Τεχνητή νοημοσύνη

Φροντιστήριο 7

Ασκήσεις μελέτης της 14ης και 15ης διάλεξης

Επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη μάθηση

- **Επιβλεπόμενη:** Προϋποθέτουν ότι υπάρχουν παραδείγματα εκπαίδευσης για τα οποία είναι **γνωστές** (ή μπορούν να αποκτηθούν) **οι ορθές απαντήσεις**.

- **Μη επιβλεπόμενη:** Προσπαθούν να **ανακαλύψουν νέες γνώσεις από δεδομένα** που δεν περιέχουν τις επιθυμητές απαντήσεις

Παραδείγματα εκπαίδευσης

Τραπεζικό σύστημα που θα αποφασίζει αν πρέπει να δοθεί δάνειο σε έναν πελάτη.

ιδιότητες

Πελάτης	Οφειλές	Εισόδημα	Παντρεμένος	Καλός;
1	Υψηλές (1)	Υψηλό (1)	Ναι (1)	Καλός (1)
2	Χαμηλές (0)	Υψηλό (1)	Όχι (0)	Κακός (0)
3	Χαμηλές (0)	Υψηλό (1)	Ναι (1)	Καλός (1)
4	Υψηλές (1)	Χαμηλό (0)	Ναι (1)	Κακός (0)
5	Χαμηλές (0)	Χαμηλό (0)	Ναι (1)	Κακός (0)

Επιθυμητές απαντήσεις

<1,1,1,1>
<0,1,0,0>
<0,1,1,1>
<1,0,1,0>
<0,0,1,0>

Η μάθηση ως πρόβλημα αναζήτησης

- Θεωρούμε ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ένα δείγμα από έναν πληθυσμό που παράγεται σύμφωνα με μια συγκεκριμένη άγνωστη συνάρτηση.
- Αναζητούμε αυτή τη συνάρτηση μέσα σε ένα χώρο συναρτήσεων.

Ο χώρος αναζήτησης εξαρτάται από τις ιδιότητες και το μοντέλο παράστασης των υποθέσεων (πχ γραμμική συνάρτηση

$$h: D_1, D_2, \ldots, D_n \rightarrow C$$

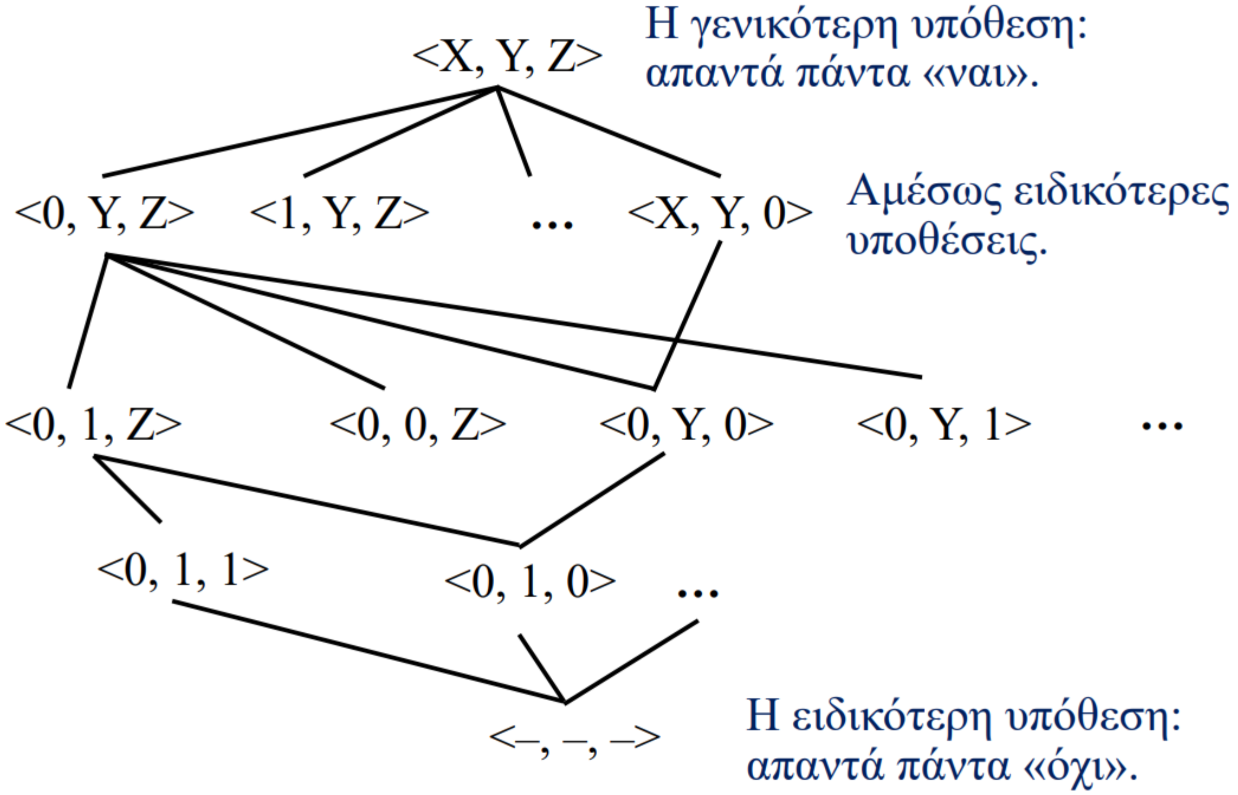
Υπόθεση

Δυνατές απαντήσεις

Δυνατές τιμές ιδιοτήτων

Γενικότερες/Ειδικότερες υποθέσεις

- Έστω ότι οι τιμές των υποθέσεων είναι 0 ή 1 και οι ιδιότητες έχουν διακριτές τιμές.
- Η h_2 είναι ειδικότερη της h_1 ανν $h_1 \neq h_2$ και αν $h_2(x_1, \ldots, x_n) = 1$, τότε $h_1(x_1, \ldots, x_n) = 1$.
- Συνεπείς υποθέσεις: συμφωνούν με τα δεδομένα εκπαίδευσης.



Αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων (ΑΑΥ)

G: {(X, Y, Z)}
S: {<-, -, ->}

(υψηλές, υψηλό, ναι)
δώσε

G: {(X, Y, Z)}
S: {(υψηλές, υψηλό, ναι) }

Για κάθε νέο θετικό παράδειγμα d:
– Αφαίρεσε από το G τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το d.
– Για κάθε υπόθεση s του S που είναι ασυνεπής με το d:
• Αφαίρεσε την s από το S.
• Πρόσθεσε στο S κάθε ελάχιστη γενίκευση h της s, για την οποία ισχύει ότι:
– Η h είναι συνεπής με το d.
– Η h είναι ειδικότερη ή ίδια με μια υπόθεση του G.
– Αφαίρεσε από το S κάθε υπόθεση που είναι γενικότερη από μια άλλη υπόθεση του S.

Αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων (ΑΑΥ)

G: {(X, Y, Z)}
S: {(υψηλές, υψηλό, ναι) }

(χαμηλές, υψηλό, όχι)
μη δώσεις

G: {(Υψηλές, Y, Z), ~~(X, Χαμηλό, Z)~~, (X, Y, Ναι)}
S: {(υψηλές, υψηλό, ναι) }

Για κάθε νέο αρνητικό παράδειγμα d:
– Αφαίρεσε από το S τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το d.
– Για κάθε υπόθεση g του G που είναι ασυνεπής με το d:
• Αφαίρεσε την g από το G.
• Πρόσθεσε στο G κάθε ελάχιστη ειδίκευση h της g, για την οποία ισχύει ότι:
– Η h είναι συνεπής με το d.
– Η h είναι γενικότερη ή ίδια με μια υπόθεση του S.
– Αφαίρεσε από το G κάθε υπόθεση που είναι ειδικότερη από μια άλλη υπόθεση του G.

Αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων (ΑΑΥ)

G: {(Υψηλές, Y, Z), ~~(X, Χαμηλό, Z)~~, (X, Y, Ναι)}
S: {(υψηλές, υψηλό, ναι) }

(χαμηλές, υψηλό, ναι)
δώσε

G: {(X, Y, Ναι)}
S: {(X, υψηλό, ναι) }

Για κάθε νέο θετικό παράδειγμα d:
– Αφαίρεσε από το G τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το d.
– Για κάθε υπόθεση s του S που είναι ασυνεπής με το d:
• Αφαίρεσε την s από το S.
• Πρόσθεσε στο S κάθε ελάχιστη γενίκευση h της s, για την οποία ισχύει ότι:
– Η h είναι συνεπής με το d.
– Η h είναι ειδικότερη ή ίδια με μια υπόθεση του G.
– Αφαίρεσε από το S κάθε υπόθεση που είναι γενικότερη από μια άλλη υπόθεση του S.

Αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων (ΑΑΥ)

G: {(X, Y, Ναι)}
S: {(X, υψηλό, ναι) }

(υψηλές, χαμηλό, ναι)
μη δώσεις

G: {(Χαμη~~λό~~, Y, ναι), (X, Yψηλό, ναι)}
S: {(X, υψηλό, ναι) }

Για κάθε νέο αρνητικό παράδειγμα d:
– Αφαίρεσε από το S τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το d.
– Για κάθε υπόθεση g του G που είναι ασυνεπής με το d:
• Αφαίρεσε την g από το G.
• Πρόσθεσε στο G κάθε ελάχιστη ειδίκευση h της g, για την οποία ισχύει ότι:
– Η h είναι συνεπής με το d.
– Η h είναι γενικότερη ή ίδια με μια υπόθεση του S.
– Αφαίρεσε από το G κάθε υπόθεση που είναι ειδικότερη από μια άλλη υπόθεση του G.

Αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων (ΑΑΥ)

G: {~~(Χαμηλές, Y, ναι)~~, (X, Υψηλό, ναι)}
S: {(X, υψηλό, ναι) }

(χαμηλές, χαμηλό, ναι)
μη δώσεις

G: {(X, υψηλό, ναι)}
S: {(X, υψηλό, ναι) }

Για κάθε νέο αρνητικό παράδειγμα d:
– Αφαίρεσε από το S τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το d.
– Για κάθε υπόθεση g του G που είναι ασυνεπής με το d:
• Αφαίρεσε την g από το G.
• Πρόσθεσε στο G κάθε ελάχιστη ειδίκευση h της g, για την οποία ισχύει ότι:
– Η h είναι συνεπής με το d.
– Η h είναι γενικότερη ή ίδια με μια υπόθεση του S.
– Αφαίρεσε από το G κάθε υπόθεση που είναι ειδικότερη από μια άλλη υπόθεση του G.

Άσκηση 14.1

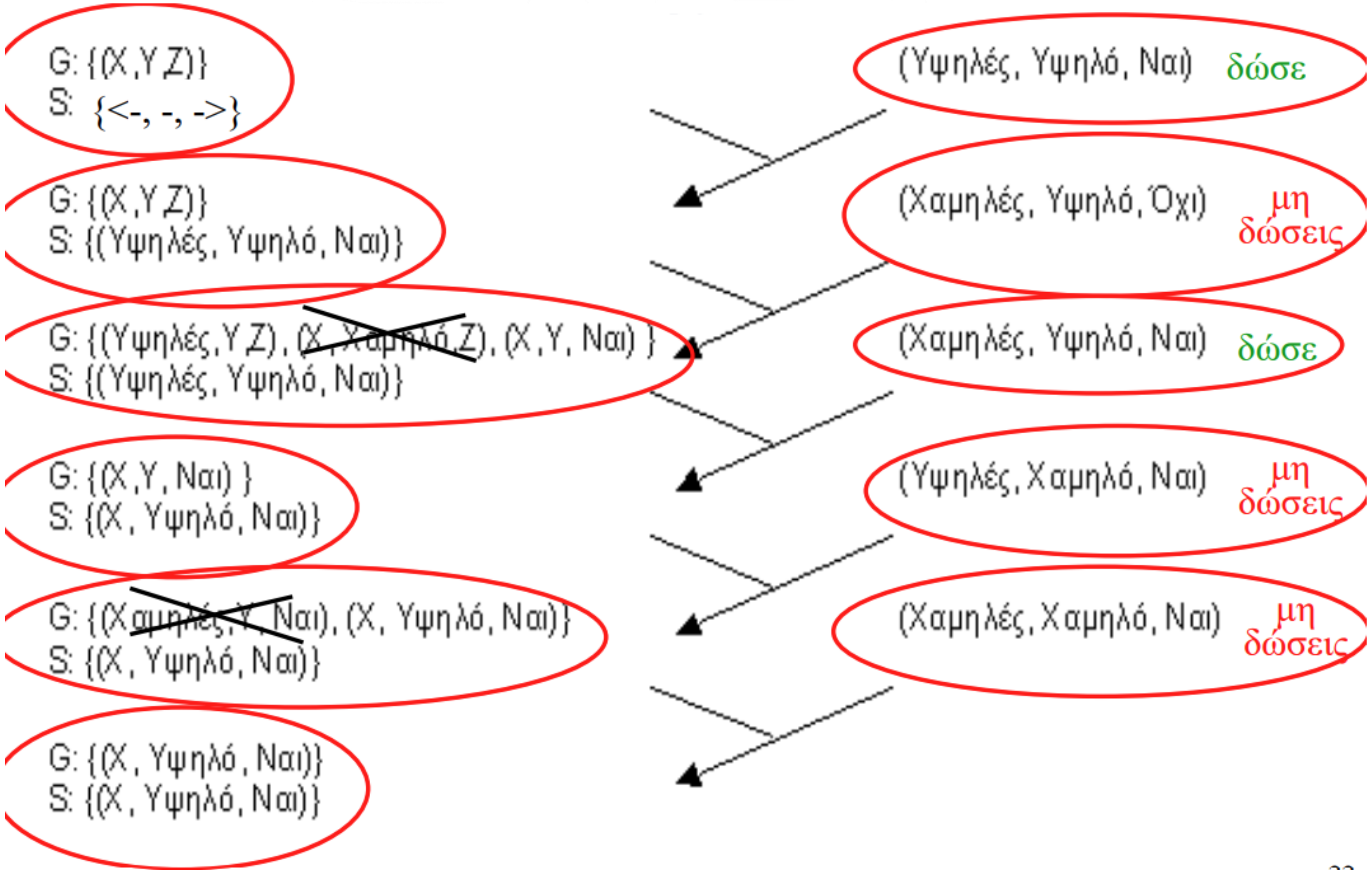
Στο παράδειγμα χρήσης του Αλγορίθμου Απαλοιφής Υποψηφίων της 14ης διάλεξης (βλ. σχήμα δεξιά), θεωρήστε ότι υπάρχει ένα ακόμα, έκτο παράδειγμα εκπαίδευσης:

(Υψηλές, Υψηλό, Ναι): μη δώσεις.

Εξηγήστε αναλυτικά πώς θα μεταβληθούν τα G και S κατά την επεξεργασία του έκτου παραδείγματος εκπαίδευσης. Τι πρόβλημα προκύπτει; Ήταν αναμενόμενο και γιατί;

Άσκηση 14.1

Προσθέτουμε νέο παράδειγμα: (Υψηλές, Υψηλό, Ναι): μη δώσεις.



Άσκηση 14.1

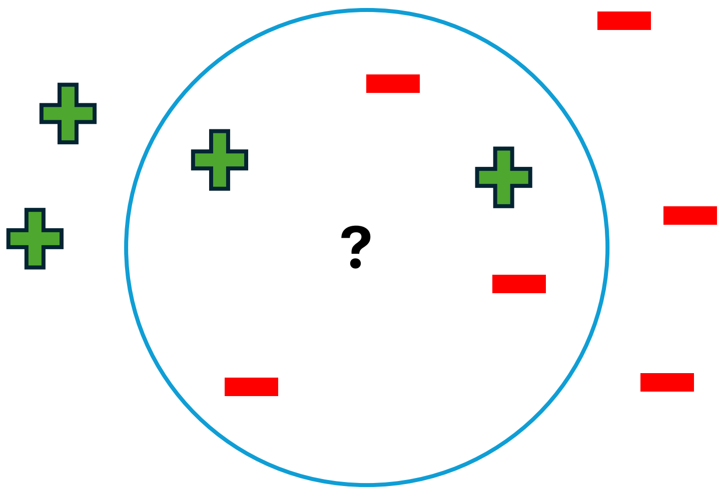
Αφαιρούμε πρώτα από το S τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το νέο παράδειγμα. Η υπόθεση (X, Υψηλό, ΝΑΙ) είναι ασυνεπής με το νέο παράδειγμα, αφού δίνει δάνειο στον πελάτη του έκτου παραδείγματος, ενώ δεν θα έπρεπε. Άρα την αφαιρούμε και έχουμε πλέον S = {}.

Αφαιρούμε κατόπιν από το G τις υποθέσεις που είναι ασυνεπείς με το νέο παράδειγμα. Η μοναδική υπόθεση του G είναι ασυνεπής με το νέο παράδειγμα. Επομένως, έχουμε πλέον G = {}. Θα πρέπει επίσης να προσθέσουμε στο G κάθε ελάχιστη ειδίκευση της υπόθεσης που αφαιρέσαμε η οποία (i) είναι συνεπής με το νέο παράδειγμα και (ii) είναι γενικότερη ή ίδια με μια υπόθεση του S, αλλά αφού το S είναι πλέον κενό, δεν υπάρχει καμία υπόθεση που να ικανοποιεί τη συνθήκη (ii). Άρα παραμένει G = {}.

Καταλήγουμε, επομένως, σε S = G = {}, δηλαδή δεν επιλέγουμε κατά τη μάθηση καμία υπόθεση του χώρου αναζήτησης. Αυτό είναι αναμενόμενο, γιατί το έκτο παράδειγμα είναι ασυνεπές με το πρώτο και γνωρίζουμε ότι με ασυνεπή παραδείγματα εκπαίδευσης, ο ΑΑΥ καταλήγει σε S = G = {}.

Αλγόριθμος k κοντινότερων γειτόνων (k-NN)

- βρίσκουμε στα παραδείγματα εκπαίδευσης τους k κοντινότερους γείτονες του νέου διανύσματος (π.χ. k = 5).
- Κατατάσσουμε το νέο διάνυσμα στην κατηγορία της πλειοψηφίας των γειτόνων (εδώ «–»).
- Σε προβλήματα που οι αποκρίσεις είναι πραγματικοί αριθμοί, επιστρέφουμε π.χ. τη μέση τιμή των γειτόνων.



Αλγόριθμος k κοντινότερων γειτόνων (k-NN)

Έστω ότι έχουμε τα ακόλουθα παραδείγματα εκπαίδευσης:

<1, 0, 0, 1, 1>

<1, 1, 0, 1, 1>

<0, 0, 1, 1, 0>

<0, 0, 1, 0, 0>

Και λαμβάνουμε το διάνυσμα: <1, 1, 0, 0, ?>.

Που θα το κατατάξουμε για k = 3;

Αλγόριθμος k κοντινότερων γειτόνων (k-NN)

Έστω ότι έχουμε τα ακόλουθα παραδείγματα εκπαίδευσης:

<1, 0, 0, 1, 1>

<1, 1, 0, 1, 1>

<0, 0, 1, 1, 0>

<0, 0, 1, 0, 0>

Και λαμβάνουμε το διάνυσμα: <1, 1, 0, 0, 1>.

Που θα το κατατάξουμε για k = 3;

Άσκηση 15.1

Έστω ένα αντικείμενο προς κατάταξη το οποίο παριστάνεται με το διάνυσμα < X_1, X_2, X_3 > = < 0, 1, 0 >.

Σε ποια από τις δύο κατηγορίες (C = 0 ή C = 1) θα κατατάξει το αντικείμενο ο αλγόριθμος των k κοντινότερων γειτόνων με k = 3 και μέτρο απόστασης δύο διανυσμάτων τον αριθμό των ιδιοτήτων στις οποίες έχουν διαφορετικές τιμές;

Δείξτε αναλυτικά τους υπολογισμούς σας

d	0	1	0	C?
2	1	0	0	0
1	0	1	1	0
3	1	0	1	1
2	1	1	1	1

Άσκηση 15.1

Η πρώτη στήλη του διπλανού πίνακα δείχνει τις αποστάσεις (d) του διανύσματος του προς κατάταξη αντικειμένου από τα διανύσματα των παραδειγμάτων εκπαίδευσης.

Οι k = 3 κοντινότεροι γείτονες είναι εκείνοι που βρίσκονται σε αποστάσεις 1 και 2. Μεταξύ αυτών πλειοψηφεί η C = 0. Επομένως το αντικείμενο θα καταταγεί στη C = 0.

d	0	1	0	C?
2	1	0	0	0
1	0	1	1	0
3	1	0	1	1
2	1	1	1	1

Άσκηση 15.2

Αν δεν υπάρχουν ασυνεπή διανύσματα εκπαίδευσης και αξιολογήσουμε έναν ταξινομητή k κοντινότερων γειτόνων στο ίδιο σύνολο διανυσμάτων στο οποίο τον εκπαιδεύσαμε, το ποσοστό ορθότητάς του θα βρεθεί να είναι:

Α) σίγουρα 100%

Β) σίγουρα 100% αν $k = 1$, αλλά όχι σίγουρα 100% αν $k \neq 1$

Γ) τίποτα από τα παραπάνω (το αποτέλεσμα εξαρτάται από τις τυχαιότητες των δεδομένων

Άσκηση 15.2

Αν $k = 1$, κάθε διάνυσμα αξιολόγησης θα κατατάσσεται στην κατηγορία του κοντινότερου διανύσματος εκπαίδευσης, που θα είναι ο εαυτός του (ή ένα αντίγραφο του εαυτού του, της ίδιας κατηγορίας, αφού δεν υπάρχουν ασυνεπή διανύσματα εκπαίδευσης), αφού τα διανύσματα αξιολόγησης είναι τα ίδια με τα διανύσματα εκπαίδευσης, οπότε θα κατατάσσεται σωστά.

Αν $k \neq 1$, κάθε διάνυσμα αξιολόγησης θα κατατάσσεται στην κατηγορία που πλειοψηφεί μεταξύ των k πιο παρόμοιων διανυσμάτων εκπαίδευσης (και αξιολόγησης) και μπορεί η πλειοψηφούσα κατηγορία να είναι διαφορετική από τη σωστή κατηγορία του διανύσματος αξιολόγησης. Άρα στην περίπτωση αυτή το ποσοστό ορθότητας δεν θα είναι σίγουρα 100%.

Άσκηση 15.2

Αν δεν υπάρχουν ασυνεπή διανύσματα εκπαίδευσης και αξιολογήσουμε έναν ταξινομητή k κοντινότερων γειτόνων στο ίδιο σύνολο διανυσμάτων στο οποίο τον εκπαιδεύσαμε, το ποσοστό ορθότητάς του θα βρεθεί να είναι:

Α) σίγουρα 100%

<u>Β) σίγουρα 100% αν $k = 1$, αλλά όχι σίγουρα 100% αν $k \neq 1$</u>

Γ) τίποτα από τα παραπάνω (το αποτέλεσμα εξαρτάται από τις τυχαιότητες των δεδομένων

Εντροπία

- Έστω C τυχαία μεταβλητή που αναπαριστά την ορθή απόκριση.
- Η εντροπία δείχνει **πόσο αβέβαιοι είμαστε για την τιμή της C.**

$$H(C) = -\sum_{c} P(C = c) \log_2 P(C = c)$$

- Δηλαδή πόση είναι **η ελάχιστη ποσότητα πληροφορίας που πρέπει να μας δοθεί για να γνωρίζουμε με βεβαιότητα την τιμή της C.**

Άσκηση 15.3(α)

Βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης του διπλανού πίνακα, η εντροπία της κατηγορίας C είναι:

A) H(C) = 1

B) H(C) = 0

Γ) H(C) = ½

X	*Y*	*Z*	*C*
0	1	0	θετικό
0	1	1	θετικό
0	1	0	θετικό
1	0	1	θετικό
1	1	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό
0	0	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό

Άσκηση 15.3(α)

P(C=θετικό) = P(C=αρνητικό) = ½.

Έχουμε δύο ισοπίθανα ενδεχόμενα C = θετικό και C = αρνητικό και άρα μέγιστη εντροπία (αβεβαιότητα), που για δύο ενδεχόμενα είναι ίση με 1.

Το ίδιο αποτέλεσμα προκύπτει από τον ορισμό της εντροπίας, κάνοντας τις πράξεις.

Άσκηση 15.3(α)

Βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης του διπλανού πίνακα, η εντροπία της κατηγορίας C είναι:

A) H(C) = 1

B) H(C) = 0

Γ) H(C) = ½

X	*Y*	*Z*	*C*
0	1	0	θετικό
0	1	1	θετικό
0	1	0	θετικό
1	0	1	θετικό
1	1	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό
0	0	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό

Κέρδος πληροφορίας

- Εντροπία της C αν μάθουμε ότι η τιμή της τυχαίας μεταβλητής X είναι 1:

$$H(C|\mathrm{X}=1) = -\sum_{c} P(C=c|\,X=1)\log_2 P(C=c|\,X=1)$$

- Εντροπία της C αν μάθουμε ότι η τιμή της τυχαίας μεταβλητής X είναι 0:

$$H(C|\mathrm{X}=0) = -\sum_{c} P(C=c|\,X=0)\log_2 P(C=c|\,X=0)$$

Κέρδος πληροφορίας IG: Αναμενόμενη μείωση της H(C), αν μάθουμε την τιμή της X.

$$\boxed{IG(C,X) = IG(X,C) = H(C) - \sum_{c} P(X=x)\,H(C|\mathrm{X}=x)}$$

Άσκηση 15.3(β)

Βάσει των δεδομένων του πίνακα του σκέλους (α), υψηλότερο είναι το κέρδος πληροφορίας (δεν χρειάζονται πράξεις):

A) IG(C, X)

B) IG(C, Y)

Γ) IG(C, Z)

X	*Y*	*Z*	*C*
0	1	0	θετικό
0	1	1	θετικό
0	1	0	θετικό
1	0	1	θετικό
1	1	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό
0	0	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό

Άσκηση 15.3(β)

- Τα δεδομένα εκπαίδευσης δείχνουν ότι αν μάθουμε πως Y = 1, είναι πολύ πιθανό (πιθανότητα ¾) ότι C = θετικό και αν μάθουμε πως Y = 0, είναι πολύ πιθανό (πιθανότητα ¾) ότι C = αρνητικό. Επομένως, η γνώση της τιμής της ιδιότητας Y μειώνει την εντροπία (αβεβαιότητα για την τιμή) της C, εντροπία που αρχικά ήταν μέγιστη.
- Αντίθετα, τα δεδομένα εκπαίδευσης δείχνουν ότι αν μάθουμε πως X = 1, η πιθανότητα να έχουμε C = θετικό παραμένει ½ και ίση με την πιθανότητα να έχουμε C = αρνητικό και αν μάθουμε ότι X = 0, η πιθανότητα να έχουμε C = θετικό παραμένει ½ και ίση με την πιθανότητα να έχουμε C = αρνητικό. Άρα η γνώση της τιμής της X δεν μειώνει καθόλου την εντροπία (αβεβαιότητα για την τιμή της) C, επομένως IG(C,X) = 0.
- Ομοίως, IG(C,Z) = 0

Άσκηση 15.3(β)

Βάσει των δεδομένων του πίνακα του σκέλους (α), υψηλότερο είναι το κέρδος πληροφορίας (δεν χρειάζονται πράξεις):

A) IG(C, X)

<u>B) IG(C, Y)</u>

Γ) IG(C, Z)

X	*Y*	*Z*	*C*
0	1	0	θετικό
0	1	1	θετικό
0	1	0	θετικό
1	0	1	θετικό
1	1	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό
0	0	0	αρνητικό
0	0	1	αρνητικό

Άσκηση 15.4

Υπολογίστε την εντροπία στις περιπτώσεις που αναφέρει η διαφάνεια 12 (μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου). Υπόδειξη: Για P(C) → 0, χρησιμοποιήστε τον κανόνα De L'Hôpital.

α) Όταν τα παραδείγματα εκπαίδευσης περιλαμβάνουν 200 ανεπιθύμητα και 600 επιθυμητά μηνύματα.

β) Όταν τα παραδείγματα εκπαίδευσης περιλαμβάνουν 400 ανεπιθύμητα και 400 επιθυμητά μηνύματα.

γ) Όταν τα παραδείγματα εκπαίδευσης τείνουν να είναι όλα ανεπιθύμητα

Άσκηση 15.4

α) Όταν τα παραδείγματα εκπαίδευσης περιλαμβάνουν 200 ανεπιθύμητα και 600 επιθυμητά μηνύματα, έχουμε:

$$P(C=1)=\frac{200}{800}=\frac{1}{4},\ P(C=0)=\frac{600}{800}=\frac{3}{4},$$

$$log_2\frac{1}{4}=-2,\ log_2\frac{3}{4}=log_2 3-log_2 4=1.585-2=-0.415$$

$$H(C)=\frac{1}{4}\cdot 2+\frac{3}{4}\cdot 0.415=0.811$$

Άσκηση 15.4(β)

- Όταν τα παραδείγματα εκπαίδευσης περιλαμβάνουν 400 ανεπιθύμητα και 400 επιθυμητά μηνύματα, έχουμε:

$$P(C=1)=\frac{400}{800}=\frac{1}{2},\ P(C=0)=\frac{400}{800}=\frac{1}{2},\ log_2\frac{1}{2}=-1,$$

$$H(C)=\frac{1}{2}\cdot 1+\frac{1}{2}\cdot 1=1$$

Άσκηση 15.4

γ) Όταν τα παραδείγματα εκπαίδευσης τείνουν να είναι όλα ανεπιθύμητα, έχουμε:

$$P(C=1)=1,\ P(C=0)=0,\ log_2 P(C=1)=0,\ log_2 P(C=0)\to -\infty$$

$$H(C) = -P(C=1)\cdot log_2 P(C=1) - P(C=0)\cdot log_2 P(C=0) =$$

$$= -1\cdot 0 - \frac{log_2 P(C=0)}{\frac{1}{P(C=0)}}$$

$$H(C) \to -\frac{\frac{1}{P(C=0)\ln 2}}{-\frac{1}{P(C=0)^2}} = \frac{P(C=0)}{\ln 2} = 0$$

Άσκηση 15.5(α)

Εξηγήστε γιατί οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης πρέπει να αξιολογούνται σε διαφορετικά δεδομένα από αυτά με τα οποία εκπαιδεύτηκαν.

Άσκηση 15.5(α)

Αν αξιολογούνταν στα δεδομένα εκπαίδευσης, ένας αλγόριθμος που θα απομνημόνευε τις σωστές απαντήσεις των παραδειγμάτων εκπαίδευσης και θα απαντούσε τυχαία σε κάθε άλλη περίπτωση θα πετύχαινε ακρίβεια 100% στην αξιολόγηση, χωρίς αυτή η επίδοση να είναι ενδεικτική του πόσο καλά θα τα πήγαινε σε διαφορετικά δεδομένα αξιολόγησης, αφού τότε θα απαντούσε τυχαία. Γενικότερα, υπάρχει ο κίνδυνος το μοντέλο απόφασης που παράγεται να είναι υπερ-εξειδικευμένο στα δεδομένα εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να επιτυγχάνεται υψηλή ακρίβεια στα δεδομένα εκπαίδευσης, που δεν είναι ενδεικτική της ακρίβειας που επιτυγχάνεται σε διαφορετικά δεδομένα αξιολόγησης.

Άσκηση 15.5(β)

Ένας ερευνητής υπέβαλε σε ένα επιστημονικό συνέδριο εργασία του στην οποία περιέγραφε ένα σύστημα αναγνώρισης ονομάτων οντοτήτων που χρησιμοποιούσε επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση. Στην εργασία περιέγραφε, μεταξύ άλλων, πειράματα στα οποία δοκίμασε πολλά **διαφορετικά σύνολα ιδιοτήτων**. Για κάθε σύνολο ιδιοτήτων, είχε εκπαιδεύσει το σύστημα σε ένα σύνολο κειμένων εκπαίδευσης (το ίδιο για όλα τα σύνολα ιδιοτήτων) και τον είχε αξιολογήσει σε ένα εντελώς διαφορετικό σύνολο κειμένων αξιολόγησης (το ίδιο για όλα τα σύνολα ιδιοτήτων). Στην εργασία παρέθετε τα **αποτελέσματα της αξιολόγησης** για κάθε διαφορετικό σύνολο ιδιοτήτων, **από τα οποία προέκυπτε το καλύτερο σύνολο ιδιοτήτων και η αντίστοιχη καλύτερη επίδοση του συστήματος στο σύνολο αξιολόγησης**. Ωστόσο, οι κριτές του συνεδρίου απέρριψαν την εργασία λέγοντας ότι **μέρος της εκπαίδευσης είχε γίνει στα δεδομένα αξιολόγησης**. Είχαν δίκιο οι κριτές; Εξηγήστε γιατί. Αν πιστεύετε ότι είχαν δίκιο, εξηγήστε επίσης τι θα έπρεπε να κάνει ο ερευνητής για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα.

Άσκηση 15.5(β)

Είχαν δίκιο, γιατί ο ερευνητής επέλεξε τις ιδιότητες που οδηγούσαν στα καλύτερα αποτελέσματα αξιολόγησης. Ουσιαστικά, δηλαδή, χρησιμοποίησε τα δεδομένα αξιολόγησης για την επιλογή ιδιοτήτων, η οποία αποτελεί μέρος της εκπαίδευσης. Υπάρχει ο κίνδυνος να επέλεξε έτσι ιδιότητες που οδηγούν σε καλά αποτελέσματα στο συγκεκριμένο σύνολο αξιολόγησης και μόνο (πρόβλημα υπερ-εφαρμογής). Θα έπρεπε να είχε χρησιμοποιήσει ένα ξεχωριστό σύνολο δεδομένων επικύρωσης. Για κάθε σύνολο ιδιοτήτων, θα έπρεπε να είχε εκπαιδεύσει το σύστημα με τα δεδομένα εκπαίδευσης και να είχε μετρήσει την επίδοσή του στα δεδομένα επικύρωσης, ώστε να επιλέξει το σύνολο ιδιοτήτων με την καλύτερη επίδοση στα δεδομένα επικύρωσης. Κατόπιν, θα έπρεπε να είχε αξιολογήσει το σύστημα με το επιλεγμένο σύνολο ιδιοτήτων στα δεδομένα αξιολόγησης.