

Методы машинного обучения. Логические методы классификации

Воронцов Константин Вячеславович

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

вопросы к лектору: voron@forecsys.ru

материалы курса:

github.com/MSU-ML-COURSE/ML-COURSE-22-23

орг.вопросы по курсу: ml.cmc@mail.ru

1 Решающие деревья

- Обучение решающих деревьев
- Усечение дерева (pruning)
- CART: деревья регрессии и классификации

2 Индукция правил

- Понятие закономерности
- Алгоритмы поиска закономерностей
- Критерии информативности

3 Решающие списки и таблицы

- Решающие списки
- Решающие таблицы
- Бинаризация признаков

Интерпретируемость (XAI, eXplainable Artificial Intelligence)

Обучающая выборка $X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$, $y_i \in Y$ — метки классов

- **Interpretability**

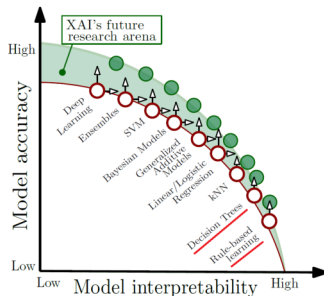
— пассивная интерпретируемость
внутреннего строения модели
или предсказания на объекте

- **Understandability, Transparency**

— понятность, самоочевидность,
прозрачность строения модели

- **Explainability** — активная генерация объяснений
на объекте как дополнительных выходных данных модели

- **Comprehensibility** — возможность представить выученные
закономерности в виде понятного людям знания



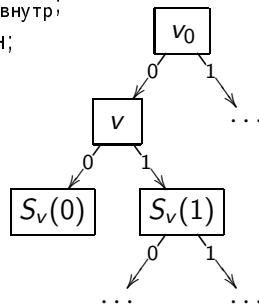
“Do you want an interpretable model, or the one that works?”

[Yann LeCun, NIPS'17]

Определение решающего дерева (Decision Tree)

Решающее дерево — алгоритм классификации $a(x)$, задающийся *деревом* (связным ациклическим графом) с корнем $v_0 \in V$ и множеством вершин $V = V_{\text{внутр}} \sqcup V_{\text{лист}}$;
 $f_v: X \rightarrow D_v$ — дискретный признак, $\forall v \in V_{\text{внутр}}$;
 $S_v: D_v \rightarrow V$ — множество дочерних вершин;
 $y_v \in Y$ — метка класса, $\forall v \in V_{\text{лист}}$;

```
 $v := v_0;$   
пока ( $v \in V_{\text{внутр}}$ ):  $v := S_v(f_v(x));$   
вернуть  $a(x) := y_v;$ 
```

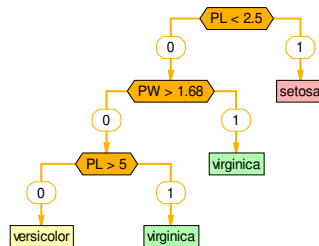
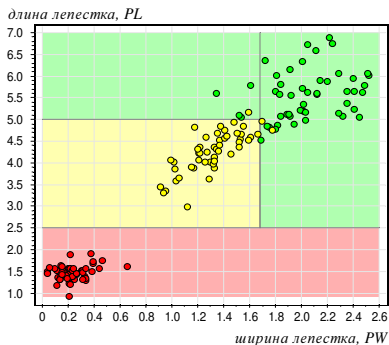


Чаще всего используются бинарные признаки вида $f_v(x) = [f_j(x) \geq a]$

Если $D_v \equiv \{0, 1\}$, то решающее дерево называется *бинарным*

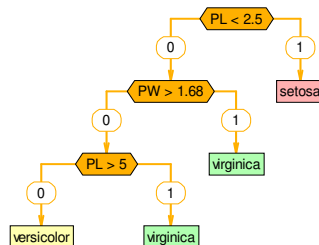
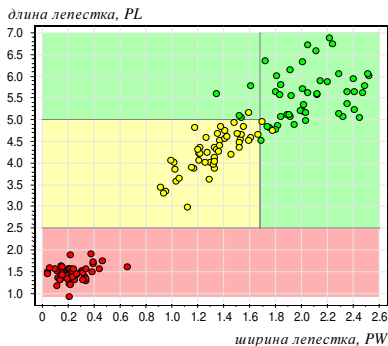
Пример решающего дерева

Задача Фишера о классификации цветков ириса на 3 класса, в выборке по 50 объектов каждого класса, 4 признака.



На графике: в осях двух самых информативных признаков (из 4) два класса разделились без ошибок, на третьем 3 ошибки.

Решающее дерево → покрывающий набор конъюнкций



setosa
virginica
virginica
versicolor

$$r_1(x) = [PL \leq 2.5]$$

$$r_2(x) = [PL > 2.5] \wedge [PW > 1.68]$$

$$r_3(x) = [PL > 5] \wedge [PW \leq 1.68]$$

$$r_4(x) = [PL > 2.5] \wedge [PL \leq 5] \wedge [PW < 1.68]$$

Обучение решающего дерева: ID3 (Iterative Dichotomiser)

$v_0 := \text{TreeGrowing}(X^\ell)$ — функция рекурсивно вызывает себя

$\text{TreeGrowing}(\text{Вход: } U \subseteq X^\ell) \mapsto \text{Выход:}$ корень дерева v ;

$f_v := \arg \max_{f \in F} \text{Gain}(f, U)$ — критерий ветвления дерева;

если $\text{Gain}(f_v, U) < G_0$ **то**

└ создать новый лист v ; $y_v := \text{Major}(U)$; **вернуть** v ;
создать новую внутреннюю вершину v с функцией f_v ;

для всех $k \in D_v$

└ $U_k := \{x \in U : f_v(x) = k\}$;
└ $S_v(k) := \text{TreeGrowing}(U_k)$;

вернуть v ;

Мажоритарное правило: $\text{Major}(U) := \arg \max_{y \in Y} P(y|U)$.

John Ross Quinlan. Induction of Decision Trees // Machine Learning, 1986.

Неопределённость распределения по классам в вершине

$p_y = \frac{1}{|U|} \sum_{x_i \in U} [y_i = y]$ — частотная оценка вероятности $P(y|U)$

$\Phi(U)$ — мера *неопределённости* (impurity) распределения p_y :

$$\Phi\left(\begin{array}{|c|c|c|c|}\hline \text{■} & & & \\ \hline\end{array}\right) < \Phi\left(\begin{array}{|c|c|c|c|}\hline \text{■} & \text{■} & & \text{■} \\ \hline\end{array}\right) = \Phi\left(\begin{array}{|c|c|c|c|}\hline \text{■} & & \text{■} & \text{■} \\ \hline\end{array}\right) < \Phi\left(\begin{array}{|c|c|c|c|}\hline \text{■} & \text{■} & \text{■} & \text{■} \\ \hline\end{array}\right)$$

- 1) минимальна и равна нулю, когда $p_y \in \{0, 1\}$,
- 2) максимальна, когда p_y — равномерное распределение,
- 3) симметрична: не зависит от перенумерации классов.

$\Phi(U)$ — матожидание убывающей функции потерь $\mathcal{L}(p_y)$:

$$\Phi(U) = \sum_{y \in Y} p_y \mathcal{L}(p_y) = \frac{1}{|U|} \sum_{x_i \in U} \mathcal{L}(P(y_i|U)) \rightarrow \min$$

При $p_y = 1$ потеря минимальна и равна нулю, $\mathcal{L}(1) = 0$

Подходящие функции потерь: $\mathcal{L}(p) = -\log p$, $1-p$, $1-p^2$

Критерий ветвления

Признак f разбивает U на подвыборки $U_k = \{x \in U: f(x) = k\}$

Знание признака f меняет неопределённость, так как вместо распределений $P(y|U)$ теперь известны $P(y|U_k)$:

$$\begin{aligned}\Phi(U|f) &= \frac{1}{|U|} \sum_{x_i \in U} \mathcal{L}(P(y_i | U_{f(x_i)})) = \\ &= \frac{1}{|U|} \sum_k \sum_{x_i \in U_k} \mathcal{L}(P(y_i | U_k)) = \sum_k \frac{|U_k|}{|U|} \Phi(U_k)\end{aligned}$$

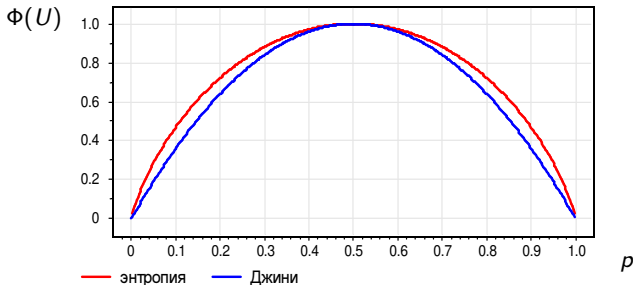
Выигрыш от ветвления в вершине v по признаку f :

$$\begin{aligned}\text{Gain}(f, U) &= \Phi(U) - \Phi(U|f) = \\ &= \Phi(U) - \sum_k \frac{|U_k|}{|U|} \Phi(U_k) \rightarrow \max_{f \in F}\end{aligned}$$

Критерий Джини и энтропийный критерий

Два класса, $Y = \{0, 1\}$, $P(y|U) = \begin{cases} p, & y=1 \\ 1-p, & y=0 \end{cases}$

- Если $\mathcal{L}(p) = -\log_2 p$, то
 $\Phi(U) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2(1-p)$ — энтропия выборки.
- Если $\mathcal{L}(p) = 2(1-p)$, то
 $\Phi(U) = 4p(1-p)$ — неопределённость Джини (Gini impurity).



Обработка пропущенных значений

На стадии обучения:

- $f(x_i)$ не определено $\Rightarrow x_i$ исключается из U для $\text{Gain}(f, U)$
- $q_{vk} = \frac{|U_k|}{|U|}$ — оценка вероятности k -й ветви, $v \in V_{\text{внутр}}$
- $P(y|x, v) = \frac{1}{|U|} \sum_{x_i \in U} [y_i = y]$ для всех $v \in V_{\text{лист}}$

На стадии классификации:

- $a(x) = \arg \max_{y \in Y} P(y|x, v_0)$ — наиболее вероятный класс

если значение $f_v(x)$ не определено **то**

средневзвешенное распределение по всем дочерним:

$$P(y|x, v) = \sum_{k \in D_v} q_{vk} P(y|x, S_v(k));$$

иначе

$P(y|x, v) = P(y|x, s)$ из дочерней вершины $s = S_v(f_v(x))$;

Жадная нисходящая стратегия: достоинства и недостатки

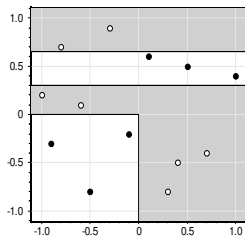
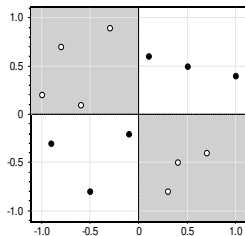
Достоинства:

- Интерпретируемость и простота классификации
- Правила $[f_j(x) < \alpha]$ не требуют масштабирования признаков
- Допустимы разнотипные данные и данные с пропусками
- Трудоёмкость линейна по длине выборки $O(|F|h\ell)$
- Не бывает отказов от классификации

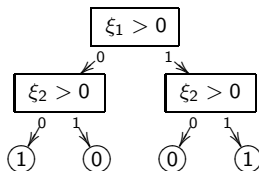
Недостатки:

- Жадная стратегия переусложняет структуру дерева, и, как следствие, сильно переобучается
- Фрагментация выборки: чем дальше v от корня, тем меньше статистическая надёжность выбора f_v, y_v
- Высокая чувствительность к шуму, к составу выборки, к критерию информативности

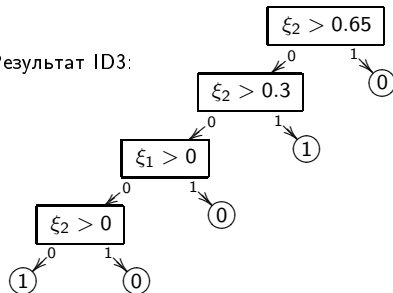
Жадная стратегия может переусложнять структуру дерева



Оптимальное дерево для задачи XOR:



Результат ID3:



Усечение дерева: стратегии post-pruning

X^q — независимая контрольная выборка, $q \approx 0.5\ell$

для всех $v \in V_{\text{внутр}}$:

X_v^q := подмножество объектов X^q , дошедших до v ;

если $X_v^q = \emptyset$ то

└ создать новый лист v ; $y_v := \text{Major}(U)$; **вернуть** v ;
по минимуму числа ошибок классификации $Q(X_v^q)$:
 либо сохранить целиком поддерево вершины v ;
 либо заменить поддерево v дочерним $S_v(k)$, $k \in D_v$;
 либо заменить поддерево v листом, выбрав класс y_v ;

Стратегии перебора вершин:

- снизу вверх: Minimum Cost Complexity Pruning (MCCP), Reduced Error Pruning (REP), Minimum Error Pruning (MEP)
- сверху вниз: Pessimistic Error Pruning (PEP)

CART: деревья регрессии и классификации

Обобщение на случай *регрессии*: $Y = \mathbb{R}$, $y_v \in \mathbb{R}$,

$$C(a) = \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2 \rightarrow \min_a$$

Пусть U — множество объектов x_i , дошедших до вершины v
Мера неопределённости — среднеквадратичная ошибка

$$\Phi(U) = \min_{y \in Y} \frac{1}{|U|} \sum_{x_i \in U} (y - y_i)^2$$

Значение y_v в терминальной вершине v — МНК-решение:

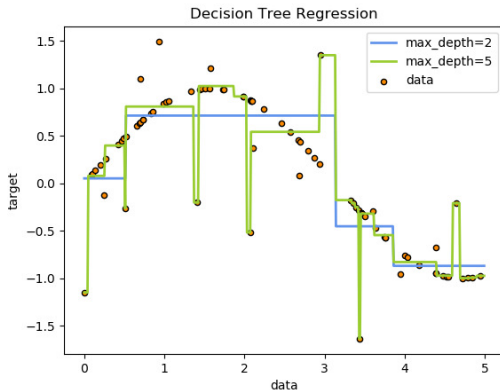
$$y_v = \frac{1}{|U|} \sum_{x_i \in U} y_i$$

Дерево регрессии $a(x)$ — это кусочно-постоянная функция.

Leo Breiman et al. Classification and regression trees. 1984.

Пример. Деревья регрессии различной глубины

Чем сложнее дерево (чем больше его глубина), тем выше влияние шумов в данных и выше риск переобучения.



scikit-learn.org/stable/auto_examples/tree/plot_tree_regression.html

CART: критерий Minimal Cost-Complexity Pruning

Среднеквадратичная ошибка со штрафом за сложность дерева:

$$C_{\alpha}(a) = \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2 + \alpha |V_{\text{лист}}| \rightarrow \min_a$$

При увеличении α дерево последовательно упрощается.

Причём последовательность вложенных деревьев единственна.

Из этой последовательности выбирается дерево с минимальной ошибкой на тестовой выборке (Hold-Out).

Для случая классификации используется аналогичная стратегия усечения, с критерием Джини.

Leo Breiman et al. Classification and regression trees. 1984.

Логические закономерности в задачах классификации

$X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell \subset X \times Y$ — обучающая выборка, $y_i = y(x_i)$.

Логическая закономерность (правило, rule) — это предикат $R: X \rightarrow \{0, 1\}$, удовлетворяющий двум требованиям:

① *интерпретируемость*:

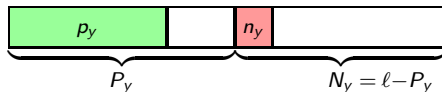
- 1) R записывается на естественном языке;
- 2) R зависит от небольшого числа признаков (1–7);

② *информативность* относительно одного из классов $y \in Y$:

$$p_y(R) = \# \{x_i: R(x_i)=1 \text{ и } y_i=y\} \rightarrow \max;$$

$$n_y(R) = \# \{x_i: R(x_i)=1 \text{ и } y_i \neq y\} \rightarrow \min;$$

$$\frac{p_y(R)}{P_y} \gg \frac{n_y(R)}{N_y}$$



Если $R(x) = 1$, то говорят « R выделяет x » (R covers x).

Требование интерпретируемости

- 1) $R(x)$ записывается на естественном языке;
- 2) $R(x)$ зависит от небольшого числа признаков (1–7);

Пример (из области медицины)

Если «возраст > 60 » и «пациент ранее перенёс инфаркт»,
то операцию не делать, риск отрицательного исхода 60%

Пример (из области кредитного скоринга)

Если «в анкете указан домашний телефон»
и «зарплата $> \$2000$ » и «сумма кредита $< \$5000$ »
то кредит можно выдать, риск дефолта 5%

Замечание. *Риск* — частотная оценка вероятности класса, вычисляемая, как правило, по отложенной контрольной выборке

Обучение логических классификаторов

Алгоритмов *индукции правил* (rule induction) очень много!

Четыре основных шага их построения:

- 1 Выбор семейства правил для поиска закономерностей
- 2 Выбор алгоритма порождения правил (rule generation)
- 3 Выбор критерия информативности (rule selection)
- 4 Построение классификатора из правил как из признаков, например, линейного классификатора (weighted voting):

$$a(x) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{j=1}^{n_y} w_{yj} R_{yj}(x)$$

Две трактовки понятия «логическая закономерность» $R(x)$:

- высокоинформативный интерпретируемый признак
- одноклассовый классификатор с отказами

Шаг 1. Часто используемые семейства правил

- Пороговое условие (решающий пенъ, decision stump):

$$R(x) = [f_j(x) \leq a_j] \text{ или } [a_j \leq f_j(x) \leq b_j].$$

- Конъюнкция пороговых условий:

$$R(x) = \bigwedge_{j \in J} [a_j \leq f_j(x) \leq b_j].$$

- Синдром — выполнение не менее d условий из $|J|$,
(при $d = |J|$ это конъюнкция, при $d = 1$ — дизъюнкция):

$$R(x) = \left[\sum_{j \in J} [a_j \leq f_j(x) \leq b_j] \geq d \right],$$

Параметры J, a_j, b_j, d настраиваются по обучающей выборке путём оптимизации критерия информативности.

Шаг 1. Часто используемые семейства правил

- *Полуплоскость* — линейная пороговая функция:

$$R(x) = \left[\sum_{j \in J} w_j f_j(x) \geq w_0 \right]$$

- *Шар* — пороговая функция близости:

$$R(x) = [\rho(x, x_0) \leq w_0]$$

ABO — алгоритмы вычисления оценок [Ю. И. Журавлёв, 1971]:

$$\rho(x, x_0) = \max_{j \in J} w_j |f_j(x) - f_j(x_0)|$$

SCM — машины покрывающих множеств [M. Marchand, 2001]:

$$\rho(x, x_0) = \sum_{j \in J} w_j |f_j(x) - f_j(x_0)|^\gamma$$

Параметры J, w_j, w_0, x_0 настраиваются по обучающей выборке путём оптимизации выбранного критерия информативности.

Шаг 2. Мета-эвристики для поиска информативных правил

Вход: обучающая выборка X^ℓ ;

Выход: множество закономерностей Z ;

инициализировать начальное множество правил Z ;

повторять

$Z' :=$ множество *локальных модификаций* правил из Z ;
 $Z :=$ *наилучшие и различные* правила из $Z \cup Z'$;

пока правила продолжают улучшаться;

вернуть Z ;

Частные случаи (см. лекцию про методы отбора признаков):

- стохастический локальный поиск (stochastic local search)
- генетические (эволюционные) алгоритмы
- усечённый поиск в ширину (beam search)
- поиск в глубину (метод ветвей и границ)

Шаг 2. Локальные модификации правил

Пример. Семейство конъюнкций пороговых условий:

$$R(x) = \bigwedge_{j \in J} [a_j \leq f_j(x) \leq b_j].$$

Локальные модификации конъюнктивного правила:

- варьирование одного из порогов a_j и b_j
- варьирование обоих порогов a_j , b_j одновременно
- добавление признака f_j в J с варьированием порогов a_j , b_j
- удаление признака f_j из J

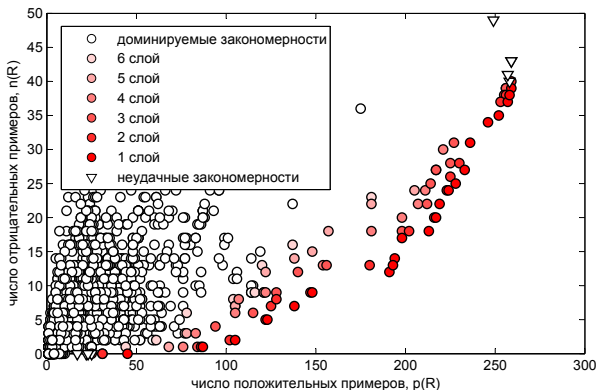
При удалении признака (pruning) информативность обычно оценивается по контрольной выборке (hold-out)

Вообще, для оптимизации множества J подходят те же методы, что и для отбора признаков (feature selection)

Шаг 3. Двухкритериальный отбор закономерностей

Два критерия: $p(R) \rightarrow \max$, $n(R) \rightarrow \min$

Парето-фронт — множество неулучшаемых закономерностей
(точка неулучшаема, если правее и ниже неё точек нет)



UCL:german

Шаг 3. Логические и статистические закономерности

Предикат $R(x)$ — логическая закономерность класса $y \in Y$:

$$\text{Precision} = \frac{p_y(R)}{p_y(R) + n_y(R)} \geq \pi_0 \quad \text{Recall} = \frac{p_y(R)}{P_y} \geq \rho_0$$

Если $n_y(R) = 0$, то R — непротиворечивая закономерность

Предикат $R(x)$ — статистическая закономерность класса $y \in Y$:

$$\text{IStat}(p_y(R), n_y(R)) \geq \sigma_0$$

IStat — минус-log вероятности реализации (p, n) при условии нулевой гипотезы, что $y(x)$ и $R(x)$ — независимые случайные величины (точный тест Фишера, Fisher's Exact Test):

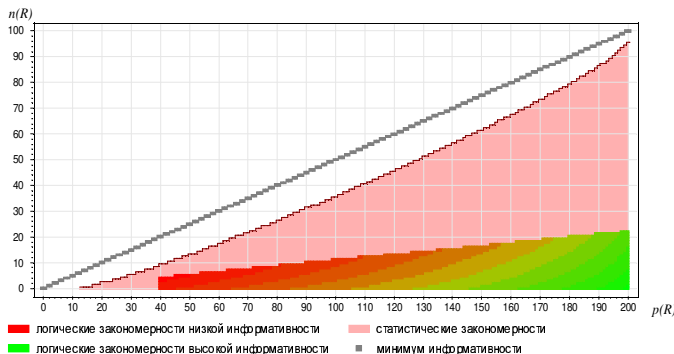
$$\text{IStat}(p, n) = -\frac{1}{\ell} \log_2 \frac{C_P^p C_N^n}{C_{P+N}^{p+n}} \rightarrow \max,$$

где $P = \#\{x_i: y_i=y\}$, $N = \#\{x_i: y_i \neq y\}$, $C_N^n = \frac{N!}{n!(N-n)!}$

Шаг 3. Критерии поиска закономерностей в плоскости (p, n)

Логические закономерности: $\text{Precision} \geq 0.9$, $\text{Recall} \geq 0.2$

Статистические закономерности: $\text{IStat} \geq 3$



$P = 200$

$N = 100$

- статистический критерий удобнее для поиска правил
- логический критерий — для финального отбора правил

Шаг 3. Зоопарк критериев информативности

Очевидные, но не вполне адекватные критерии:

- $I(p, n) = \frac{p}{p+n} \rightarrow \max$ (precision)
- $I(p, n) = p/P \rightarrow \max$ (recall)
- $I(p, n) = p/P - n/N \rightarrow \max$ (relative accuracy)

Адекватные, но не очевидные критерии:

- энтропийный критерий прироста информации:

$$\text{IGain}(p, n) = h\left(\frac{P}{\ell}\right) - \frac{p+n}{\ell} h\left(\frac{p}{p+n}\right) - \frac{\ell-p-n}{\ell} h\left(\frac{P-p}{\ell-p-n}\right) \rightarrow \max$$

где $h(q) = -q \log_2 q - (1 - q) \log_2 (1 - q)$

- критерий Джини (Gini impurity):

$$\text{IGain}(p, n) \text{ при } h(q) = 4q(1 - q)$$

- критерий бустинга и его нормированный вариант:

$$\sqrt{p} - \sqrt{n} \rightarrow \max, \quad \sqrt{p/P} - \sqrt{n/N} \rightarrow \max$$

J.Fürnkranz, P.Flach. ROC'n'rule learning – towards a better understanding of covering algorithms // Machine Learning, 2005.

Шаг 3. Нетривиальность проблемы свёртки двух критериев

Пример: в каждой паре правил первое гораздо лучше второго, однако простые эвристики не различают их по качеству (при $P = 200$, $N = 100$).

p	n	$p-n$	$p-5n$	$\frac{p}{P}-\frac{n}{N}$	$\frac{p}{n+1}$	IStat $\cdot\ell$	IGain $\cdot\ell$	$\sqrt{p}-\sqrt{n}$
50	0	50	50	0.25	50	22.65	23.70	7.07
100	50	50	-150	0	1.96	2.33	1.98	2.93
50	9	41	5	0.16	5	7.87	7.94	4.07
5	0	5	5	0.03	5	2.04	3.04	2.24
100	0	100	100	0.5	100	52.18	53.32	10.0
140	20	120	40	0.5	6.67	37.09	37.03	7.36

Замечание. Критерии IStat и IGain асимптотически эквивалентны: $\text{IStat}(p, n) \rightarrow \text{IGain}(p, n)$ при $\ell \rightarrow \infty$

Шаг 4. Построение классификатора из закономерностей

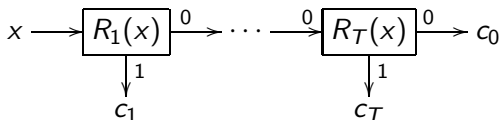
Взвешенное голосование (линейный классификатор с весами w_{yt} и, возможно, с регуляризацией для отбора признаков):

$$a(x) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{t=1}^{T_y} w_{yt} R_{yt}(x)$$

Простое голосование (комитет большинства):

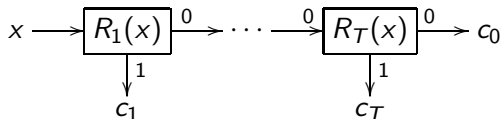
$$a(x) = \arg \max_{y \in Y} \frac{1}{T_y} \sum_{t=1}^{T_y} R_{yt}(x)$$

Решающий список (комитет старшинства), $c_0, c_1, \dots, c_T \in Y$:



Определение решающего списка (Decision List, DL)

DL — это алгоритм классификации $a: X \rightarrow Y$, задаваемый закономерностями $R_1(x), \dots, R_T(x)$ классов $c_1, \dots, c_T \in Y$:



Это способ представления знаний в виде *системы продукций* — последовательности правил «если-условие то-решение»

для всех $t = 1, \dots, T$

└ если $R_t(x) = 1$ то вернуть c_t ;

вернуть c_0 (отказ от классификации объекта x);

$$E(R_t, X^\ell) = \frac{n_{c_t}(R_t)}{n_{c_t}(R_t) + p_{c_t}(R_t)} \rightarrow \min \quad \text{— доля ошибок } R_t \text{ на } X^\ell$$

Жадный алгоритм обучения решающего списка

Вход: выборка X^ℓ ; параметры: T_{\max} , I_{\min} , E_{\max} , ℓ_0 ;

Выход: решающий список $\{R_t, c_t\}_{t=1}^T$;

$U := X^\ell$;

для всех $t := 1, \dots, T_{\max}$

 выбрать класс c_t ;

 поиск правила R_t по максимуму информативности:

$R_t := \arg \max_R I(R, U)$ при ограничении $E(R, U) \leq E_{\max}$;

если $I(R_t, U) < I_{\min}$ **то выход**;

$U := \{x \in U : R_t(x) = 0\}$ — не покрытые правилом R_t ;

если $|U| \leq \ell_0$ **то выход**;

Замечания к алгоритму построения решающего списка

- **Стратегии выбора класса c_t :**
 - 1) все классы по очереди (лучше для интерпретируемости)
 - 2) на каждом шаге определяется оптимальный класс
- Параметр E_{\max} управляет сложностью списка:
$$E_{\max} \downarrow \Rightarrow p(R_t) \downarrow, T \uparrow$$
- **Преимущества:**
 - интерпретируемость модели и классификаций
 - простой обход проблемы пропусков в данных
- **Недостаток:** низкое качество классификации
- **Другие названия:**
 - комитет с логикой старшинства (Majority Committee)
 - голосование по старшинству (Majority Voting)
 - машина покрывающих множеств (Set Covering Machine, SCM)

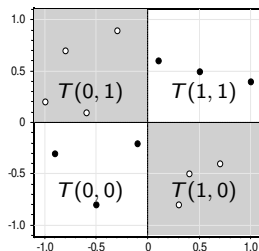
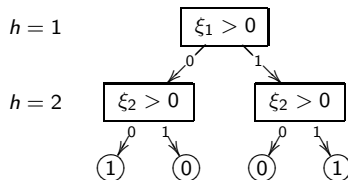
Небрежные решающие деревья (Oblivious Decision Tree, ODT)

Решающая таблица: дерево глубины H , $D_v = \{0, 1\}$;
для всех узлов уровня h условие ветвления $f_h(x)$ одинаково;
на уровне h ровно 2^{h-1} вершин; X делится на 2^H ячеек.

Классификатор задаётся *таблицей решений* $T: \{0, 1\}^H \rightarrow Y$:

$$a(x) = T(f_1(x), \dots, f_H(x)).$$

Пример: задача XOR, $H = 2$.



Жадный алгоритм обучения ODT

Вход: выборка X^ℓ ; множество признаков F ; глубина дерева H ;

Выход: признаки f_h , $h = 1, \dots, H$; таблица $T: \{0, 1\}^H \rightarrow Y$;

для всех $h = 1, \dots, H$

 предикат с максимальным выигрышем определённости:

$$f_h := \arg \max_{f \in F} \text{Gain}(f_1, \dots, f_{h-1}, f);$$

классификация по мажоритарному правилу:

$$T(\beta) := \text{Major}(U_{H\beta});$$

Выигрыш от ветвления на уровне h по всей выборке X^ℓ :

$$\text{Gain}(f_1, \dots, f_h) = \Phi(X^\ell) - \sum_{\beta \in \{0,1\}^h} \frac{|U_{h\beta}|}{\ell} \Phi(U_{h\beta}),$$

$$U_{h\beta} = \{x_i \in X^\ell: f_s(x_i) = \beta_s, s = 1..h\}, \quad \beta = (\beta_1, \dots, \beta_h) \in \{0, 1\}^h.$$

Вспомогательная задача бинаризации вещественного признака

Цель: сократить перебор предикатов вида $[f(x) \leq \alpha]$.

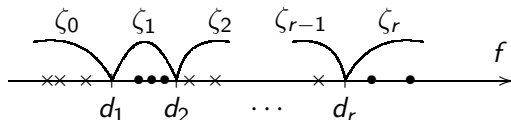
Дано: выборка значений вещественного признака $f(x_i)$, $x_i \in X^\ell$.

Найти: наилучшее (в каком-то смысле) разбиение области значений признака на относительно небольшое число зон:

$$\zeta_0(x) = [f(x) < d_1];$$

$$\zeta_s(x) = [d_s \leq f(x) < d_{s+1}], \quad s = 1, \dots, r-1;$$

$$\zeta_r(x) = [d_r \leq f(x)].$$



Способы разбиения области значений признака на зоны

- 1 Жадная максимизация информативности путём слияний
- 2 Разбиение на равномошные подвыборки
- 3 Разбиение по равномерной сетке «удобных» значений
- 4 Объединение нескольких разбиений

Выбор «удобных» пороговых значений

Задача: на отрезке $[a, b]$ найти значение x^* с минимальным числом значащих цифр.

Если таких x^* несколько, выбрать

$$x^* = \arg \min_x \left| \frac{1}{2}(a + b) - x \right|.$$

$a =$	2,16667
	2,19
$x^* =$	2,2
	2,21
$(a+b)/2 =$	2,23889
	2,29
	2,3
	2,31
$b =$	2,31111

Жадный алгоритм слияния зон по критерию информативности

Вход: выборка X^ℓ ; класс $c \in Y$; параметры r и δ_0 ;

Выход: $D = \{d_1 < \dots < d_r\}$ — последовательность порогов;

$D := \emptyset$; упорядочить выборку X^ℓ по возрастанию $f(x_i)$;

для всех $i = 2, \dots, \ell$

если $f(x_{i-1}) \neq f(x_i)$ и $[y_{i-1} = c] \neq [y_i = c]$ **то**
 добавить порог $\frac{1}{2}(f(x_{i-1}) + f(x_i))$ в конец D

повторять

для всех $d_i \in D, i = 1, \dots, |D| - 1$

$\delta I_i := I(\zeta_{i-1} \vee \zeta_i \vee \zeta_{i+1}) - \max\{I(\zeta_{i-1}), I(\zeta_i), I(\zeta_{i+1})\}$;
 $i := \arg \max_s \delta I_s$;

если $\delta I_i > \delta_0$ **то**

 слить зоны $\zeta_{i-1}, \zeta_i, \zeta_{i+1}$, удалив d_i и d_{i+1} из D ;

пока $|D| > r + 1$;

- Эмпирическая индукция — вывод знаний из данных:
 - индукция правил (Rule Induction)
 - решающие деревья, списки, таблицы
- Преимущества логических методов:
 - интерпретируемость
 - возможность обработки разнотипных данных
 - возможность обработки данных с пропусками
- Недостатки логических методов:
 - ограниченное качество классификации
 - решающие деревья неустойчивы, склонны к переобучению
- Способы устранения этих недостатков:
 - редукция по тестовым данным
 - композиции правил, леса деревьев (в следующих лекциях)