X^k)$ заметно уменьшаются;

Напоминание: связь ММП и МНК

Линейная модель данных с гауссовским шумом:

$$y_i = x_i^T \alpha + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2), \quad i = 1, \dots, \ell.$$

Метод максимума правдоподобия (ММП) совпадает с МНК:

$$L(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_\ell | \alpha) = \prod_{i=1}^{\ell} \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \varepsilon_i^2\right) \rightarrow \max_{\alpha};$$

$$-\ln L(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_\ell | \alpha) = \text{const}(\alpha) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{\ell} \frac{1}{\sigma_i^2} (x_i^T \alpha - y_i)^2 \rightarrow \min_{\alpha};$$

Как использовать линейные модели, если y_i не гауссовские, в частности, если y_i дискретнозначные?

Обобщённая линейная модель (Generalized Linear Model, GLM)

Линейная модель для матожидания:

$$\mu_i = \mathbb{E}y_i = x_i^T \alpha, \quad y_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2).$$

Обобщённая линейная модель для матожидания:

$$\mu_i = \mathbb{E}y_i, \quad g(\mu_i) = \theta_i = x_i^T \alpha, \quad y_i \sim \text{Exp}(\mu_i, \phi_i),$$

$g(\mu)$ — монотонная функция связи (link function),

Exp — экспоненциальное семейство распределений

с параметрами θ_i , ϕ_i и функциями $c(\theta)$, $h(y, \phi)$:

$$p(y_i | \theta_i, \phi_i) = \exp\left(\frac{y_i \theta_i - c(\theta_i)}{\phi_i} + h(y_i, \phi_i)\right).$$

Замечательные свойства экспоненциального семейства:

$$\mu_i = \mathbb{E}y_i = c'(\theta_i) \quad \Rightarrow \quad g(\mu) = [c']^{-1}(\mu)$$

$$\text{D}y_i = \phi_i c''(\theta_i).$$

Примеры распределений из экспоненциального семейства

Нормальное (гауссовское) распределение, $y_i \in \mathbb{R}$:

$$p(y_i | \mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2}(y_i - \mu_i)^2\right) =$$

$$= \exp\left(\frac{y_i\mu_i - \frac{1}{2}\mu_i^2}{\sigma_i^2} - \frac{y_i^2}{2\sigma_i^2} - \frac{1}{2}\ln(2\pi\sigma_i^2)\right);$$

$$\theta_i = g(\mu_i) = \mu_i, \quad c(\theta_i) = \frac{1}{2}\mu_i^2 = \frac{1}{2}\theta_i^2, \quad \phi_i = \sigma_i^2.$$

Пуассоновское распределение, $y_i \in \{0, 1, 2, \dots\}$:

$$p(y_i | \mu_i) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!} = \exp\left(\frac{y_i \ln(\mu_i) - \mu_i}{1} - \ln y_i!\right);$$

$$\theta_i = g(\mu_i) = \ln(\mu_i), \quad c(\theta_i) = \mu_i = e^{\theta_i}, \quad \phi_i = 1.$$

Примеры распределений из экспоненциального семейства

Биномиальное распределение, $y_i \in \{0, 1, \dots, n_i\}$:

$$\begin{aligned} p(y_i | \mu_i, n_i) &= C_{n_i}^{y_i} \mu_i^{y_i} (1 - \mu_i)^{n_i - y_i} = \\ &= \exp\left(y_i \ln \frac{\mu_i}{1 - \mu_i} + n_i \ln(1 - \mu_i) + \ln C_{n_i}^{y_i}\right); \end{aligned}$$

$$\theta_i = g(\mu_i) = \ln \frac{\mu_i}{1 - \mu_i}, \quad c(\theta_i) = -n_i \ln(1 - \mu_i) = n_i \ln(1 + e^{\theta_i}).$$

Распределение Бернулли, $y_i \in \{0, 1\}$:

$$p(y_i | \mu_i) = \mu_i^{y_i} (1 - \mu_i)^{1 - y_i} = \exp\left(y_i \ln \frac{\mu_i}{1 - \mu_i} + \ln(1 - \mu_i)\right);$$

$$\theta_i = g(\mu_i) = \ln \frac{\mu_i}{1 - \mu_i}, \quad c(\theta_i) = -\ln(1 - \mu_i) = \ln(1 + e^{\theta_i}).$$

Некоторые распределения из экспоненциального семейства

- нормальное (гауссовское)
- распределение Пуассона
- биномиальное и мультиномиальное
- геометрическое
- χ^2 -распределение
- бета-распределение
- гамма-распределение
- распределение Дирихле
- распределение Лапласа с фиксированным матожиданием

Не экспоненциальные:

t -распределение Стьюдента, Коши, гипергеометрическое

Максимизация правдоподобия для GLM

Принцип максимума правдоподобия:

$$L(\alpha; X^\ell) = \sum_{i=1}^{\ell} \frac{y_i \theta_i - c(\theta_i)}{\phi_i} \rightarrow \max_{\alpha}, \quad \theta_i = x_i^\top \alpha = \sum_{j=1}^n \alpha_j f_j(x_i)$$

Метод Ньютона-Рафсона:

$$\alpha^{t+1} := \alpha^t - h_t(L''(\alpha^t))^{-1} L'(\alpha^t).$$

Компоненты вектора градиента $L'(\alpha)$:

$$\frac{\partial L(\alpha)}{\partial \alpha_j} = \sum_{i=1}^{\ell} \frac{y_i - c'(x_i^\top \alpha)}{\phi_i} f_j(x_i).$$

Компоненты матрицы Гессе $L''(\alpha)$:

$$\frac{\partial^2 L(\alpha)}{\partial \alpha_j \partial \alpha_k} = - \sum_{i=1}^{\ell} \frac{c''(x_i^\top \alpha)}{\phi_i} f_j(x_i) f_k(x_i).$$

Матричные обозначения

$F = (f_j(x_i))_{\ell \times n}$ — матрица «объекты–признаки»;

$y = (y_i)_{\ell \times 1}$ — вектор ответов.

$\mu^t = (c'(\theta_i))_{\ell \times 1}$ — вектор матожиданий, $\theta_i = x_i^T \alpha^t$.

$W^t = \text{diag}(\frac{1}{\phi_i} c''(\theta_i))$ — диагональная матрица.

Тогда метод Ньютона-Рафсона снова приводит к IRLS:

$$\alpha^{t+1} := \alpha^t - h_t (F^T W^t F)^{-1} F^T W^t \text{diag}(\frac{1}{c''(\theta_i)}) (y - \mu^t).$$

Это совпадает с МНК-решением линейной задачи регрессии со взвешенными объектами и модифицированными ответами:

$$Q(\alpha) = \|\tilde{F}\alpha - (\tilde{y} - \tilde{\mu})\|^2 \rightarrow \min_{\alpha}.$$

Логистическая регрессия как частный случай GLM

Распределение Бернулли, $y_i \in \{0, 1\}$: $p(y_i|\mu_i) = \mu_i^{y_i}(1 - \mu_i)^{1-y_i}$

$$\theta_i = g(\mu_i) = \ln \frac{\mu_i}{1-\mu_i}, \quad c(\theta_i) = -\ln(1 - \mu_i) = \ln(1 + e^{\theta_i}).$$

Принцип максимума правдоподобия:

$$\sum_{i=1}^{\ell} \ln \mu_i^{y_i} (1 - \mu_i)^{1-y_i} = \sum_{i=1}^{\ell} y_i \ln \mu_i + (1 - y_i) \ln(1 - \mu_i)$$

Выражение для апостериорной вероятности класса +1:

$$P(y_i = +1|x_i) = E y_i = \mu_i = \sigma(\theta_i) = \sigma(x_i^T \alpha)$$

Линейный классификатор и *отношение шансов*:

$$\theta_i = x_i^T \alpha = \ln \frac{\mu_i}{1 - \mu_i} = \ln \frac{P(y_i = +1|x_i)}{P(y_i = -1|x_i)}$$

Метод наименьших модулей

$\varepsilon_i = (a(x_i) - y_i)$ — ошибка

$\mathcal{L}(\varepsilon_i)$ — функция потерь

$Q = \sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(\varepsilon_i) \rightarrow \min_a$ — критерий обучения модели по выборке

Метод наименьших квадратов, $\mathcal{L}(\varepsilon) = \varepsilon^2$:

$$\sum_{i=1}^{\ell} (a - y_i)^2 \rightarrow \min_a, \quad a = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} y_i.$$

Метод наименьших модулей, $\mathcal{L}(\varepsilon) = |\varepsilon|$:

$$\sum_{i=1}^{\ell} |a - y_i| \rightarrow \min_a, \quad a = \text{median}\{y_1, \dots, y_{\ell}\} = y^{(\ell/2)},$$

где $y^{(1)}, \dots, y^{(\ell)}$ — вариационный ряд значений y_i

Квантильная регрессия

$$\text{Квантильная регрессия, } \mathcal{L}(\varepsilon) = \begin{cases} C_+|\varepsilon|, & \varepsilon > 0 \\ C_-|\varepsilon|, & \varepsilon < 0; \end{cases} :$$

$$\sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(a - y_i) \rightarrow \min_a, \quad a = y^{(q)}, \quad q = \frac{\ell C_-}{C_- + C_+}$$

где $y^{(1)}, \dots, y^{(\ell)}$ — вариационный ряд значений y ;

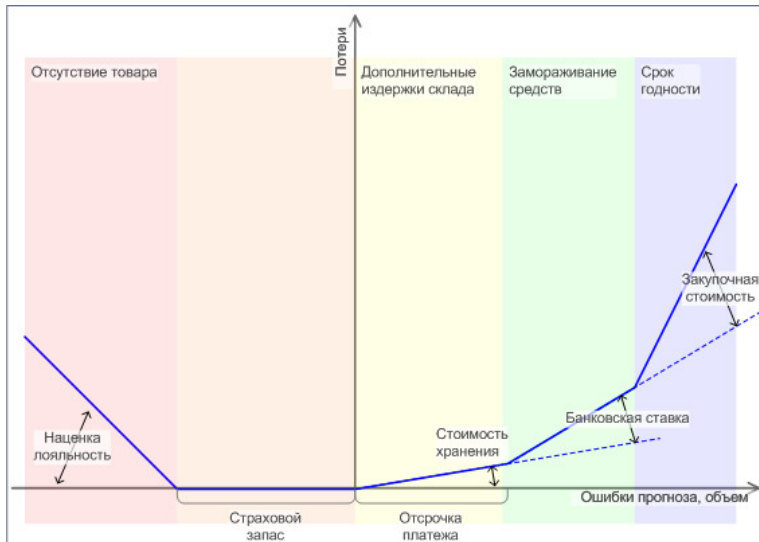
Линейная модель регрессии: $a(x_i) = \langle x_i, w \rangle$.

Сведение к задаче линейного программирования:

замена переменных $\varepsilon_i^+ = (a(x_i) - y_i)_+$, $\varepsilon_i^- = (y_i - a(x_i))_+$;

$$\begin{cases} Q = \sum_{i=1}^{\ell} C_+ \varepsilon_i^+ + C_- \varepsilon_i^- \rightarrow \min_w; \\ \langle x_i, w \rangle - y_i = \varepsilon_i^+ - \varepsilon_i^-; \\ \varepsilon_i^+ \geq 0; \quad \varepsilon_i^- \geq 0. \end{cases}$$

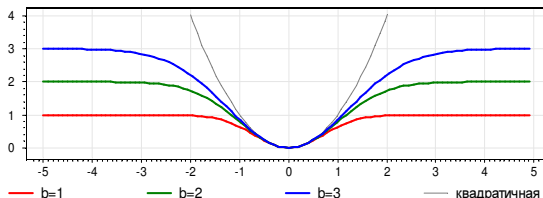
Пример. Задача прогнозирования объёмов продаж



Робастная регрессия

Модель регрессии: $a(x) = f(x, \alpha)$

Функция Мешалкина: $\mathcal{L}(\varepsilon) = b(1 - \exp(-\frac{1}{b}\varepsilon^2))$



Постановка задачи:

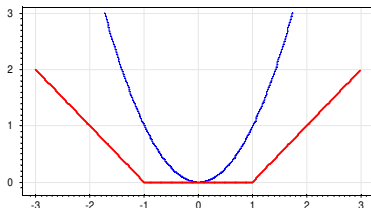
$$\sum_{i=1}^{\ell} \exp\left(-\frac{1}{b}(f(x_i, \alpha) - y_i)^2\right) \rightarrow \max_{\alpha}$$

Задача решается методом Ньютона-Рафсона.

SVM-регрессия (напоминание)

Модель регрессии: $a(x) = \langle x, w \rangle - w_0$, $w \in \mathbb{R}^n$, $w_0 \in \mathbb{R}$.

Функция потерь: $\mathcal{L}(\varepsilon) = (|\varepsilon| - \delta)_+$



Постановка задачи:

$$\sum_{i=1}^{\ell} (|\langle w, x_i \rangle - w_0 - y_i| - \delta)_+ + \frac{1}{2C} \|w\|^2 \rightarrow \min_{w, w_0}.$$

Задача решается путём замены переменных
 и сведения к задаче квадратичного программирования

Резюме в конце лекции

- Нелинейная регрессия
 - сводится к последовательности линейных регрессий
 - используется метод Ньютона-Рафсона
- Логистическая регрессия
 - не регрессия, а классификация
 - используется метод Ньютона-Рафсона
- Обобщённая линейная регрессия
 - обобщает обычную и логистическую регрессию
 - используется метод Ньютона-Рафсона
- Обобщённая аддитивная регрессия
 - сводится к серии одномерных сглаживаний
- Неквадратичные функции потерь
 - проблемно-ориентированные (зависят от задачи)
 - приводят к разным методам, отличным от МНК