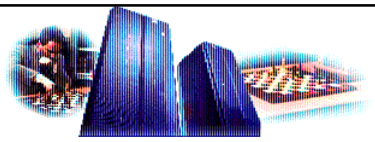
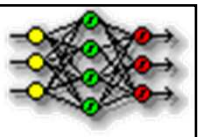




Policy Improvement

Alberto Borghese

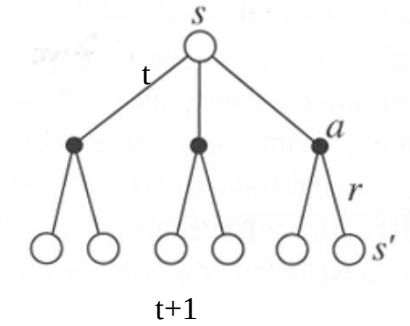
Università degli Studi di Milano
Laboratorio di Sistemi Intelligenti Applicati (AIS-Lab)
Dipartimento di Informatica
alberto.borghese@unimi.it

Sommario

Come migliorare la policy (Value iteration)

Esempi

Tecnica full-backup



Back-up

$\pi(s,a)$ fissata

t+1

Conosciamo $V_k(s_t)$ $\forall s_t$, anche per s'_{t+1} quindi:
Analizziamo la transizione da s_t,a_t -> s'_{t+1}
Calcoliamo un nuovo valore di V per s: $V_{k+1}(s_t)$ congruente con:
$V_k(s_{t+1})$ ed r_{t+1}
Full backup se esaminiamo tutti gli s',a' (cf. DP).
Da s' mi guardo indietro ed aggiorno V(s).

π fissata

Calcolo iterativo della Value Function

Per ogni stato s, estratto a caso, analizziamo una singola transizione.

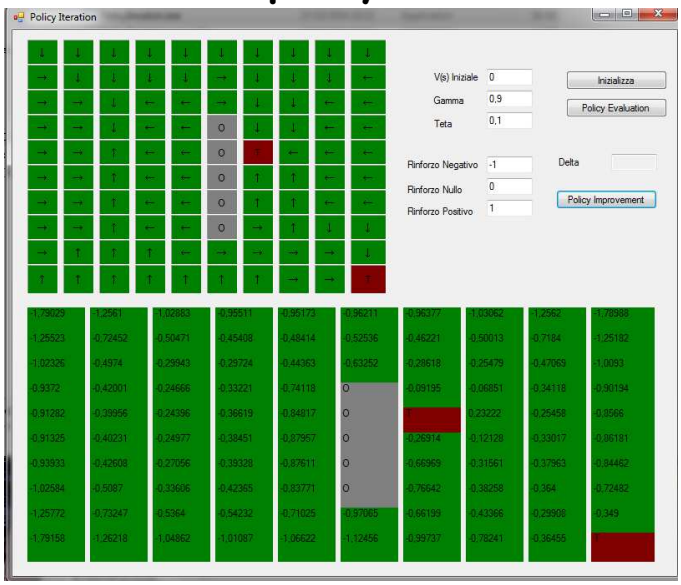
Equazione di Bellman per "iterative policy evaluation":

$$V_{k+1}^{\pi}(s)=\left\{\sum_{a_j}\pi(a_j,s)\sum_{s_l'}\left\{P_{s\to s_l'|a_j}\left[R_{s\to s_l'|a_j}+\gamma V_k^{\pi}(s_l')\right]\right\}\right\}$$

Mi fido di $V_{k+1}(s')$ (Backup)

$$\lim_{k\to\infty}\{V_k(s)\}=V^{\pi}(s)$$

Iterative policy evaluation



A.A. 2015-2016 Forlivesi_PolicyIteration_Labirinto http:\\homes.dsi.unimi.it\~borghese\

Relazione soddisfatta da V*(s)

$$V^*(s) = \underset{a_t}{Max}\left[E_\pi\{R_t \mid s_t = s\}\right] =$$

$$\underset{a_t}{Max}\left[E_\pi\left\{\sum_{k=0}^{\infty}\gamma^k r_{t+k+1}\,\middle|\, s_t = s\right\}\right] =$$

$$\underset{a_t}{Max}\left[r_{t+1} + \gamma E_\pi\left\{\sum_{k=0}^{\infty}\gamma^k r_{t+k+2}\,\middle|\, s_t = s\right\}\right] =$$

$$\underset{a_t}{Max}\left[r_{t+1} + \gamma V^*(s_{t+1}) \,|\, s_t = s\right] \Rightarrow$$

$$V^*(s) = \underset{a}{Max}\left\{\sum_{s'} P_{s\to s'|a}\left[R_{s\to s'|a} + \gamma V^*(s')\right]\right\}$$

Bellman's Equation For optimal policy

A.A. 2015-2016 6/32 http:\\homes.dsi.unimi.it\~borghese\

Miglioramento della policy

Tutti gli stati sono valutati in funzione di una policy data.

Condizioni di funzionamento dell'agente:
•Policy **deterministica**: a = π(s).
•Ambiente **stocastico**.

Cosa succede se cambiamo la policy per un certo stato s_m? $a_{new} \neq \pi(s_m)$. Cosa viene influenzato?

Scelgo a_{new} in s_m, visiterò una certa sequenza di stati, per questi stati seguirò la policy precedente per $s \neq s_m$. Cosa viene influenzato?

Come faccio a valutare se miglioro la policy o no?

Effetto del cambiamento della policy

Cambia, a, cambiano i possibili stati successivi ad s_m, $\{s_{t+k}\}$, ed il reward a lungo termine:

$$Q^{\pi}(s_m, a_{new}) = E_{\pi}\left\{r_{t+1} + \gamma V^{\pi}(s_{t+1}) \mid s_t = s_m, a_t = a_{new} \neq \pi(s_m)\right\} =$$

$$\sum_{s'} P^{a_{new}}_{s_m \to s'}\left[R^{a_{new}}_{s_m \to s'} + \gamma V^{\pi}(s')\right]$$

V(s) = value function sullo stato

?

$$Q^{\pi}(s_m, a_{new}) >=< Q^{\pi}(s_m, a = \pi(s_m)) \quad \forall s, a\,?$$

Se il reward fosse migliore con a_{new}, sceglierò sempre a_{new} in s_m.

Il reward a lungo termine può essere maggiore (minore) solamente se aumenta (diminuisce) il reward totale "visto" ad un passo (reward del passo + reward successivo).

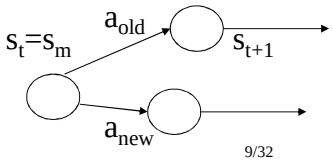
Enunciato del teorema del miglioramento della policy

$$Q^{\pi}(s,a)=\sum_{k} P_{s\to s_k|a}\left[R_{s\to s_k|a}+\gamma V^{\pi}(s_k)\right]$$

Ipotesi: π and π' deterministic policies
$Q^{\pi}(s_m, \pi'(s_m)) \geq V^{\pi}(s_m)$

$$Q^{\pi}(s,a_{new}=\pi'(s_m))=\sum_{k} P_{s_m\to s_k|a_{new}}\left[R_{s_m\to s_k|a_{new}}+\gamma V^{\pi}(s_k)\right]$$

Tesi: π' è meglio di π. Cioè: $V^{\pi'}(s) >= V^{\pi}(s)$ ∀s.
$Q^{\pi'}(s,a_{new}) >= Q^{\pi}(s,a_{old})$



Dimostrazione del teorema del miglioramento della policy

Analizziamo la seguente condizione:

π'= π ∀s tranne che per s_m per il quale si applica l'azione:
$a_{new} = \pi'(s_m)$

Risulta che il reward a lungo termine è maggiore per $a_{new} = \pi'(s)$.

$V^{\pi'}(s) = Q^{\pi'}(s,a_{new} = \pi'(s)) >= Q^{\pi}(s, a = \pi(s)) = V^{\pi}(s)$

Tesi: π' è meglio di π. Cioè: $V^{\pi'}(s) >= V^{\pi}(s)$ ∀s (ed in particolare per gli altri stati s)

Dimostrazione del teorema del miglioramento della policy

Hp: $Q^{\pi}(s,\pi'(s)) >= V^{\pi}(s)$ $\forall s$ $\pi'(s,a)$ è migliore per almeno uno stato

$V^{\pi}(s) \leq Q^{\pi}(s,\pi'(s))$

$= E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma V^{\pi}(s_{t+1}) \mid s_t = s\}$

$<= E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma Q^{\pi}(s_{t+1},\pi'(s_{t+1})) \mid s_t = s\}$

$<= E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma E_{\pi'}(r_{t+2} + \gamma V^{\pi}(s_{t+2})) \mid s_t = s\}$

$= E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 V^{\pi}(s_{t+2})) \mid s_t = s\}$

Sostituisco ancora $Q^{\pi}*(.)$

$<= E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + ... \mid s_t = s\}$

Th: $V^{\pi}(s) <= V^{\pi'}(s)$

Osservazioni

$s = s_m$ $\quad Q^{\pi}(s_m,\pi'(s)) \geq Q^{\pi}(s_m,\pi(s))$

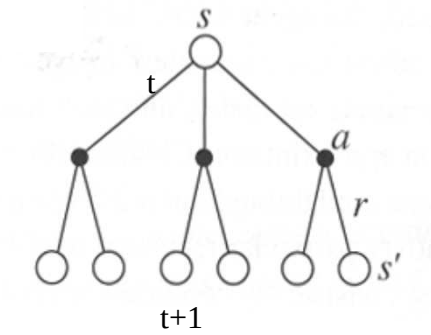
$s \neq s_m$ $\quad Q^{\pi}(s,a) = E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma V^{\pi}(s_{t+1}) \mid s_t = s\}$

$= E_{\pi'}\{r_{t+1} + \gamma Q^{\pi}(s_{t+1},\pi(s_{t+1})) \mid s_t = s\}$

Se s_{t+k} = sm miglioro la Q(s,a).

Se nessun $s_{t+k} = s_m$. Non varia la Q(s,a).

Visione grafica del miglioramento



Ogni volta che sono in uno stato, s , scelgo un'azione che migliora il reward a lungo termine ottenuto da quell'istante/stato in poi.

Per gli altri stati, il reward a lungo termine non viene modificato ogni volta che l'albero uscente da s' passa per s.

Ottimizzazione policy

Per ogni stato scelgo le azioni secondo la policy: $\pi(s,a)$.

Posso ordinare la Value function Q(s,a) in ordine decrescente, in funzione delle azioni scelte in s (policy).

Si definisce una policy, π_1, migliore di un'altra, π_2, se e solo se:
$Q^{\pi 1}(s,a(s)) >= Q^{\pi 2}(s,a(s)) \ \forall s$.

In particolare si definisce una politica ottima, π^*, se e solo se:
$Q^*(s,a(s)) >= V^{\pi}(s,a(s)) \ \forall s$

$Q^*(s,a(s)) >= Q^{\pi}(s,a(s)) \ \forall [s,a]$

Calcolo ricorsivo della Value function ottima::confronti

$$V_{k+1}^{\pi}(s)=\left\{\sum_{a_j}\pi(a_j,s)\sum_{s_l'}\left\{P_{s\to s_l'|a_j}\left[R_{s\to s_l'|a_j}+\gamma V_k^{\pi}(s_l')\right]\right\}\right\}$$

Q*(s,a) di uno stato-azione, quando viene scelta la policy ottima, deve essere uguale al valore atteso del reward per l'azione migliore per lo stato s.

$$V^*(s)=\max_a\sum_{s'}P_{s\to s'|a}\left[R_{s\to s'|a}+\gamma V^*(s')\right]$$

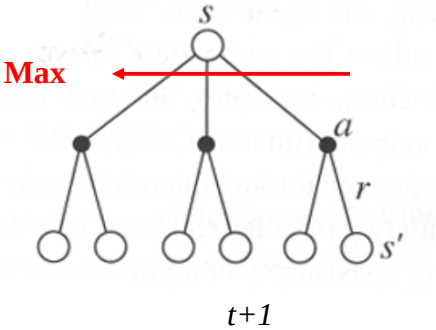
Politica greedy: scelgo l'azione ottimale.
Ha senso per il robot raccogli-lattine?

V*(s) – Osservazioni

$$V^*(s)=\max_a\sum_{s'}P_{s\to s'|a}\left[R_{s\to s'|a}+\gamma V^*(s')\right]$$

Per ogni stato devo valutare:
• L'azione migliore ad un passo

Come valuto?
• analizzando reward a lungo termine



Policy iteration

Iterazione tra:

- Calcolo iterativo della Value function (iterative policy evaluation)
- Miglioramento della policy (policy improvement)

$$\pi_0 \rightarrow V^{\pi 0} \rightarrow \pi_1 \rightarrow V^{\pi 1} \rightarrow \pi_2 \rightarrow V^{\pi 2} \rightarrow \ldots\ldots \rightarrow \pi^* \rightarrow V^*$$

Converge velocemente ad una buona politica
(cf. Software Sommaruga)

Algoritmo

Inizialization

V(s) = 0;
π(s,a) = random (e.g. equiprobabile);

Repeat
    point 2.
    point 3.
until policy_stable

Algoritmo – point2

Policy evaluation – versione per trial

Repeat
  th = 0; // small value;
  for s = 1:N
    V_temp = $\sum_{a_j} \pi(s, a_j) \sum_{s'} \Pr_{s->s'|a_j} \left[R_{s->s'|a_j} + \gamma V(s') \right]$

    $\Delta V = |V(s) - V\_temp)|$
    V(s) = V_temp;
    th = max(th, ΔV)
  end;
until th < th_max;

Algoritmo – point3

Policy improvement

policy_stable = true;
for s = 1:N // in alternativa, scelgo uno stato
  a_old = π(s);
  a_new = $\arg\max_a \left(\sum_{s'} \Pr_{s->s'|a} \left[R_{s->s'|a} + \gamma V(s') \right] \right)$;

  if (a_new $\neq$ a_old)
    policy_stable = false;
end;

Algoritmo - II

Policy evaluation – versione per epoch

Repeat
  Th = 0; // small value;
  for s = 1:N
    V_temp(s,a) = $\sum_{a_j} \pi(s, a_j) \sum_{s'} \Pr_{s->s'|a_j} \left[R_{s->s'|a_j} + \gamma V(s') \right]$

      ΔV = |V(s) – V_temp(s))|
      th = max(th, ΔV)
    end:
  end;
  for s = 1:N
    V(s) = V_temp(s);
  end; end;
until th < th_max;

Max or soft max

Policy improvement

policy_stable = true;
for s = 1:N // in alternativa, scelgo uno stato
  a_old = π(s);
  a_new = $\arg\max_a \left\{ \sum_a \pi(s,a) \sum_{s'} \Pr_{s->s'|a} \left[R_{s->s'|a} + \gamma V(s') \right] \right\}$
  if (a_new ≠ a_old)
    policy_stable = false;
end;

Max con policy ε-greedy, soft-max, ...

Iterative policy evaluation sulla value function V(s)

$$V_{k+1}(s)=\left[\sum_{a_j}\pi(a_j,s)\right]\sum_{s'}P_{s\to s'|a_j}\left[R_{s\to s'|a_j}+\gamma V_k(s')\right]$$

Converge al limite a $V^{\pi}(s)$. Come facciamo a troncare?

Value iteration

$$V_{k+1}(s)=\sum_{a_j}\pi(a_j,s)\sum_{s'}P_{s\to s'|a_j}\left[R_{s\to s'|a_j}+\gamma V_k(s')\right]$$

Invece di considerare una policy stocastica, consideriamo l'azione migliore:

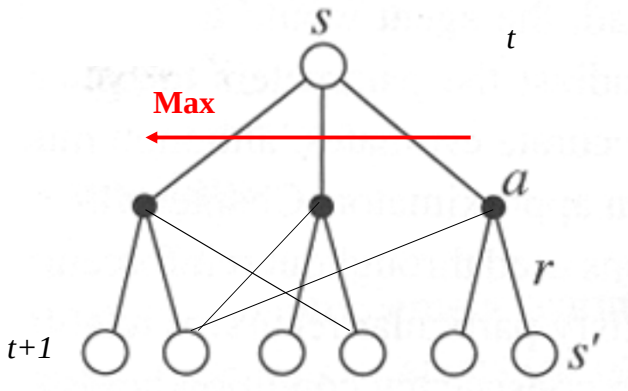
$$V_{k+1}(s)=\max_{a}\sum_{a}\pi(a,s)\sum_{s'}P_{s\to s'|a}\left[R_{s\to s'|a}+\gamma V_k(s')\right]$$

$\forall s$

Visualizzazione grafica

$$V_{k+1}(s) = \max_a \sum_{s'} P_{s \to s'|a} \left[R_{s \to s'|a} + \gamma V_k(s') \right]$$

Full back-up

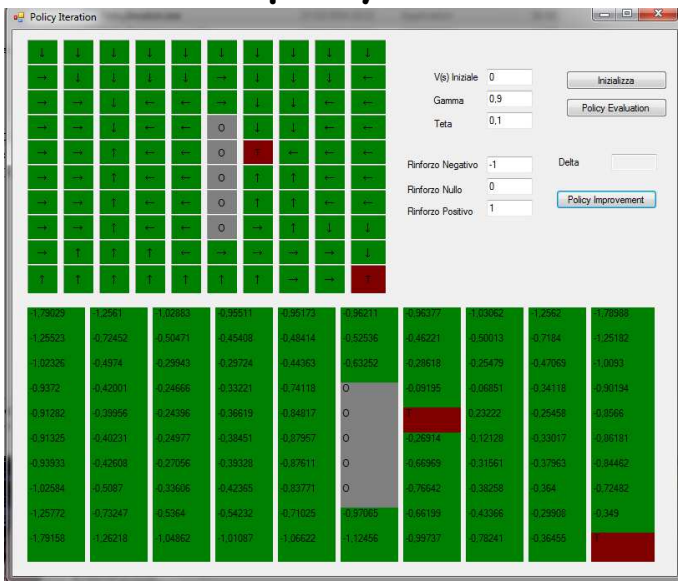


Sommario

Come migliorare la policy (Value iteration)

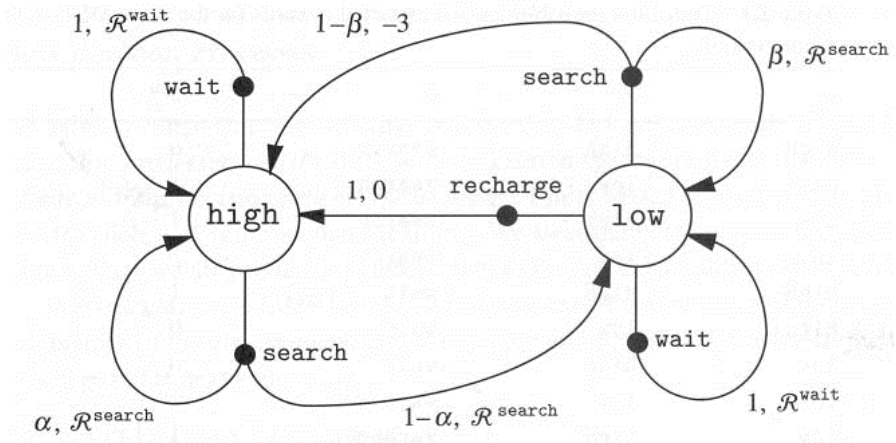
Esempi

Iterative policy evaluation



A.A. 2015-2016 Forlivesi_PolicyIteration_Labirinto http:\\homes.dsi.unimi.it\~borghese\

Robot cerca-lattine



A.A. 2015-2016 28/32 http:\\borghese.di.unimi.it\

Esempio: robot – Policy deterministica

Q(h,search) = Pr(h->l, search) x [R(h->h, search) + γ x Q(h,search)]
Pr(h->h, search) x [R(h->l, search) + γ Q(l,wait)]
Q(h,search) = 0.4x[3+0.8xQ(h,search)]+0.6x[3+0.8Q(l,wait)]

Q(l,wait) = Pr(l->l, wait) x [R(l->l, wait)+0.8 x Q(l,wait)]
Q(l,wait) = 1 x [1+0.8 Q(l,wait)]

Policy iniziale deterministica:

STATO: Q(h,search) ➔
Q(h,s) ≅ 4,4 + 0.7 Q(l,w) ≅ 7.95
STATO: Q(l, wait) ➔
Q(l,wait) = 5

Posso migliorare la policy?

Esempio: robot – miglioramento policy

Miglioro la policy, modificando l'azione associata a s = low:

STATO: high
a = search ➔ Q(h,search) ≅ 4,4 + 0.7 Q(l,recharge) ≠7.95
STATO: low
a = recharge ➔ Q(l,recharge) = 0 + 0.8 Q(h,search) = ???

Ho stimato correttamente Q(h,search)? No
Applico iterative policy evaluation

STATO: Vl
a = recharge → $Q_1(l,r) = 0.8\ Q_1(h,s) = 0.8 \times 7.95 = 6.36$
STATO: high
a = search ➔ $Q_2(h,s) \cong 4.4 + 0.7\ Q_1(l,r) \cong 4.4 + 0.7 \times 6.36 = 8.85$
Ho stimato correttamente Q(s,a)? No. Devo iterare la policy evaluation.

Esempio: robot - IV

<u>Asintoticamente</u> calcolo il valore vero delle coppie stato-azione:

STATO: high
a = search → $Q(h,s) \cong Q_2(h,s) \cong 4.4+0.7\ Q_1(l,r) = 4.4 +0.7x6.36 = 8.85$
STATO: low
a = recharge → $Q(l,r) = 0.8\ Q(h,s)$ → 7.1

Potrei ottenere gli stessi valori ottenuti asintoticamente, risolvendo il sistema lineare:
$Q(h,s) = 4.4 + 0.7\ Q(l,r) =$
$Q(l,r) = 0.8\ Q(h,s) =$

Ho terminato?

Sommario

Come migliorare la policy (Value iteration)

Esempi