



ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΕΡΓΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Ενισχυτική Μάθηση - Δυναμικός Προγραμματισμός:

1. Markov Decision Processes
2. Bellman's Optimality Criterion
3. Αλγόριθμος Policy Iteration
4. Αλγόριθμος Value Iteration

καθ. Βασίλης Μάγκλαρης

maglaris@netmode.ntua.gr

www.netmode.ntua.gr

Video Conference μέσω Cisco Webex

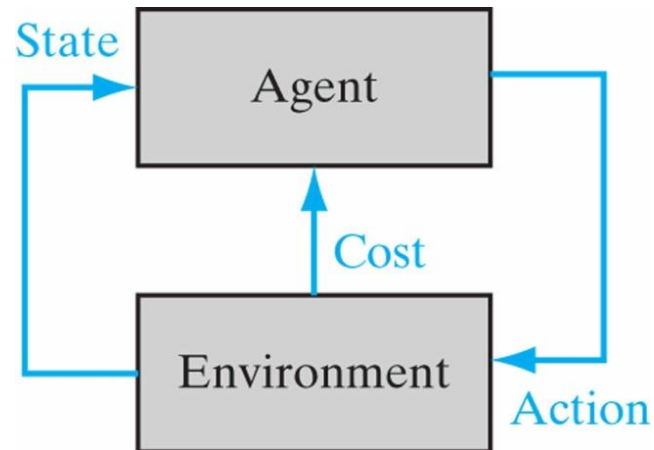
Πέμπτη 30/4/2020

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Reinforcement Learning - Markov Decision Processes

Reinforcement Learning

- Αποφάσεις (**actions**) από εξωτερικό **agent** σε ορίζοντα K βημάτων που επηρεάζουν την εξέλιξη καταστάσεων (**states**) στοχαστικού περιβάλλοντος και το συνεπαγόμενο κόστος
- Έμφαση σε σχεδιασμό πολιτικής (**policy**) σαν ζεύγη καταστάσεων – αποφάσεων (**states – actions**) από τον **agent** για μέσο - μακροπρόθεσμο στόχο κόστους/οφέλους
- Κύρια εργαλεία βελτιστοποίησης: Δυναμικός προγραμματισμός (**Dynamic Programming**) και στοχαστικές διαδικασίες αποφάσεων **Markov Decision Processes**



ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Reinforcement Learning - Markov Decision Processes (1/2)

Ορισμοί Markov Decision Processes

- Πεπερασμένος Δειγματικός Χώρος \mathcal{X} διακριτών καταστάσεων (**states**) περιβάλλοντος σε διακριτές χρονικές στιγμές (βήματα) $n = 0, 1, 2, \dots, K$
Τυχαία μεταβλητή $X_n \in \mathcal{X}$ που λαμβάνει διακριτές τιμές $X_n = i, 1 \leq i \leq N$
- Πεπερασμένος Δειγματικός Χώρος \mathcal{A}_i διακριτών αποφάσεων (**actions**) που ορίζει ο **agent** όταν το περιβάλλον βρίσκεται στη κατάσταση $X_n = i$:
Τυχαία μεταβλητή $A_n \in \mathcal{A}_i$ απόφασης στο n , με τιμές a_{ik} όταν $X_n = i$
- Μεταβάσεις **Markov** $p_{ij}(a)$ από κατάσταση περιβάλλοντος i σε κατάσταση j υπό την επήρεια της απόφασης του **agent** a στα διακριτά βήματα $n = 0, 1, 2, \dots, K$
$$p_{ij}(a) = P(X_{n+1} = j | X_n = i, A_n = a), p_{ij}(a) \geq 0, \sum_i p_{ij}(a) = 1$$
- Άμεσο κόστος (**observed cost**) του **agent** στο βήμα n όταν παίρνει απόφαση a_{ik} που οδηγεί σε μετάβαση $(X_n = i) \rightarrow (X_{n+1} = j)$:
 $g(i, a_{ik}, j)$ και με **απόσβεση** $\gamma^n g(i, a_{ik}, j)$ με συντελεστή $0 \leq \gamma < 1$ (**discount factor**)
 - ✓ Αν $\gamma = 0$ ο **agent** δεν ενδιαφέρεται για μελλοντικές επιπτώσεις αποφάσεών του (**myopic**)
 - ✓ Όσο $\gamma \rightarrow 1$ οι αποφάσεις του **agent** καθορίζονται σημαντικά από μελλοντικές επιπτώσεις
- Πολιτική (**policy**): $\pi = \{\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_n, \dots\}$ όπου μ_n συνάρτηση που στο βήμα n ορίζει αντιστοίχιση μιας κατάστασης $X_n = i$ σε αποφάσεις $A_n = a$ του **agent**
 $\mu_n(i) \in \mathcal{A}_i$ για όλες τις καταστάσεις $i \in \mathcal{X}$ (**admissible policies**)

Αν $\mu_n(i) = \mu(i)$ σε κάθε βήμα n η πολιτική $\pi = \{\mu, \mu, \dots\}$ είναι χρονοσταθερή (**stationary**) και οι μεταβάσεις $p_{ij}(a)$ ορίζουν (χρονοσταθερή) **αλυσίδα Markov** $(X_n = i) \rightarrow (X_{n+1} = j)$

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Reinforcement Learning - Markov Decision Processes (2/2)

Ορισμοί Βελτιστοποίησης Δυναμικού Προγραμματισμού

Το συνολικό κόστος αθροίζεται σε πεπερασμένα βήματα K (**Finite-Horizon**) ή απεριόριστα $K \rightarrow \infty$ (**Infinite-Horizon**) από τα **άμεσα κόστη μεταβάσεων Markov** $X_n \rightarrow X_{n+1}$ λόγω $\mu_n(X_n)$:

$$g(X_n, \mu_n(X_n), X_{n+1})$$

Το συνολικό αναμενόμενο κόστος σε απεριόριστο ορίζοντα λόγω πολιτικής $\pi = \{\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_n, \dots\}$ με αρχική κατάσταση $X_0 = i$ και απόσβεση γ (**Total Discounted Expected Cost-to-Go over Infinite Horizon**) είναι:

$$J^\pi(i) = \mathbb{E} \left[\sum_{n=0}^{\infty} \gamma^n g(X_n, \mu_n(X_n), X_{n+1}) \mid X_0 = i \right]$$

Ζητείται πολιτική π ελαχιστοποίησης του $J^\pi(i)$: $J^*(i) \triangleq \min_{\pi} J^\pi(i)$

Η ανωτέρω πολιτική π είναι άπληστη (**greedy**) με την έννοια του ότι ο **agent** επιλέγει αποφάσεις που ελαχιστοποιούν το **Expected Cost-to-Go** $J^\pi(i)$ από την αρχική κατάσταση $X_0 = i$ αδιαφορώντας για πιθανές αρνητικές συνέπειες που μπορεί να έχουν μελλοντικά

Αν η πολιτική περιορίζεται σε χρονοσταθερές αποφάσεις $\pi = \{\mu, \mu, \dots\}$ τότε $J^\pi(i) \triangleq J^\mu(i)$ και το τελικό ζητούμενο είναι η βέλτιστη συνάρτηση $\mu(X_n)$ που ελαχιστοποιεί τα $J^\mu(i) = J^*(i)$ για όλες τις αρχικές καταστάσεις $X_0 = i$

Σημείωση: Εναλλακτικά με το κριτήριο **Total Discounted Expected Cost-to-Go** μπορεί να οριστεί κριτήριο χωρίς απόσβεση π.χ. **Expected Average Cost** ανά βήμα σε **Infinite Horizon** (Sheldon Ross, "Applied Probability Models with Optimization", Dover, 1992)

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Principle of Optimality (*Bellman 1957*) – Finite Horizon Problem

Έστω διαδικασία αποφάσεων Markov σε ορίζοντα πεπερασμένων βημάτων $n \leq K$ με κόστη $g_n(X_n, \mu_n(X_n), X_{n+1}) \triangleq \gamma^n g(X_n, \mu_n(X_n), X_{n+1})$, $n < K$ και κόστος τερματικής κατάστασης $g_K(X_K)$. Το **Expected Cost-to-Go** σε K βήματα και ακολουθία καταστάσεων $\{X_0, X_1, \dots, X_K\}$ είναι:

$$J_0(X_0) = E \left[\left\{ g_K(X_K) + \sum_{n=0}^{K-1} g_n(X_n, \mu_n(X_n), X_{n+1}) \right\} \mid X_0 \right]$$

Μια βέλτιστη πολιτική $\pi^* = \{\mu_0^*, \mu_1^*, \mu_2^*, \dots, \mu_{K-1}^*\}$ οδηγεί το περιβάλλον μετά από n βήματα, $n < K$ σε σειρά καταστάσεων $\{X_0, X_1, \dots, X_n\}$. Το υπολειπόμενο **Expected Cost-to-Go** για $\{X_{n+1}, X_{n+2}, \dots, X_K\}$ είναι:

$$J_n(X_n) = E \left[\left\{ g_K(X_K) + \sum_{k=n}^{K-1} g_k(X_k, \mu_k(X_k), X_{k+1}) \right\} \mid X_n \right]$$

Τότε η περικομμένη (**truncated**) πολιτική $\{\mu_n^*, \mu_{n+1}^*, \dots, \mu_{K-1}^*\}$ είναι βέλτιστη για την υπολειπόμενη διαδικασία $\{X_{n+1}, X_{n+2}, \dots, X_K\}$ με κατάσταση εκκίνησης την X_n

Ερμηνεία: Αν η περικομμένη πολιτική δεν ήταν βέλτιστη, τότε μόλις η συνολικά βέλτιστη πολιτική π^* οδηγούσε το περιβάλλον στη κατάσταση X_n ο agent θα μπορούσε να αλλάξει πολιτική για τα υπολειπόμενα βήματα $\{n + 1, n + 2, \dots, K\}$ και θα πετύχαινε μικρότερο συνολικό κόστος από την π^*

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Δυναμικός Προγραμματισμός (*Bellman 1957*) – Finite Horizon Problem

Το ***Bellman Principle of Optimality*** οδηγεί σε αλγόριθμο Δυναμικού Προγραμματισμού (***Dynamic Programming***) προσδιορισμού **Βέλτιστης Πολιτικής** $\pi^* = \{\mu_0^*, \mu_1^*, \mu_2^*, \dots, \mu_{K-1}^*\}$ σε τρία στάδια με ανάστροφη χρονική σειρά $K \rightarrow (K - 1) \rightarrow (K - 2) \rightarrow \dots \rightarrow 1 \rightarrow 0$

1. Εύρεση βέλτιστης πολιτικής μ_{K-1}^* για το τελικό βήμα $X_{K-1} \rightarrow X_K$
2. Για τα δύο τελικά βήματα $X_{K-2} \rightarrow X_{K-1} \rightarrow X_K$ εύρεση της μ_{K-2}^* με αναλλοίωτη την μ_{K-1}^*
3. Επανάληψη μέχρι το βήμα $n = 0$ και προσδιορισμός της μ_0^* που συμπληρώνει την π^*

Αλγόριθμος Δυναμικού Προγραμματισμού

1. Εκκίνηση με $J_K(X_K) = g_K(X_K)$ για όλες τις τελικές καταστάσεις X_K
2. Για $n = \{K - 1, K - 2, \dots, 1, 0\}$ υπολογίζουμε αναδρομικά τα υπολειπόμενα ***Expected Cost-to-Go*** $J_n(X_n)$ για όλες τις καταστάσεις X_n και τις αποφάσεις μ_n με τον ***Αναδρομικό Τύπο*** άπληστων (***greedy***) αποφάσεων:

$$J_n(X_n) = \min_{\mu_n} E[g_n(X_n, \mu_n(X_n), X_{n+1}) + J_{n+1}(X_{n+1})]$$

Η μέση τιμή στον αναδρομικό τύπο αφορά σε όλες τις καταστάσεις X_{n+1}

3. Τελικός προσδιορισμός των $J_0(X_0)$ για όλες τις αρχικές καταστάσεις X_0 και της βέλτιστης $\pi^* = \{\mu_0^*, \mu_1^*, \dots, \mu_{K-1}^*\}$ των αποφάσεων μ_n^* που ελαχιστοποιούν τον αναδρομικό τύπο

Optimality Equation – Infinite Horizon Problem, Stationary Policy

Έστω διαδικασία αποφάσεων **Markov** με άπειρο ορίζοντα εξέλιξης, πεπερασμένες καταστάσεις $X_n \in \{1, 2, \dots, N\}$, **χρονοσταθερές** πολιτικές $\mu = \{\mu, \mu, \dots\}$, κόστη $g_n(X_n, \mu(X_n), X_{n+1}) \triangleq \gamma^n g(X_n, \mu(X_n), X_{n+1})$, απόσβεση $0 < \gamma < 1$ και αρχική κατάσταση $X_0 \rightarrow X_1$ με $\mu(X_0)$. Ζητείται η πολιτική $\mu(i)$ για ελάχιστο **Expected Cost over Infinite Horizon**

Με επαναδιατύπωση του **Αναδρομικού Τύπου Δυναμικού Προγραμματισμού** και **αναστροφή της χρονικής εξέλιξης** σε $n = 0, 1, 2, \dots$ έχουμε για πεπερασμένο ορίζοντα K :

$$J_{n+1}(X_0) = \min_{\mu} E[(g(X_0, \mu(X_0), X_1) + \gamma J_n(X_1)) | X_0] \text{ και αρχική συνθήκη } J_0(X) = 0, \forall X$$

(η μέση τιμή αφορά σε όλες τις καταστάσεις X_1)

Για άπειρο ορίζοντα και $X_0 = i$ η βέλτιστη πολιτική δίνει κόστη $J^*(i) = \lim_{K \rightarrow \infty} J_K(i), \forall i \Rightarrow$

$$J^*(i) = \min_{\mu} E[(g(i, \mu(i), X_1) + \gamma J^*(X_1)) | X_0 = i]$$

Ορίζουμε το **άμεσο αναμενόμενο κόστος** κατάστασης $(X_0 = i) \rightarrow (X_1 = j)$ με απόφαση $\mu(i)$:

$$c(i, \mu(i)) \triangleq E[g(i, \mu(i), X_1 = j) | X_0 = i] = \sum_{j=1}^N p_{ij} g(i, \mu(i), j)$$

Η βέλτιστη πολιτική δίνει αναμενόμενο κόστος στο 1ο βήμα $E[J^*(X_1) | X_0 = i] = \sum_{j=1}^N p_{ij} J^*(j)$

Τελικά προκύπτουν N εξισώσεις βελτιστοποίησης (**Bellman's Optimality Equations**):

$$J^*(i) = \min_{\mu} \left(c(i, \mu(i)) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij} J^*(j) \right), i = 1, 2, \dots, N$$

Η επίλυση των N εξισώσεων προσδιορίζει τα βέλτιστα αναμενόμενα κόστη και τη βέλτιστη πολιτική $\mu(i)$ η οποία ανιχνεύεται στη πράξη με τους αλγορίθμους **Policy & Value Iteration**

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Αλγόριθμος Policy Iteration (1/2)

Ορισμός Q-factor

Έστω χρονοσταθερή πολιτική $\pi = \{\mu, \mu, \dots\}$ που οδηγεί σε αναμενόμενα **costs-to-go** $J^\mu(i), \forall i \in \mathcal{X}$ (καταστάσεις του **περιβάλλοντος**) με αποφάσεις του **agent** $a = \mu(i) \in \mathcal{A}_i$

Για κάθε ζεύγος (i, a) στο υπό εξέταση βήμα και πολιτική για τα υπολειπόμενα βήματα $\pi = \{\mu, \mu, \dots\}$ ορίζω τους **Q-factors** $Q^\mu(i, a)$ σαν μέτρο κατάταξης εναλλακτικών άμεσων αποφάσεων $a \in \mathcal{A}_i$ του **agent** που θα οδηγούσαν το **περιβάλλον** σε καταστάσεις j με αναμενόμενα υπολειπόμενα **costs-to-go** $J^\mu(j), \forall j \in \mathcal{X}$

$$Q^\mu(i, a) \triangleq c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J^\mu(j)$$

Μια πολιτική $\pi = \{\mu, \mu, \dots\}$ ικανοποιεί τις συνθήκες απληστίας (**greedy conditions**) σε σχέση με τα αναμενόμενα **costs-to-go** $J^\mu(j)$ στα υπολειπόμενα βήματα όταν σε κάθε βήμα και $\forall i \in \mathcal{X}$ ο **agent** επιλέγει $a = \mu(i)$ ώστε

$$Q^\mu(i, \mu(i)) = \min_{a \in \mathcal{A}_i} Q^\mu(i, a), \forall i \in \mathcal{X}$$

Μια πολιτική $\pi^* = \{\mu^*, \mu^*, \dots\}$ είναι βέλτιστη για όλα τα βήματα αν ικανοποιεί τις συνθήκες απληστίας (**greedy conditions**) του δυναμικού προγραμματισμού:

$$Q^{\mu^*}(i, \mu^*(i)) = \min_{a \in \mathcal{A}_i} Q^{\mu^*}(i, a)$$

Σημείωση: Όταν τα άμεσα αναμενόμενα κόστη $c(i, a)$ αντικαθίστανται από **rewards** $r(i, a)$, τα **costs-to-go** $J^\mu(i)$ αποκαλούνται **Value Functions** $V^\mu(i)$ και έχουμε κατ' αντιστοιχία:

$$Q^\mu(i, a) \triangleq r(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) V^\mu(j) \text{ και } Q^{\mu^*}(i, \mu^*(i)) = \max_{a \in \mathcal{A}_i} Q^{\mu^*}(i, a)$$

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Αλγόριθμος Policy Iteration (2/2)

Αρχιτεκτονική Actor – Critic (Barto 1983)

Επαναλήψεις $n = 0, 1, 2, \dots$ από δύο βήματα μέχρι $\mu_{n+1}(i) = \mu_n(i)$, $J^{\mu_{n+1}}(i) = J^{\mu_n}(i)$, $\forall i$

Βήμα 1. Policy Evaluation (ο **critic** αναλύει τις αποφάσεις του **agent**):

Με βάση την παρούσα πολιτική $\pi_n = \{\mu_n, \mu_n, \dots\}$ υπολογίζονται τα **costs-to-go**

$$J^{\mu_n}(i) = c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J^{\mu_n}(j) \text{ για } i = 1, 2, \dots, N$$

και οι **Q-factors** $Q^{\mu_n}(i, a) = c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J^{\mu_n}(j)$ για $i = 1, 2, \dots, N$ και $a \in \mathcal{A}_i$

Βήμα 2. Policy Improvement (ο **actor** καθοδηγεί τις αποφάσεις του **agent**):

Η πολιτική π_n βελτιώνεται σε π_{n+1} μέσω της $\mu_{n+1}(i) = \arg \min_{a \in \mathcal{A}_i} Q^{\mu_n}(i, a)$ για $i = 1, 2, \dots, N$

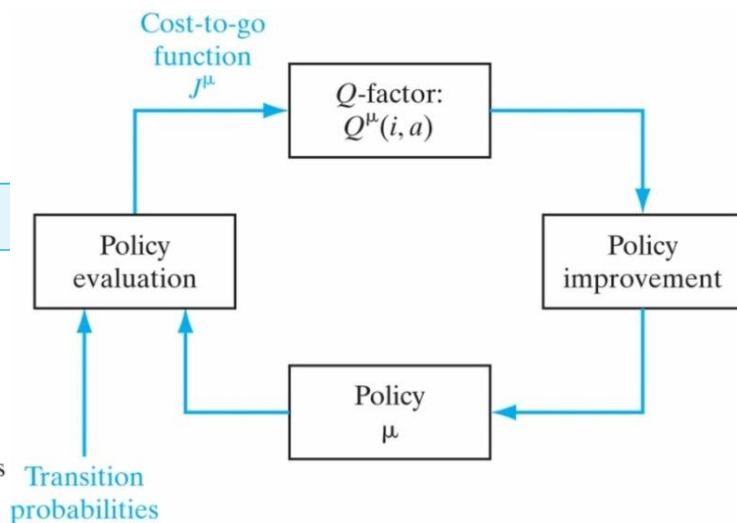
$\arg \min_x f(x)$: Η τιμή της x που οδηγεί την $f(x)$ σε ελάχιστο

TABLE 12.1 Summary of the Policy Iteration Algorithm

1. Start with an arbitrary initial policy μ_0 .
2. For $n = 0, 1, 2, \dots$, compute $J^{\mu_n}(i)$ and $Q^{\mu_n}(i, a)$ for all states $i \in \mathcal{X}$ and actions $a \in \mathcal{A}_i$.
3. For each state i , compute

$$\mu_{n+1}(i) = \arg \min_{a \in \mathcal{A}_i} Q^{\mu_n}(i, a)$$

4. Repeat steps 2 and 3 until μ_{n+1} is not an improvement on μ_n , at which point the algorithm terminates with μ_n as the desired policy.



Ο αλγόριθμος συγκλίνει σε βέλτιστη πολιτική σε πεπερασμένα βήματα n λόγω πεπερασμένου πλήθους καταστάσεων N και πεπερασμένων επιλογών αποφάσεων

Value Iteration Algorithm

Εκτίμηση των Συναρτήσεων Cost-to-Go μέσω Διαδοχικών Προσεγγίσεων $J_n(i) \rightarrow J_{n+1}(i)$

- Εκκίνηση με αυθαίρετες τιμές $J_0(i) \forall i$
- Επαναλήψεις $n \rightarrow n + 1$ μέχρι **ανεκτή σύγκλιση** (θεωρητικά $n \rightarrow \infty$) μέσω σχέσεων **backup**:

$$J_{n+1}(i) = \min_{a \in \mathcal{A}_i} \left\{ c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J_n(j) \right\} \text{ για } i = 1, 2, \dots, N \text{ (από εξισώσεις Bellman)}$$

- Τελικός υπολογισμός των βέλτιστων **Costs-to-Go**

$$J^*(i) = \lim_{n \rightarrow \infty} J_n(i), \quad Q^*(i, a) = c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J^*(j)$$

και προσδιορισμός της **βέλτιστης πολιτικής** $\mu^*(i) = \arg \min_{a \in \mathcal{A}_i} Q^*(i, a)$ για $i = 1, 2, \dots, N$

TABLE 12.2 Summary of the Value Iteration Algorithm

1. Start with arbitrary initial value $J_0(i)$ for state $i = 1, 2, \dots, N$.
2. For $n = 0, 1, 2, \dots$, compute

$$J_{n+1}(i) = \min_{a \in \mathcal{A}_i} \left\{ c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J_n(j) \right\}, \quad \begin{array}{l} a \in \mathcal{A}_i \\ i = 1, 2, \dots, N \end{array}$$

Continue this computation until

$$|J_{n+1}(i) - J_n(i)| < \epsilon \quad \text{for each state } i$$

where ϵ is a prescribed tolerance parameter. It is presumed that ϵ is sufficiently small for $J_n(i)$ to be close enough to the optimal cost-to-go function $J^*(i)$. We may then set

$$J_n(i) = J^*(i) \quad \text{for all states } i$$

3. Compute the Q -factor

$$Q^*(i, a) = c(i, a) + \gamma \sum_{j=1}^N p_{ij}(a) J^*(j) \quad \begin{array}{l} \text{for } a \in \mathcal{A}_i \text{ and} \\ i = 1, 2, \dots, N \end{array}$$

Hence, determine the optimal policy as a greedy policy for $J^*(i)$:

$$\mu^*(i) = \arg \min_{a \in \mathcal{A}_i} Q^*(i, a)$$

Ο αλγόριθμος **Value Iteration** αν συγκλίνει σε ικανοποιητικό χρόνο, αποφεύγει υπολογισμούς **Q-factors** και ενδιαμέση ανανέωση πολιτικής σε κάθε βήμα όπως ο **Policy Iteration**

ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ & ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Παράδειγμα Δυναμικού Προγραμματισμού: Βελτιστοποίηση Δρομολόγησης

Εύρεση Δρόμων Ελάχιστου Κόστους από Κόμβο A σε Κόμβο J μέσω του μονοκατευθυντικού γράφου όπως στο σχήμα με κατεύθυνση γραμμών $A \rightarrow \Delta$

Ενδεικτικό κόστος γραμμών: $A \rightarrow B: 2, B \rightarrow A: \infty$

$B \rightarrow F: 4, F \rightarrow B: \infty$

Ενδεικτικό κόστος δρόμου: Δρόμος $\{A, B, F, I, J, Q\}$: $2 + 4 + 3 + 4 = 13$

Κατάσταση Περιβάλλοντος: Κόμβος σε παρούσα διερεύνηση $\{A, B, \dots, J\}$

Αποφάσεις Agent: Επόμενος κόμβος για διερεύνηση $\{up, down, straight\}$

Αναδρομικός Υπολογισμός Q -Factors:

$$Q(H, down) = 3, \quad Q(I, up) = 4$$

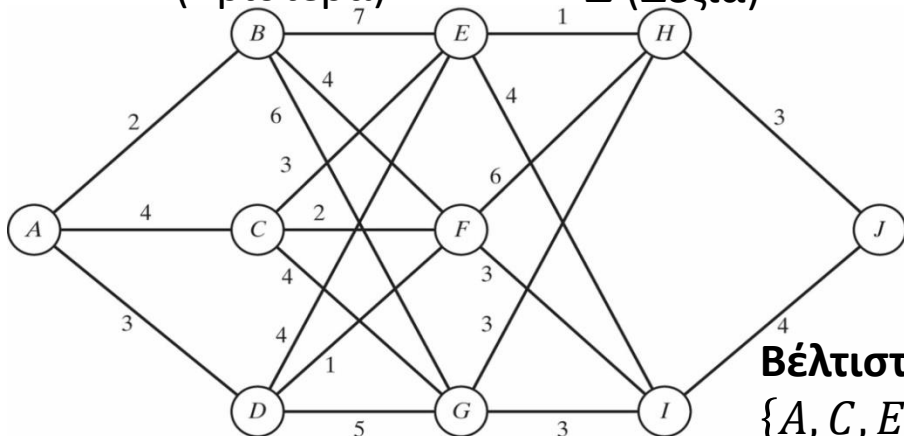
$$Q(E, straight) = 1 + 3 = 4, \quad Q(E, down) = 4 + 4 = 8$$

$$Q(F, up) = 6 + 3 = 9, \quad Q(F, down) = 3 + 4 = 7$$

.....

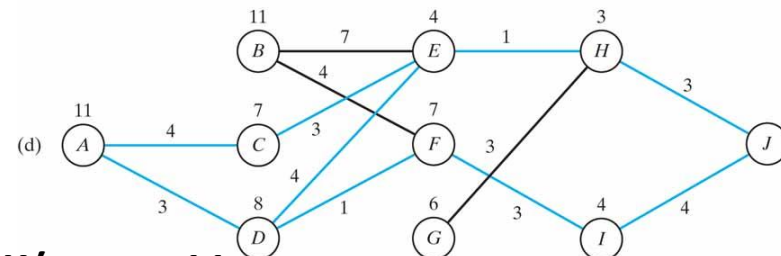
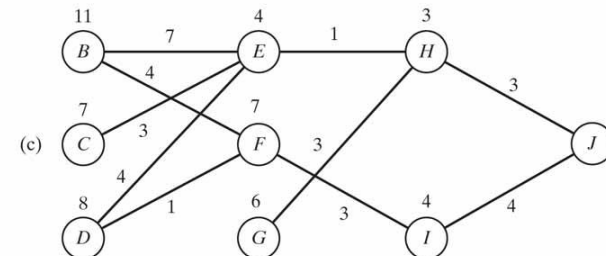
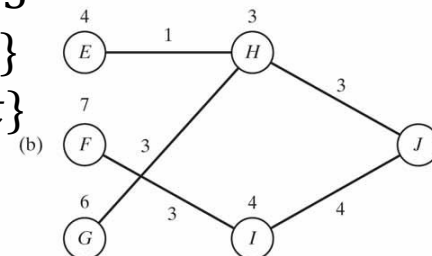
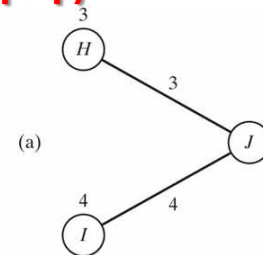
Κατεύθυνση Γραμμών

A (Αριστερά) \rightarrow Δ (Δεξιά)



Βέλτιστοι Δρόμοι Κόστους 11:

$\{A, C, E, H, J\}, \{A, D, E, H, J\}, \{A, D, F, I, J\}$



Αλγόριθμοι Δυναμικού Προγραμματισμού **Bellman-Ford** στηρίζουν την δρομολόγηση **Border Gateway Protocols (BGP)** ανάμεσα στα ~66,000 Αυτόνομα Συστήματα (**Autonomous Systems, AS**) στο **Internet** (~830,000 γνωστά δίκτυα)