

Методы машинного обучения



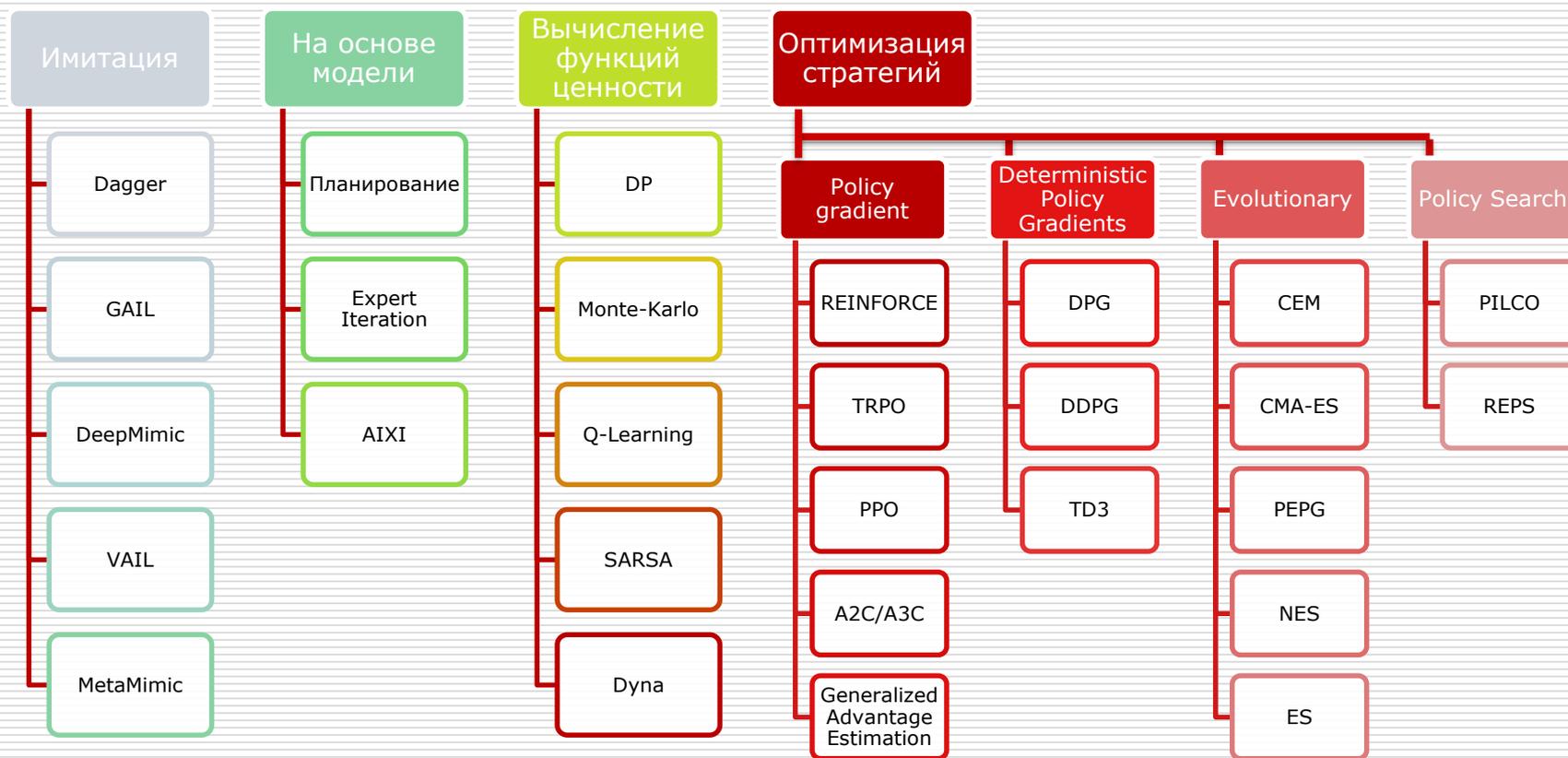
Особенности обучения с подкреплением

- Обучение происходит не на основе примеров «как надо делать», а путём самостоятельного поиска оптимального решения в процессе взаимодействия со средой
- Действия агента могут иметь отдалённые по времени последствия
- Баланс между использованием имеющихся знаний и получением новых
- Задача взаимодействия со средой решается в полном объёме и реальном времени

Основные элементы задачи обучения с подкреплением

- Агент
- Среда
- Стратегия
- Функция подкрепления
- Функция ценности
- Модель среды

Методы решения задач обучения с подкреплением



N-рукий бандит

- Агент многократно выбирает из N действий.
- После каждого выбора подкрепление определяется из стационарного распределения, зависящего от выбора.
- Задача: максимизировать ожидаемое суммарное подкрепление за большое число (1000) попыток.

N-рукий бандит

- Ценность действия – ожидаемое (среднее) значение соответствующего распределения.

$$Q^*(a)$$

- Агент вычисляет оценки ценностей.

$$Q_t(a)$$

- Выбор действия с максимальной оценкой – жадное действие
- Выбор другого действия - исследование

Метод ценности действий

$$Q_t(a) = \frac{r_1 + r_2 + \dots + r_{k_a}}{k_a}.$$

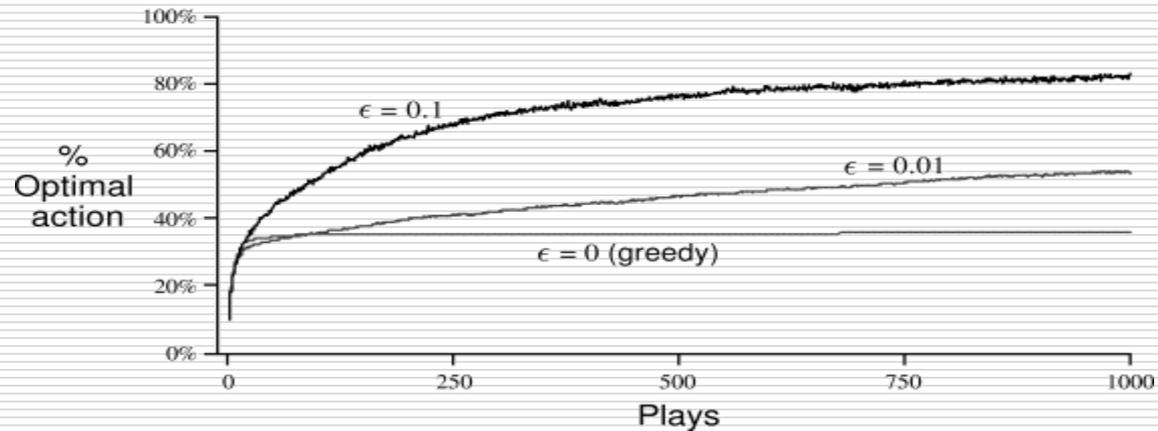
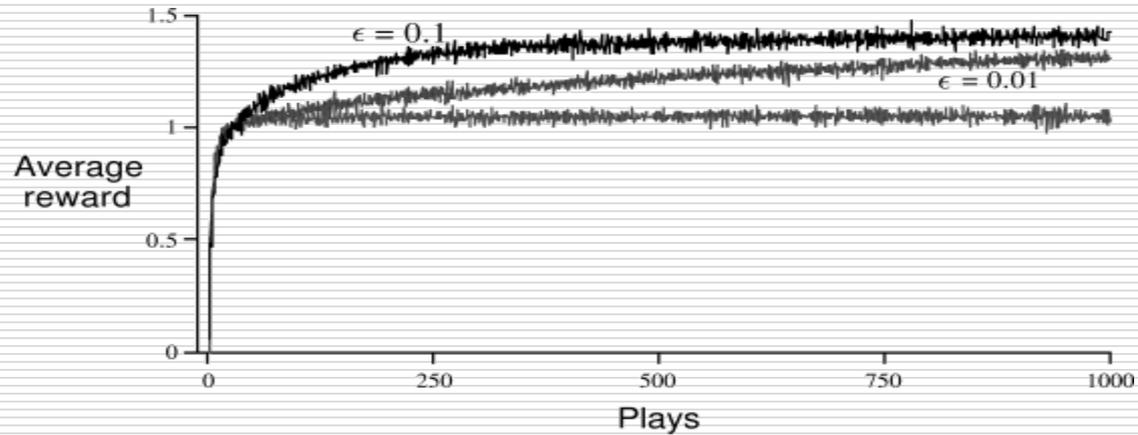
где k_a – число выбора действия a за первые t шагов, r_i – полученные в результате подкрепления.

ε -жадный алгоритм:

□ с вероятностью $1-\varepsilon$ выбираем жадное действие $Q_t(a^*) = \max_a Q_t(a)$

□ с вероятностью ε выбираем не жадное действие.

ϵ -жадный алгоритм



Мягкий максимум

Вероятность выбора действия пропорциональна его текущей оценке

$$\frac{e^{Q_t(a)/\tau}}{\sum_{b=1}^n e^{Q_t(b)/\tau}}$$

Увеличивая температуру t , уменьшаем разницу между вероятностями выбора, уменьшая t , приближаем выбор к жадному.

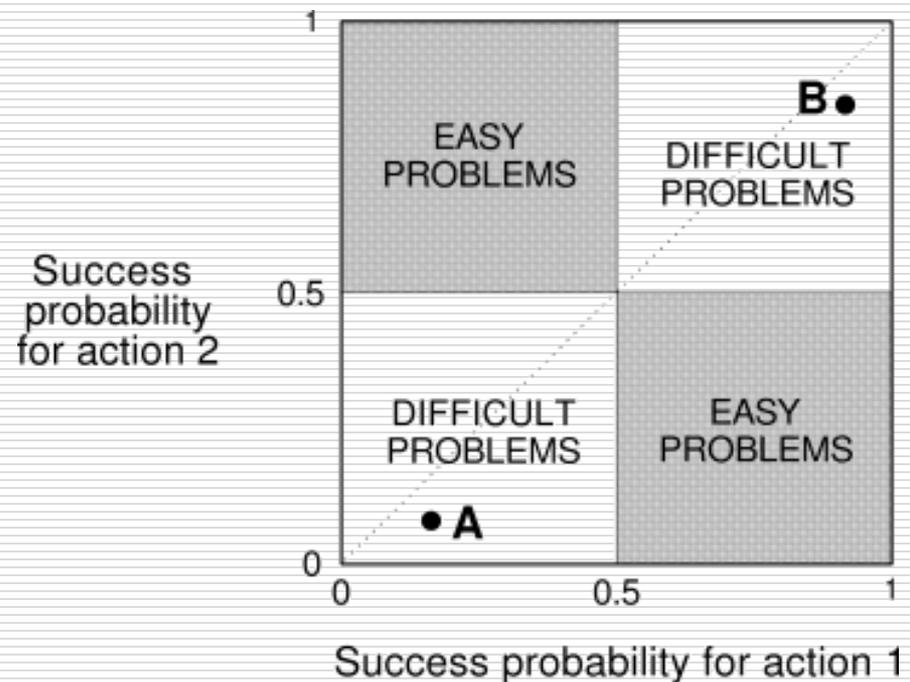
Двоичные бандиты

- Пусть есть два действия и два варианта подкрепления – удача и неудача.

- Аналог обучения с учителем:
 - если результат – удача, значит правильным является выбранный вариант,
 - если неудача – правильно другое действие.
 - Выбираем действие, которое наиболее часто оказывается удачным.

Стохастические двоичные бандиты

- Каждый бандит определяется вероятностями удачи для каждого из действий



Оптимальное решение для двоичных бандитов

- Пусть в задаче n -рукого бандита для определения подкрепления используется распределение Бернулли с вероятностью p_i .
- Действие i назовём правильным, если $p_i = p + \epsilon$ и неправильным, если $p_i = p - \epsilon$ для $\epsilon \in (0, 0.5)$ и $p \in [\epsilon, 1 - \epsilon]$. Каждое действие может быть правильным с вероятностью α и неправильным с вероятностью $1 - \alpha$.
- Следующий алгоритм гарантирует нахождение правильного действия с вероятностью $1 - \delta$ за минимальное число шагов (K. Chandrasekaran, R. Karp, 2012):

1. $L_i = 1, i \in [1, \dots, n]$

2. *while* $L_i < \frac{(1-\alpha)(1-\delta)}{\alpha\delta}$

a. Выполнить действие $i^* = \arg \max_{i \in [1, \dots, n]} \{L_i\}$

b. Получить подкрепление r_{i^*} (0 или 1).

c. $L_{i^*} = L_{i^*} \left(\frac{p+\epsilon}{p-\epsilon}\right)^{r_{i^*}} \left(\frac{1-p-\epsilon}{1-p+\epsilon}\right)^{1-r_{i^*}}$.

3. Выдать $\arg \max_{i \in [1, \dots, n]} \{L_i\}$.

Вычисление оценок

$$\begin{aligned} Q_{k+1} &= \frac{1}{k+1} \sum_{i=1}^{k+1} r_i \\ &= \frac{1}{k+1} \left(r_{k+1} + \sum_{i=1}^n r_i \right) \\ &= \frac{1}{k+1} \left(r_{k+1} + kQ_k + Q_k - Q_k \right) \\ &= \frac{1}{k+1} \left(r_{k+1} + (k+1)Q_k - Q_k \right) \\ &= Q_k + \frac{1}{k+1} \left[r_{k+1} - Q_k \right], \end{aligned}$$

Вычисление оценок

Новая оценка = Старая оценка +
Шаг * (Цель - Старая оценка).

(Цель - Старая оценка) - ошибка

У нас сейчас шаг = $1/k_a$.

УСЛОВИЯ СХОДИМОСТИ

- Чтобы исключить влияние начального значения

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k(a) = \infty$$

$a_k = 1/k$ - выполняется

$a_k = \text{const}$ - выполняется

- Чтобы гарантировать сходимость

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k^2(a) < \infty.$$

$a_k = 1/k$ - выполняется

$a_k = \text{const}$ - не выполняется

Нестационарные задачи

Пусть α -константа, $0 < \alpha \leq 1$.

$$\begin{aligned} Q_k &= Q_{k-1} + \alpha [r_k - Q_{k-1}] \\ &= \alpha r_k + (1 - \alpha) Q_{k-1} \\ &= \alpha r_k + (1 - \alpha) \alpha r_{k-1} + (1 - \alpha)^2 Q_{k-2} \\ &= \alpha r_k + (1 - \alpha) \alpha r_{k-1} + (1 - \alpha)^2 \alpha r_{k-2} + \\ &\quad \dots + (1 - \alpha)^{k-1} \alpha r_1 + (1 - \alpha)^k Q_0 \\ &= (1 - \alpha)^k Q_0 + \sum_{i=1}^k \alpha (1 - \alpha)^{k-i} r_i. \end{aligned}$$

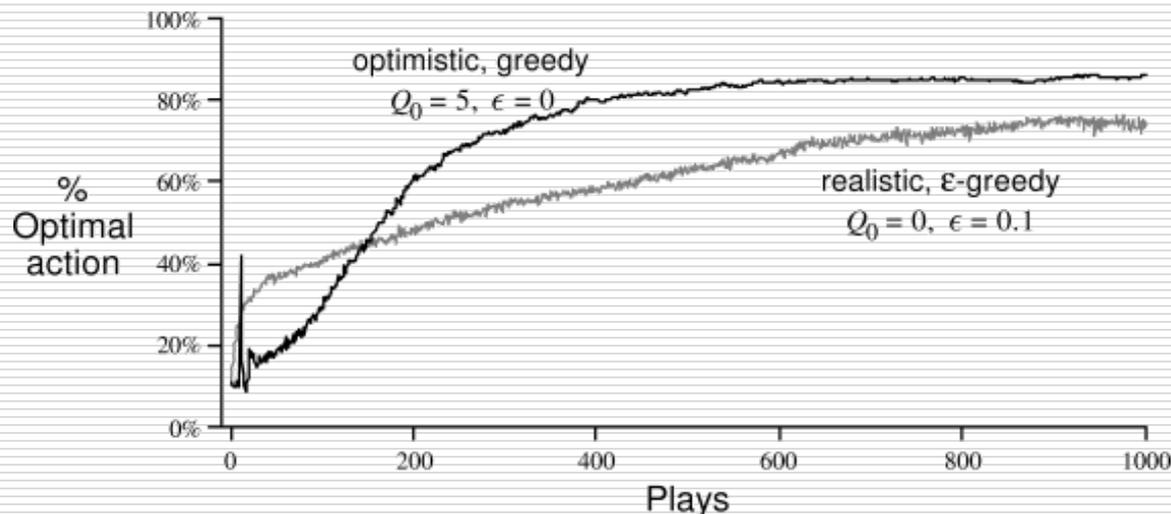
$$(1 - \alpha)^k + \sum_{i=1}^k \alpha (1 - \alpha)^{k-i} = 1$$

Оптимистичные начальные значения

- Что будет, если мы сделаем начальные значения нереалистично большими?

Оптимистичные начальные значения

- Что будет, если мы сделаем начальные значения нереалистично большими?
 - Агент будет пробовать действия, и ухудшать их оценку. Следующим он выберет ещё не опробованное действие.
 - Мы получили способ поощрить исследования в начале обучения.



Сравнение подкреплений

Хорошее подкрепление - это то, которое лучше среднего.

- Предпочтения действий

$$\pi_t(a) = Pr \{a_t = a\} = \frac{e^{p_t(a)}}{\sum_{b=1}^n e^{p_t(b)}}$$

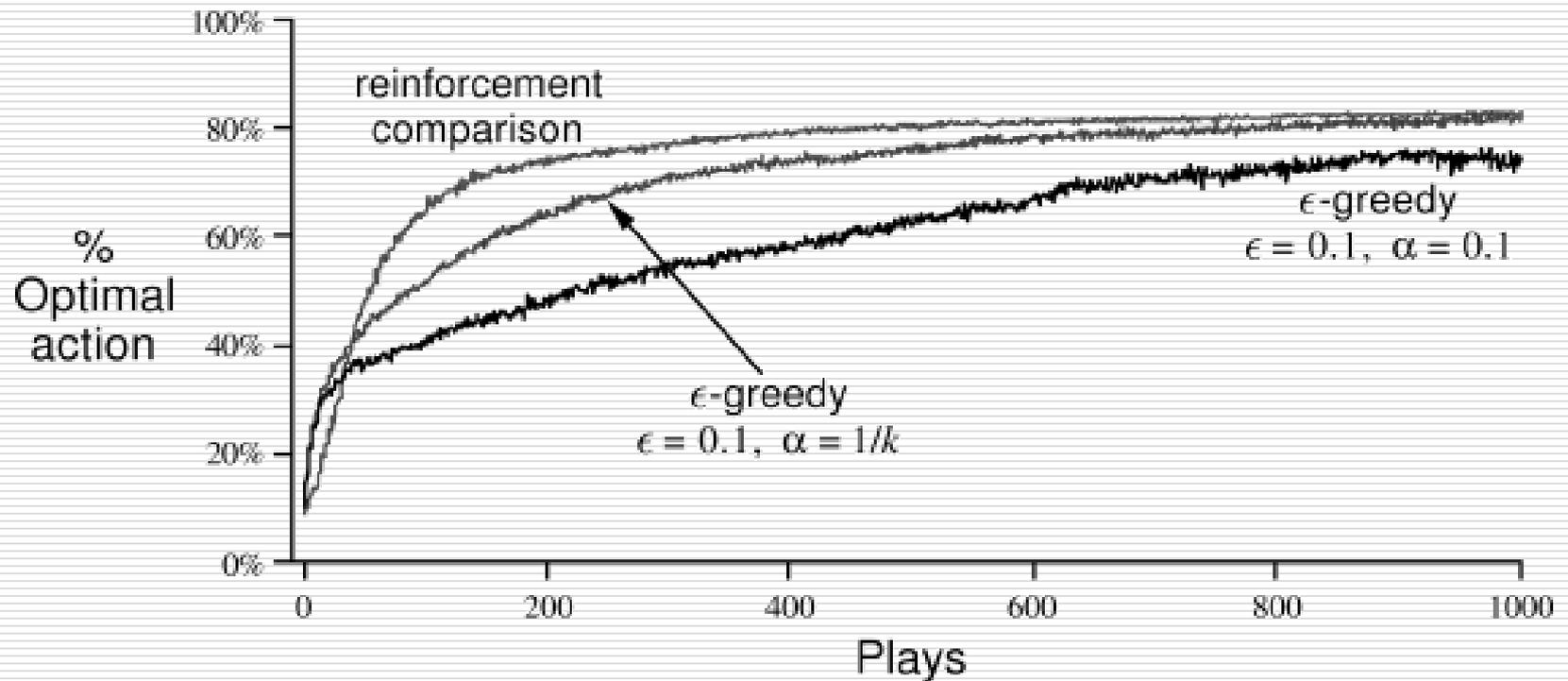
- Обновление предпочтений

$$p_{t+1}(a_t) = p_t(a_t) + \beta [r_t - \bar{r}_t],$$

- Опорное подкрепление

$$\bar{r}_{t+1} = \bar{r}_t + \alpha [r_t - \bar{r}_t],$$

Сравнение подкреплений



Методы преследования

Агент одновременно хранит и оценки ценностей действий, и предпочтения.

Предпочтения меняются, отслеживая изменения оценок:

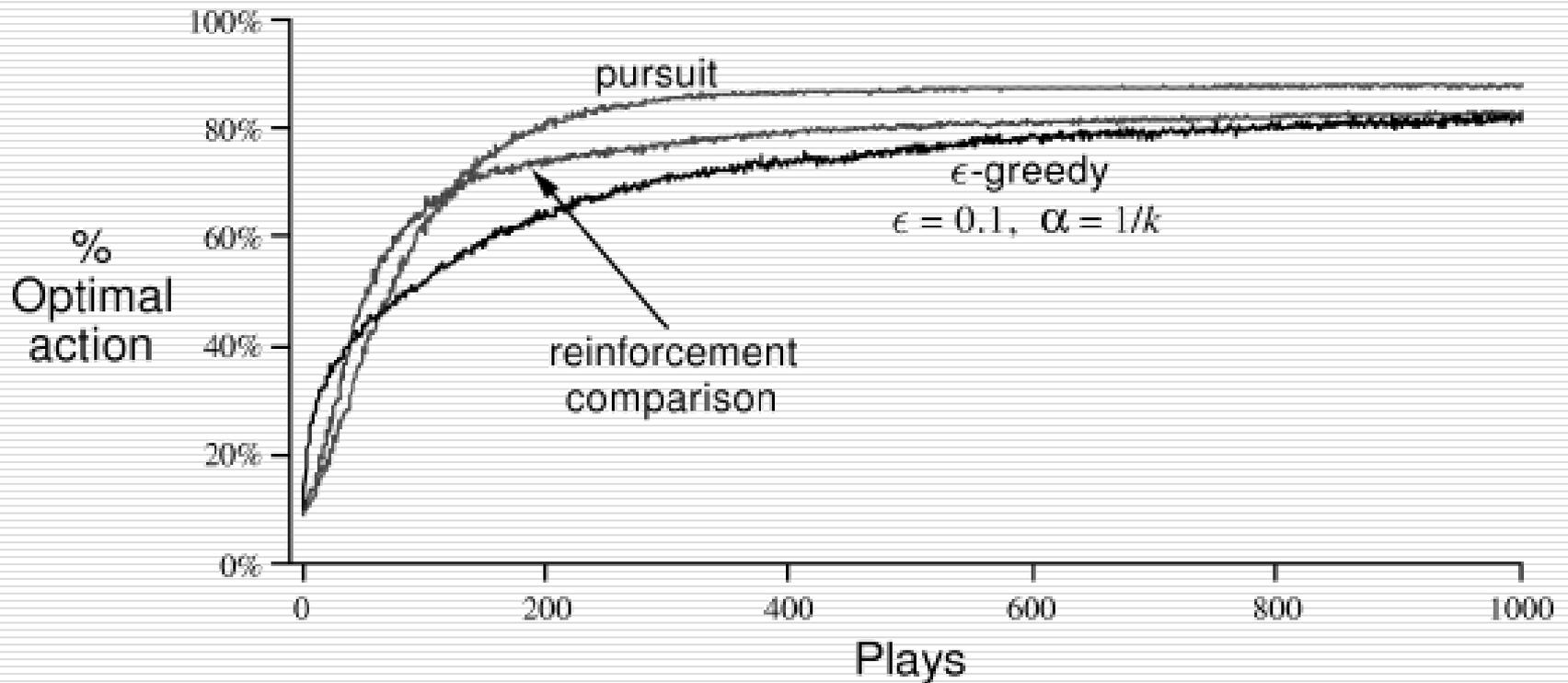
□ для жадного действия $a_{t+1}^* = \arg \max_a Q_{t+1}(a)$

$$\pi_{t+1}(a_{t+1}^*) = \pi_t(a_{t+1}^*) + \beta \left[1 - \pi_t(a_{t+1}^*) \right],$$

□ для остальных действий

$$\pi_{t+1}(a) = \pi_t(a) + \beta \left[0 - \pi_t(a) \right], \quad \text{for all } a \neq a_{t+1}^*.$$

Методы преследования



Ассоциативная задача

- В нашей задаче нет необходимости учитывать, что решения надо принимать в разных ситуациях.
- В общем случае, агент может попадать в разные условия и должен действовать в каждом из них оптимально (и, возможно, разным образом) – это называется ассоциативной задачей.

Ассоциативная задача

- Допустим, есть много задач N -рукого бандита, и агенту каждый раз предлагается одна случайная задача.
- Для агента такая ситуация выглядит как задача, в которой истинная ценность действий постоянно изменяется.
 - Если скорость изменения не велика, можно использовать методы, которые ориентированы на отслеживание изменений. Но в общем случае они будут не очень эффективны.
 - Если мы знаем, какую из задач мы сейчас имеем, то нам нужно хранить отдельные значения функции ценности для каждой задачи.
- Если действие агента влияет на вероятность выбора следующей задачи, то это полная задача обучения с подкреплением.

Выводы

- В условиях задачи обучения с подкреплением агент не знает, какое действие является правильным. Он пытается максимизировать сумму подкреплений, получаемых им от среды.
- Для того, чтобы определить «полезность» тех или иных действий, агент использует функции ценности.
- Агент старается вычислить оценку функции ценности таким образом, чтобы она приблизилась к истинной функции ценности.
- Большое значение имеет нахождение баланса между использованием имеющегося знания и исследованием новых или плохо изученных ситуаций и действий.
 - ϵ -жадный алгоритм
 - Мягкий максимум
 - Метод сравнения подкреплений