

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
Π.Σ. ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ
ΜΑΘΗΜΑ 7^ο

ΣΤΑΥΡΟΣ ΑΔΑΜ

ΧΕΙΜΕΡΙΝΟ ΕΞΑΜΗΝΟ 2020-2021

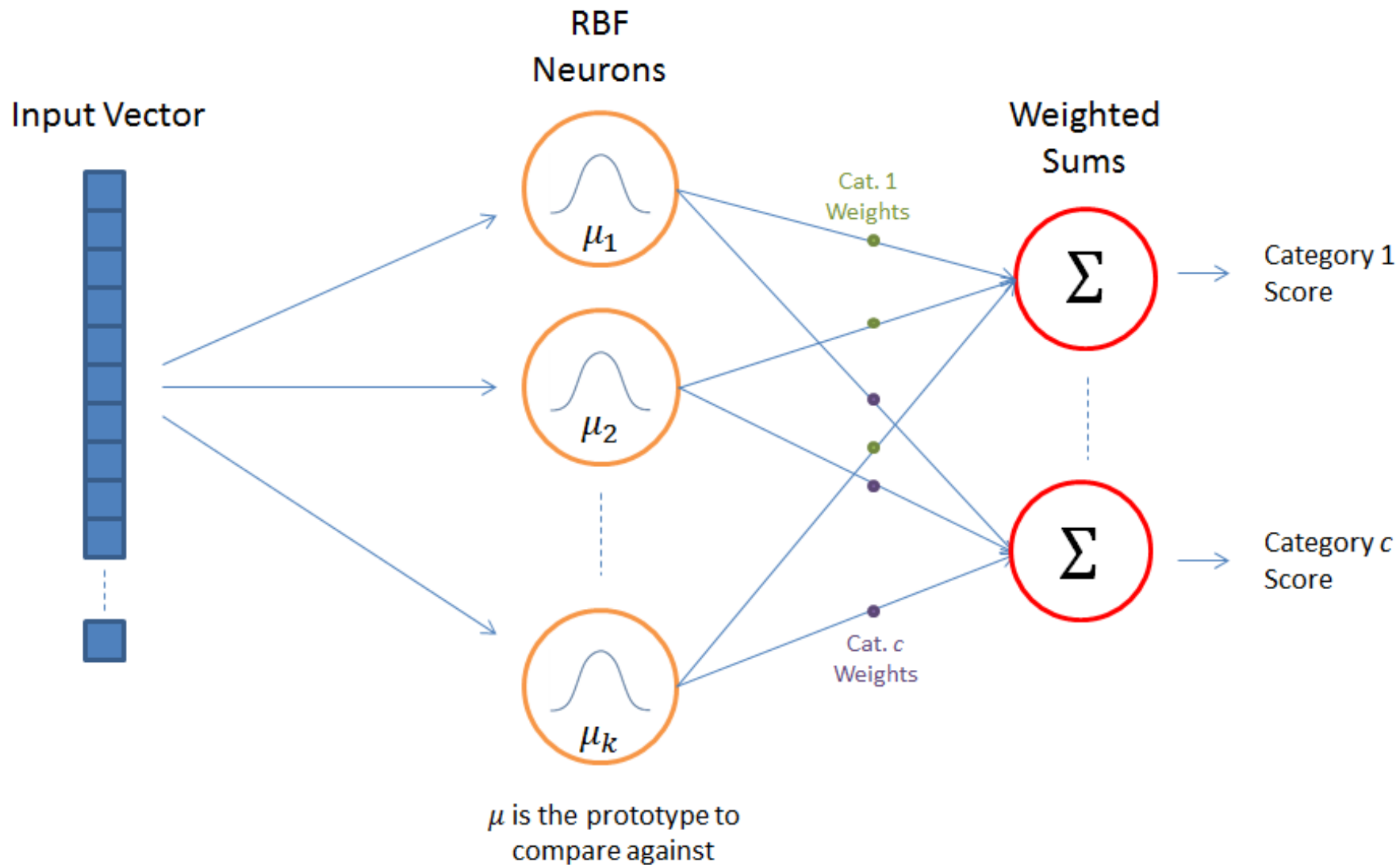
RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

- Αρχιτεκτονική δικτύου RBF: Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward) για προβλήματα μάθησης με επίβλεψη. Εναλλακτικό του MLP.
- Υλοποιούν απεικονίσεις από το χώρο εισόδου στο χώρο εξόδου (όπως το MLP) βασισμένα στο Θεώρημα παγκόσμιας προσέγγισης και στο γεγονός ότι δεν είναι μόνον οι σιγμοειδείς συναρτήσεις που αποτελούν βάση του χώρου των συνεχών συναρτήσεων αλλά και οι ακτινικές συναρτήσεις.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

- Αρχιτεκτονική δικτύου RBF: Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward) για προβλήματα μάθησης με επίβλεψη. Εναλλακτικό του MLP.
- https://chrisjmccormick.files.wordpress.com/2013/08/architecture_simple2.png

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS



RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

- Η λειτουργία των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου είναι εντελώς διαφορετική. Οι νευρώνες υλοποιούν τη λειτουργία συναρτήσεων πυρήνα (radial basis function networks).
- Radial basis functions = kernel functions
- Συναρτήσεις ακτινικής βάσης = Συναρτήσεις πυρήνα

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Συναρτήσεις ακτινικής βάσης

- Συναρτήσεις πυρήνα: αποτελούν μια άλλη βάση του χώρου των συνεχών συναρτήσεων
- Μια συνάρτηση $f(\mathbf{x})$ λέγεται συνάρτηση ακτινικού τύπου (radial function) αν υπάρχει ένα διάνυσμα $\mathbf{c}$ που ονομάζεται κέντρο (center ή centroid) και η τιμή της συνάρτησης εξαρτάται από την απόσταση του $\mathbf{x}$ από το κέντρο $\mathbf{c}$. Δηλαδή,

$$f(\mathbf{x}) = f(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|)$$

- Παραδείγματα συναρτήσεων ακτινικού τύπου:

– Συνάρτηση Gauss

$$f(\mathbf{x}) = e^{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|^2}{2\sigma^2}}$$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Συναρτήσεις ακτινικής βάσης

– Πολυτετραγωνική συνάρτηση

$$f(\mathbf{x}) = (\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|^2 + \sigma^2)^{1/2}$$

– Συνάρτηση Cauchy $f(\mathbf{x}) = \frac{(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|^2 + \sigma^2)^{-1}}{\sigma}$

- Οι συναρτήσεις αυτές παρέχουν μέγιστη τιμή στο κέντρο και καθώς απομακρυνόμαστε ακτινικά από το κέντρο η τιμή της συνάρτησης μειώνεται και σχεδόν εκμηδενίζεται για σημεία $\mathbf{x}$ που είναι μακριά από το κέντρο $\mathbf{c}$.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Δομή δικτύων RBF

- Τα δίκτυα RBF έχουν ένα μόνο κρυμμένο επίπεδο, του οποίου οι κρυμμένοι νευρώνες j υπολογίζουν την ακτινική συνάρτηση $h_j(\mathbf{x})$ του διανύσματος εισόδου $\mathbf{x}$.
- Για ένα δίκτυο RBF με n εισόδους, H κρυμμένους νευρώνες και m εξόδους και για είσοδο $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ οι έξοδοι o_k ($k = 1, \dots, m$) του δικτύου υπολογίζονται από τη σχέση:
$$o_k(\mathbf{x}) = w_{k0} + \sum_{j=1}^H w_{ij} h_j(\mathbf{x})$$
- όπου w_{ij} είναι το συναπτικό βάρος της εξόδου του j κρυμμένου νευρώνα με την είσοδο του i νευρώνα εξόδου

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

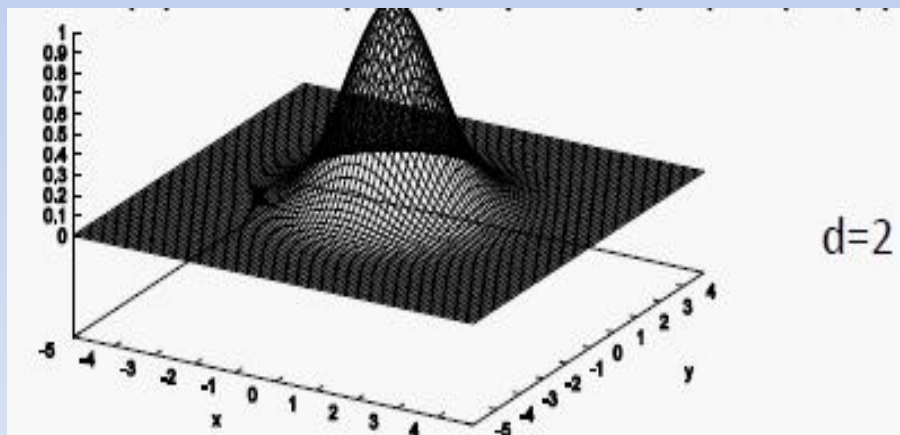
Δομή δικτύων RBF

- Οι νευρώνες εξόδου είναι τυπικοί νευρώνες εσωτερικού γινομένου (όπως και στο MLP) με γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης.
- Το διάνυσμα βαρών $\mathbf{w}_j = (w_{j,1}, w_{j,2}, \dots, w_{j,n})^T$ στην είσοδο του j κρυμμένου νευρώνα καθορίζει το κέντρο της συνάρτησης, ενώ η παράμετρος σ_j καθορίζει την ακτίνα της συνάρτησης.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Δομή δικτύων RBF

- Η συνάρτηση παίρνει τη μέγιστη τιμή στο κέντρο, δηλαδή όταν $\mathbf{x} = \mathbf{w}_j$
και η τιμή ελαττώνεται εκθετικά καθώς απομακρυνόμαστε ακτινικά από το κέντρο.



RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Συναρτήσεις Ακτινικής Βάσης

- Χαρακτηρίζονται από μια περιοχή εμβέλειας, έξω από την οποία η συνάρτηση δίνει αμελητέες τιμές.
- Στην περίπτωση των δικτύων RBF, η περιοχή εμβέλειας είναι σφαιρική (2 και 3 διαστάσεις) και γενικά υπερσφαίρα στις n διαστάσεις.
- Άρα για ένα διάνυσμα $\mathbf{x}$ που δίνεται στην είσοδο του δικτύου RBF, μεγάλη τιμή εξόδου θα δώσουν οι κρυμμένοι νευρώνες οι οποίοι περιέχουν το $\mathbf{x}$ στην περιοχή εμβέλειάς τους.
- Κατά συνέπεια, μπορούμε να θεωρούμε ότι οι κρυμμένοι νευρώνες του δικτύου RBF ορίζουν σφαιρικές περιοχές επιρροής στον n -διάστατο χώρο των δεδομένων εισόδου.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Δίκτυο RBF (πρόσθιο πέρασμα)

- Έστω ένα δίκτυο RBF με n εισόδους, H κρυμμένους νευρώνες τύπου RBF, και M εξόδους.
- Για κάποια είσοδο $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ οι έξοδοι $o_i (i = 1, \dots, M)$ προκύπτουν ως εξής:

– Επίπεδο εισόδου $y_i^{(0)} = x_i, \quad i = 1 \dots n$

– Κρυμμένο επίπεδο

• Διέγερση $u_j^{(1)} = \sum_{i=1}^n \left(y_i^{(0)} - w_{ij} \right)^2 = \sum_{i=1}^n \left(x_i - w_{ij} \right)^2, \quad j = 1 \dots H$

• Έξοδος $h_j = e^{-u_j^{(1)}/\sigma_j^2}, \quad j = 1 \dots H$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Δίκτυο RBF (πρόσθιο πέρασμα)

– Επίπεδο εξόδου

- Διέγερση $u_k^{(2)} = v_{k0} + \sum_{j=1}^H v_{jk} h_j, \quad k = 1 \dots M$

- Έξοδος $y_k^{(2)} = u_k^{(2)}, \quad k = 1 \dots M$

– Έξοδοι δικτύου $o_k = y_k^{(2)}, \quad k = 1 \dots M$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Δίκτυο RBF (πρόσθιο πέρασμα) - Άσκηση

- Έστω ένα δίκτυο RBF με 2 εισόδους και 3 κρυμμένους νευρώνες τύπου Gaussian RBF $h_1(x)$, $h_2(x)$, $h_3(x)$ με κέντρα τα σημεία του επιπέδου R^2 $(0,0)$, $(7,7)$, $(-3,3)$, αντίστοιχα και $\sigma=1$.

Ποιός από τους κρυμμένους νευρώνες θα δώσει μεγαλύτερη έξοδο για κάθε ένα από επόμενα διανύσματα εισόδου;

Εκτιμήστε την έξοδο χωρίς να κάνετε υπολογισμούς

- 1) $x = (0.2, -0.2)$
- 2) $x = (-3.6, -5.2)$
- 3) $x = (6.5, 4.9)$
- 4) $x = (-5, 5)$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

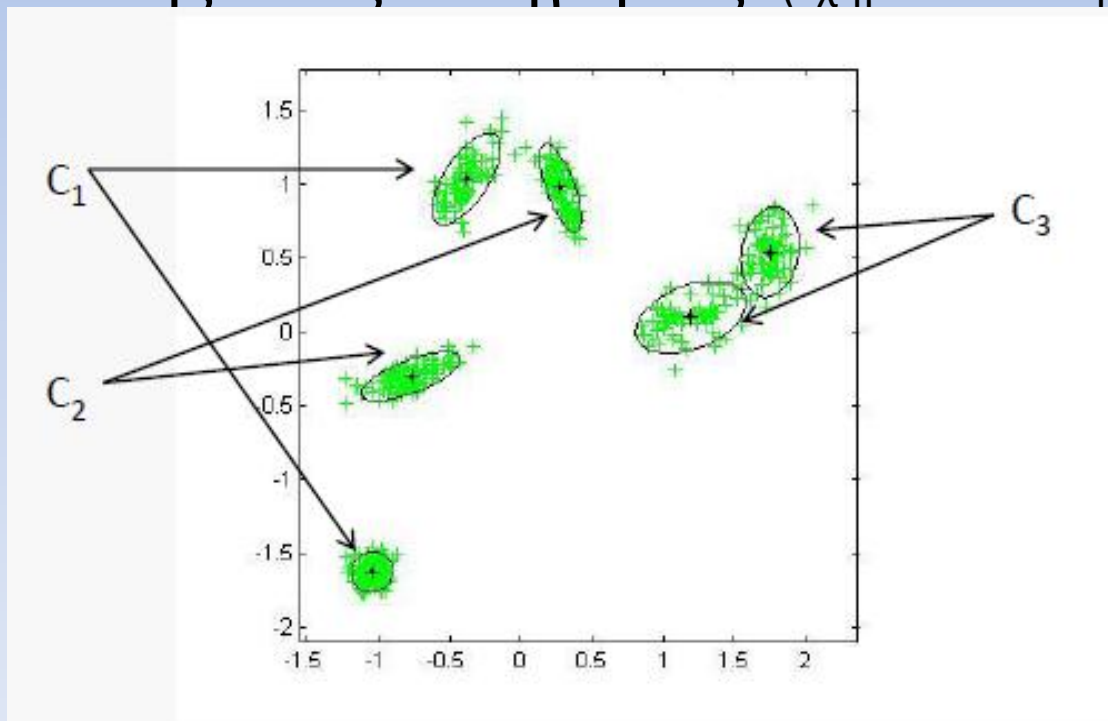
Δυνατότητες Δικτύου RBF

- Το δίκτυο RBF (όπως και το MLP) χαρακτηρίζεται από την ιδιότητα της παγκόσμιας προσέγγισης (universal approximation).
- Η ιδιότητα αυτή μας εξασφαλίζει ότι ένα δίκτυο RBF μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε συνάρτηση με οποιαδήποτε ακρίβεια, αυξάνοντας επαρκώς τον αριθμό των νευρώνων RBF.
- Όμως αυτή η ιδιότητα δεν είναι πρακτικά εκμεταλλεύσιμη, διότι δεν μας προτείνει πόσους RBF νευρώνες να χρησιμοποιήσουμε δοθέντος ενός συνόλου παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Έτσι, για την επιλογή του αριθμού των νευρώνων RBF χρησιμοποιούνται οι μέθοδοι που προτάθηκαν για το MLP.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Κατασκευή Δικτύου RBF

- Έστω ότι γνωρίζουμε πως τα δεδομένα εκπαίδευσης ενός προβλήματος ταξινόμησης σχηματίζουν κατά προσέγγιση σφαιρικές και διακριτές ομάδες, και τα δεδομένα κάθε ομάδας είναι της ίδιας κατηγορίας. (Σχήμα από Διαφάνειες Αρ. Λύκα)



RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Κατασκευή Δικτύου RBF

- Για κάθε ομάδα δεδομένων, μπορούμε να ορίσουμε ένα νευρώνα RBF με κέντρο το κέντρο της αντίστοιχης ομάδας και ακτίνα τη διασπορά της ομάδας.
- Για κάποια είσοδο $\mathbf{x}$ η τιμή της εξόδου $h_j(\mathbf{x})$ του νευρώνα j δηλώνει εάν το $\mathbf{x}$ ανήκει στην ομάδα j .
- Άρα το πρότυπο εισόδου $\mathbf{x}$ απεικονίζεται στο διάνυσμα $h(\mathbf{x}) = (h_1(\mathbf{x}), \dots, h_H(\mathbf{x}))^T$ που δείχνει το βαθμό στον οποίο το $\mathbf{x}$ ανήκει σε κάποια από τις ομάδες που εντοπίζουν οι κρυμμένοι νευρώνες.
- Στη συνέχεια είναι πολύ εύκολο να καθορίσουμε τα βάρη στο επίπεδο εξόδου, ώστε ο κρυμμένος νευρώνας που αντιστοιχεί στην ομάδα κατηγορίας C_k να ενεργοποιήσει μόνο τον αντίστοιχο νευρώνα εξόδου k .

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης χρειάζεται να καθοριστούν οι παράμετροι (βάρη) του δικτύου RBF:
- τα κέντρα $\mathbf{w}_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{n,j})^T$, $j = 1, \dots, H$
($H \cdot n$ παράμετροι) και οι ακτίνες σ_j (H παράμετροι) των νευρώνων RBF
- τα βάρη $\mathbf{w}_{ij}$ δηλ. $(H+1) \cdot M$ παράμετροι στις οποίες συμπεριλαμβάνονται και οι M πολώσεις (biases) των νευρώνων εξόδου
- Τα βάρη έχουν εντελώς διαφορετικό νόημα για το κρυμμένο επίπεδο και για το επίπεδο εξόδου.
- Συγκεκριμένα, τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ του επιπέδου εισόδου και του κρυμμένου επιπέδου αναπαριστούν τις συντεταγμένες των κέντρων των κρυμμένων νευρώνων, ενώ

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ του κρυμμένου επιπέδου και του επιπέδου εξόδου έχουν την τυπική σημασία των βαρών για νευρώνες εσωτερικού γινομένου (όπως και στο MLP) και ορίζουν την εξίσωση υπερεπιπέδου για τους νευρώνες εξόδου.
- Αυτό συνεπάγεται ότι και η εκπαίδευση μπορεί να είναι διαφορετική για τα δύο είδη βαρών.
- Κατ'αρχήν όπως και στο MLP η εκπαίδευση στοχεύει στην ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος μεταξύ πραγματικών και επιθυμητών εξόδων του δικτύου.
- Έστω σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης

$$\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}^p, \mathbf{t}^p)\}, p = 1, 2, \dots, P$$

$$\text{όπου } \mathbf{x}^p = (x_{p,1}, x_{p,2}, \dots, x_{p,n})^T \text{ και } \mathbf{t}^p = (t_{p,1}, t_{p,2}, \dots, t_{p,m})^T$$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Το δίκτυο RBF θα πρέπει να έχει n νευρώνες στο επίπεδο εισόδου και M νευρώνες στο επίπεδο εξόδου. Εστω H ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων RBF (αριθμός που καθορίζεται από τον χρήστη).
- Αν με $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L)^T$, όπου $L = (H + 1) \cdot (n + m)$ συμβολίσουμε το διάνυσμα όλων των παραμέτρων του δικτύου που χρειάζεται να καθοριστούν τότε το διάνυσμα εξόδου του δικτύου RBF όταν το διάνυσμα εισόδου είναι το $\mathbf{x}^p$ μπορεί να γραφεί ως $\mathbf{o}(\mathbf{x}^p, \boldsymbol{\theta})$
- Επομένως μπορούμε να ορίσουμε την τετραγωνική συνάρτηση σφάλματος ως εξής:

$$E(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{p=1}^P E^p(\boldsymbol{\theta}), \quad E^p(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{t}^p - \mathbf{o}(\mathbf{x}^p, \boldsymbol{\theta})\|^2$$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- ή ακόμη,

$$E^p(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (t_{p,i} - o_i(\mathbf{x}^p, \boldsymbol{\theta}))^2$$

- Δηλ, η $E^p(\boldsymbol{\theta})$ είναι το τετραγωνικό σφάλμα για το p πρότυπο
- Για την εκπαίδευση ενός δικτύου RBF προτείνονται δύο μεθοδολογίες:
 - ✓ Ενιαία εκπαίδευση
 - ✓ Εκπαίδευση δύο σταδίων

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

Ενιαία Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Μέθοδος gradient descent για ελαχιστοποίηση του $E^p(\boldsymbol{\theta})$ ως προς τις παραμέτρους του δικτύου. Έτσι για κάθε παράμετρο του διανύσματος $\boldsymbol{\theta}$ ισχύει:

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_k},$$

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) - \eta \sum_{p=1}^P \frac{\partial E^p}{\partial \theta_i}, \quad k = 1, 2, \dots, L$$

- Άρα για το παράδειγμα $(\mathbf{x}^p, \mathbf{t}^p)$ θα έχουμε:

$$E^p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (o_i - t_{p,i})^2$$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Επί πλέον θα ισχύουν τα εξής:

$$h_j(\mathbf{x}^p) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}^p - \mathbf{w}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) = \exp\left(-\frac{\sum_{l=1}^n (x_{p,l} - w_{jl})^2}{2\sigma_j^2}\right)$$

$$o_i = w_{i0} + \sum_{j=1}^H w_{ij} h_j(\mathbf{x}^p), \quad i = 1, 2, \dots, m$$

- Άρα, $\frac{\partial E^p}{\partial w_{ij}} = (o_i - t_{p,i}) h_j(\mathbf{x}^p), \quad \frac{\partial E^p}{\partial w_{i0}} = (o_i - t_{p,i})$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Τελικά:

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_{jl}} = \sum_{i=1}^m (o_i - t_{p,i}) w_{ij} h_j(\mathbf{x}^p) \frac{(x_{p,l} - w_{jl})}{\sigma_j^2}$$

- και

$$\frac{\partial E^p}{\partial \sigma_j} = \sum_{i=1}^m (o_i - t_{p,i}) w_{ij} h_j(\mathbf{x}^p) \frac{\|\mathbf{x}^p - \mathbf{w}_j\|^2}{2\sigma_j^3}$$

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Έτσι είναι δυνατή η εφαρμογή του gradient descent με ομαδική ή σειριακή ενημέρωση. Γενικά, προτιμάται η ομαδική ενημέρωση.
- Τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ του κρυμμένου επιπέδου και του επιπέδου εξόδου w_{ij} αρχικοποιούνται όπως στο MLP: π.χ. επιλέγοντας τυχαίες τιμές στο $(-1,1)$.
- Αν τα βάρη των συνδέσεων από το επίπεδο εισόδου στο κρυμμένο επίπεδο δηλαδή τα κέντρα και οι ακτίνες των συναρτήσεων βάσης αρχικοποιηθούν σε τυχαίες τιμές τότε ο αλγόριθμος gradient descent παγιδεύεται σε ρηχά τοπικά ελάχιστα.
- Αντίθετα, αν τα κέντρα και οι ακτίνες αρχικοποιηθούν σε καλές τιμές, τότε βρίσκουμε καλές λύσεις.

Εκπαίδευση δικτύου RBF

- Έτσι είναι όχι απλά χρήσιμο αλλά και κρίσιμο για την εκπαίδευση του δικτύου RBF να υπάρξει μια αποδοτική προσέγγιση αρχικού καθορισμού των κέντρων.
- Μια τέτοια προσέγγιση στηρίζεται στην τοποθέτηση των κέντρων των κρυμμένων νευρώνων του RBF σε κέντρα ομάδων που υπάρχουν στα δεδομένα εκπαίδευσης.
- Από τη θεώρηση αυτή προέκυψε η επόμενη μέθοδος.

Εκπαίδευση δικτύου RBF

Μέθοδος Εκπαίδευσης δύο σταδίων δικτύου RBF

Πρώτο στάδιο:

- Χρησιμοποιείται το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης $X = \{\mathbf{x}^p\}$ για τον καθορισμό νευρώνων RBF.
- Αγνοείται η πληροφορία σχετικά με την κατηγορία κάθε προτύπου εκπαίδευσης.
- Εφαρμόζεται κάποια μέθοδος ομαδοποίησης χωρίς επίβλεψη, όπως *k-means* ή *LVQ*. Προκύπτουν άμεσα τα κέντρα των ομάδων $\mathbf{w}_j$ ενώ ο καθορισμός της ακτίνας προκύπτει από τον υπολογισμό της διασποράς των δεδομένων κάθε ομάδας:

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{P_j} \sum_{\mathbf{x}^p} \|\mathbf{x}^p - \mathbf{w}_j\|^2$$

Εκπαίδευση δικτύου RBF

Δεύτερο στάδιο:

1η επιλογή

- Τα w_{ij} και σ_j παραμένουν σταθερά στις τιμές που καθορίστηκαν από το πρώτο στάδιο και απομένει ο καθορισμός των βαρών των συνδέσεων μεταξύ του κρυμμένου επιπέδου και του επιπέδου εξόδου καθώς και των πολώσεων του επιπέδου εξόδου.
- Αυτή η επιλογή ισοδυναμεί με την εκπαίδευση ενός δικτύου που αποτελείται μόνο από το επίπεδο εξόδου του δικτύου RBF με σύνολο εκπαίδευσης το

$$\{(\mathbf{h}^p, \mathbf{t}^p)\}, \mathbf{h}^p = (h_1(\mathbf{x}^p), h_2(\mathbf{x}^p), \dots, h_H(\mathbf{x}^p))^T$$

- Κατά συνέπεια μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος gradient descent με μερικές παραγώγους

Εκπαίδευση δικτύου RBF

2η επιλογή

- Εφαρμογή της μεθόδου gradient descent (όπως ακριβώς στην ενιαία εκπαίδευση), αλλά αυτή τη φορά έχοντας αρχικοποιήσει τα κέντρα και τις ακτίνες στις τιμές που προέκυψαν από το πρώτο στάδιο.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

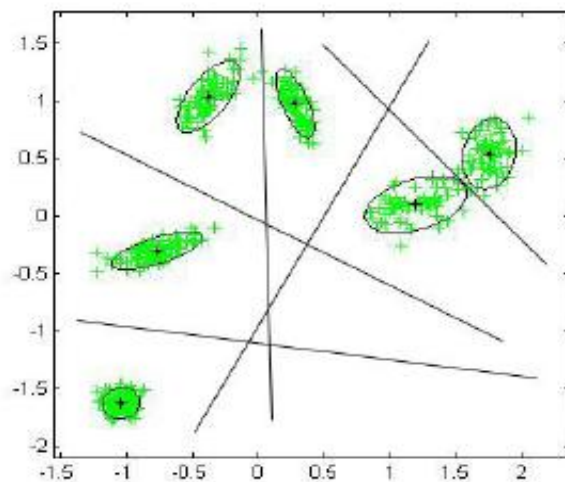
MLP vs. RBF

- Και οι δύο τύποι δικτύων υλοποιούν μη γραμμικές απεικονίσεις από το χώρο εισόδου R^n στο χώρο εξόδου R^m . Χαρακτηρίζονται από την ιδιότητα της παγκόσμιας προσέγγισης.
- Θεμελιώδης διαφορά: η μορφή των συναρτήσεων $h_j(\mathbf{x})$ του κρυμμένου επιπέδου.
- Κάθε κρυμμένος νευρώνας του MLP ορίζει την εξίσωση ενός υπερεπιπέδου: το MLP υλοποιεί συναρτήσεις ταξινόμησης διαχωρίζοντας το χώρο των προτύπων με υπερεπίπεδα και ορίζοντας τις περιοχές απόφασης ως τομές των υπερεπιπέδων.
- Στον υπολογισμό μιας εξόδου συμμετέχουν όλες οι κρυμμένες μονάδες: κατανεμημένη αναπαράσταση, δηλαδή η γνώση σχετικά με την έξοδο που αντιστοιχεί σε κάποια είσοδο κατανέμεται στις τιμές των βαρών όλων των κρυμμένων.

RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

MLP vs. RBF

- Στα δίκτυα RBF ο χώρος δεδομένων εισόδου διαιρείται σε σφαιρικές περιοχές, καθεμιά από τις οποίες αντιστοιχεί σε ένα νευρώνα του κρυμμένου επίπεδου.
- Τα δίκτυα RBF δημιουργούν τοπικές αναπαραστάσεις, δηλαδή η γνώση σχετικά με την έξοδο που αντιστοιχεί σε κάποια είσοδο x ενσωματώνεται στα βάρη εκείνων των κρυμμένων νευρώνων οι οποίοι περιλαμβάνουν το πρότυπο x στη σφαίρα επιρροής τους.



RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

MLP vs. RBF

- Σε ένα MLP είναι δυνατό να υπάρχουν περισσότερα του ενός κρυμμένα επίπεδα, ενώ το RBF έχει ακριβώς ένα κρυμμένο επίπεδο.
- Τέλος ένα MLP εκπαιδεύεται με ενιαίο τρόπο (δηλαδή ενημερώνονται όλα τα βάρη με τον ίδιο αλγόριθμο), ενώ στο RBF έχουμε συνήθως εκπαίδευση δύο σταδίων με διαφορετικούς αλγορίθμους σε κάθε στάδιο.