

Οι ακόλουθες λύσεις είναι συνοπτικές. Οι κανονικές λύσεις που παραδίδονται θα πρέπει να είναι πιο λεπτομερείς.

Ασκηση 2.1: α) Μπορούμε να αποδείξουμε ότι το σφάλμα της προσέγγισης τάξης p δίνεται από τον τύπο:

$$J = \sum_{i=p+1}^d \lambda_i$$

όπου $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_d$ οι ιδιοτιμές του \mathbf{R}_x . Χρησιμοποιώντας επαγωγή τώρα αποδεικνύεται το επιθυμητό.

β) Αναλύουμε τους πίνακες \mathbf{U} και \mathbf{R} και υπολογίζουμε το ίχνος τους. Στη συνέχεια βρίσκουμε την επιθυμητή σχέση ελαχιστοποιώντας το \tilde{J} . Στην περίπτωση που ο \mathbf{H} δεν είναι διαγώνιος αλλά ερμιτιανός μπορεί να παραγοντοποιηθεί ως

$$\mathbf{H} = \mathbf{F}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{F}$$

όπου \mathbf{F} ο πίνακας ιδιοδιανυσμάτων του \mathbf{H} . Ελαχιστοποιώντας πάλι το \tilde{J} προκύπτει το ίδιο αποτέλεσμα.

Ασκηση 2.2: Έχουμε για την negentropy μιας τυχαίας μεταβλητής y :

$$J(y) = H(y_{\text{gauss}}) - H(y)$$

όπου y_{gauss} γκαουσιανή κατανομή με ίδιο μέσο όρο και τυπική απόκλιση με την y και H η συνάρτηση εντροπίας. Χρησιμοποιώντας τον τύπο του Edgeworth για την πυκνότητα $p(y)$ της μεταβλητής και χρησιμοποιώντας την προσέγγιση:

$$(1+x) \log(1+x) \approx x + 1/2x^2 - 1/6x^3 + 1/12x^4$$

καταλήγουμε μετά από πράξεις στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

Ασκηση 2.3: Έχουμε:

$$\mu_i = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu}_i$$

και

$$\sigma_i^2 = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\Sigma}_i \mathbf{w}$$

Αντικαθιστώντας στη συνάρτηση κριτηρίου, προκύπτει αποτέλεσμα που γράφεται ως γενικευμένο πηλίκο Rayleigh και που μεγιστοποιείται στη μέγιστη ιδιοτιμή του. Επομένως μετά από πράξεις προκύπτει:

$$\mathbf{w} = (\boldsymbol{\Sigma}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_2)^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$$

Ασκηση 2.4: Με βάση τη μορφή του reward & punishment αλγορίθμου αρχίζουμε να εισάγουμε τα επαναληπτικά τα διανύσματα $[0, 0]^T$, $[0, 1]^T$, $[1, 0]^T$, $[1, 1]^T$ στην εκτεταμένη μορφή ($\rho = 1$):

1. $\mathbf{w}(0) = [0, 0, 0]^T$
 $-\mathbf{w}^T(0)[0, 0, 1]^T = 0$, διόρθωση
2. $\mathbf{w}^T(1) = \mathbf{w}(0) + [0, 0, 1]^T = [0, 0, 1]$
 $-\mathbf{1}^T(1)[0, 1, 1]^T = 1 > 0$, καμία αλλαγή
3. . . .

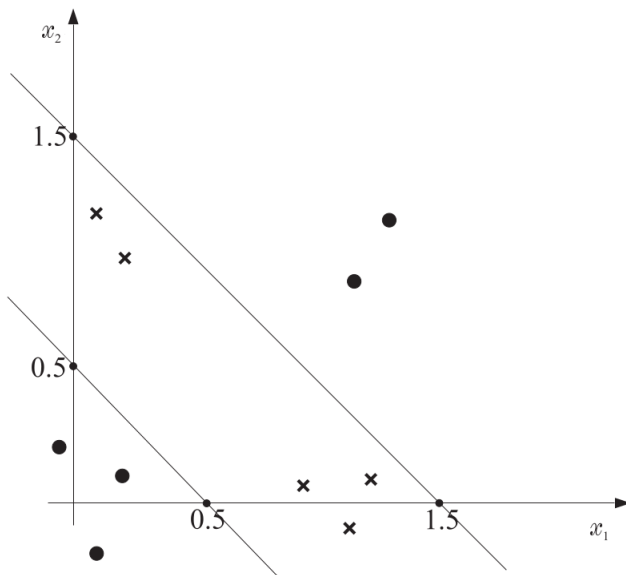
και συνεχίζουμε έως ότου και τα τέσσερα διανύσματα να ταξινομηθούν σωστά. Το τελικό ‘υπερεπίπεδο’ στο χώρο (x_1, x_2) είναι:

$$-2x_1 + 1 = 0$$

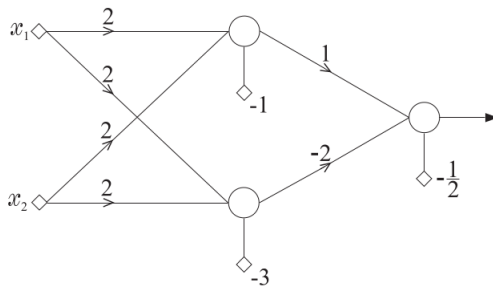
Άσκηση 2.5: Είναι φανερό από το επόμενο σχήμα οι δύο κλάσεις δεν είναι γραμμικώς διαχωρίσιμες. Επιπλέον, δύο γραμμές για παράδειγμα που διαχωρίζουν τις κλάσεις είναι οι

$$2x_1 - 2x_2 - 1 = 0$$

$$2x_1 - 2x_2 - 3 = 0$$



Επομένως, ένα MLP που κάνει σωστή ταξινόμηση τις κλάσεις είναι:



Άσκηση 2.6: α) Έχουμε:

$$J = - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{k_L} y_k(i) \ln \hat{y}_k(i) - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{k_L} y_k(i) \ln y_k(i)$$

Για δυαδικές επιθυμητές τιμές εξόδου ο πρώτος όρος είναι 0 ενώ ο δεύτερος όρος έχει ελάχιστη τιμή μηδέν.

β) Έχουμε:

$$\hat{y}_k(i) = y_k(i) + e_k(i)$$

όπου $e_k(i)$ το σφάλμα. Με κατάλληλες πράξεις στη συνάρτηση εντροπίας βρίσκουμε:

$$J = - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{k_L} y_k(i) \ln \left(1 + \frac{e_k(i)}{y_k(i)} \right)$$
