Aproximácia funkcie ohodnotení v algoritmoch Q-learning

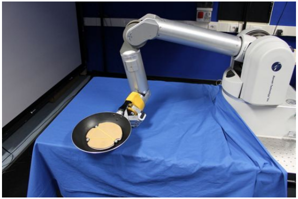
Ing. Michal CHOVANEC
Fakulta riadenia a informatiky

Marec 2016

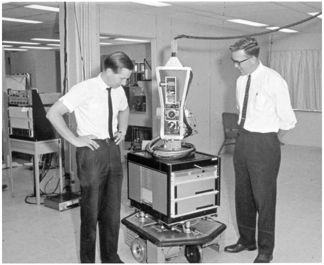
Obsah

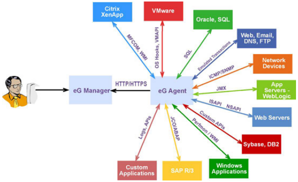
- Úvod
  - Agentové systémy
  - Adaptívne a učiace sa systémy
- Q-learning algoritmus
- Možnosti aproximácie
- Výsledky experimentov

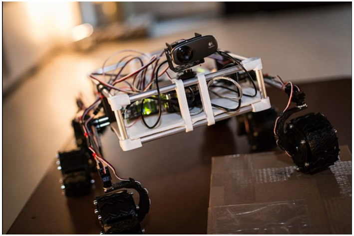
Využite q-learning algoritmu



Agentové systémy



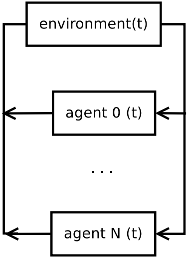




Agentové systémy

Racionálny agent :

- Schopný vnímať prostredie
- Robiť rozhodnutia
- Pre každú možnú postupnosť vstupov vyberá akciu maximalizujúcu očakavaný výkon



Obr. : Multiagentný systém

Adaptívne a učiace sa systémy

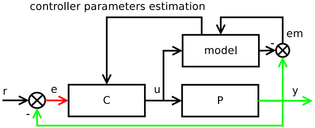
Adaptívny systém

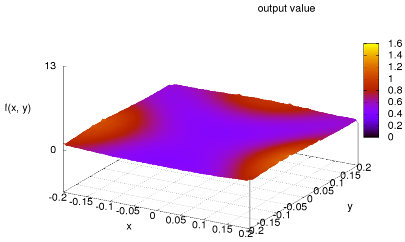
- reaktívne správanie
- malá pamäť - bez očakávaní
- rychlá dynamika

Učiaci sa systém

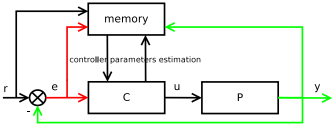
- konštruktívne správanie
- veľká pamäť - očakávania
- pomalá dynamika

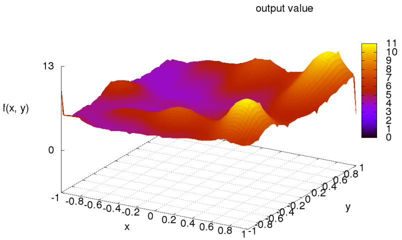
Adaptívny systém



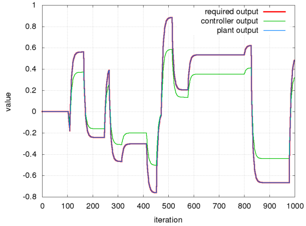


Učiaci sa systém

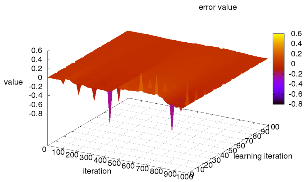




Adaptívny systém
PID regulátor



Učiaci sa systém
Iterative learning controll



$$u(n) = u(n-1) + b_0(n)e(n) + b_1(n)e(n-1) + b_2(n)e(n-2)$$

$$u_k(n) = u_{k-1}(n) + \gamma e_{k-1}(n) + \Gamma(e_{k-1}(n) - e_{k-2}(n))$$

Q-learning algoritmus

Daná je množina stavov a akcií

$$s \in \mathbb{S}$$
$$a \in \mathbb{A}$$

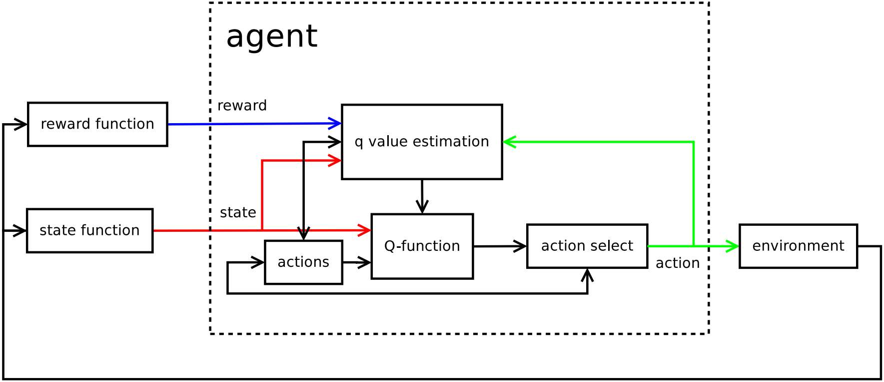
kde $\mathbb{S} \in \mathbb{R}^{N_s}$ a $\mathbb{A} \in \mathbb{R}^{N_a}$, kde N_s a N_a sú rozmery stavového vektoru a vektoru akcií.
Predpoklad : v prostedí existuje funkcia

$$s(n+1) = \lambda(s(n), a(n)) \tag{1}$$

prechodová funkcia zo stavu $s(n)$ použitím akcie $a(n)$ - táto funkcia je ale agentovi neznáma.
Cieľom je nájsť takú postupnosť akcií $a \in \mathbb{A}$ pre ktorú bude maximálne

$$y = \prod_{i=1} Q_i(s_i, a_i) \tag{2}$$

Q-learning algoritmus - agent začlenený do prostredia



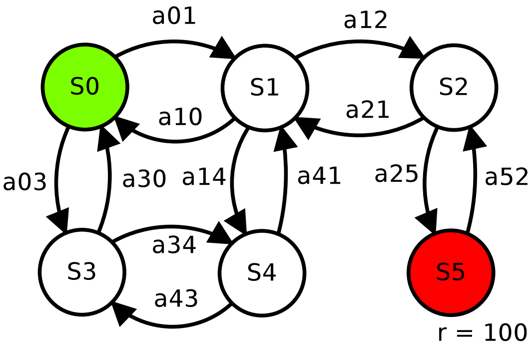
Q-learning algoritmus

Daná je funkcia ohodnotení

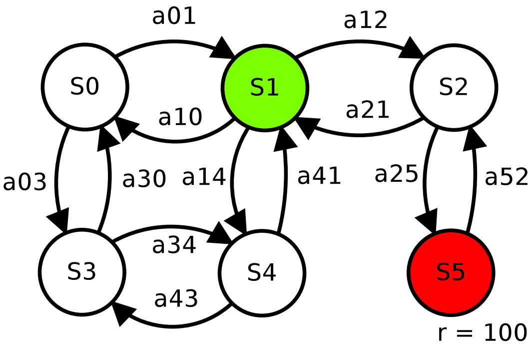
$$Q(s,a) = R(s,a) + \gamma \max_{a' \in \mathbb{A}} Q'(s',a') \tag{3}$$

kde
$R(s,a)$ je odmeňovacia funkcia,
$Q'(s',a')$ je odmeňovacia funkcia z ktorej sa agent dostal zo stavu "s'" vykonaním "a" do stavu "s",
γ je odmeňovacia konštanta a platí $\gamma \in (0,1)$.

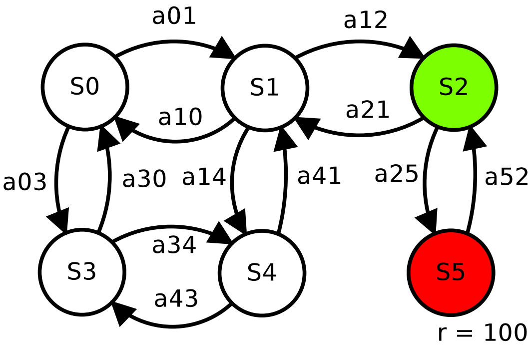
Q-learning algoritmus



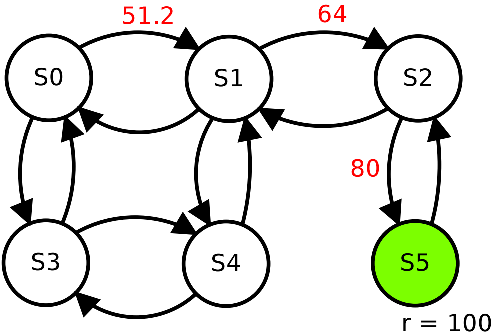
Q-learning algoritmus



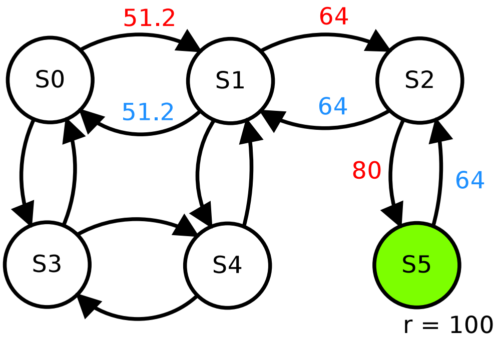
Q-learning algoritmus



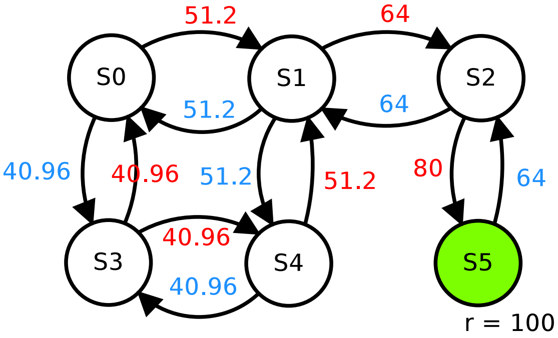
Q-learning algoritmus



Q-learning algoritmus



Q-learning algoritmus



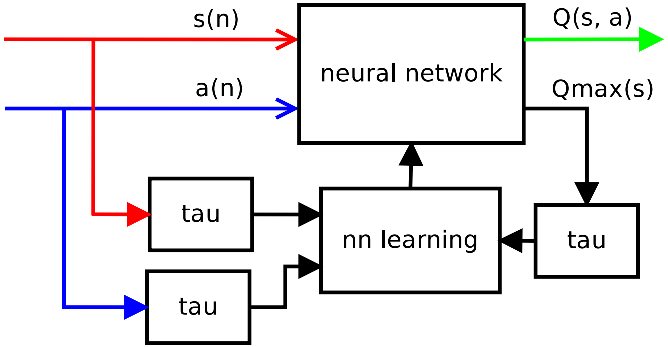
Q-learning algoritmus

Problémy tabuľkovej interpretácie $Q(s, a)$

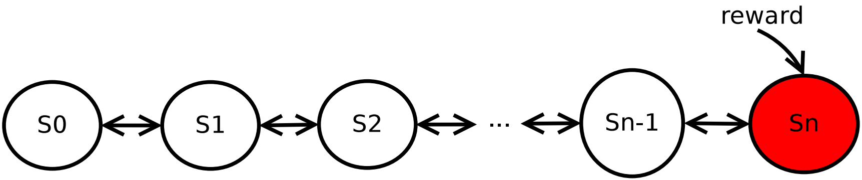
- pre veľké N_s $alebo N_a$ narastajú pamäťové nároky
- o nevyplnených $Q(s, a)$ nevieme povedať nič
- pre rozsiahle stavové priestory ťažko nevypočítateľné
- ako aproximovať $Q(s, a)$?

Q-learning algoritmus - aproximácia

Neurónová sieť? Utopická predstava :



prečo nedáva správne výsledky?



Pre korektné vyplnenie hodnôt v s_{n-1} sa vyžaduje korektá hodnota v s_n

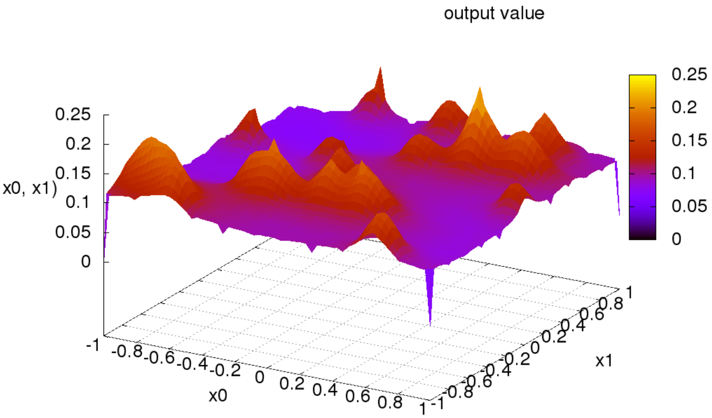
$$
\begin{aligned}
Q(s_0, a_0) &= R(s_0, a_0) + \gamma \max_{a'_1 \in \mathbb{A}} Q'(s_1, a'_1) \\
Q(s_1, a_1) &= R(s_1, a_1) + \gamma \max_{a'_2 \in \mathbb{A}} Q'(s_2, a'_2) \\
Q(s_2, a_2) &= R(s_2, a_2) + \gamma \max_{a'_3 \in \mathbb{A}} Q'(s_3, a'_3) \\
&\dots
\end{aligned}
\tag{4}
$$

Q-learning algoritmus - aproximácia

Učenie doprednej siete nie je homogénne!
- v priebehu učenia $Q(s, a)$ chaoticky osciluje okolo požadovanej hodnoty
- ani po 10-tkach milónoch iterácií sa hodnota neustáli na požadovanej hodnote

Q-learning algoritmus - aproximácia

Je možné zostaviť neurónovú sieť ktorá sa dá učiť lokálne?



Q-learning algoritmus - aproximácia

Rozklad na bázické funkcie

$$
\begin{aligned}
f_j^a(X) &= e^{\sum\limits_{i=1}^{N_s} -b_{ji}(x_i - a_{ji})^2} \\
f_j^b(X) &= \frac{1}{1 + \sum\limits_{i=1}^{N_s} b_{ji}(x_i - a_{ji})^2} \\
f_j^c(X) &= e^{\sum\limits_{i=1}^{N_s} -b_{ji}|x_i - a_{ji}|} \\
f_j^d(X) &= \sum_{i=1}^{N_s} b_{1ji}(x_i - a_{1ji})^1 + b_{2ji}(x_i - a_{2ji})^2 + \ldots
\end{aligned}
\tag{5}
$$

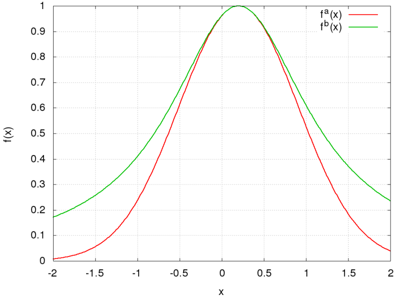
Ohliadnúc na charakter učiaceho algoritmu

$$Q(s,a) = R(s,a) + \gamma \max_{a' \in \mathbb{A}} Q'(s',a')$$

boli zvolené bázické funkcie

$$f_j^a(X) = e^{\sum_{i=1}^{N_s} -b_{ji}(x_i - a_{ji})^2}$$

$$f_j^b(X) = \frac{1}{1 + b_j \sum_{i=1}^{N_s} (x_i - a_{ji})^2}$$



Q-learning algoritmus - aproximácia

Pre symetrické prechody medzi stavmi možno zjednodušiť na

$$f_j^a(X) = e^{-b_j \sum_{i=1}^{N_s} (x_i - a_{ji})^2}$$

$$f_j^b(X) = b_j \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^{N_s} (x_i - a_{ji})^2}$$

A ich lineárna kombinácia

$$y(X) = \sum_{j=1}^{N} w_j f_j(X)$$

Q-learning algoritmus - aproximácia

Stavenie parametrov :

- bázicke funkcie musia rovnomerne pokryť stavový priestor
- parameter a_{ji} reprezentuje posunutie Gaussovej krivky - bod s najväčou funkčnou hodnotou.
- parameter b_j reprezentuje strmosť krivky

Paramatre a_{ji} - pokrytie stavového priestoru do oblastí podľa veľkosti $R(s, a)$ Využije sa princíp Kohonenovej siete - najbližšie vzory a_j sa posunú podľa vstupných vektorov tak aby vrchol Gaussovej krivky ležal v ťazisku.

- na začiatku sa zvolia a_{ji} náhodne
- spočítajú sa vzdialenosti od predloženého vstupu $d_j = | X - a_j |$
- nájde sa také k kde pre $\forall j : d_k \leq d_j$
- spočíta sa krok učenia $\eta' = \eta_1 \mid y_r \mid$
- upravia sa parametre $a_{ki} = (1 - \eta')a_{ki} + \eta' x_i$

kde
X je vstupný vektor
y_r je požadovaný výstup
η_1 je konštanta učenia

Q-learning algoritmus - aproximácia

Paramatre b_j - určuje strmosť krivky

- stanoví sa chyba $e(n) = y_r(n) - y(n)$
- pre každdú bázickú funkciu $b_j(n+1) = b_j(n) + \eta_2 e(n) w_j(n)$
- skontroluje sa $b_j \in (0, \infty)$

kde
y_r je požadovaný výstup
y je výstup
η_2 je konštanta učenia

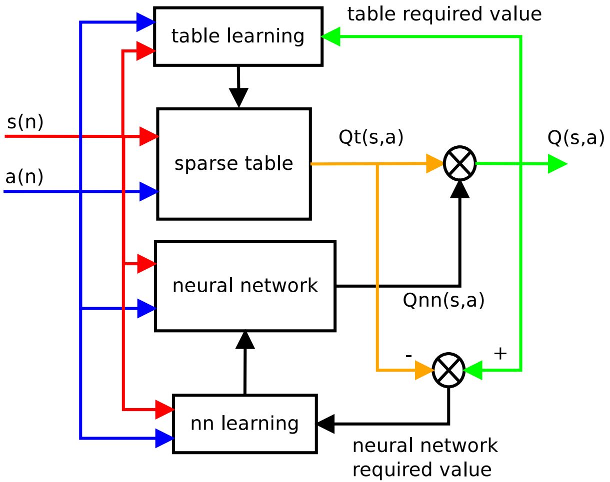
Q-learning algoritmus - aproximácia

Paramatre w_j - váhové parametre

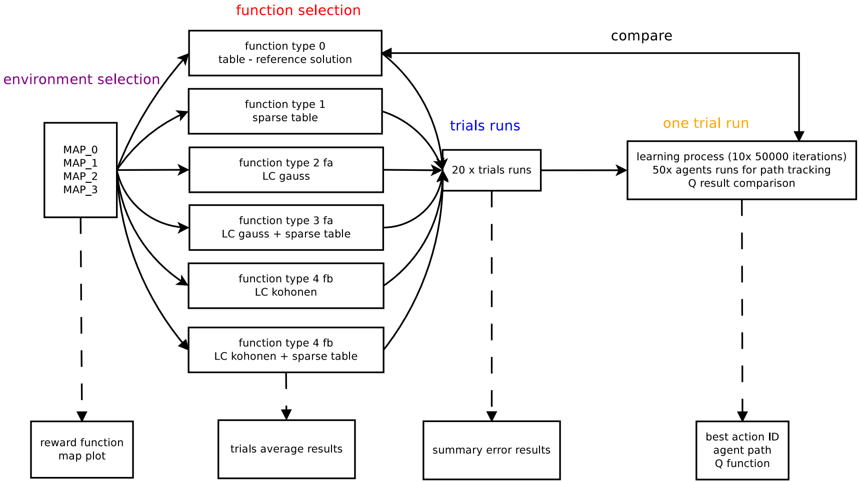
- stanoví sa chyba $e(n) = y_r(n) - y(n)$
- pre každé w_j : $w_j(n+1) = w_j(n) + \eta_3 e(n) y_j(n)$
- skontroluje sa $w_j \in (-a, a)$

kde
η_3 je konštanta učenia
a je maximálny rozsah váh

Návrh experimentov - bloková schéma



Návrh experimentov - schéma priebehu experimentov



Návrh experimentov - podmienky

- 50000 iterácií učenia
- Q-learning

$$Q(s,a) = \alpha(Q'(s,a)) + (1-\alpha)(R(s,a) + \gamma \max_{a' \in \mathbb{A}} Q'(s',a'))$$

- $R(s,a)$ = náhodná mapa s 1 cieľovým stavom
- hodnoty $R(s,a) \in \langle -1, 1 \rangle$
- $\gamma = 0.98$ a $\alpha = 0.7$
- hustota referenčného riešenia = 1/32 (4096 stavov)
- počet akcií v každom stave = 8
- hustota riedkej tabuľky = 1/8 (1:16 pomer)
- počet bázických funkcií = 64
- rozsah parametrov
    - a_range = 1.0
    - b_range = 200.0
    - w_range = 4.0

Návrh experimentov - podmienky

$Q_{rt}(s,a)$ referenčná funkcia Q (funkcia 0), $t \in \langle 0, 19 \rangle$
$Q_{jt}(s,a)$ testované funkcie Q, $j \in \langle 1, 5 \rangle$
celková chyba behu trialu t

$$e_{jt} = \sum_{s,a} (Q_{rt}(s,a) - Q_{jt}(s,a))^2$$

priemerná, minimálna, maximálna chyba a smerodatná odchylka

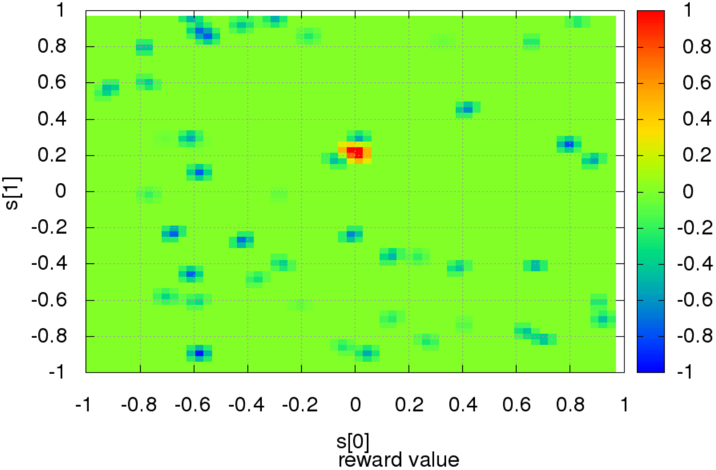
$$\bar{a}_j = \frac{1}{T} \sum_t e_{jt}$$

$$e_{min\,j} = \min_t e_{jt}$$

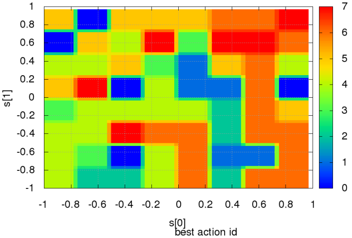
$$e_{max\,j} = \max_t e_{jt}$$

$$\sigma_j{}^2 = \frac{1}{T} \sum_t (\bar{a}_j - e_{jt})^2$$

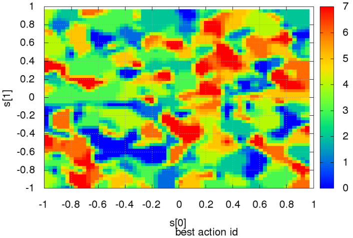
Výsledky experimentov - funkcia R(s), mapa 1



Výsledky experimentov - mapa najlepších akcií

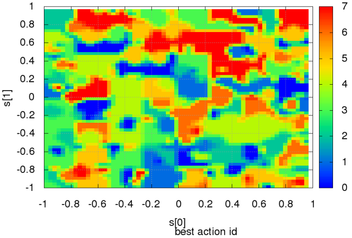


Obr. : sparse table

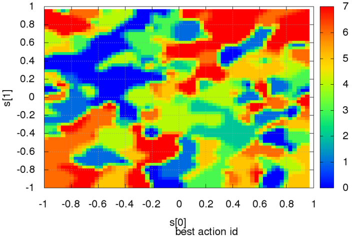


Obr. : linear combination Gauss

Výsledky experimentov - mapa najlepších akcií

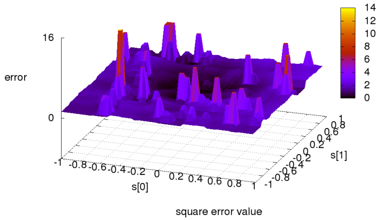


Obr. : sparse table + linear combination Gauss

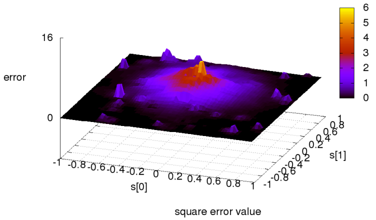


Obr. : linear combination Kohonen function

Výsledky experimentov - chybové funkcie

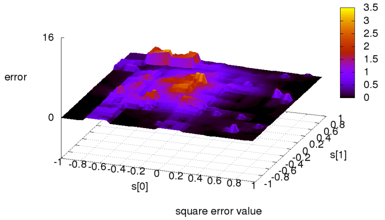


Obr. : sparse table

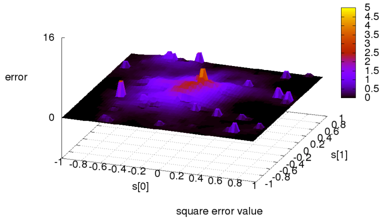


Obr. : linear combination Gauss

Výsledky experimentov - chybové funkcie

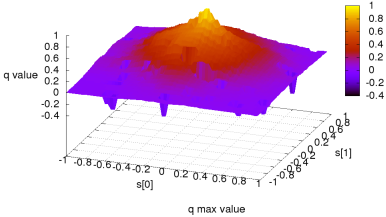


Obr. : sparse table + linear combination Gauss

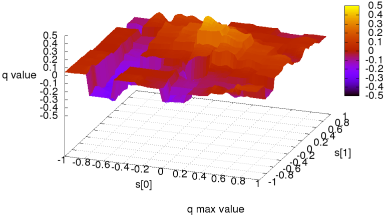


Obr. : linear combination Kohonen function

Výsledky experimentov - max Q(s, a)

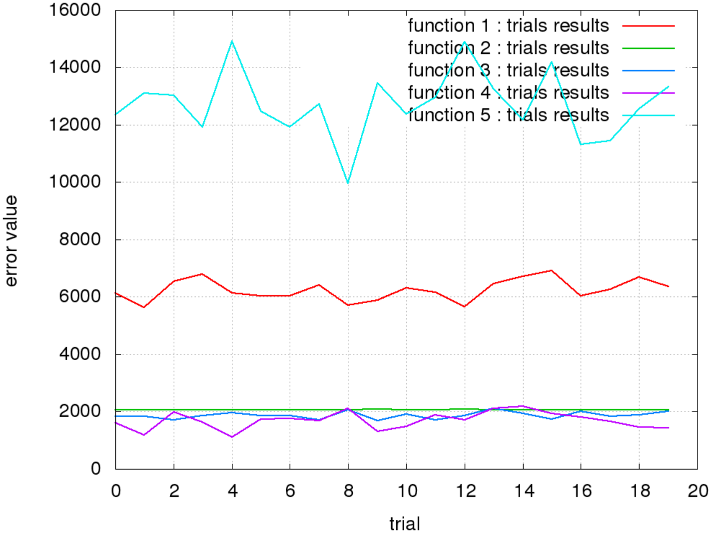


Obr. : reference table

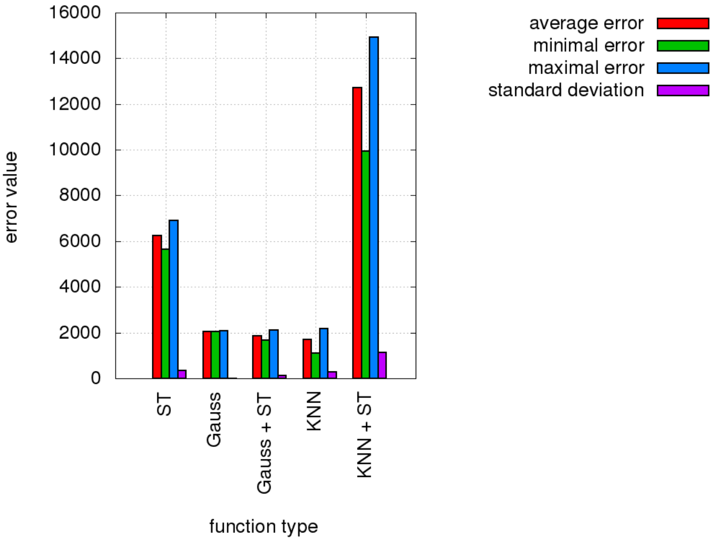


Obr. : sparse table + linear combination Gauss

Výsledky experimentov - trials progress



Výsledky experimentov - trials average



Ďakujem za pozornosť

michal.chovanec@yandex.ru

https://github.com/michalnand/q_learning