

Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning)

К. В. Воронцов
vokov@forecsys.ru

Этот курс доступен на странице вики-ресурса
<http://www.MachineLearning.ru/wiki>
«Машинное обучение (курс лекций, К.В.Воронцов)»

ШАД Яндекс • 17 ноября 2020

1 Задача о многоруком бандите

- Простая постановка задачи
- Жадные и полужадные стратегии
- Адаптивные стратегии

2 Среда с состояниями

- Постановка задачи
- Метод SARSA и Q-обучение
- Градиентная оптимизация стратегии

3 Моделирование среды

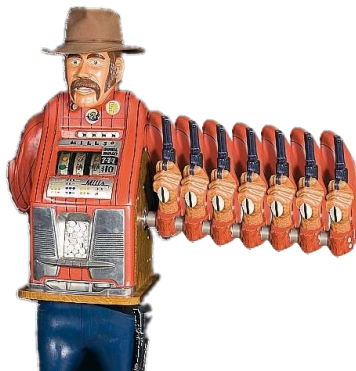
- Моделирование среды в обучении с подкреплением
- Линейная модель премий
- Оценивание модели по историческим данным

Задача о многоруком бандите (multi-armed bandit)

Имеется множество допустимых *действий* (ручек, arm),
с различными распределениями размера *премии* (reward, payoff).

Как быстрее найти самое выгодное действие?

Какие возможны стратегии?



Задача о многоруком бандите (multi-armed bandit)

A — множество возможных *действий*

$p(r|a)$ — неизвестное распределение *премии* $r \in \mathbb{R}$ для $a \in A$

$\pi_t(a)$ — *стратегия* (policy) агента в момент t , распределение на A

Игра агента со средой:

инициализация стратегии $\pi_1(a)$;

для всех $t = 1, \dots, T, \dots$

агент выбирает действие $a_t \sim \pi_t(a)$;

среда генерирует премию $r_t \sim p(r|a_t)$;

агент корректирует стратегию $\pi_{t+1}(a)$;

$$Q_t(a) = \frac{\sum_{i=1}^t r_i [a_i = a]}{\sum_{i=1}^t [a_i = a]} \quad \text{— средняя премия в } t \text{ раундах}$$

$$Q^*(a) = \lim_{t \rightarrow \infty} Q_t(a) \rightarrow \max_{a \in A} \quad \text{— ценность действия } a$$

Примеры прикладных задач

- Рекомендация новостных статей пользователям
- Показ рекламы в Интернете
- Управление технологическими процессами
- Управление роботами
- Управление ценами и ассортиментом в сетях продаж
- Игра на бирже
- Маршрутизация в телекоммуникационных сетях
- Маршрутизация в беспроводных сенсорных сетях
- Стратегические игры: шахматы, го, Dota2, StarCraft2, ...

Задача о многоруком бандите впервые рассмотрена в статье
H. Robbins. Some aspects of the sequential design of experiments.
Bulletin of the American Mathematics Society, 58:527–535, 1952.

Жадная стратегия

Множество действий с максимальной текущей оценкой ценности:

$$A_t = \text{Arg max}_{a \in A} Q_t(a)$$

Жадная стратегия — выбрать любое действие из A_t :

$$\pi_{t+1}(a) = \frac{1}{|A_t|} [a \in A_t]$$

Недостаток жадной стратегии — по некоторым действиям a можем так и не набрать статистику для оценки $Q_t(a)$.

Компромисс «изучение–применение» (exploration–exploitation)
 ϵ -жадная стратегия:

$$\pi_{t+1}(a) = \frac{1 - \epsilon}{|A_t|} [a \in A_t] + \frac{\epsilon}{|A|}$$

Эвристика: параметр ϵ уменьшать со временем.

Метод UCB (upper confidence bound)

Выбор действия с максимальной верхней оценкой ценности:

$$A_t = \text{Arg max}_{a \in A} \left(Q_t(a) + \varepsilon \sqrt{\frac{2 \ln t}{k_t(a)}} \right),$$

где $k_t(a) = \sum_{i=1}^t [a_i = a]$, ε — параметр *expl/exp*-компромисса.

Интерпретация:

чем меньше $k_t(a)$, тем менее исследована стратегия,
тем выше должна быть вероятность выбрать a ;

чем больше ε , тем стратегия более исследовательская.

Эвристика: параметр ε уменьшать со временем.

P. Auer, N. Cesa-Bianchi, P. Fischer. Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem, Machine Learning, 2002.

Экспоненциальное скользящее среднее

Рекуррентная формула Moving Average для усреднения Q_t :

$$Q_t(a) = \alpha r_t + (1 - \alpha)Q_{t-1}(a) = \text{MA}_\alpha(r_t)$$

При $\alpha = \text{const}$ это экспоненциальное скользящее среднее (EMA)

При $\alpha = \frac{1}{k_t(a)}$ это среднее арифметическое

Условие сходимости к среднему: $\sum_{t=1}^{\infty} \alpha_t = \infty$, $\sum_{t=1}^{\infty} \alpha_t^2 < \infty$

Среднее арифметическое подходит для стационарных задач, экспоненциальное скользящее среднее — для нестационарных (в этом случае сходимости нет, но она и не нужна)

Задачи обучения с подкреплением, как правило, не стационарные

Экспоненциальное скользящее среднее (напоминание)

Задача прогнозирования временного ряда y_0, \dots, y_t, \dots :

- простейшая регрессионная модель — константа $y_t = c$,
- наблюдения учитываются с весами, убывающими в прошлое,
- прогноз \hat{y}_{t+1} методом наименьших квадратов:

$$\sum_{i=0}^t \beta^{t-i} (y_i - c)^2 \rightarrow \min_c, \quad \beta \in (0, 1)$$

Аналитическое решение — формула Надарая-Ватсона:

$$c \equiv \hat{y}_{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^t \beta^i y_{t-i}}{\sum_{i=0}^t \beta^i}$$

Запишем аналогично \hat{y}_t , оценим $\sum_{i=0}^t \beta^i \approx \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i = \frac{1}{1-\beta}$,

получим $\hat{y}_{t+1} = \hat{y}_t \beta + (1 - \beta) y_t$, заменим $\alpha = 1 - \beta$:

$$\hat{y}_{t+1} = (1 - \alpha) \hat{y}_t + \alpha y_t$$

Использование ЕМА для конструирования стратегий

Метод преследования (pursuit) жадной стратегии:

$$\pi_{t+1}(a) = \text{EMA}_\alpha \left(\frac{[a \in A_t]}{|A_t|} \right), \quad a \in A$$

Сравнение с подкреплением (reinforcement comparison):

$\bar{r}_t = \text{EMA}_\alpha(r_t)$ — средняя премия по всем действиям,

$p_t(a_t) = \text{EMA}_\beta(r_t - \bar{r}_t)$ — преимущество (advantage) действия,

$$\pi_{t+1}(a) = \frac{\exp\left(\frac{1}{\tau} p_t(a)\right)}{\sum_{a'} \exp\left(\frac{1}{\tau} p_t(a')\right)},$$

при $\tau \rightarrow 0$ стратегия стремится к жадной,

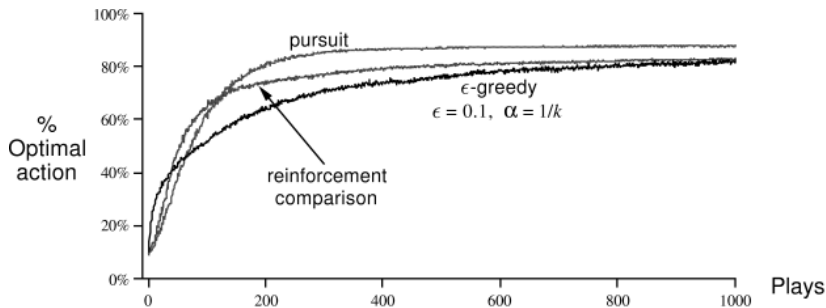
при $\tau \rightarrow \infty$ — к равномерной, т.е. чисто исследовательской.

Экспериментальный факт:

не существует метода, универсально лучшего для всех задач

Сравнение стратегий в имитационных экспериментах

Зависимость доли оптимальных действий (% optimal action) от числа шагов t , усреднённая по 2000 синтетическим задачам



Richard Sutton, Andrew Barto. Reinforcement Learning: An Introduction. The MIT Press. 1998, 2004, 2018

Р. Саттон, Э. Барто. Обучение с подкреплением. 2011, 2020

Постановка задачи в случае, когда агент влияет на среду

A — конечное множество возможных *действий* (action)

S — конечное множество состояний среды (state)

Игра агента со средой:

инициализация стратегии $\pi_1(a | s)$ и *состояния среды* s_1 ;

для всех $t = 1, \dots, T, \dots$

агент выбирает действие $a_t \sim \pi_t(a | s_t)$;

среда генерирует премию $r_t \sim p(r | a_t, s_t)$

и *новое состояние* $s_{t+1} \sim p(s | a_t, s_t)$;

агент корректирует стратегию $\pi_{t+1}(a | s)$;

Марковский процесс принятия решений (МППР, MDP):

$$\begin{aligned} P(s_{t+1}, r_t | s_t, a_t, r_{t-1}, s_{t-1}, a_{t-1}, r_{t-2}, \dots, s_1, a_1) &= \\ = P(s_{t+1}, r_t | s_t, a_t) \end{aligned}$$

Отличия от обычных задач машинного обучения

- выборка (s_t, a_t, r_t) не является независимой
- распределение $p(s_t, a_t, r_t)$ может меняться во времени и зависеть от стратегии агента π
- премии могут оценивать действия с большой задержкой
- премии могут быть разреженными и зашумлёнными

Какие параметрические модели можно обучать:

- стратегию $\pi_{t+1}(a|s; \theta)$
- функцию ценности состояния $V(s; \theta)$
- функцию ценности действия в состоянии $Q(s, a; \theta)$
- модель среды $(r_t, s_{t+1}) = \mu(s_t, a_t; \theta)$

Понятия выгоды и ценности действия

Суммарная выгода (return) на конечном горизонте T :

$$R_t = r_t + r_{t+1} + \dots + r_{t+T}$$

Дисконтированная выгода (discounted return):

$$R_t = r_t + \gamma r_{t+1} + \dots + \gamma^k r_{t+k} + \dots$$

где $\gamma \in [0, 1]$ — коэффициент дисконтирования,

$1 + \gamma + \gamma^2 + \dots = \frac{1}{1-\gamma}$ — горизонт дальновидности агента.

Функция ценности действия a в состоянии s при стратегии π :

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi(R_t | s_t = s, a_t = a) = E_\pi\left(\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k} \mid s_t = s, a_t = a\right)$$

E_π — мат.ожидание при условии, что агент следует стратегии π

Жадные стратегии максимизации ценности

Рекуррентная формула для функции ценности $Q^\pi(s, a)$:

$$\begin{aligned} Q^\pi(s, a) &= E_\pi \left(\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k} \mid s_t = s, a_t = a \right) \\ &= E_\pi \left(r_t + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \mid s_t = s, a_t = a \right) \\ &= E_\pi \left(r_t + \gamma Q^\pi(s_{t+1}, a_{t+1}) \mid s_t = s, a_t = a \right) \end{aligned}$$

Уравнение Беллмана для оптимальной функции ценности Q^* :

$$Q^*(s, a) = E_\pi \left(r_t + \gamma \max_{a' \in A} Q^*(s_{t+1}, a') \mid s_t = s, a_t = a \right)$$

Утв. Жадная стратегия π относительно $Q^*(s, a)$
«выбирать то действие, на котором достигается максимум
в уравнениях Беллмана», является оптимальной:

$$A_t = \text{Arg max}_{a \in A} Q^*(s_t, a)$$

Метод SARSA (state-action-reward-state-action)

Аппроксимируем $Q(s, a)$ экспоненциальным скользящим средним:

$$Q(s_t, a_t) = \text{EMA}_\alpha(r_t + \gamma Q(s_{t+1}, a'))$$

инициализация стратегии $\pi_1(a | s)$ и состояния среды s_1 ;
для всех $t = 1, \dots, T, \dots$

агент выбирает действие $a_t \sim \pi_t(a | s_t)$, например,
 $a_t = \arg \max_a Q(s_t, a)$ — жадная стратегия;

среда генерирует $r_t \sim p(r | a_t, s_t)$ и $s_{t+1} \sim p(s | a_t, s_t)$;

агент разыгрывает ещё один шаг: $a' \sim \pi_t(a | s_{t+1})$;

$Q(s_t, a_t) := Q(s_t, a_t) + \alpha(r_t + \gamma Q(s_{t+1}, a') - Q(s_t, a_t))$;

Это пример **on-policy** алгоритма, т.к. для оценивания Q используется та самая стратегия π , которая обучается

Метод Q-обучения

Аппроксимируем оптимальную $Q^*(s, a)$ с помощью EMA:

$$Q(s_t, a_t) = \text{EMA}_\alpha(r_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a'))$$

инициализация стратегии $\pi_1(a | s)$ и состояния среды s_1 ;

для всех $t = 1, \dots, T, \dots$

агент выбирает действие $a_t \sim \pi_t(a | s_t)$;

среда генерирует $r_t \sim p(r | a_t, s_t)$ и $s_{t+1} \sim p(s | a_t, s_t)$;

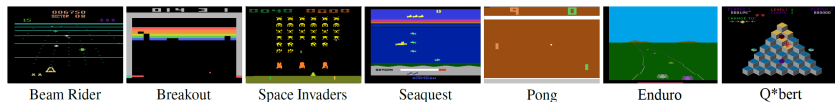
$Q(s_t, a_t) := Q(s_t, a_t) + \alpha(r_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') - Q(s_t, a_t))$;

Утв. Если α_t уменьшается ($\sum_t \alpha_t = \infty$, $\sum_t \alpha_t^2 < \infty$), и все s посещаются бесконечное число раз, то $Q \xrightarrow{\text{п.п.}} Q^*$, $t \rightarrow \infty$

Это **off-policy** алгоритм, если стратегия выбора действий a_t отличается от жадной стратегии, по которой оценивается Q

Метод DQN (Deep Q-Learning Network)

Среда — эмулятор 7 игр Atari, каждый кадр $210 \times 160 \text{pix}$ 128col

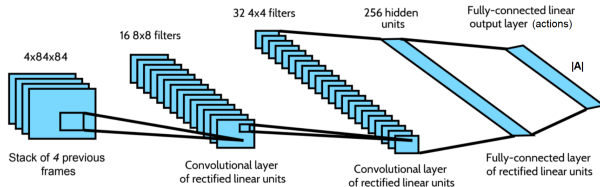


Состояния s — 4 последовательных кадра, сжатых до 84×84

Действия a — от 4 до 18, в зависимости от игры

Премии r — текущий SCORE согласно правилам игры

Функция ценности $Q(s, a; w)$ — CNN со входом s и $|A|$ выходами



V. Mnih et al. (DeepMind). Playing Atari with deep reinforcement learning. 2013

Метод DQN (Deep Q-Learning Network)

Сохранение траекторий $(s_t, a_t, r_t)_{t=1}^T$ в памяти (reply memory) для многократного *воспроизведения опыта* (experience replay)

Аппроксимация оптимальной функции ценности $Q(s_t, a_t)$ при фиксированных текущих параметрах сети w_t :

$$y_t = \begin{cases} r_t, & \text{если состояние } s_{t+1} \text{ терминальное} \\ r_t + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a; w_t), & \text{иначе} \end{cases}$$

Функция потерь для обучения нейросевой модели $Q(s, a; w)$:

$$\mathcal{L}_t(w) = (Q(s_t, a_t; w) - y_t)^2$$

Стохастический градиент SGD (по мини-батчам длины 32):

$$w_{t+1} = w_t - \eta (Q(s_t, a_t; w_t) - y_t) \nabla_w Q(s_t, a_t; w_t)$$

V. Mnih et al. (DeepMind). Playing Atari with deep reinforcement learning. 2013

Метод DQN: собираем всё воедино

инициализация reply-памяти и параметров сети w ;

для всех эпизодов $m = 1, \dots, M$

инициализация состояния среды s_1 ;

для всех $t = 1, \dots, T_m$ (длина m -го эпизода)

$$a_t = \begin{cases} \text{случайное действие,} & \text{с вероятностью } \varepsilon; \\ \arg \max_a Q(s_t, a, w), & \text{с вероятностью } 1 - \varepsilon; \end{cases}$$

среда генерирует $r_t \sim p(r | a_t, s_t)$ и $s_{t+1} \sim p(s | a_t, s_t)$;

запомнить (s_t, a_t, r_t) в reply-памяти;

выбрать случайный фрагмент траектории из памяти;

для всех $j = 1, \dots, J$ (длина мини-батчей)

оценить y_j ;

сделать градиентный шаг, обновить w ;

Градиентная оптимизация стратегии (policy gradient)

$\pi(a | s, \theta)$ — параметризованная стратегия агента

$f(s_t, a_t)$ — функция ценности или её оценка (например, R_t)

Задача максимизации $E_{\pi} f$ по вектору параметров стратегии θ :

$$E_{\pi} f(s, a) \equiv E_{a \sim \pi(a|s, \theta)} f(s, a) \rightarrow \max_{\theta}$$

Градиентный метод: $\theta^{(t+1)} := \theta^{(t)} + \eta \nabla_{\theta} E_{a \sim \pi} f(s, a)$

$$\begin{aligned} \nabla_{\theta} E_{a \sim \pi} f(s, a) &= \nabla_{\theta} \sum_{a \in A} f(s, a) \pi(a | s, \theta) = \sum_{a \in A} f(s, a) \nabla_{\theta} \pi(a | s, \theta) = \\ &= \sum_{a \in A} f(s, a) \pi(a | s, \theta) \frac{\nabla_{\theta} \pi(a | s, \theta)}{\pi(a | s, \theta)} = \\ &= E_{a \sim \pi} [f(s, a) \nabla_{\theta} \ln \pi(a | s, \theta)] \end{aligned}$$

Градиентная оптимизация стратегии (policy gradient)

Замена E_π эмпирической оценкой ЕМА градиента g_t :

$$g_{t+1} := g_t + \alpha (f(s_t, a_t) \nabla_\theta \ln \pi(a_t | s_t, \theta) - g_t)$$

Фактически, это стохастический градиент SGD с методом моментов Б.Т.Поляка для максимизации log-правдоподобия:

$$\sum_t f(s_t, a_t) \ln \pi(a_t | s_t, \theta) \rightarrow \max_\theta$$

Основные отличия от максимизации log-правдоподобия:

- вместо предсказания меток классов y_t — действия a_t
- вместо обучения по бинарным y_t — вещественные $f(s_t, a_t)$

Что можно использовать в качестве $f(s_t, a_t)$:

- выгоду R_t ,
- функцию ценности $Q(s_t, a_t)$,
- оценку преимущества (advantage) $Q(s_t, a_t) - V(s_t)$,
где $V(s) = E_\pi(R_t | s_t = s)$ — функция ценности состояния

Моделирование среды в обучении с подкреплением

Отличие Model-Based подходов от Model-Free:

- моделируется поведение среды $(r_t, s_{t+1}) = \mu(s_t, a_t; w)$
- возможно долгосрочное планирование действий
- в несложных технических системах управления адекватная параметрическая модель среды может быть известна

Трудность задачи:

- сложные среды требуют больших выборок для обучения моделей большой размерности
- RL может хорошо функционировать в смоделированной среде, и гораздо хуже — в настоящей

T. Moerland, J. Broekens, C. Jonker. Model-based reinforcement learning: a survey. 2020

Регрессия с инкрементным обучением и доверительной оценкой

$r(s, a)$ — функция премии за действие a в состоянии s

$\hat{r}(s, a; w)$ — регрессионная оценка этой функции с параметром w

$UCB(s, a)$ — верхняя оценка отклонения $\hat{r} - r$

δ — параметр (чем больше, тем больше exploration)

Игра агента со средой:

инициализация стратегии $\pi_1(a|s)$;

для всех $t = 1, \dots, T, \dots$

агент выбирает действие

$$a_t = \arg \max_{a \in A} \left(\hat{r}(s, a; w) + \delta UCB(s, a) \right);$$

среда генерирует премию $r_t = r(s_t, a_t)$;

регрессия $\hat{r}(s, a; w)$ дообучается на точке (s_t, a_t, r_t) ;

Пример. Рекомендация новостных статей пользователям



Агент — рекомендательная система для персонализации показов новостных статей (Yahoo! Today).

F1..F4 — позиции для показа заголовков новостей.

A — новостные статьи, действия системы

s_t — состояние = пользователь, которому даём рекомендацию

$x_{ta} \in X$ — признаковое описание пары (s_t, a)

$r_{ta} \in \{0, 1\}$ — пользователь s_t кликнул на статью a

$Q_t(a)$ — средняя премия, CTR (click-through rate) статьи

Цель — повышение среднего CTR и «счастья пользователя»

Lihong Li, Wei Chu, John Langford, Robert E. Schapire. A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation. WWW-2010.

Линейная модель премий и гребневая регрессия

Пусть $x_{ta} \in X = \mathbb{R}^n$, $w \in \mathbb{R}^n$.

Линейная модель премий для действия $a \in A$ в состоянии s_t :

$$E[r_{ta} | x_{ta}] = \langle x_{ta}, w_a \rangle.$$

Гребневая регрессия: обучение w_a для действия a в момент t :

$$\sum_{i=1}^t [a_i = a] (\langle x_{ia}, w_a \rangle - r_{ia})^2 + \frac{\tau}{2} \|w_a\|^2 \rightarrow \min_{w_a}.$$

$w_a = (F_a^T F_a + \tau I_n)^{-1} F_a^T y_a$ — решение задачи МНК, где

$F_a = (x_{ia})_{i=1: a_i=a}^t$ — $\ell \times n$ -матрица объекты–признаки,

$y_a = (r_{ia})_{i=1: a_i=a}^t$ — $\ell \times 1$ -вектор ответов,

$\ell = k_t(a) = \sum_{i=1}^t [a_i = a]$ — объём обучающей выборки.

LinUCB: линейная модель с верхней доверительной оценкой

Доверительный интервал с коэффициентом доверия $1 - \alpha$ для линейной модели регрессии w : $\|Fw - y\| \rightarrow \min_w$:

$$y = \langle x, w \rangle \pm \hat{\sigma} Z_\alpha \sqrt{x^\top (F^\top F)^{-1} x},$$

$Z_\alpha \equiv t_{\ell-n, 1-\frac{\alpha}{2}}$ — квантиль распределения Стьюдента,
 $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{\ell-n} RSS$ — оценка дисперсии отклика y .

Стратегия выбора действия с максимальной верхней оценкой ценности UCB (upper confidence bound):

$$A_t = \text{Arg max}_{a \in A} \left(\langle x_{ta}, w_a \rangle + \delta \hat{\sigma} Z_\alpha \sqrt{x_{ta}^\top (F_a^\top F_a + \tau I_n)^{-1} x_{ta}} \right).$$

Чем больше параметр δ , тем больше исследования.

LinUCB: особенности реализации и обобщения

- *Инкрементный алгоритм* пересчёта w_a и матрицы $(F_a^T F_a + \tau I_n)^{-1}$ при добавлении каждой строки в F_a .
- Гибридная линейная модель $Q^*(a) = \langle \tilde{x}_t, v \rangle + \langle x_{ta}, w_a \rangle$, где \tilde{x}_t — часть контекста, не зависящая от действия a .
- «Сырые признаки»:
пользователи: 12 соцдем, 200 география, ~ 1000 категорий,
статьи: ~ 100 категорий.
- Используется кластеризация и *понижение размерности*:
 $\dim w_a = 6$, $\dim v = 36$.
- Можно было бы использовать любую другую модель с инкрементным обучением и доверительными оценками.

Lihong Li, Wei Chu, John Langford, Robert E. Schapire. A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation. WWW-2010.

Оценивание модели по историческим данным

Проблема off-line оценивания стратегии π :

исторические данные накоплены при использовании другой стратегии (logging policy) $\pi_0(a)$, отличной от π

Идея:

для оценивания $Q_t(a)$ отбираются только те события (x_{ta}, a, r_{ta}) , для которых стратегии π и π_0 выбирали одинаковое действие:

$$a = \arg \max_a \pi(a, x_{ta}) = \arg \max_a \pi_0(a)$$

(нужны очень большие данные или сходство стратегий)

Утв. Если $\pi_0(a)$ — равномерное распределение, то оценка $Q_t(a)$ по отобранной выборке является несмещённой.

Lihong Li, Wei Chu, John Langford, Robert E. Schapire. A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation. WWW-2010.

- В обучении с подкреплением нет ответов учителя, есть только ответная реакция среды
- Что можно обучать в Model-Free подходах:
 - функцию ценности $Q(s, a; w)$, например, методом SGD
 - стратегию $\pi(a|s; w)$, методом Policy Gradient
 - модели актора $a(s; w_1)$ и критика $Q(s, a; w_2)$
- Что можно обучать в Model-Based подходах:
 - только модель премий $r(s, a; w)$
 - модель среды $(r_t, s_{t+1}) = \mu(s_t, a_t; w)$
- Компромисс «изучение–применение» при любом обучении с подкреплением подбирается экспериментальным путём

R.S.Sutton, A.G.Barto. Reinforcement Learning: An Introduction. 2018

<https://spinningup.openai.com/en/latest>

Yuxi Li. Resources for Deep Reinforcement Learning. 2018