

Обучение с учителем. Классификация. Дискриминантный анализ.

Е. Ларин, Ф. Ежов, И. Кононыхин

Санкт-Петербургский государственный университет
Прикладная математика и информатика
Вычислительная стохастика и статистические модели

Обучение с учителем

Выборка из генеральной случайной величины

- Для задачи регрессии: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$
- Для задачи классификации: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{A}^n$

Обучение с учителем: формальная постановка

- *Вход*: \mathbf{X} — выборка ξ , \mathbf{y} — выборка η . Предполагаем, что существует неизвестное отображение $y^* : \xi \rightarrow \eta$ (гипотеза непрерывности или компактности)
- *Задача*: По \mathbf{X} и \mathbf{y} найти такое отображение $\hat{y}^* : \xi \rightarrow \eta$, которое приблизит отображение y^* .
- *Оценка*: Функция потерь $\mathcal{L}(y^*(x), \hat{y}^*(x))$. Здесь x — реализация ξ

Классификация

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}, \quad \mathbf{y} \in \mathbb{A}^n \quad (1)$$

Гипотеза компактности

«Близкие» объекты, как правило, принадлежат одному классу

Понятие близости может быть формализовано, например, так:

$$\rho(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \left(\sum_{i=1}^p w_i |x_1^i - x_2^i|^k \right)^{\frac{1}{k}}$$

Классификация: генеральная постановка

Дано:

- $\xi \in \mathbb{R}^p$ — вектор признаков
- $\eta \in \mathbb{A}$ — классовая принадлежность

Предположение об их зависимости можно записать в виде 2.

$$\eta = \Phi(\xi) \tag{2}$$

Задача: найти Φ

Классификация: выборочная постановка

Дано:

- $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ — матрица признаков
- $\mathbf{y} \in \mathbb{A}^n$ — вектор классовой принадлежности

Предположение имеет вид 3.

$$y_i = \Phi(\mathbf{x}_i), \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

Задача: найти Φ

Классификация: оценка качества

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

На основе этой матрицы есть большое количество разных метрик:
accuracy, recall, precision, F_β , ROC-AUC

Классификация: типы классов

- По количеству классов:
 - ▶ бинарная классификация
 - ▶ многоклассовая классификация
- По пересечению классов
 - ▶ пересекающиеся
 - ▶ непересекающаяся
 - ▶ нечёткие

Классификация: этапы обучения модели

- Выбор модели (класс рассматриваемых Φ из 3)
- Выбор метрики
- Выбор метода обучения (способ подбора параметров для минимизации метрики на обучающем множестве)
- Выбор метода проверки (способ оценки качества модели)

Классификация: задача оптимизации

- $\hat{\beta}$ — параметры модели
- $\Phi(\mathbf{x}, \beta)$ — функционал классификации
- $\mathcal{L}(\Phi(\mathbf{x}, \beta), \mathbf{y})$ — функция потерь (метрика)

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \mathcal{L}(\Phi(\mathbf{x}, \beta), \mathbf{y})$$

Классификация: отступы

Можно ввести ту же задачу через оптимизацию функции от отступов.

52

К. В. Воронцов. Вычислительные методы обучения по прецедентам

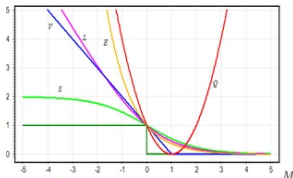


Рис. 7. Непрерывные аппроксимации пороговой функции потерь $[M < 0]$.

- $Q(M) = (1 - M)^2$ — квадратичная;
- $V(M) = (1 - M)_+$ — кусочно-линейная;
- $S(M) = 2(1 + e^M)^{-1}$ — сигмоидная;
- $L(M) = \log_2(1 + e^M)$ — логистическая;
- $E(M) = e^{-M}$ — экспоненциальная.

Классификация: общий подход к решению

Как построить функционал Φ ?

Общий подход — построить набор f_i , $i = 1, \dots, K$. Каждая функция $f_i(\mathbf{x})$ показывает меру принадлежности \mathbf{x} классу i .

Таким образом,

$$\Phi(\mathbf{x}) = \arg \max_i (f_i(\mathbf{x})). \quad (4)$$

Дискриминантный анализ

Примем за функции f_i из 4 оценку вероятности принадлежности к i -му классу.

$$\Phi(\mathbf{x}) = \arg \max_i (P(C_i|\mathbf{x})).$$

C_i — класс, состоящий из одного события: \mathbf{x} принадлежит i -му классу.

Дискриминантный анализ

Если известны априорные вероятности получения i -го класса (π_i), применим формулу Байеса

$$P(C_i|\mathbf{x}) = \frac{\pi_i P(\mathbf{x}|C_i)}{\sum_{j=1}^K \pi_j P(\mathbf{x}|C_j)}.$$

Отбросим знаменатель

$$f_i = P(C_i|\mathbf{x}) = \pi_i P(\mathbf{x}|C_i).$$

Предположение:

$$P(\mathbf{x}|\eta = A_i) = N(\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma})$$

Классифицирующая функция:

$$f_i(\mathbf{x}) = \frac{\pi_i}{(2\pi)^{p/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i) \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \right)$$

После упрощения:

$$h_i(\mathbf{x}) = -0.5 \boldsymbol{\mu}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_i + \boldsymbol{\mu}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} + \log \pi_i$$

Предположение:

$$P(\boldsymbol{\xi}|\eta = A_i) = N(\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)$$

Классифицирующая функция:

$$f_i(\mathbf{x}) = \frac{\pi_i}{(2\pi)^{p/2}|\boldsymbol{\Sigma}_i|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)\boldsymbol{\Sigma}_i^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T\right)$$

После упрощения:

$$g_i(\mathbf{x}) = -0.5(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T - 0.5 \log |\boldsymbol{\Sigma}_i| + \log \pi_i$$

Лог. регрессия

Зададим модель логистической регрессии следующим образом:

$$\log \frac{P(\eta = G_i | \boldsymbol{\xi} = \mathbf{x})}{P(\eta = G_K | \boldsymbol{\xi} = \mathbf{x})} = \beta_{i0} + \boldsymbol{\beta}_i^T \mathbf{x}, i = 1, \dots, K - 1.$$

Перейдем от логитов к вероятностям:

$$P(\eta = G_i | \boldsymbol{\xi} = \mathbf{x}) = \frac{e^{\beta_{i0} + \boldsymbol{\beta}_i^T \mathbf{x}}}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} e^{\beta_{k0} + \boldsymbol{\beta}_k^T \mathbf{x}}}, i = 1, \dots, K - 1,$$

$$P(\eta = G_K | \boldsymbol{\xi} = \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} e^{\beta_{k0} + \boldsymbol{\beta}_k^T \mathbf{x}}}.$$

Лог. регрессия: метод максимального правдоподобия

Для оценки параметров воспользуемся методом максимального правдоподобия:

$$l(\theta) = \sum_{i=1}^N \log P(\eta = G_k | \boldsymbol{\xi} = \mathbf{x}; \theta),$$

$$\theta = (\beta_{10}, \boldsymbol{\beta}_1^T, \dots, \beta_{(K-1)0}, \boldsymbol{\beta}_{K-1}^T).$$

Iteratively reweighted least squares (IRLS).

Функция потерь: $\mathcal{L}(M_i(\boldsymbol{\beta})) = \log(1 + e^{-y_i \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_i})$

Выборка: $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p$, $y_i \in \{-1, 1\}$.

Задача построить классифицирующее правило.

Предположим, что данные - разделимы гиперплоскостью,

$$\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} - \beta_0 = 0; \boldsymbol{\beta} \in \mathbb{R}^p, \beta_0 \in \mathbb{R},$$

$$g(x) = \mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} - \beta_0,$$

$$h(x) = \text{sign}(g(x)).$$

Критерий оптимальности: максимальное расстояние между двумя гиперплоскостями, параллельных данной и симметрично расположенных относительно нее.

Эта пара гиперплоскостей может быть описана парой уравнений:

$$\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} - \beta_0 = -1,$$

$$\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} - \beta_0 = 1.$$

Расстояние между ними: $\frac{2}{\|\boldsymbol{\beta}\|}$.

Принадлежность точек обучающей выборки полупространства описывается

$$M_i(\boldsymbol{\beta}, \beta_0) = (\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} - \beta_0) y_i \geq 1$$

Задача сводится к задаче квадратичного программирования с линейными ограничениями:

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\beta}\|_2^2 \rightarrow \min_{\boldsymbol{\beta}, \beta_0} \\ M_i(\boldsymbol{\beta}, \beta_0) \geq 1 \end{cases}$$

Случай когда нету линейной разделимости:

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\beta}\|_2^2 + C \sum \xi_i \rightarrow \min_{\boldsymbol{\beta}, \beta_0, \xi} \\ M_i(\boldsymbol{\beta}, \beta_0) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

Применение условий Каруша-Куна-Таккера к задаче SVM

Функция Лагранжа:

$$L(\boldsymbol{\beta}, \beta_0, \boldsymbol{\xi}; \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\eta}) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\beta}\|^2 - \sum_{i=1}^n (M_i - 1) - \sum_{i=1}^n \xi_i (\lambda_i + \eta_i - C),$$

λ_i — переменные, двойственные к ограничениям $M_i \geq 1 - \xi_i$,

η_i — переменные, двойственные к ограничениям $\xi_i \geq 0$.

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 0, \frac{\partial L}{\partial \beta_0} = 0, \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\xi}} = 0; \\ \xi_i \geq 0, \lambda_i \geq 0, \eta_i \geq 0, i = 1, \dots, n; \\ \lambda_i = 0 \text{ либо } M_i = 1 - \xi_i, i = 1, \dots, n; \\ \eta_i = 0 \text{ либо } \xi_i = 0, i = 1, \dots, n; \end{cases}$$

Необходимые условия седловой точки функции Лагранжа:

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{\beta} - \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \mathbf{x}_i = 0 \implies \boldsymbol{\beta} = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \mathbf{x}_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_0} = - \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0 \implies \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = \lambda_i - \eta_i - C = 0 \implies \lambda_i + \eta_i = C, i = 1, \dots, n;$$

Типизация объектов:

- 1 $\lambda_i = 0; \eta_i = C; \xi = 0; M_i \geq 1$ - неинформативные объекты.
- 2 $0 < \lambda_i < C; 0 < \eta_i < C; \xi = 0; M_i = 1$ - опорные граничные объекты.
- 3 $\lambda_i = C; \eta_i = 0; \xi > 0; M_i < 1$ - опорные-нарушители.

Объект называется опорным, если $\lambda_i \neq 0$.

Решаем:

$$\begin{cases} -L(\boldsymbol{\lambda}) = -\sum_{i=1}^n \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j y_i y_j (x_i, x_j) \rightarrow \min_{\boldsymbol{\lambda}}; \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, i = 1, \dots, n; \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0. \end{cases}$$

Подставим полученные λ :

$$\begin{cases} \boldsymbol{\beta} = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \mathbf{x}_i; \\ \beta_0 = (\mathbf{w}, \mathbf{x}_i) - y_i, \text{ для любого } i : \lambda_i > 0, M_i = 1. \end{cases}$$

Линейный классификатор: $h(\mathbf{x}) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i (\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) - \beta_0)$

Кросс-валидация

Кросс-валидация (aka перекрестная проверка, скользящий контроль) — процедура эмпирического оценивания обобщающей способности алгоритмов.

С помощью кросс-валидации "эмулируется" наличие тестовой выборки, которая не участвует в обучении модели, но для которой известны правильные ответы.

Кросс-валидация: виды

- Валидация на отложенных данных (Hold-Out Validation);
- Полная кросс-валидация (Complete Cross-Validation);
- k-fold Cross-Validation;
- $t \times k$ -fold Cross Validation;
- Кросс-валидация по отдельным объектам (Leave-One-Out);
- Случайные разбиения (Random Subsampling).

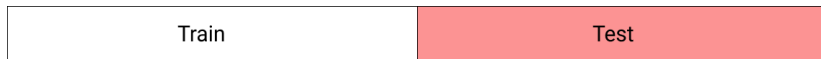
Кросс-валидация: Обозначения

Введем обозначения:

- \mathbf{X} — матрица признаков, описывающие таргеты \mathbf{y} ;
- $\mathbf{T}^N = (x_i, y_i)_{i=1}^N, x_i \in \mathbf{X}, y_i \in \mathbf{y}$ — обучающая выборка;
- \mathcal{L} — функция потерь (мера качества);
- A — исследуемая модель;
- $\mu : (\mathbf{X} \times \mathbf{y}) \rightarrow A$ — алгоритм обучения.

Кросс-валидация: Hold-Out Validation

Обучающая выборка один раз случайным образом разбивается на две части $\mathbf{T} = \mathbf{T}^t \cup \mathbf{T}^{N-t}$.



После чего решается задача оптимизации:

$$HO(\mu, \mathbf{T}^t, \mathbf{T}^{N-t}) = \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^t), \mathbf{T}^{N-t}) \rightarrow \min.$$

Метод Hold-out применяется в случаях больших датасетов, т.к. требует меньше вычислительных мощностей по сравнению с другими методами кросс-валидации.

Недостатком метода является то, что оценка существенно зависит от разбиения, тогда как желательно, чтобы она характеризовала только алгоритм обучения.

Кросс-валидация: Complete cross-validation

- Выбирается значение t ;
- Выборка разбивается всевозможными способами на две части $\mathbf{T} = \mathbf{T}^t \cup \mathbf{T}^{N-t}$.



После чего решается задача оптимизации:

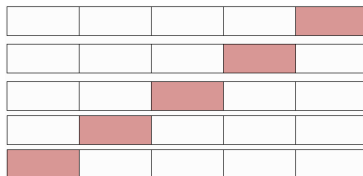
$$CVV_t = \frac{1}{C_N^{N-t}} \sum_{\mathbf{T}^N = \mathbf{T}^t \cup \mathbf{T}^{N-t}} \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^t), \mathbf{T}^{N-t}) \rightarrow \min.$$

Здесь число разбиений C_N^{N-t} становится слишком большим даже при сравнительно малых значениях t , что затрудняет практическое применение данного метода.

Кросс-валидация: k-fold Cross-Validation

- \mathbf{T}^I разбивается на $\mathbf{T}_1 \cup \dots \cup \mathbf{T}_k, |\mathbf{T}_i| \approx \frac{1}{k}$ частей;
- Производится k итераций:
 - ▶ Модель обучается на $k - 1$ части обучающей выборки;
 - ▶ Модель тестируется на части обучающей выборки, которая не участвовала в обучении.

Каждая из k частей единожды используется для тестирования.



После чего решается задача оптимизации:

$$CV_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^N \setminus \mathbf{T}_i), \mathbf{T}_i) \rightarrow \min.$$

Кросс-валидация: $t \times k$ -fold Cross Validation

Как k -fold Cross-Validation, только t раз.

Разбиение: $\mathbf{T}^N = \mathbf{T}_{(1,1)} \cup \dots \cup \mathbf{T}_{(k,1)} = \mathbf{T}_{(1,t)} \cup \dots \cup \mathbf{T}_{(k,t)}, |\mathbf{T}_{(i,j)}| \approx \frac{N}{k},$

Задача оптимизации: $CV_{t \times k} = \frac{1}{tk} \sum_{j=1}^t \sum_{i=1}^k \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^N \setminus \mathbf{T}_{(i,j)}), \mathbf{T}_{(i,j)}) \rightarrow \min$

Кросс-валидация: Leave-One-Out

Выборка разбивается на $N - 1$ и 1 объект N раз.

$$LOO = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^N \setminus p_i), p_i) \rightarrow \min, \text{ где } p_i = (x_i, y_i).$$

Преимущества LOO в том, что каждый объект ровно один раз участвует в контроле, а длина обучающих подвыборок лишь на единицу меньше длины полной выборки.

Недостатком LOO является большая ресурсоёмкость, так как обучаться приходится N раз.

Кросс-валидация: Random subsampling (Monte-Carlo cross-validation)

Выборка разбивается в случайной пропорции. Процедура повторяется несколько раз.



Кросс-валидация: Выбор лучшей модели

Не переобученный алгоритм должен показывать одинаковую эффективность на каждой части.

Стохастический градиентный спуск - оптимизационный алгоритм, при котором градиент оптимизируемой функции считается на каждой итерации от случайно выбранного элемента выборки.

Вспомним про GD: обозначения

- $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ — матрица признаков;
- $y^* : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{y}$ — целевая зависимость, известная на \mathbf{X}^l ;
- $\mathbf{y} = y^*(\mathbf{X}) \in A^n$ — вектор классовой принадлежности;
- \mathbf{X}^l — обучающая выборка, состоящая из пар $(x_i, y_i)_{i=1}^l$;
- $a(x, \omega)$ — семейство алгоритмов с параметром вектора весов ω ;
- $\mathcal{L}(a, y)$ — функция потерь, выбранная из класса C_1 .

Вспомним про GD: постановка задачи

Найдем алгоритм $a(x, \omega)$, аппроксимирующий зависимость y^* .
Например, в случае линейного классификатора искомый алгоритм имеет вид:

$$a(x, \omega) = \phi\left(\sum_{j=1}^N \omega_j x^j - \omega_0\right),$$

где $\phi(z)$ - функция активации.

Решаемая задача оптимизации:

$$Q(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathfrak{L}(a(x_i, \omega), y_i) \rightarrow \min_{\omega}$$

Обновление весов:

$$\omega^{(t+1)} = \omega^{(t)} - h \nabla Q(\omega^{(t)})$$

Вспомним про GD: Проблемы

Проблема GD — чтобы определить новое приближение вектора весов необходимо вычислить градиент от каждого элемента выборки, что может сильно замедлять алгоритм. Идея ускорения заключается в использовании либо одного элемента (SGD), либо некоторой подвыборки (Batch GD) для получения нового приближения весов.

Ускоряем GD - SGD

Веса, при подходе SGD, обновляются следующим образом:

$$\omega^{(t+1)} = \omega^{(t)} - h \nabla \mathcal{L}(a(x_i, \omega^{(t)}), y_i),$$

где i — случайно выбранный индекс.

Т.к. направление изменения ω будет определяться за $O(1)$, подсчет Q на каждом шаге будет слишком дорогостоящим. Для ускорения оценки, будем использовать одну из рекуррентных формул:

- Среднее арифметическое:

$$\overline{Q}_m = \frac{1}{m} \mathcal{L}(a(x_{i_m}, \omega^{(m)}), y_{i_m}) + (1 - \frac{1}{m}) \overline{Q}_{m-1};$$

- Экспоненциальное скользящее среднее:

$$\overline{Q}_m = \lambda \mathcal{L}(a(x_{i_m}, \omega^{(m)}), y_{i_m}) + (1 - \lambda) \overline{Q}_{m-1}, \text{ где } \lambda — \text{ темп забывания "предыстории" ряда.}$$

SGD: А что с инициализацией весов?

Существует несколько способов:

- $\omega = 0$;
- $\omega_j = \text{random}(-\frac{1}{2n}, \frac{1}{2n})$;
- $\omega_j = \frac{\langle y, x_j \rangle}{\langle x_j, x_j \rangle}$, если признаки независимы, функция активации линейна, а функция потерь квадратична.

SGD: А что со сходимостью?

Установлено, что если скорость обучения убывает при увеличении числа итераций SGD сходится почти наверняка к глобальному минимуму в случае выпуклой или псевдовыпуклой функции $Q(\omega)$, в противном случае метод сходится почти наверняка к локальному минимуму.

SGD: Достоинства и недостатки

Достоинства:

- Легко реализуется;
- Функция потерь и семейство алгоритмов могут быть любыми (если функция потерь не дифференцируема, ее можно аппроксимировать дифференцируемой);
- Легко добавить регуляризацию;
- Возможно потоковое обучение;
- Подходит для задач с большими данными, иногда можно получить решение даже не обработав всю выборку.

Недостатки:

- Нет универсального набора эвристик, их нужно выбирать для конкретной задачи отдельно;
- На практике остаются проблемы с локальными экстремумами.

Модификации (или о чем можно почитать на досуге)

- Не выраженные явно изменения (ISGD) — градиент пересчитывается на следующей итерации;
- Метод импульса — запоминает $\Delta\omega$ на каждой итерации и определяет следующее изменение в виде линейной комбинации градиента и предыдущего изменения;
- Усреднённый стохастический градиентный спуск;
- AdaGrad — модификация SGD с отдельной для каждого параметра скоростью обучения;
- RMSProp — это метод, в котором скорость обучения настраивается для каждого параметра. Идея заключается в делении скорости обучения для весов на скользящие средние значения недавних градиентов для этого веса;
- Adam — это обновление оптимизатора RMSProp. Здесь используются скользящие средние как градиентов, так и вторых моментов градиентов.
- Kalman-based SGD.