



ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ – ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

«Προηγμένα Συστήματα Υπολογιστών και Επικοινωνιών»

Κατεύθυνση:

Ευφυή Συστήματα – Μεθοδολογίες Υπολογιστικής
Νοημοσύνης και Εφαρμογές

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Αναγνώριση τρισδιάστατων (3-D) επιφανειών
με αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα
(modular neural networks)»

Μεταπτυχιακός φοιτητής: Πέτρος Α. Τάνος

Επιβλέπων: Καθηγητής κ. Βασίλειος Πετρίδης

Θεσσαλονίκη, Φεβρουάριος 2019

Περίληψη.....	6
Abstract	7
1. Εισαγωγή	8
2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	10
3. Αναγνώριση τρισδιάστατων επιφανειών	17
4. Τεχνική PREMONN.....	20
5. Περιγραφή της μεθόδου	21
5.1 Εκτίμηση υπό-περιοχών της επιφάνειας	22
5.2 Υπολογισμός της καμπυλότητας	23
5.3 Εύρεση κόμβου	24
5.4 Δημιουργία πλέγματος.....	26
5.5 Προ-επεξεργασία δεδομένων.....	27
5.6 Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	28
5.7 Έλεγχος τρισδιάστατων επιφανειών	28
6. Υλοποίηση της μεθόδου.....	29
6.1 Έλεγχος σε θόρυβο.....	31
6.1.1 Δημιουργία πλέγματος από αρχικό γνωστό σημείο.....	33
6.1.2 Δημιουργία πλέγματος από τυχαίο σημείο	37
6.2 Έλεγχος στροφής της επιφάνειας	41
6.2.1 Δημιουργία πλέγματος από γνωστό σημείο έναρξης	41
6.2.2 Δημιουργία πλέγματος από τυχαίο σημείο	43
6.2.3 Περιστροφή επιφάνειας και εισαγωγή θορύβου	45
6.3 Έλεγχος σε Point Clouds	50
7. Συμπεράσματα	53
8. Μελλοντική επέκταση.....	58
9. Βιβλιογραφία	59
10. Αναφορές.....	60

Εικόνες

Εικόνα 1: Δομή βιολογικού νευρώνα	10
Εικόνα 2: Διασύνδεση νευρώνων	11
Εικόνα 3: Δομή τεχνητού νευρώνα.....	11
Εικόνα 4: Βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα	12
Εικόνα 5: Συνάρτηση προσήμου	12
Εικόνα 6: Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης	13
Εικόνα 7: Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης	13
Εικόνα 8: Ενός επιπέδου νευρωνικό δίκτυο	15
Εικόνα 9: Πλήρως διασυνδεδεμένο δίκτυο πολλαπλών επιπέδων	15
Εικόνα 10: Αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα	16
Εικόνα 11: Δικτυωτά νευρωνικά δίκτυα	16
Εικόνα 12: Μοντέλο CNN αναγνώρισης σχήματος με πολλές λήψεις	17
Εικόνα13: 3D shape in 2D projections – autoencoder.....	18
Εικόνα 14: 3D ShapeNet	18
Εικόνα15: Multi-metric Convolutional Deep Belief Network	19
Εικόνα 16: Κατάτμηση και ταξινόμηση αντικειμένων	19
Εικόνα 17: Αποτύπωση επιφάνειας από διαφορετική γωνία θέασης.....	21
Εικόνα 18: Επιλογή υπό-περιοχής στην επιφάνεια	23
Εικόνα 19: Διανύσματα στις διευθύνσεις καμπυλότητας στο σημείο.....	25
Εικόνα 20: Κάθετα επίπεδα στις διευθύνσεις των διανυσμάτων	25
Εικόνα 21: Δημιουργία πλέγματος.....	27
Εικόνα 22: Δομή νευρωνικού δικτύου.....	28
Εικόνα 23: Γραφική απεικόνιση 1 ^{ης} συνάρτησης.....	29
Εικόνα 24: Γραφική απεικόνιση της 2 ^{ης} συνάρτησης	30
Εικόνα 25: Γραφική απεικόνιση της 3 ^{ης} συνάρτησης	30
Εικόνα 26: Τμήματα επιφανειών	31
Εικόνα 27: Τμήμα επιφάνειας με επίπεδα θορύβου	33
Εικόνα 28: Blade Point Cloud.....	50
Εικόνα 29: Bunny Point Cloud.....	51
Εικόνα 30: Horse Point Cloud	51

Πίνακες

Πίνακας 1: Θόρυβος για την L από γνωστό σημείο	35
Πίνακας 2: Θόρυβος για την N από γνωστό σημείο	37
Πίνακας 3: Θόρυβος για την L από τυχαίο σημείο.....	39
Πίνακας 4: Θόρυβος για την N από τυχαίο σημείο	41
Πίνακας 5: Στροφή 30° στον x από γνωστό σημείο	41
Πίνακας 6: Στροφή 330° στον γ από γνωστό σημείο	42
Πίνακας 7: Στροφή 45° στον z από γνωστό σημείο	42
Πίνακας 8: Στροφή 300° στον γ και 30° στον χαπό γνωστό σημείο.....	42
Πίνακας 9: Στροφή 330° στον γ και 30° στον x από γνωστό σημείο.....	43
Πίνακας 10: Στροφή 30° στον x από τυχαίο σημείο	43
Πίνακας 11: Στροφή 330° στον γ από τυχαίο σημείο	43
Πίνακας 12: Στροφή 45° στον z από τυχαίο σημείο	44
Πίνακας 13: Στροφή 300° στον γ και 30° στον x από τυχαίο σημείο	44
Πίνακας 14: Στροφή 330° στον γ και 30° στον x από τυχαίο σημείο	44
Πίνακας 15: Στροφή 30° στον x με θόρυβο	47
Πίνακας 16: Στροφή 330° στον γ με θόρυβο.....	48
Πίνακας 17: Στροφή 45° στον z με θόρυβο.....	50
Πίνακας 18: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας για τον θόρυβο.....	54
Πίνακας 19: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας με θόρυβο και στροφή - 1 ^η επιφάνεια	55
Πίνακας 20: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας με θόρυβο και στροφή - 2 ^η επιφάνεια	55
Πίνακας 21: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας με θόρυβο και στροφή - 3 ^η επιφάνεια	56

Εξισώσεις

Εξίσωση 1: Πολυωνυμική μορφή συνάρτησης εκτίμησης	22
Εξίσωση 2: Ποσότητα E της πρώτης θεμελιώδης μορφής	23
Εξίσωση 3: Ποσότητα G της πρώτης θεμελιώδης μορφής	23
Εξίσωση 4: Ποσότητα F της πρώτης θεμελιώδης μορφής.....	23
Εξίσωση 5: Ποσότητα L της δεύτερης θεμελιώδης μορφής	24
Εξίσωση 6: Ποσότητα M της δεύτερης θεμελιώδης μορφής	24
Εξίσωση 7: Ποσότητα N της δεύτερης θεμελιώδης μορφής.....	24
Εξίσωση 8: Υπολογισμός της κύριας καμπυλότητας	24
Εξίσωση 9: Επίπεδο του διανύσματος της διεύθυνσης καμπυλότητας	25
Εξίσωση 10: Παραμετρικές εξισώσεις	26
Εξίσωση 11: Υπολογισμός επιφάνειας πάνω στη διεύθυνση καμπυλότητας.....	26
Εξίσωση 12: Εξίσωση γκαουσιανού θορύβου	32

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Βασίλειο Πετρίδη για την άοκνη και συνεχή υποστήριξη και καθοδήγηση του για την υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας. Η άριστη ακαδημαϊκή του κατάρτιση και η μεθοδικότητα του ήταν σημαντικές πτυχές για την επιτυχή ολοκλήρωση της θεωρητικής και πρακτικής μελέτης του θέματος της διπλωματικής εργασίας.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστώ θερμά τον μεταδιδακτορικό ερευνητή Νικόλαο Ζήκο για την πολύτιμη βοήθεια του και τις σημαντικές υποδείξεις του, καθ' όλη τη διάρκεια της υλοποίησης της διπλωματικής εργασίας.

Να ευχαριστώ θερμά την οικογένεια μου και τους ανθρώπους που είναι κοντά μου για τη συνεχή υποστήριξη τους και την αμέριστη συμπαράσταση τους για την επιτυχή ολοκλήρωση της διπλωματικής εργασίας και την κατανόηση τους για τον χρόνο που τους στέρησα, προκειμένου να αφιερώσω στην υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας.

Για την αναγνώριση και ταξινόμηση τρισδιάστατων επιφανειών και σχημάτων με τη βοήθεια των νευρωνικών δικτύων, αναπτύχθηκαν κατά το παρελθόν διάφορες τεχνικές και μέθοδοι, που σχετίζονται τόσο με την εξαγωγή χαρακτηριστικών (features) από μια επιφάνεια, όσο και με την επιλογή αρχιτεκτονικής (Convolutional Neural Networks, Deep Learning, Deep Belief Networks).

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιλέγεται ως χαρακτηριστικό (feature) για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων να είναι οι κύριες καμπυλότητες μιας τρισδιάστατης επιφάνειας. Η καμπυλότητα - κατά κάποιον τρόπο – μας δείχνει το σχήμα της επιφάνειας, δηλαδή το πόσο «καμπυλώνεται» η επιφάνεια στο χώρο. Χαρακτηριστικό που δεν επηρεάζεται από την θέση της επιφάνειας στον χώρο και από την γωνία θέασης της επιφάνειας.

Μέσα από τη πρώτη και δεύτερη θεμελιώδη μορφή της διαφορικής γεωμετρίας υπολογίζονται οι κύριες καμπυλότητες και οι κύριες διευθύνσεις των σημείων που βρίσκονται πάνω στις γραμμές καμπυλότητας της επιφάνειας.

Ως αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων επιλέγεται η τεχνική PREMONN που αφορά σε πολλά μικρά νευρωνικά δίκτυα, που το καθένα εκπαιδεύεται και «μαθαίνει» ένα μικρό τμήμα της επιφάνειας, αντί για ένα μεγάλο νευρωνικό δίκτυο που θα «μάθει» όλη την επιφάνεια. Με τον τρόπο αυτό δημιουργούνται αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα (modular neural networks), όπου δεν μας ενδιαφέρει το μέγεθος του σφάλματος, αρκεί το σωστό νευρωνικό δίκτυο να έχει μικρότερο σφάλμα σε σύγκριση με τα υπόλοιπα νευρωνικά δίκτυα.

Η τεχνική αρχικά δοκιμάζεται σε γνωστές επιφάνειες και γίνονται πειράματα για να ελεγχθεί η μέθοδος τόσο με την εισαγωγή θορύβου, όσο και με την περιστροφή της επιφάνειας στον χώρο. Έπειτα η τεχνική δοκιμάζεται και σε πραγματικά points clouds, όπου επιλέγονται περιοχές από διαφορετικά σημεία των point clouds και τα νευρωνικά δίκτυα που δημιουργούνται δοκιμάζονται εκ νέου στις επιφάνειες αυτές αφού προηγουμένως έχουν περιστραφεί στον χώρο.

Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι η τεχνική επιφέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η καμπυλότητα είναι ευαίσθητη στον θόρυβο και στα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν παρατηρήθηκε ότι ακόμα και σε συνθήκες θορύβου, τα αποτελέσματα είναι ενθαρρυντικά.

Ως πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι η απλή αρχιτεκτονική του δικτύου, η ευκολία στην προσαρμογή του δικτύου σε μελλοντικές αλλαγές, η ανοχή στο σφάλμα και στον θόρυβο. Ως μειονεκτήματα της μεθόδου είναι ότι οι κύριες καμπυλότητες είναι ευαίσθητες στο θόρυβο, οι επιφάνειες πρέπει να είναι κανονικές και οι γραμμές καμπυλότητας συχνά παρουσιάζουν πυκνώσεις.

ABSTRACT

In last decades involved various of methods and techniques have been developed for identification and classification of 3-D surfaces and objects with artificial neural networks. These efforts related to different approaches of feature extraction of surfaces and different architecture of neural networks (Convolutional Neural Networks, Deep Learning, Deep Belief Networks).

In this master thesis, the principal curvatures of 3-D surface is selected as learning feature for neural networks. Curvature – somehow – indicates the shape of surface, in other words, it means how surface curves in 3-D space. This learning feature is independent of position and rotation in space.

From first and second fundamental form of differential geometry can be calculated the principal curvatures and principal directions of points lying in line curvatures of surface.

Technique called PREMONN (PREdictive MOdular Neural Networks) is the architecture of neural networks. In this technique many of simple neural networks are developed and trained in a small area of surface, instead of one big neural network in total surface. This creates modular neural networks, we do not care about the magnitude of the error, provided the correct neural network has a smaller error than other neural networks.

This approach was firstly tested in known surfaces with noise and rotation in 3 - D space. Then was tested in selected patches of real points clouds, which previous have rotated in space.

The results of experiments are satisfying not only in known surfaces, but also in real points clouds. Curvature is sensitive in noise and the experiments showed that the results of noisy surfaces are also satisfying.

Simple neural network architecture, easy adjustment and tolerance in error are significant advantages of this approach. On the other hand, the disadvantage of the method is the fact that the principal curvatures are noise - sensitive, the surfaces must be normal and the curvature lines often have anomalies in some points.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η αναγνώριση τρισδιάστατων επιφανειών στον τομέα της πληροφορικής αποκτά όλο και περισσότερο ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια. Αποτελεί ένα ιδιαίτερα απαιτητικό ερευνητικό πεδίο, καθώς απαιτεί εξελιγμένες μεθόδους και μεγάλο υπολογιστικό κόστος.

Η θεαματική άνθηση της τεχνητής νοημοσύνης που σημειώθηκε τα τελευταία χρόνια και η ενσωμάτωση των τεχνολογικών επιτευγμάτων στην καθημερινή ζωή των πολιτών, έχουν αναδείξει την αναγκαιότητα για συνεχή βελτίωση των μεθόδων στον τομέα της αναγνώρισης αντικειμένων στον τρισδιάστατο χώρο.

Πολύπλοκα ρομποτικά συστήματα, αυτόνομα οχήματα, αναγνώριση προσώπων είναι μερικές από τις πολύ σπουδαίες εφαρμογές που χρησιμοποιείται η αναγνώριση τρισδιάστατων αντικειμένων.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιχειρείται η ανάλυση τρισδιάστατων αντικειμένων με στόχο την εξαγωγή της καμπυλότητας στα σημεία που βρίσκονται πάνω στις γραμμές καμπυλότητας της επιφάνειας. Η καμπυλότητα προσδιορίζει το πόσο καμπυλώνεται το σχήμα στο χώρο και είναι σημαντικό μέγεθος για τον προσδιορισμό των επιφανειών, των σχημάτων και των αντικειμένων.

Ωστόσο παρουσιάζει και σημαντικές αδυναμίες κυρίως στο ότι επηρεάζεται σημαντικά από τον θόρυβο και από την ορθή εκτίμηση της συνάρτησης που περιγράφει την επιφάνεια.

Η μέθοδος που ακολουθείται είναι η κατάτμηση αρχικά της περιοχής σε υπό-περιοχές, πάνω στις οποίες θα εφαρμοστεί η εκτίμηση της συνάρτησης που περιγράφει την υπό-περιοχή. Στη συνέχεια μέσω της πρώτης και δεύτερης θεμελιώδους μορφής της διαφορικής γεωμετρίας υπολογίζονται οι κύριες καμπυλότητες και οι κύριες διευθύνσεις των σημείων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας της επιφάνειας.

Βασικό πλεονέκτημα της καμπυλότητας είναι ότι παραμένει ίδια ανεξάρτητα με τη θέση του αντικειμένου στον χώρο και την γωνία θέασης του. Με τον τρόπο αυτό είναι δυνατή η περιγραφή ενός αντικειμένου με ένα μόνο μέγεθος, χωρίς να απαιτείται διάφορες λήψεις του αντικειμένου στον χώρο, που απαιτούν αρκετό υπολογιστικό κόστος και παρουσιάζει σημαντικές αδυναμίες στα παραγόμενα αποτελέσματα.

Οι κύριες καμπυλότητες αποτελούν τα χαρακτηριστικά (features) που θα εκπαιδεύουν τα νευρωνικά δίκτυα. Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων που έχει επιλεγεί είναι τα αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα (modular neural

networks). Το κάθε νευρωνικό δίκτυο είναι πολύ απλής μορφής (ένα κρυμμένο επίπεδο με 10 κρυμμένους νευρώνες) που περιγράφει την υπό-περιοχή.

Αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας είναι να δημιουργηθούν πολλά μικρά νευρωνικά δίκτυα που περιγράφουν το σύνολο της τρισδιάστατης επιφάνειας. Δημιουργούνται με τον τρόπο αυτό πάρα πολλά νευρωνικά δίκτυα για κάθε είδους τρισδιάστατης επιφάνειας. Κάθε νέα επιφάνεια εισάγεται στο σύνολο των νευρωνικών δικτύων που έχουν δημιουργηθεί και επιλέγονται εκείνα που δίνουν το μικρότερο σφάλμα.

Η μέθοδος είναι συγκριτική και ενδιαφέρει περισσότερο η επιθυμητή επιφάνεια να δίνει μικρότερο σφάλμα σε σύγκριση με τα άλλα νευρωνικά δίκτυα που έχουν εκπαιδευτεί σε διαφορετικές επιφάνειες.

Με την υλοποίηση αυτής της μεθόδου αποτυπώνονται τα σημαντικά πλεονεκτήματα που παράγει όπως η ανοχή στο σφάλμα των νευρωνικών δικτύων, η απλότητα της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων, η προσαρμοστικότητα στις αλλαγές και η ενσωμάτωση πολλών διαφορετικών τύπων νευρωνικών δικτύων.

Ωστόσο παρουσιάζει και ορισμένες δυσκολίες που σχετίζονται με την εξαγωγή της καμπυλότητας, καθώς βασίζεται στην πρώτη και δεύτερη παράγωγο της εκτιμώμενης συνάρτησης και είναι ιδιαίτερα ευαίσθητη στον θόρυβο. Επίσης απαιτεί σημαντικό υπολογιστικό χρόνο και κόστος για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών, όμως με μελλοντικές βελτιώσεις τόσο σε επίπεδο λογισμικού (software), όσο και σε επίπεδο υλικού (hardware) θα επιφέρουν σημαντικά πρακτικά αποτελέσματα.

Ως προς τη δομή της διπλωματικής εργασίας στα πρώτα κεφάλαια αναλύονται οι θεωρητικές αναλύσεις των νευρωνικών δικτύων και της αρχιτεκτονικής των αρθρωτών νευρωνικών δικτύων.

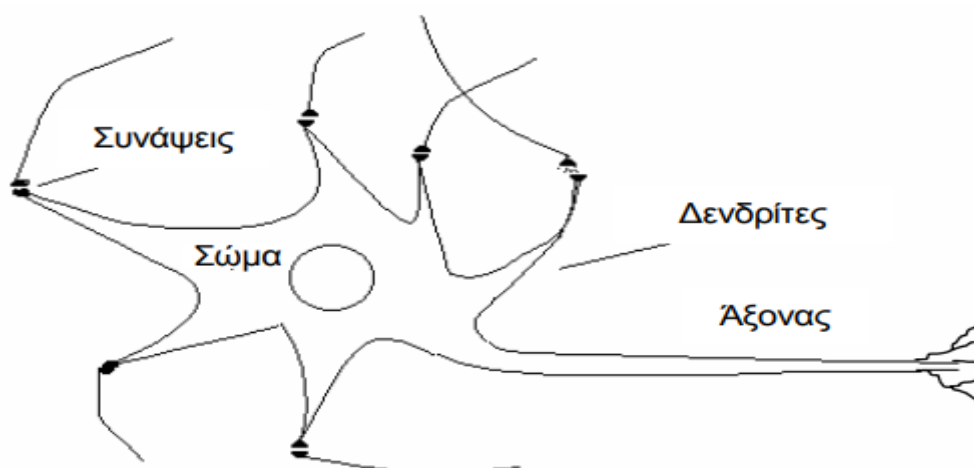
Στα επόμενα κεφάλαια παρουσιάζεται αρχικά η εφαρμογή της μεθόδου σε γνωστές επιφάνειες στις οποίες έχουν εισαχθεί γκαουσιανός θόρυβος (gauss noise) και έχουν υποστεί περιστροφή στον τρισδιάστατο χώρο. Στη συνέχεια εφαρμόζεται η μέθοδος σε point clouds τρισδιάστατων αντικειμένων και ακολουθούν συμπεράσματα και μελλοντική επέκταση της μεθόδου.

2. ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) γίνονται όλο και πιο διαδεδομένα και εφαρμόζονται ήδη σε πληθώρα επιστημονικών περιοχών και τεχνολογικών επιτευγμάτων. Αν και έχουν αναπτυχθεί τις τελευταίες δεκαετίες, παρόλα αυτά έχουν σημειώσει μεγάλη άνθηση και ήδη έχουν παρουσιάσει σημαντικά επιτεύγματα, παρουσιάζοντας όλο και περισσότερο ενδιαφέρον σε πολλούς επιστημονικούς κλάδους.

Η έμπνευση τους προήλθε από το βιολογικό νευρικό σύστημα και τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων. Προσπαθεί να συνδυάσει τον τρόπο ανθρώπινης σκέψης και μάθησης, με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Το ανθρώπινο νευρικό σύστημα αποτελείται από δισεκατομμύρια διασυνδεδεμένους νευρώνες, που μπορούν να επιτελούν περίπλοκες διεργασίες με την ανταλλαγή ηλεκτρικών σημάτων [1].

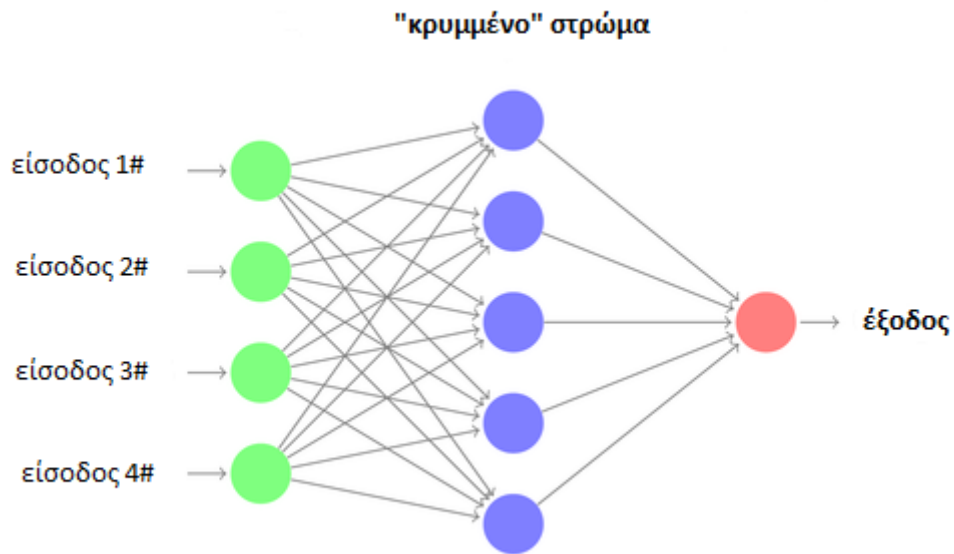
Ο κάθε βιολογικός νευρώνας αποτελείται από το σώμα, τους δενδρίτες, τις συνάψεις και τον άξονα, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 1: Δομή βιολογικού νευρώνα

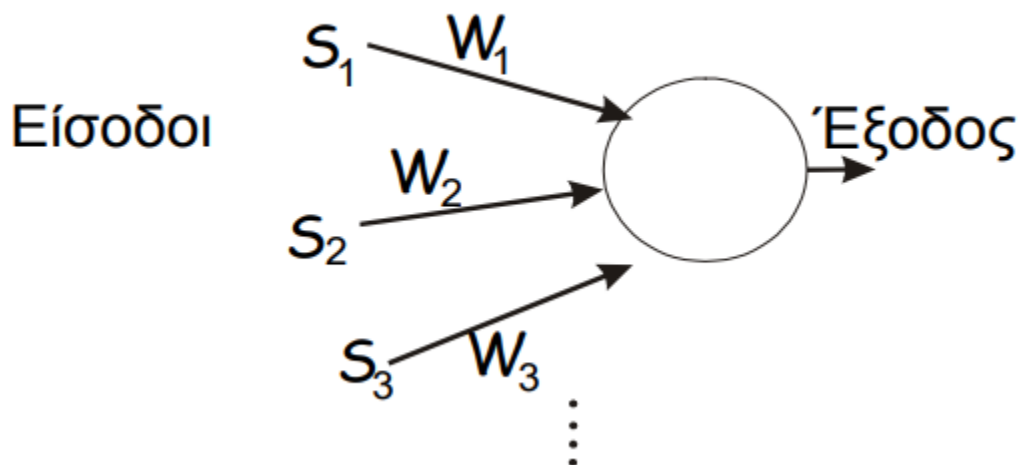
Τα ηλεκτρικά σήματα εισέρχονται στο σώμα του νευρώνα μέσω των δενδριτών και τις συνάψεις με άλλους νευρώνες. Συνδυάζονται και εάν ξεπερνά ένα κατώφλι, στέλνει ηλεκτρικό σήμα μέσω του άξονα σε άλλους νευρώνες. Η λειτουργία αυτή εφαρμόζεται και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Κάθε τεχνητός νευρώνας (εφεξής νευρώνας) δέχεται ένα σύνολο εισόδων με τιμές, πραγματοποιεί υπολογισμούς των εισόδων που έχει δεχθεί και εάν ξεπεράσει ένα κατώφλι, παράγει μία έξοδο.



Εικόνα 2: Διασύνδεση νευρώνων

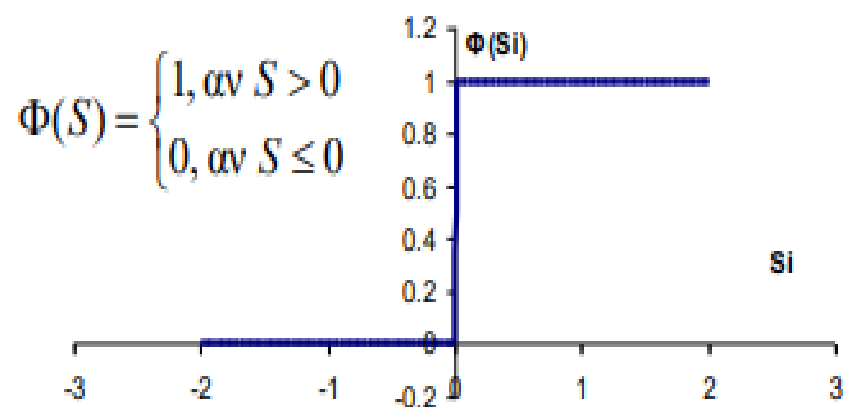
Σε κάθε είσοδο του νευρώνα αντιστοιχεί και μια τιμή βάρους (weight), η οποία υποδηλώνει τη σημαντικότητα της σύνδεσης.



Εικόνα 3: Δομή τεχνητού νευρώνα

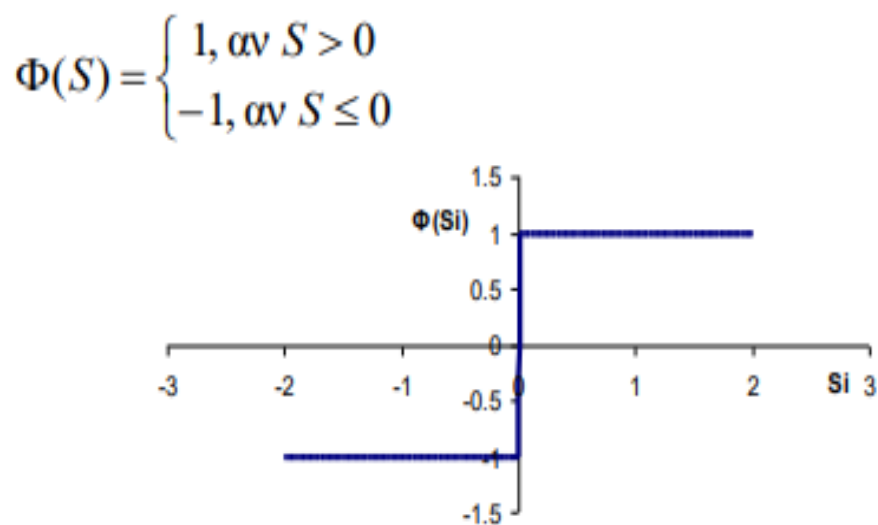
Η έξοδος του τεχνητού νευρώνα προκύπτει από την εφαρμογή της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function) στην συνολική του είσοδο $\Phi(S)$, όπου Φ η συνάρτηση ενεργοποίησης και S το άθροισμα των εισόδων στον νευρώνα. Υπάρχουν διάφορες περιπτώσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης, ενδεικτικά αναφέρονται παρακάτω ορισμένες από αυτές [2].

Βηματική συνάρτηση (step function) ή συνάρτηση κατωφλίου (threshold function):



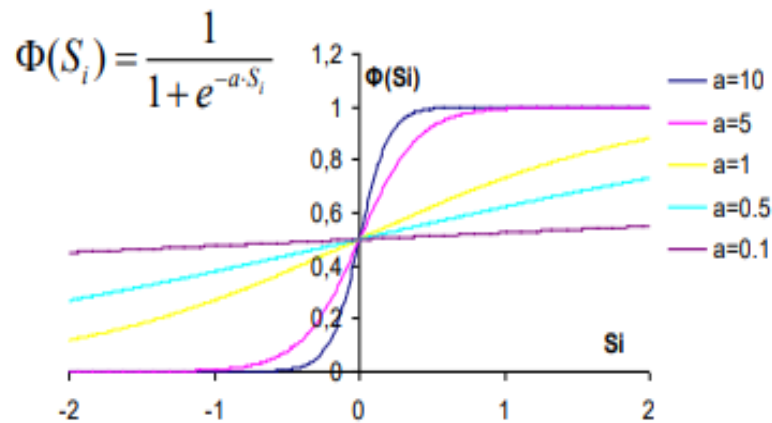
Εικόνα 4: Βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα

Συνάρτηση προσήμου (sign function):



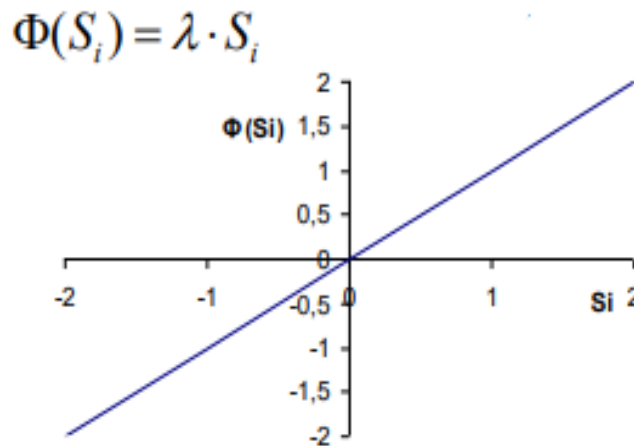
Εικόνα 5: Συνάρτηση προσήμου

Σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid ή logistic function):



Εικόνα 6: Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης

Γραμμική συνάρτηση (linear function):



Εικόνα 7: Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης

Οι τιμές που μπορούν να πάρουν τα σήματα εξόδου είναι ανάλογα με την συνάρτηση ενεργοποίησης. Με βηματική συνάρτηση η έξοδος μπορεί να είναι 0 ή 1, με συνάρτηση προσήμου η έξοδος μπορεί να είναι -1 ή 1, με σιγμοειδή συνάρτηση η έξοδος μπορεί να είναι οποιοσδήποτε πραγματικός αριθμός από το 0 έως το 1.

Τα βάρη μπορούν να πάρουν οποιαδήποτε τιμή, ωστόσο πολλές φορές υπάρχει κανονικοποίηση. Οι αλλαγές στα βάρη των συνδέσεων σηματοδοτούν τον τρόπο μάθησης του νευρωνικού δικτύου. Οι προσαρμογές στις τιμές των βαρών γίνονται με διάφορες μεθόδους [3]:

Μάθηση με επίβλεψη: Οι τιμές των βαρών αλλάζουν ώστε να προκύψει το μικρότερο δυνατό σφάλμα, μέσω των δειγμάτων που εισάγονται στο δίκτυο. Η διαδικασία αυτή αποτελεί την εκπαίδευση του δικτύου και απαιτείται να είναι γνωστές οι εισόδους και εξόδους του συστήματος, ώστε να υπολογίζει το σφάλμα από την πραγματική τιμή μέσω της εκτίμησης που παράγει ως έξοδο. Ουσιαστικά το δίκτυο προσαρμόζει τις παραμέτρους του, ώστε να μπορεί να προβλέψει τη «σωστή» έξοδο.

Μάθηση χωρίς επίβλεψη: Είναι διαδικασίες στις οποίες δεν απαιτείται να γνωρίζουμε εκ των προτέρων τις πραγματικές τιμές της εξόδου βάσει των δεδομένων εισόδου. Η εκπαίδευση του δικτύου και συνακόλουθα η προσαρμογή των τιμών των βαρών βασίζονται στην ικανότητα της μεθόδου να οργανώνει τα δεδομένα και να ανακαλύπτει τις σημαντικές συλλογικές ιδιότητες.

Μάθηση με ενίσχυση: αποτελεί μία υβριδική παραλλαγή της μάθησης με επίβλεψη, όπου στο δίκτυο δεν παρέχεται η επιθυμητή έξοδος, αλλά η τιμή μόνο μιας ποσότητας και δηλώνει εάν το σύστημα παρείχε σωστή ή λάθος απόκριση.

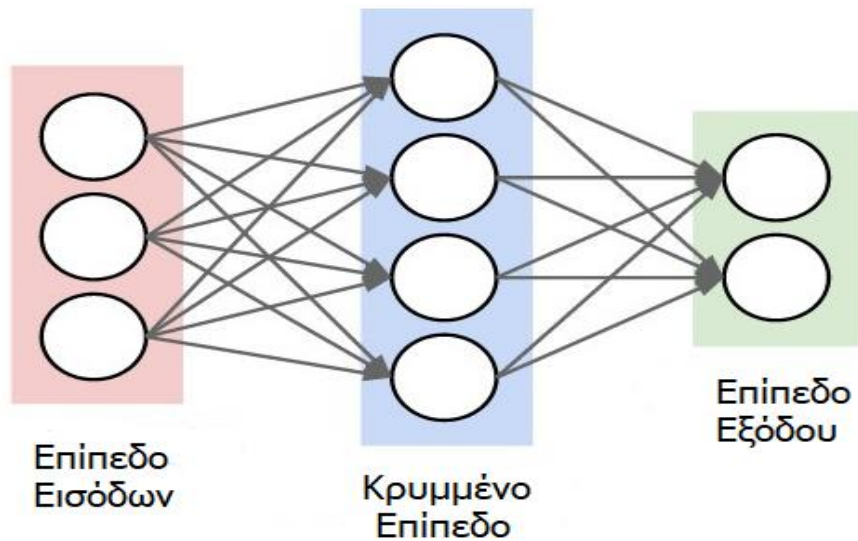
Τα νευρωνικά δίκτυα συνδυάζουν αρκετά πλεονεκτήματα που τα καθιστά χρήσιμο εργαλείο σε ζητήματα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου. Αποτελούν εξελιγμένες τεχνικές μη γραμμικής μοντελοποίησης. Εκπαιδεύονται με παραδείγματα τα οποία τροφοδοτούνται στο σύστημα με στόχο τον κατάλληλο προσδιορισμό των βαρών του νευρωνικού δικτύου.

Είναι εφαρμόσιμα σε πάρα πολλούς τομείς και επιστημονικές περιοχές, όπως στην ιατρική διάγνωση, στις χρηματιστηριακές προβλέψεις, στο τραπεζικό – πιστωτικό σύστημα, στην αναγνώριση εικόνων, κειμένου και γενικά στην αναγνώριση προτύπων.

Η δομή του νευρωνικού δικτύου – η αρχιτεκτονική του – είναι ιδιαίτερης σημασίας απόφαση στη σχεδίαση και υλοποίηση του δικτύου. Διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην επίλυση των προβλημάτων που καλείται να διαχειριστεί και σχετίζεται άμεσα με την επιλογή των αλγορίθμων μάθησης που χρησιμοποιούνται. Κυρίως διακρίνονται 4 τύποι αρχιτεκτονικών των νευρωνικών δικτύων [5] [5]:

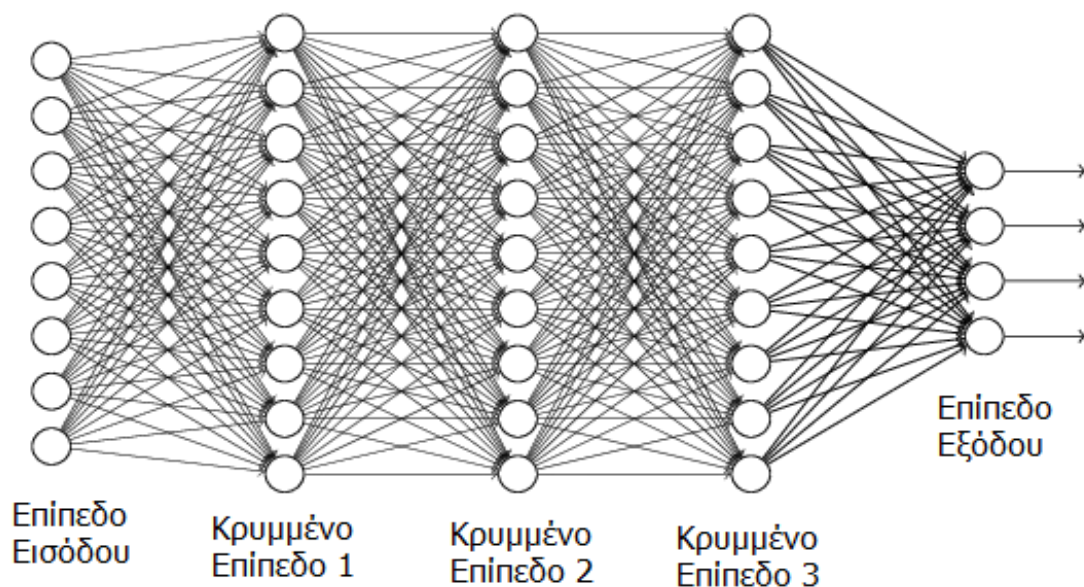
Δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου (Single Layer Feedforward Networks): Αποτελείται από το επίπεδο εισόδου που παρέχει τις εισόδους στο μοναδικό κρυμμένο επίπεδο των νευρώνων στο οποίο πραγματοποιούνται οι υπολογισμοί και έπειτα παρέχει την έξοδο στο επίπεδο εξόδου του δικτύου. Η ροή της πληροφορίας γίνεται προς μια κατεύθυνση, η οποία αποθηκεύεται στο δίκτυο με τη μορφή αλλαγών στα βάρη των συνάψεων των νευρώνων.

Εφαρμογή αυτού του τύπου δικτύου είναι οι συσχετιστικές μνήμες, όπου το δίκτυο συσχετίζει ένα διάνυσμα εισόδου με ένα διάνυσμα εξόδου.



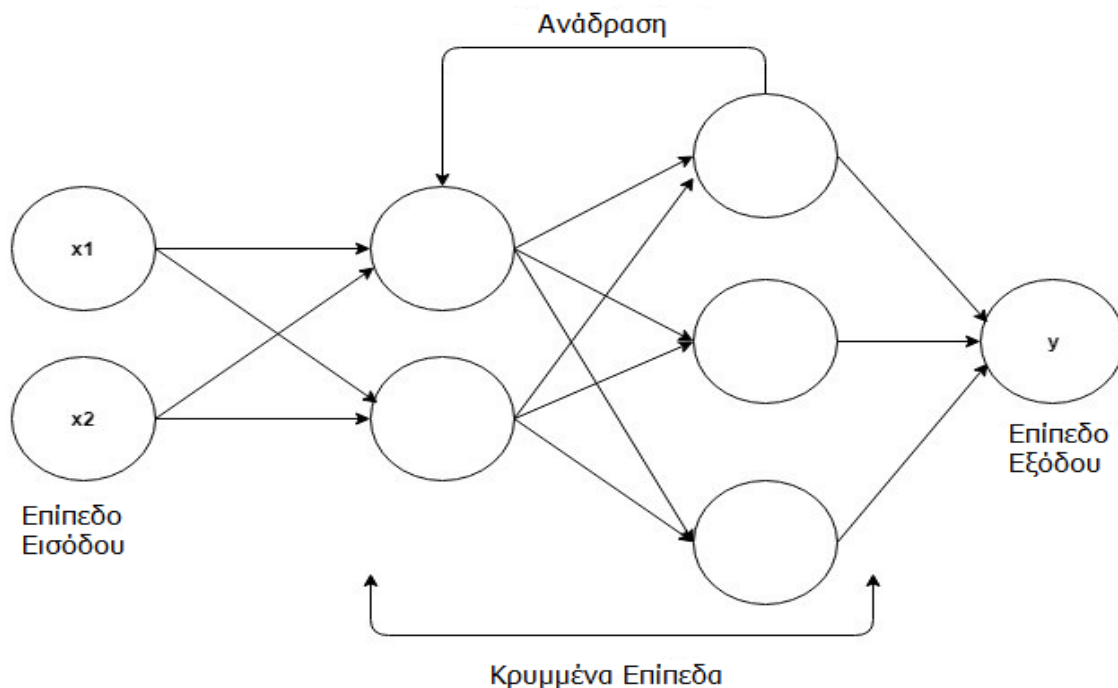
Εικόνα 8: Ενός επιπέδου νευρωνικό δίκτυο

Δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων (Multi-Layer Feedforward Networks): Υπάρχουν περισσότερα του ενός κρυμμένα επίπεδα, τα οποία παρεμβάλλονται του επιπέδου εισόδου και του επιπέδου εξόδου. Το δίκτυο γίνεται πιο αποτελεσματικό στη διαχείριση πολύπλοκων δεδομένων, καθώς αποκτά τη δυνατότητα να αφομοιώνει περισσότερες πληροφορίες για τα δεδομένα εισόδου μέσω των περισσότερων συνάψεων και των βαρών τους. Οι νευρώνες ενός επιπέδου μπορεί να είναι πλήρως συνδεδεμένοι με τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου, είτε μερικώς συνδεδεμένοι, ανάλογα με το προς επίλυση πρόβλημα.



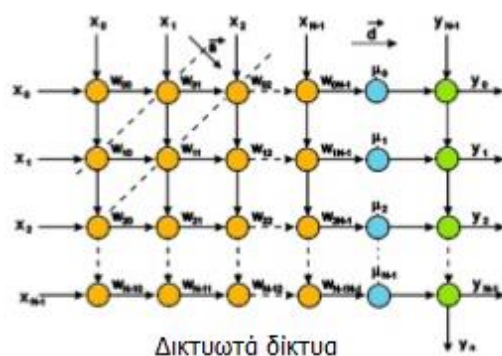
Εικόνα 9: Πλήρως διασυνδεδεμένο δίκτυο πολλαπλών επιπέδων

Αναδρομικά δίκτυα (Recurrent Networks): Η διαφορά με τις προηγούμενες αρχιτεκτονικές είναι ότι υπάρχει τουλάχιστον ένας βρόχος ανάδρασης, όπου η έξοδος του αποτελεί είσοδο σε προηγούμενο επίπεδο νευρώνων, είτε ακόμα και προς τον ίδιο τον νευρώνα (αυτό-ανάδραση).



Εικόνα 10: Αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα

Δικτυωτά δίκτυα (Lattice Structures): Αποτελούνται από συστοιχίες νευρώνων όπου συνδέονται με τις εισόδους του δικτύου. Μπορεί να είναι μονοδιάστατο ή μεγαλύτερης διάστασης ανάλογα με τη δομή του προβλήματος που καλείται να επιλύσει.



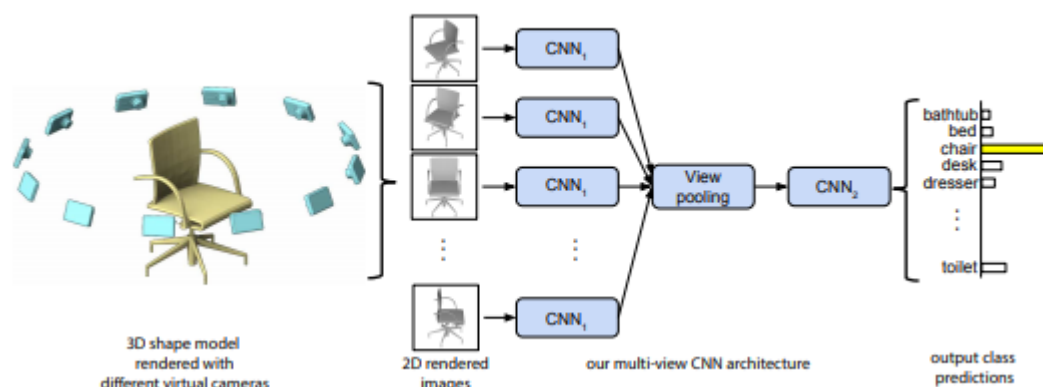
Εικόνα 11: Δικτυωτά νευρωνικά δίκτυα

3. ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΤΡΙΣΔΙΑΣΤΑΤΩΝ ΕΠΙΦΑΝΕΙΩΝ

Η χρήση των νευρωνικών δικτύων στην αναγνώριση σχημάτων και επιφανειών είναι ιδιαίτερα διαδεδομένη και μάλιστα τα πολύπλοκα νευρωνικά δίκτυα (Deep Neural Networks), τα οποία έχουν τη δυνατότητα να «μαθαίνουν» από πιο σύνθετα και περισσότερο αφηρημένα χαρακτηριστικά (abstract features).

Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNN) έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετά στον τομέα που εξετάζουμε, με διαφορετικές κάθε φορά προσεγγίσεις.

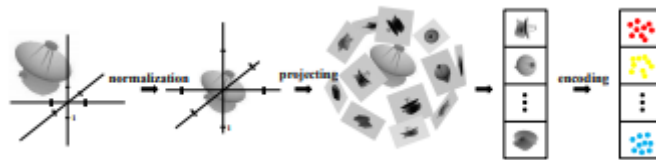
Για την αναγνώριση τρισδιάστατων σχημάτων χρησιμοποιήθηκε η τεχνική της λήψης δισδιάστατων εικόνων (2D images) από τρισδιάστατο σχήμα (3D surface), όπου στη συνέχεια εισάγονται στο CNN και δημιουργείται ένα ενοποιημένο μοντέλο που περιγράφει το τρισδιάστατο σχήμα [1].



Εικόνα 12: Μοντέλο CNN αναγνώρισης σχήματος με πολλές λήψεις

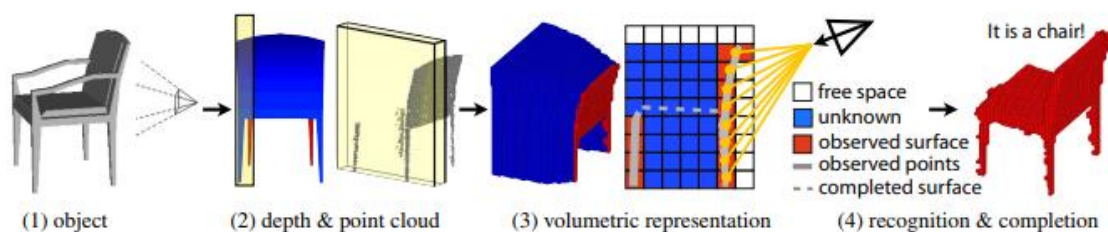
Με την παραπάνω τεχνική ένα τρισδιάστατο σχήμα μετατρέπεται σε πολλές δισδιάστατες εικόνες, όπου μπορούν να επεξεργαστούν πιο εύκολα σε σύγκριση με τις τρισδιάστατες επιφάνειες. Ωστόσο απαιτεί μεγάλο υπολογιστικό κόστος και πληθώρα λήψεων του αντικειμένου από διαφορετικές γωνίες. Επίσης ανακύπτει το ζήτημα κατά πόσον σημαντικές είναι, από άποψη πληροφορίας, οι λήψεις αυτές και επίσης πόσες λήψεις απαιτούνται για να εξαχθεί ένα ασφαλές μοντέλο που περιγράφει επαρκώς το τρισδιάστατο σχήμα.

Μία άλλη τεχνική που χρησιμοποιήθηκε είναι η προβολή των τρισδιάστατων σχημάτων στον δισδιάστατο χώρο και χρησιμοποιώντας στη συνέχεια autoencoders για την μάθηση των χαρακτηριστικών (feature learning) των δισδιάστατων εικόνων που προέκυψαν [2].



Εικόνα13: 3D shape in 2D projections – autoencoder

Άλλη προσέγγιση για την επίλυση του ζητήματος που προτάθηκε είναι η αναπαράσταση ενός γεωμετρικού τρισδιάστατου σχήματος ως πιθανοτική κατανομή δυαδικής μεταβλητής σε ένα τρισδιάστατο πίνακα, όπου το 1 αναπαριστά ότι βρίσκεται μέσα στην επιφάνεια και το 0 ότι βρίσκεται εκτός της επιφάνειας [3].

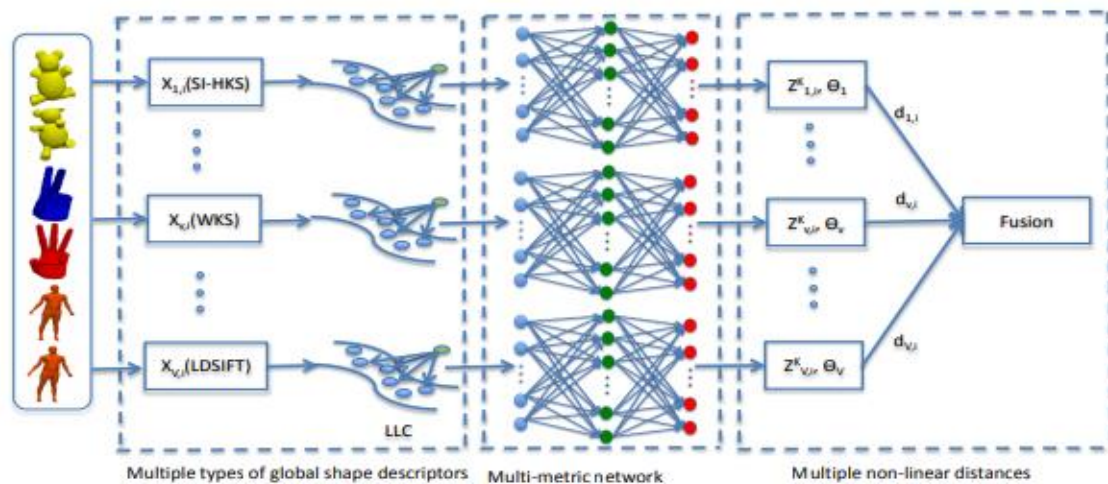


Εικόνα 14: 3D ShapeNet

Τα δεδομένα που εξάγονται από την επεξεργασία του σχήματος εισάγονται σε ένα συνελικτικό βαθύ δίκτυο γνώσης (Convolutional Deep Belief Network).

Η τεχνική της εκμάθησης χαρακτηριστικών (feature learning) από την ανάκτηση ενός τρισδιάστατου σχήματος έχει εφαρμοστεί στον τομέα της αναγνώρισης τρισδιάστατων σχημάτων και είναι αρκετά διαδεδομένη. Μία προσέγγιση στο ζήτημα που προτάθηκε είναι η δημιουργία ενός πολύπλοκου πολύ-μετρικού δικτύου (deep multi-metric network) το οποίο εκπαιδεύεται για να «μάθει» πολλαπλές μη - γραμμικές μετρικές απόστασης από πολλούς τύπους χαρακτηριστικών σχήματος (shape features) [4].

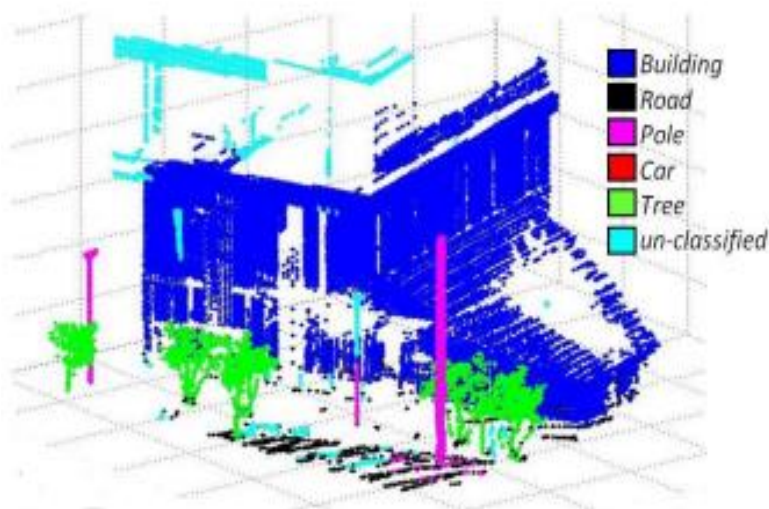
Το δίκτυο προτρέπει τα χαρακτηριστικά από το ίδιο σχήμα να είναι όσο πιο όμοια γίνεται και ταυτόχρονα όσο πιο διαφορετικά γίνεται από χαρακτηριστικά διαφορετικού σχήματος. Επιπλέον με το κριτήριο Hilbert-Schimid ενισχύονται οι έξοδοι των διαφορετικών τύπων των χαρακτηριστικών ενός σχήματος να είναι μεταξύ τους όσο πιο συμπληρωματικά γίνεται.



Εικόνα15: Multi-metric Convolutional Deep Belief Network

Η παραπάνω τεχνική εκμεταλλεύεται την ικανότητα των νευρωνικών δικτύων για τη διαχείριση μη - γραμμικών συστημάτων και τη συμπληρωματικότητα των πολλαπλών χαρακτηριστικών σχήματος, για τη δημιουργία ενός πολύ-μετρικού νευρωνικού δικτύου. Με το δίκτυο «μαθαίνουν» οι μη-γραμμικές μετρικές αποστάσεις με τρόπο που στα χαρακτηριστικά του ίδιου σχήματος ελαχιστοποιείται η διαφορά και μεγιστοποιείται σε διαφορετικού σχήματος. Η σύμπτυξη των μετρικών απόστασης με τα βάρη του δικτύου χρησιμοποιούνται ως δείκτης ομοιότητας για την περιγραφή του σχήματος.

Τέλος, άλλη μία τεχνική που χρησιμοποιήθηκε είναι η κατάτμηση της επιφάνειας και η ταξινόμηση των αντικειμένων στην επιφάνεια. Η διαδικασία αυτή είναι επίσης γνωστή ως σημασιολογική (semantic) και σχετίζεται με την ταξινόμηση των τρισδιάστατων αντικειμένων, όπου στόχος είναι η ορθή κατηγοριοποίηση του αντικειμένου στην κλάση στην οποία ανήκει [5].



Εικόνα 16: Κατάτμηση και ταξινόμηση αντικειμένων

Όπως αναφέρθηκε στα προηγούμενα κεφάλαια, για την αναγνώριση των τρισδιάστατων αντικειμένων θα χρησιμοποιηθεί ως χαρακτηριστικό (feature) η καμπυλότητα των σημείων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας της επιφάνειας. Για την «εκμάθηση» της καμπυλότητας χρησιμοποιείται συγκεκριμένη αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων, η τεχνική PREdictive MOdular Neural Networks (PREMONN) [10].

Με τη συγκεκριμένη τεχνική δημιουργούνται πολλά μικρά και απλά στην αρχιτεκτονική τους νευρωνικά δίκτυα, αντί να υλοποιηθεί ένα μεγάλο δίκτυο. Οπότε δημιουργούνται αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα τα οποία εκπαιδεύονται και «μαθαίνουν» μία μικρή περιοχή, αντί να δημιουργηθεί ένα μεγάλο νευρωνικό δίκτυο με πολλά κρυμμένα επίπεδα και με πολλούς κρυμμένους νευρώνες, για την εκπαίδευση και «εκμάθηση» ολόκληρης της επιφάνειας.

Η προσέγγιση αυτή παρέχει το πλεονέκτημα της προσαρμοστικότητας στις αλλαγές, με λιγότερη πολυπλοκότητα σε σύγκριση με ένα μεγάλο νευρωνικό δίκτυο. Για παράδειγμα στον τομέα της πρόβλεψης της συναλλαγματικής ισοτιμίας αντί να χρησιμοποιηθεί ένα μεγάλο νευρωνικό δίκτυο που θα εκπαιδευτεί στα δεδομένα μιας ολόκληρης μέρας, εκπαιδεύονται πολλά μικρά νευρωνικά δίκτυα (αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα) που το καθένα εκπαιδεύεται σε μια μικρή χρονική περίοδο της ημέρας.

Κάθε νέο δείγμα εισάγεται ταυτόχρονα στα αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα και το δίκτυο με το μικρότερο σφάλμα είναι αυτό που περιγράφει καλύτερα το δείγμα που έχει εισαχθεί.

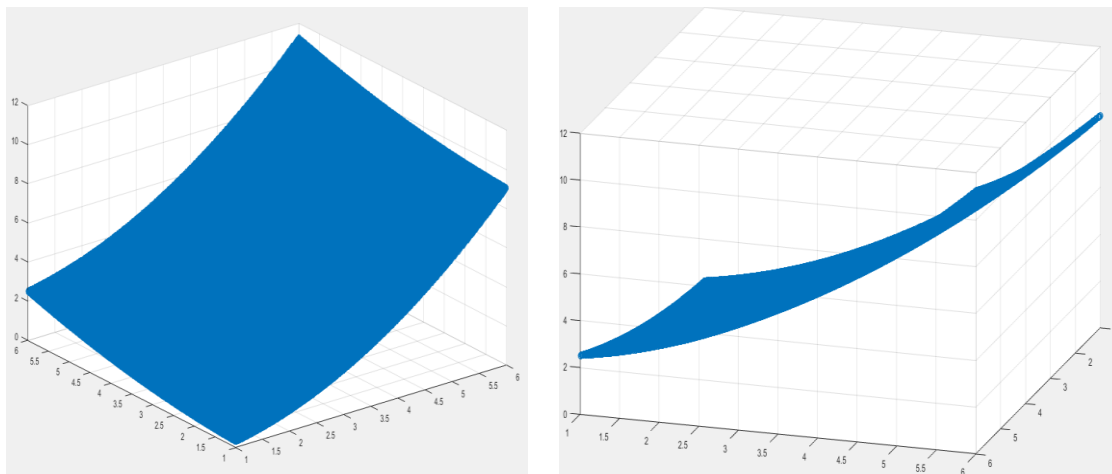
Με την τεχνική αυτή είναι δυνατή και η προσθήκη μνήμης στο σύστημα των νευρωνικών δικτύων, έτσι ώστε να παρουσιάζει περισσότερη αντοχή στο θόρυβο, ωστόσο παρουσιάζει αδυναμίες ως προς τον υπολογιστικό χρόνο και κόστος.

Στην προκειμένη περίπτωση θα χρησιμοποιηθεί η τεχνική αυτή για την πρόβλεψη της καμπυλότητας. Στόχος είναι το δίκτυο που περιγράφει σωστά την καμπυλότητα της επιφάνειας να επιφέρει το μικρότερο σφάλμα σε σύγκριση με τα άλλα νευρωνικά δίκτυα, χωρίς να ενδιαφέρει το μέγεθος του σφάλματος.

Αυτό είναι και το σημαντικό πλεονέκτημα της τεχνικής αυτής, καθώς ο στόχος κάθε φορά είναι να γίνεται σωστή ταξινόμηση της επιφάνειας με βάση τα νευρωνικά δίκτυα που περιγράφουν αυτή την επιφάνεια.

5. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ

Η αναγνώριση τρισδιάστατων επιφανειών (3D surfaces) από νευρωνικά δίκτυα, όπως αποτυπώθηκε και παραπάνω, αποτελεί ιδιαίτερα απαιτητικό πεδίο, που απαιτεί μεγάλο υπολογιστικό κόστος και μεγάλο αριθμό δειγμάτων και δεδομένων. Η ίδια επιφάνεια εάν σαρωθεί από διαφορετική γωνία θα εμφανίσει διαφορετικό σχήμα, που οδηγεί σε λάθος αναγνώριση το νευρωνικό δίκτυο.



Εικόνα 17: Αποτύπωση επιφάνειας από διαφορετική γωνία θέασης

Η γωνία σάρωσης και θέασης μιας επιφάνειας, όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα, είναι κρίσιμος παράγοντας για την αναγνώριση μιας επιφάνειας, καθώς αποτυπώνεται διαφορετικό κάθε φορά σχήμα για την ίδια επιφάνεια, ανάλογα με τη θέση της επιφάνειας στον χώρο.

Στόχος αυτής της μεθόδου είναι να ξεπεράσει αυτό το εμπόδιο και να επιχειρηθεί να εξαχθούν από την επιφάνεια χαρακτηριστικά (features) που είναι ανεξάρτητα του συστήματος συντεταγμένων και της γωνίας θέασης της επιφάνειας.

Η καμπυλότητα της επιφάνειας περιγράφει – κατά κάποιον τρόπο - το «σχήμα» μιας επιφάνειας, δηλαδή το πόσο «καμπυλώνεται» η επιφάνεια στον χώρο. Η πρώτη και δεύτερη θεμελιώδη μορφή αποτελούν σημαντικά «εργαλεία» για την μέτρηση της καμπυλότητας των επιφανειών [7].

Σύμφωνα με την πρώτη και δεύτερη θεμελιώδη μορφή της διαφορικής γεωμετρίας εξάγονται τα αντίστοιχα πρώτα (E, F, G) και δεύτερα θεμελιώδη ποσά (e, f, g) 2 μεγέθη της καμπυλότητας ενός σημείου μιας επιφάνειας, τα οποία είναι ανεξάρτητα από την θέση και περιστροφή στο χώρο της επιφάνειας [8].

Μέσα από τα θεμελιώδη ποσά ορίζεται ο πίνακας της κάθετης καμπυλότητας, όπου οι ιδιοτιμές του πίνακα αποτελούν τις κύριες καμπυλότητες (L, N) των

σημείων της επιφάνειας και τα ιδιοδιανύσματα του πίνακα τις κύριες διευθύνσεις της καμπυλότητας [9].

Οπότε σύμφωνα με τα παραπάνω, χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εισόδου (features – inputs) στα νευρωνικά δίκτυα οι τιμές της κύριας καμπυλότητας των σημείων που βρίσκονται πάνω στις γραμμές καμπυλότητας της επιφάνειας (που τις συμβολίζουμε ως L και N) και είναι ανεξάρτητες του συστήματος συντεταγμένων και της θέσης της επιφάνειας στον τρισδιάστατο χώρο.

Όλη η θεωρητική ανάλυση και οι μαθηματικές εξισώσεις των παρακάτω παρουσιαζόμενων μεθόδων μου δόθηκαν από τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Βασίλειο Πετρίδη σε κατ' ιδίαν συναντήσεις που πραγματοποιούνταν σε τακτική βάση, καθ' όλη τη διάρκεια της υλοποίησης και επίβλεψης της διπλωματικής εργασίας.

Παρακάτω αναλύονται βήμα – βήμα οι διαδικασίες που ακολουθήθηκαν για την εξαγωγή των δεδομένων από την δοθείσα επιφάνεια.

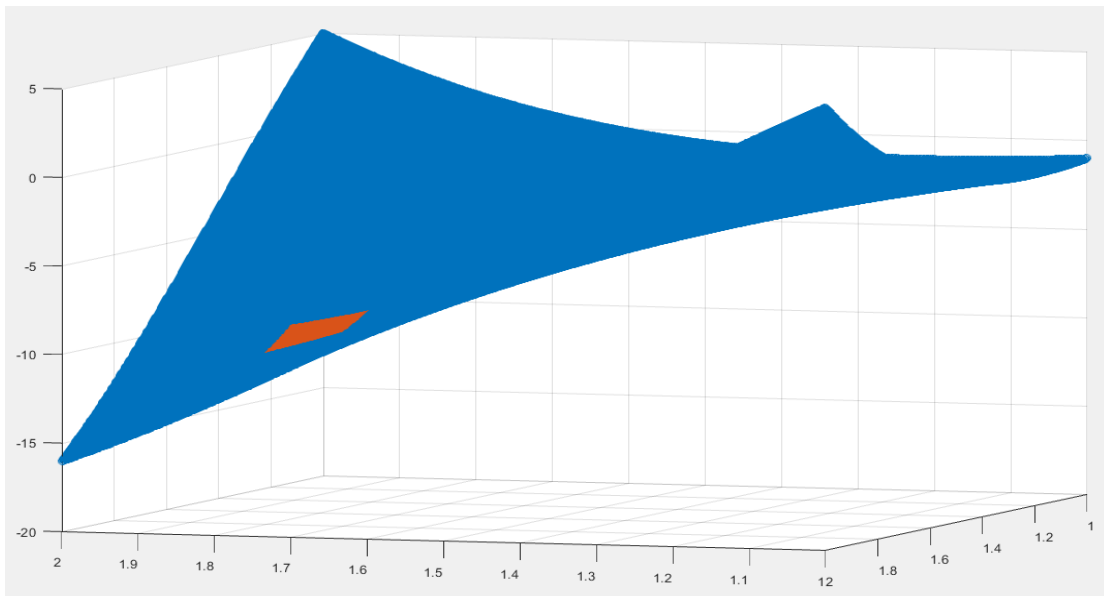
5.1 ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΥΠΟ-ΠΕΡΙΟΧΩΝ ΤΗΣ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΣ

Η κάθε επιφάνεια αποτελείται από σημεία στον τρισδιάστατο χώρο που έχουν σαρωθεί ως 3D point cloud με συντεταγμένες στον χώρο (x,y,z). Η συνολική επιφάνεια χωρίζεται σε υπό-περιοχές και σε κάθε υπό-περιοχή εφαρμόζουμε την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (Least Square Estimate) για να εκτιμήσουμε την πολυωνυμική μορφή της συνάρτησης που περιγράφει την υπό-περιοχή. Το πολυώνυμο είναι 4^{ου} βαθμού και είναι της μορφής:

$$z = f(x, y) = ax^4 + 6bx^2y^2 + 4cx^3y + 4dxy^3 + ey^4 + fx^3 + 3gx^2y + 3hxy^2 + iy^3 + jx^2 + 2kxy + ly^2 + mx + ny + o$$

Εξίσωση 1: Πολυωνυμική μορφή συνάρτησης εκτίμησης

Με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων βρίσκουμε τις παραμέτρους της συνάρτησης και αποτελεί την εκτίμηση της συνάρτησης που περιγράφει την υπό-περιοχή. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε υπό-περιοχή.



Εικόνα 18: Επιλογή υπό-περιοχής στην επιφάνεια

5.2 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΚΑΜΠΥΛΟΤΗΤΑΣ

Επιλέγουμε ένα τυχαίο σημείο (x, y, z) της υπό-περιοχής. Στον εφαπτόμενο χώρο (tangent space) του σημείου με την υπό-περιοχή υπολογίζονται οι συντελεστές E , F και G της πρώτης θεμελιώδους μορφής (first fundamental form) ως εξής [6]:

$$E = \left(\frac{dx}{dx}\right)^2 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2 + \left(\frac{dz}{dx}\right)^2$$

Εξίσωση 2: Ποσότητα E της πρώτης θεμελιώδους μορφής

$$G = \left(\frac{dx}{dy}\right)^2 + \left(\frac{dy}{dy}\right)^2 + \left(\frac{dz}{dy}\right)^2$$

Εξίσωση 3: Ποσότητα G της πρώτης θεμελιώδους μορφής

$$F = \left(\frac{dx}{dx}\right)\left(\frac{dx}{dy}\right) + \left(\frac{dy}{dx}\right)\left(\frac{dy}{dy}\right) + \left(\frac{dz}{dx}\right)\left(\frac{dz}{dy}\right)$$

Εξίσωση 4: Ποσότητα F της πρώτης θεμελιώδους μορφής

Ακολουθώντας υπολογίζονται οι συντελεστές e , f , g της δεύτερης θεμελιώδους μορφής (second fundamental form) ως εξής [6]:

$$e = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 0 & \frac{dz}{dx} \\ 0 & 1 & \frac{dz}{dy} \\ 0 & 0 & \frac{dz}{dx^2} \end{vmatrix}}{(EF - G^2)^{1/2}}$$

Εξίσωση 5: Ποσότητα L της δεύτερης θεμελιώδους μορφής

$$f = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 0 & \frac{dz}{dx} \\ 0 & 1 & \frac{dz}{dy} \\ 0 & 0 & \frac{dz}{dxdy} \end{vmatrix}}{(EF - G^2)^{1/2}}$$

Εξίσωση 6: Ποσότητα M της δεύτερης θεμελιώδους μορφής

$$g = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 0 & \frac{dz}{dx} \\ 0 & 1 & \frac{dz}{dy} \\ 0 & 0 & \frac{dz}{dy^2} \end{vmatrix}}{(EF - G^2)^{1/2}}$$

Εξίσωση 7: Ποσότητα N της δεύτερης θεμελιώδους μορφής

Από τις παραπάνω ποσότητες θα εξαχθούν οι 2 κύριες καμπυλότητες σε κάθε σημείο, που θα χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι (inputs) στο νευρωνικό δίκτυο, όπου υπολογίζονται από τον εξής πίνακα [6]:

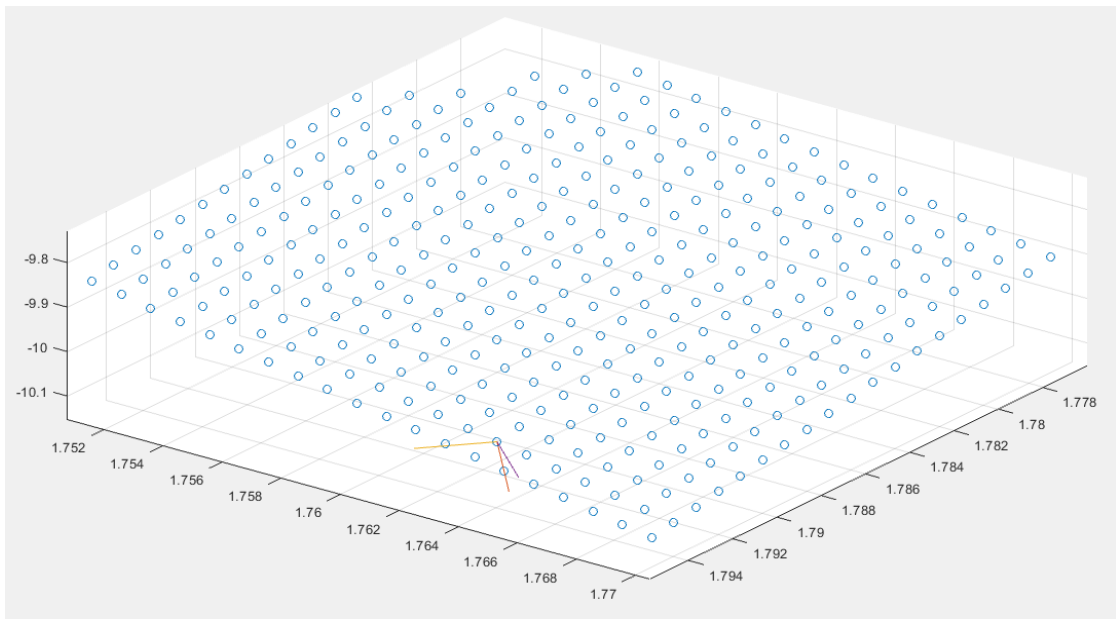
$$A = \begin{bmatrix} E & F \\ F & G \end{bmatrix}^{-1} * \begin{bmatrix} e & f \\ f & g \end{bmatrix}$$

Εξίσωση 8: Υπολογισμός της κύριας καμπυλότητας

Οι ιδιοτιμές (eigenvalues) του πίνακα A είναι οι δύο κύριες καμπυλότητες κ_1 και κ_2 (principal curvatures) στο επιλεγμένο σημείο και τα ιδιοδιανύσματα (eigenvectors) του πίνακα A είναι η μεγαλύτερη και η μικρότερη διεύθυνση της καμπυλότητας στο σημείο, οι οποίες είναι κάθετες μεταξύ τους.

5.3 ΕΥΡΕΣΗ KOMBOY

Για το ίδιο σημείο υπολογίζονται τα 2 διανύσματα πάνω στις 2 διευθύνσεις καμπυλότητας, καθώς και ως τρίτο διάνυσμα αυτό που προκύπτει ως το εξωτερικό γινόμενο τους, τα οποία είναι όλα κάθετα μεταξύ τους.

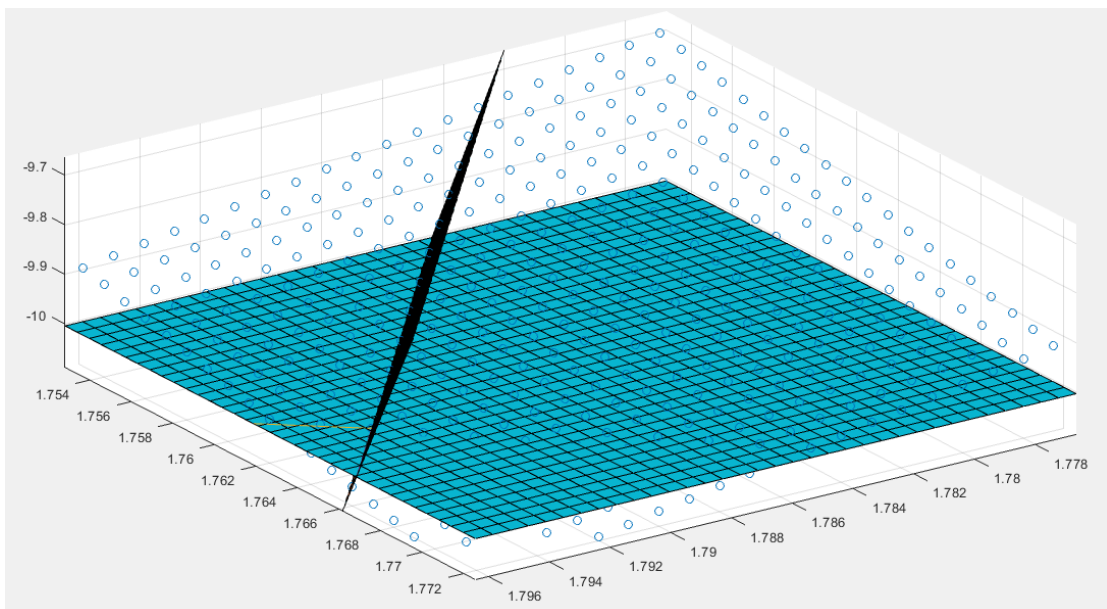


Εικόνα 19: Διανύσματα στις διευθύνσεις καμπυλότητας στο σημείο

Έπειτα υπολογίζονται τα 2 επίπεδα που ορίζονται από τα 2 διανύσματα και το τρίτο διάνυσμα και είναι της μορφής:

$$Z = AX + BY + C$$

Εξίσωση 9: Επίπεδο του διανύσματος της διεύθυνσης καμπυλότητας



Εικόνα 20: Κάθετα επίπεδα στις διευθύνσεις των διανυσμάτων

Στο επιλεγμένο σημείο υπολογίζονται οι παραμετρικές εξισώσεις της γραμμής καμπυλότητας που περνάει από το συγκεκριμένο σημείο και προκύπτουν από την ισότητα $f(x, y) = Z$ ή $g(x, y) = f(x, y) - Z = 0$ και είναι της μορφής [6]:

$$y = \sigma(x)$$

$$z = Ax + B\sigma(x) + C$$

$$x = x$$

Εξίσωση 10: Παραμετρικές εξισώσεις

Για την εύρεση του επόμενου κόμβου πραγματοποιείται μετακίνηση κατά Δx (παράμετρος η οποία ορίζεται) κατά μήκος των διανυσμάτων καμπυλότητας και υπολογίζεται από τις παραμετρικές εξισώσεις οι νέες τιμές των y και z . Το συνολικό διάστημα Δs που θα κινηθεί στην κατεύθυνση της καμπυλότητας ορίζεται ως παράμετρος, που υπολογίζεται από το ολοκλήρωμα της επιφάνειας που θα διατρέξει. Η εξίσωση του υπολογισμού του διαστήματος είναι [6]:

$$\Delta s = \sum_{i=1}^n \left(\frac{q(x_i) + q(x_{i+1})}{2} * \Delta x + e \right)$$

$$\text{όπου } q(x) = \left(1 + \left(\frac{dy}{dx} \right)^2 + \left(\frac{dz}{dx} \right)^2 \right)^{1/2}$$

$$\text{και } x_{i+1} = x_i + \Delta x$$

Εξίσωση 11: Υπολογισμός επιφάνειας πάνω στη διεύθυνση καμπυλότητας

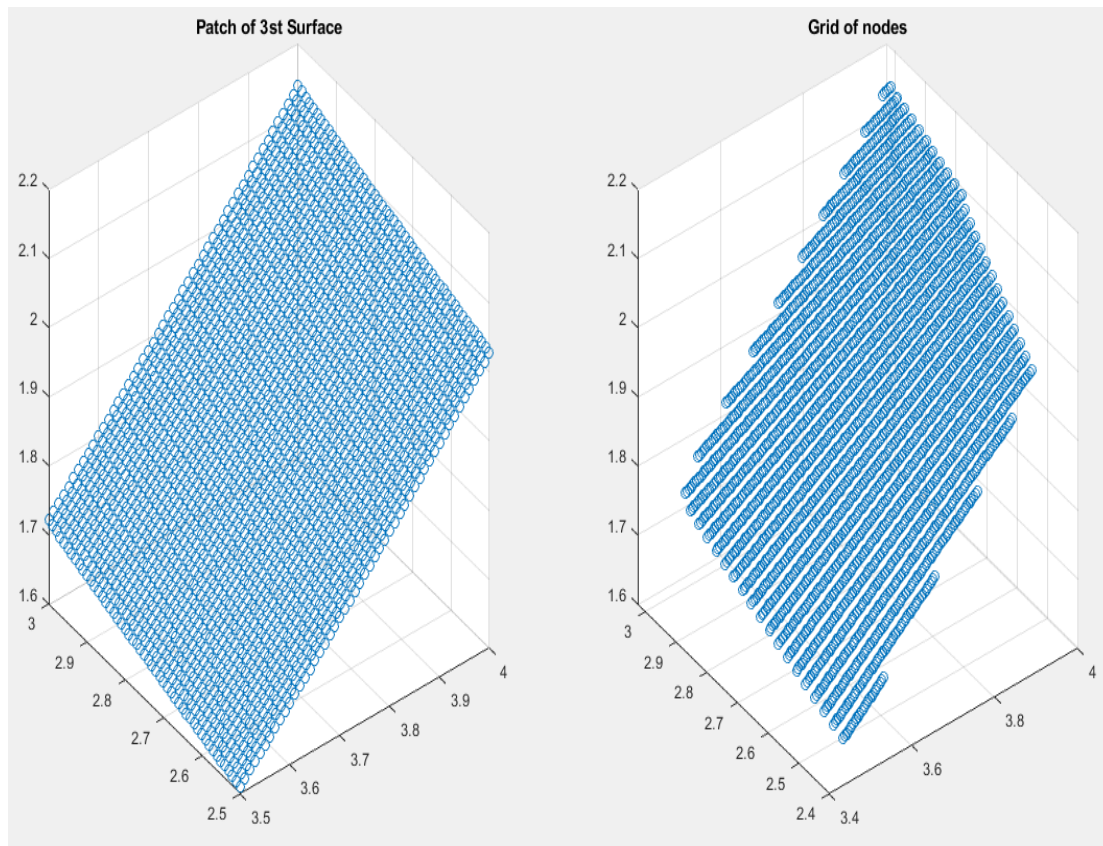
Το νέο σημείο (x, y, z) που θα προκύψει είναι ο νέος κόμβος πάνω στην γραμμή καμπυλότητας και η διαδικασία επαναλαμβάνεται για την εύρεση του επόμενου κόμβου κατά μήκος των νέων διευθύνσεων καμπυλότητας μέσω της εξίσωσης για τον υπολογισμό της καμπυλότητας.

5.4 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΛΕΓΜΑΤΟΣ

Με την παραπάνω διαδικασία προκύπτουν οι νέοι κόμβοι από την δοθείσα επιφάνεια. Για τη δημιουργία του πλέγματος των κόμβων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας που ορίζονται από τις διευθύνσεις καμπυλότητας, ακολουθείται η εξής διαδικασία.

Από το αρχικά τυχαίο σημείο της υπό-περιοχής βρίσκονται οι επόμενοι κόμβοι πάνω στην μεγαλύτερη διεύθυνση καμπυλότητας και στη συνέχεια από το ίδιο αρχικό σημείο κινείται στον επόμενο κόμβο που βρίσκεται στην μικρότερη διεύθυνση καμπυλότητας, όπου και πάλι επαναλαμβάνεται η διαδικασία εύρεσης κόμβων στην μεγαλύτερη διεύθυνση καμπυλότητας.

Με την επαναληπτική αυτή διαδικασία σαρώνεται όλη η υπό-περιοχή και δημιουργείται το πλέγμα των κόμβων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας της επιφάνειας.



Εικόνα 21: Δημιουργία πλέγματος

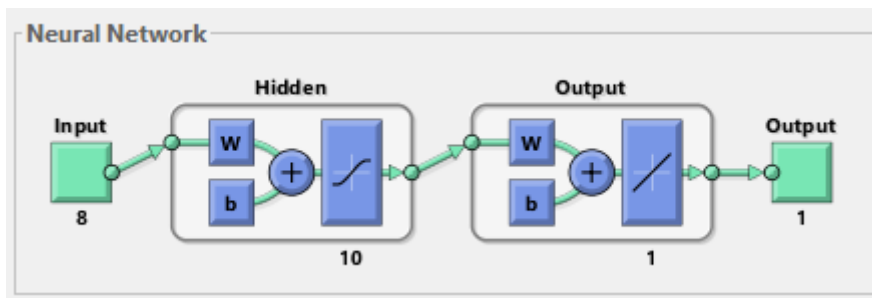
5.5 ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Για κάθε κόμβο (x,y,z) της επιφάνειας που θα προκύψει έχουν υπολογιστεί οι 2 τιμές της κύριας καμπυλότητας. Επιλέγεται μία γειτονιά από 9 κόμβους, όπου οι τιμές της κάθε καμπυλότητας από τους 8 κόμβους εισάγονται στο νευρωνικό δίκτυο και ως έξοδος είναι η τιμή της καμπυλότητας για τον 9^ο κόμβο.

Για κάθε μία από τις 2 καμπυλότητες δημιουργείται ξεχωριστό νευρωνικό δίκτυο με 10 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο (hidden layer). Επομένως δημιουργούνται πολλά μικρά νευρωνικά δίκτυα (modular neural networks) για τις 2 καμπυλότητες και τα οποία περιγράφουν μια μικρή υπό-περιοχή της συνολικής επιφάνειας.

5.6 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Το κάθε νευρωνικό δίκτυο έχει την εξής δομή:



Εικόνα 22: Δομή νευρωνικού δικτύου

Για τις 2 καμπυλότητες ενός κόμβου εκπαιδεύονται 2 ξεχωριστά νευρωνικά δίκτυα. Η στρατηγική εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων είναι η ακόλουθη:

1. Επιλογή μιας τυχαίας υπό-περιοχής της επιφάνειας.
2. Επιλογή τυχαίου σημείου της υπό-περιοχής.
3. Εκπαίδευση (training) του νευρωνικού δικτύου στην υπό-περιοχή αυτού του τυχαίου σημείου.
4. Έλεγχος (testing) του νευρωνικού αυτού δικτύου με τις γειτονικές υπό-περιοχές.
5. Εάν το μέσο σφάλμα ξεπεράσει ένα κατώφλι (threshold), τότε εκπαιδεύεται ένα καινούργιο νευρωνικό δίκτυο στην υπό-περιοχή αυτή, εφόσον πρώτα ελεγχθεί (testing) και από τα προηγούμενα νευρωνικά δίκτυα που έχουν ήδη δημιουργηθεί και κανένα από τα νευρωνικά δίκτυα δεν εμφανίσει μέσο σφάλμα μικρότερο του κατωφλίου.
6. Η διαδικασία αυτή γίνεται και για τις 2 καμπυλότητες των κόμβων και σαρώνουν όλες τις υπό-περιοχές της επιφάνειας.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω στρατηγικής εκπαίδευσης δημιουργούνται νευρωνικά δίκτυα που περιγράφουν την επιφάνεια. Εφαρμόζεται η διαδικασία αυτή και για άλλες επιφάνειες, όπου στο τέλος θα έχουμε ένα μεγάλο αριθμό από νευρωνικά δίκτυα και θα περιγράφουν διάφορες επιφάνειες.

5.7 ΈΛΕΓΧΟΣ ΤΡΙΣΔΙΑΣΤΑΤΩΝ ΕΠΙΦΑΝΕΙΩΝ

Για κάθε νέα επιφάνεια και εφόσον εξαχθούν τα δεδομένα εισόδου για τα νευρωνικά δίκτυα (inputs) τότε ελέγχονται από τα νευρωνικά δίκτυα που έχουν δημιουργηθεί και επιλέγονται τα νευρωνικά δίκτυα με το μικρότερο σφάλμα, όπου ουσιαστικά περιγράφουν την επιφάνεια και επιτυγχάνεται η αναγνώριση της επιφάνειας.

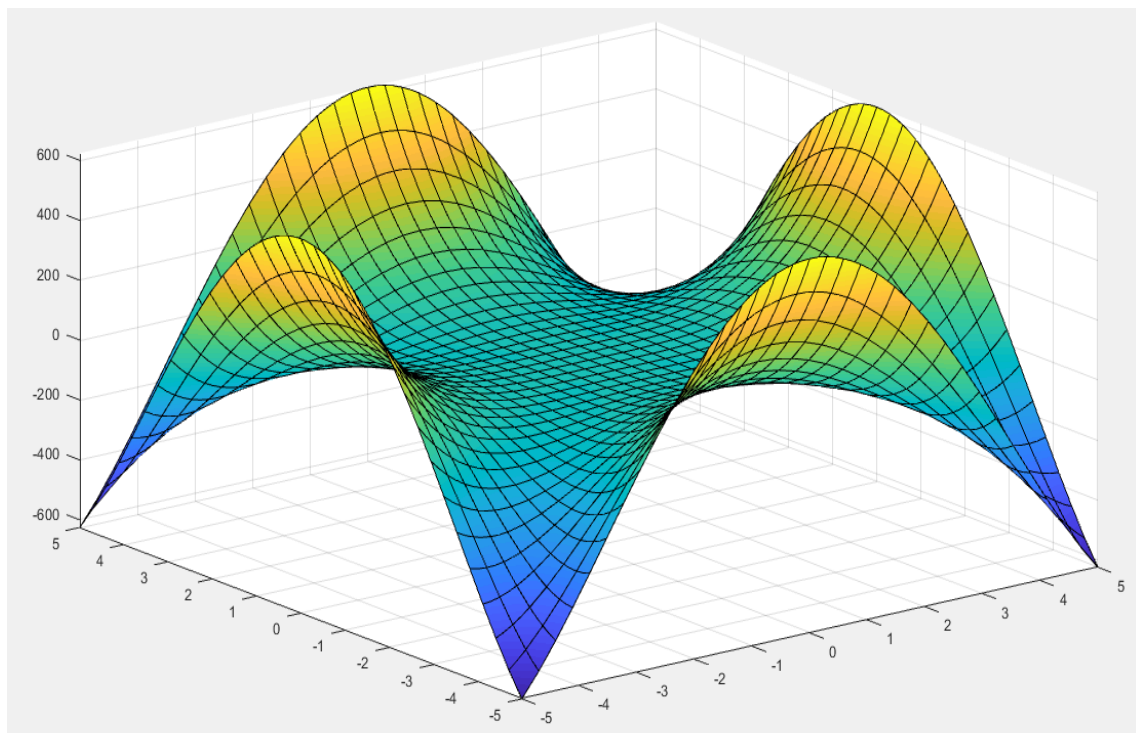
Μέσα από τις καμπυλότητες των κόμβων της επιφάνειας είναι δυνατή η αναγνώριση μιας επιφάνειας ανεξαρτήτου θέσεως και γωνίας θέασης.

6. ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ

Μετά την εξαγωγή των μοντέλων των νευρωνικών δικτύων, ελέγχουμε σε αρχικό στάδιο εάν μπορεί να περιγράψει σωστά τις επιφάνειες για τις οποίες έχει ήδη εκπαιδευτεί.

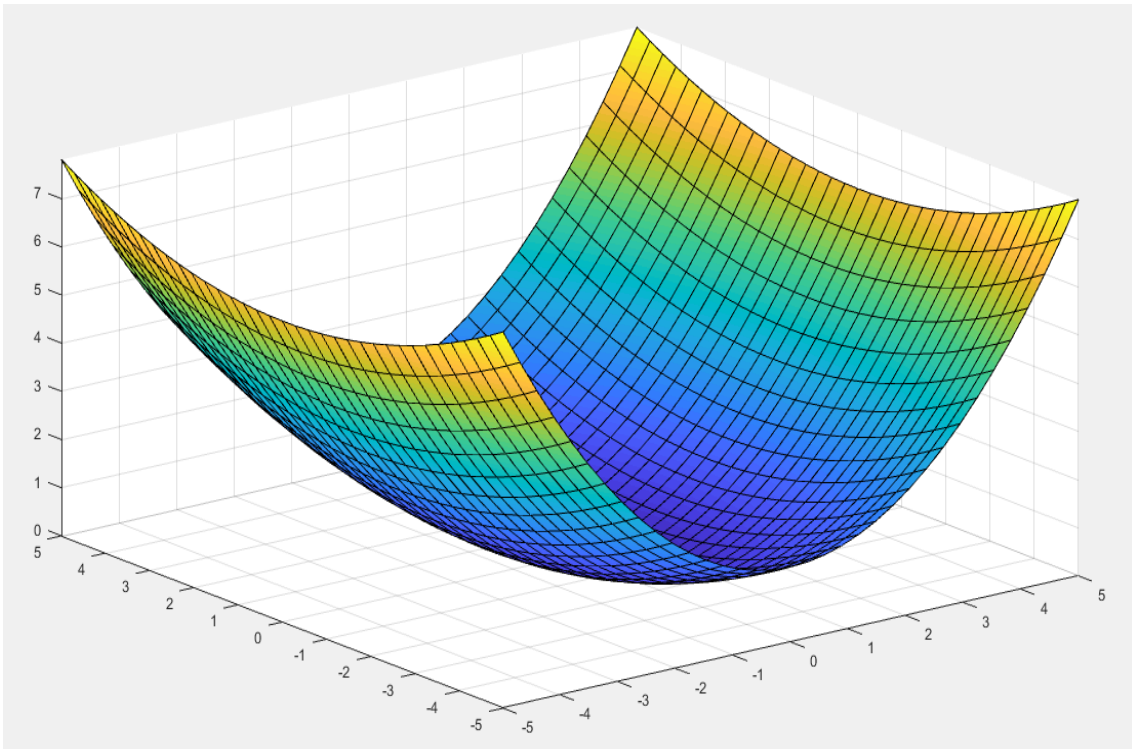
Εκπαιδεύονται 2 νευρωνικά δίκτυα για τις αντίστοιχες 2 καμπυλότητες για τα τμήματα των επιφανειών που έχουν επιλεγθεί. Οι επιφάνειες περιγράφονται από γνωστές συναρτήσεις, όπου θα δοκιμαστεί η μέθοδος. Επιλέγονται 3 τμήματα επιφανειών από τις εξής αντίστοιχες 3 συναρτήσεις:

- πρώτη συνάρτηση: $z = x^4 - 3 * x^2 * y^2 + y^4$



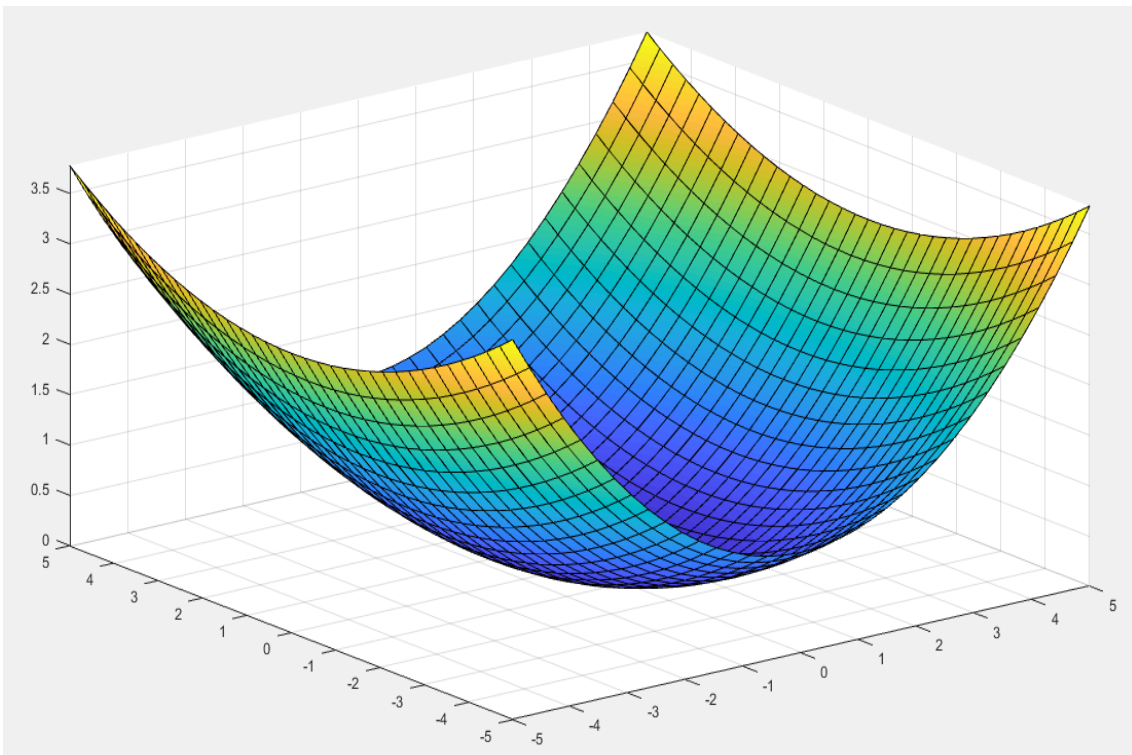
Εικόνα 23: Γραφική απεικόνιση 1^{ης} συνάρτησης

- δεύτερη συνάρτηση: $z = \frac{x^2}{2^2} + \frac{y^2}{4^4}$



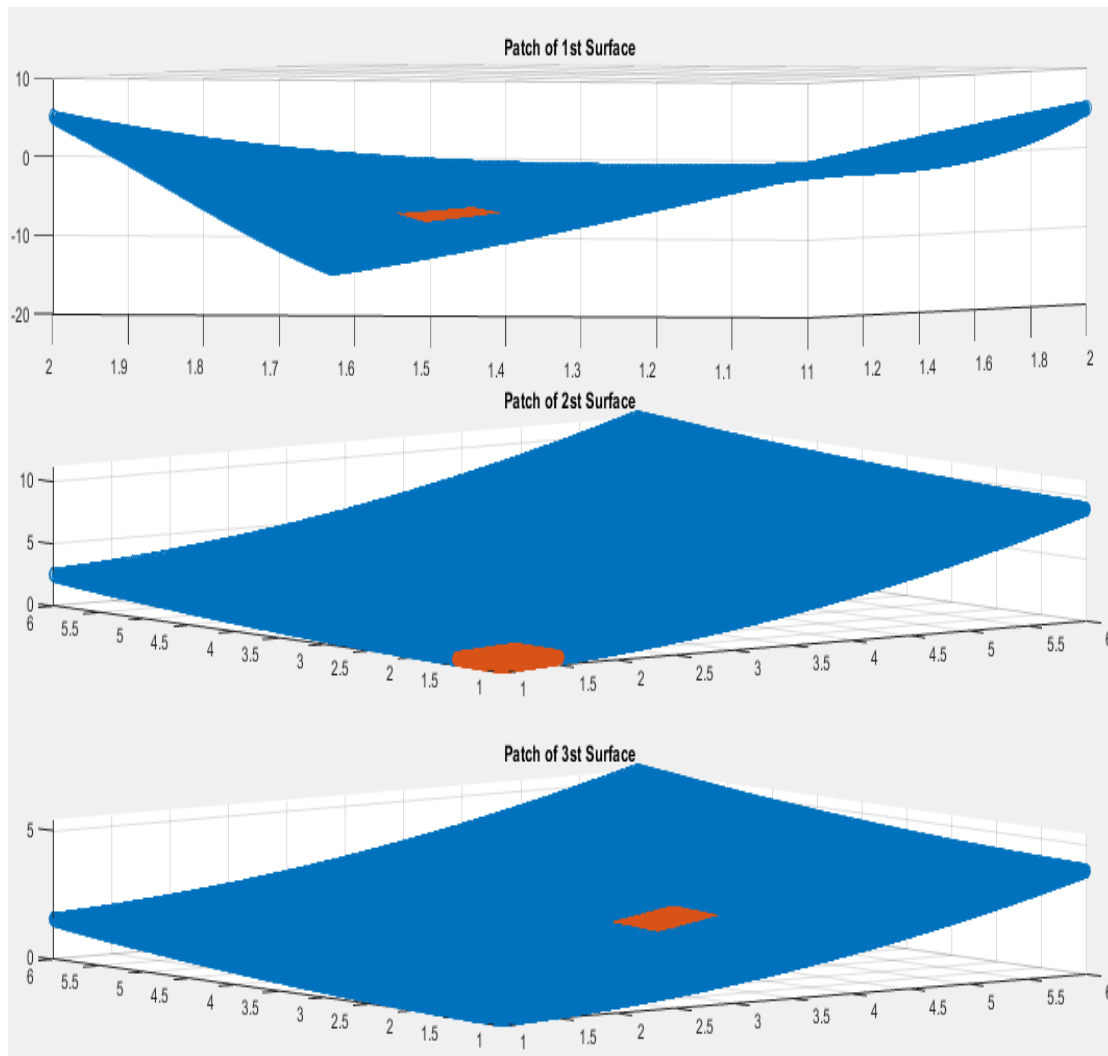
Εικόνα 24: Γραφική απεικόνιση της 2^{ης} συνάρτησης

- τρίτη συνάρτηση: $z = \frac{x^2}{3^2} + \frac{y^2}{5^2}$



Εικόνα 25: Γραφική απεικόνιση της 3^{ης} συνάρτησης

Τα τμήματα των επιφανειών που επιλέχθηκαν φαίνονται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 26: Τμήματα επιφανειών

6.1 ΈΛΕΓΧΟΣ ΣΕ ΘΟΡΥΒΟ

Σε πρώτο στάδιο ελέγχεται η ανοχή της μεθόδου στο θόρυβο. Για τα νευρωνικά δίκτυα που έχουν δημιουργηθεί εισάγονται τα 3 τμήματα που προέρχονται από τις 3 διαφορετικές επιφάνειες με διαφορετικά επίπεδα γκαουσιανού θορύβου.

Για την εισαγωγή του θορύβου χρησιμοποιείται η εξίσωση του matlab `normrnd(mean, std)`, όπου `mean` εισάγεται το 0 και `std` εισάγεται το ποσοστό της διακύμανσης της κάθε τιμής x , y και z .

Συγκεκριμένα για τις επιφάνειες που έχουν επιλεγθεί είναι:

Επιφάνεια από την πρώτη συνάρτηση:

- διακύμανση της τιμής (x) = 0.0009 με εύρος τιμών από το 1.7 έως το 1.8
- διακύμανση της τιμής (y)=0.0009 με εύρος τιμών από το 1.7 έως το 1.8

- διακύμανση της τιμής (z)=0.1963 με εύρος τιμών από το -10.4976 έως το -8.3521

Επιφάνεια από τη δεύτερη συνάρτηση:

- διακύμανση της τιμής (x)=0.0217 με εύρος τιμών από το 1 έως το 1.5
- διακύμανση της τιμής (y)=0.0217 με εύρος τιμών από το 1 έως το 1.5
- διακύμανση της τιμής (z)=0.0090 με εύρος τιμών από το 0.3125 έως το 0.7031

Επιφάνεια από την τρίτη συνάρτηση:

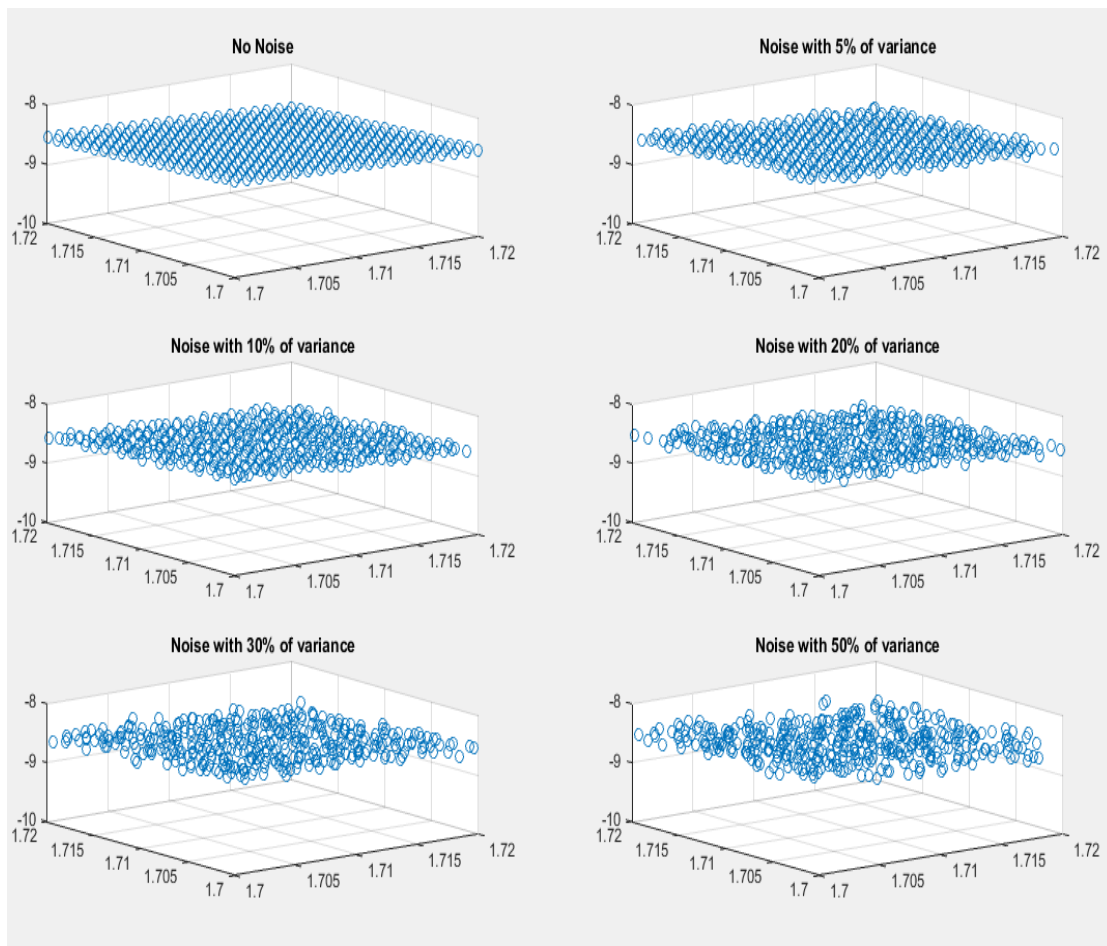
- διακύμανση της τιμής (x)=0.0217 με εύρος τιμών από το 3.5 έως το 4
- διακύμανση της τιμής (y)=0.0217 με εύρος τιμών από το 2.5 έως το 3
- διακύμανση της τιμής (z)=0.0161 με εύρος τιμών από το 1.6111 έως το 2.1378

Σύμφωνα με τα παραπάνω η εξίσωση του θορύβου που χρησιμοποιείται είναι:

$$data = data + normrnd(0, percentage * var(data))$$

Εξίσωση 12: Εξίσωση γκαουσιανού θορύβου

Όπου percentage χρησιμοποιείται το ποσοστό 5%, 10%, 20%, 30% και 50%. Ο θόρυβος που εισάγεται στα δεδομένα είναι ικανός και σταδιακά μεγαλώνει αρκετά για να ελεγχθεί η μέθοδος, όπου μεταβάλλονται αρκετά τα αρχικά δεδομένα. Στις παρακάτω εικόνες φαίνεται η μεταβολή της επιφάνειας με την σταδιακή εισαγωγή του θορύβου στα δεδομένα. Η απεικόνιση είναι από την ίδια γωνία θέασης και από την ίδια θέση της επιφάνειας στον χώρο, όπου σταδιακά παρατηρείται η σημαντική παραμόρφωση της αρχικής επιφάνειας.



Εικόνα 27: Τμήμα επιφάνειας με επίπεδα θορύβου

Κάθε τμήμα (patch) της επιφάνειας εισάγεται στα νευρωνικά δίκτυα που δημιουργήθηκαν για την κάθε καμπυλότητα και υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ($\text{real} - \text{estimate}$)² του κάθε νευρωνικού δικτύου.

Για κάθε επίπεδο θορύβου πραγματοποιούνται 10 τυχαίες υλοποιήσεις και το πλέγμα που δημιουργείται ξεκινά είτε από το ίδιο σημείο, είτε από τυχαίο σημείο της επιφάνειας.

6.1.1 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΛΕΓΜΑΤΟΣ ΑΠΟ ΑΡΧΙΚΟ ΓΝΩΣΤΟ ΣΗΜΕΙΟ

Σε πρώτη φάση θα ελεγχθεί από το ίδιο σημείο. Δηλαδή η δημιουργία του πλέγματος για κάθε εισαγωγή του θορύβου ξεκινά από το ίδιο κάθε φορά σημείο, το οποίο έχει οριστεί να είναι το κέντρο του τμήματος της επιφάνειας.

Τα αποτελέσματα αποτυπώνονται σε 2 πίνακες, έναν για την καμπυλότητα L και έναν για την καμπυλότητα N. Οι γραμμές του πίνακα αποτυπώνουν τα 3 τμήματα από τις επιφάνειες που έχουν επιλεγεί και οι στήλες του πίνακα το κάθε νευρωνικό δίκτυο που έχει εκπαιδευτεί στην αντίστοιχη επιφάνεια.

Δηλαδή το 1^ο νευρωνικό δίκτυο έχει εκπαιδευτεί στο τμήμα της 1^{ης} επιφάνειας, το 2^ο νευρωνικό δίκτυο στο τμήμα της 2^{ης} επιφάνειας και το 3^ο νευρωνικό στο τμήμα της 3^{ης} επιφάνειας.

Στον πίνακα αποτυπώνεται πόσες από τις 10 τυχαίες υλοποιήσεις έχει δώσει το μικρότερο σφάλμα το νευρωνικό και το ποσοστό αποτυπώνει την επιτυχία του νευρωνικού να αναγνωρίσει το αντίστοιχο τμήμα της επιφάνειας στο οποίο έχει εκπαιδευτεί. Επίσης φαίνεται και ο μέσος όρος των σφαλμάτων από τις 10 τυχαίες υλοποιήσεις.

Για την καμπυλότητα L είναι:

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 5%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0016)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.1999e-06)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 8.5579e-05)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 10%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0350)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.8864e-05)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.3458e-04)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 20%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος	0	0	100%

	σφάλματος 0.1574)			
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 6.0361e-04)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0020)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 30%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.5149)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0074)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	2	8 (μέσος όρος σφάλματος 0.0082)	80%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 50%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.7977)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	5 (μέσος όρος σφάλματος 0.0721)	5	50%
3 ^η επιφάνεια	0	2	8 (μέσος όρος σφάλματος 0.0535)	80%

Πίνακας 1: Θόρυβος για την L από γνωστό σημείο

Για την καμπυλότητα N:

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 5%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 2.8079e-08)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 8.2077e-05)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.7696e-04)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 10%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 7.1368e-07)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 7.5725e-04)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 2.9017e-04)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 20%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.9456e-06)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	9 (μέσος όρος σφάλματος 0.0029)	1	90%
3 ^η επιφάνεια	0	1	9 (μέσος όρος σφάλματος 0.0013)	90%

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 30%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 5.4627e-05)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	8 (μέσος όρος σφάλματος 0.0109)	2	80%
3 ^η επιφάνεια	1	2	7 (μέσος όρος σφάλματος 0.0032)	70%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 50%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.7329e-04)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	4 (μέσος όρος σφάλματος 0.0161)	6	40%
3 ^η επιφάνεια	4	2	4 (μέσος όρος σφάλματος 0.0094)	40%

Πίνακας 2: Θόρυβος για την N από γνωστό σημείο

6.1.2 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΛΕΓΜΑΤΟΣ ΑΠΟ ΤΥΧΑΙΟ ΣΗΜΕΙΟ

Σε επόμενο στάδιο θα ελέγξουμε τα αποτελέσματα δημιουργώντας το πλέγμα των κόμβων από τυχαίο κάθε φορά σημείο έναρξης. Τα αποτελέσματα φαίνονται στους παρακάτω πίνακες.

Για την καμπυλότητα L:

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 5%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 8.5969e-04)	0	0	100%

2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.3159e-04)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.1836e-04)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 10%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0159)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 6.1483e-05)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 7.5793e-04)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 20%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.1142)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0011)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.0021)	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 30%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 0.7570)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	9	1	90%

		(μέσος όρος σφάλματος 0.0060)		
3 ^η επιφάνεια	0	2	8 (μέσος όρος σφάλματος 0.0130)	80%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Θόρυβος 50%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.7512)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	9 (μέσος όρος σφάλματος 0.0213)	1	90%
3 ^η επιφάνεια	0	3	7 (μέσος όρος σφάλματος 0.0472)	70%

Πίνακας 3: Θόρυβος για την L από τυχαίο σημείο

Για την καμπυλότητα N:

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 5%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 7.1603e-08)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.5461e-06)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	1	9 (μέσος όρος σφάλματος 2.6371e-04)	90%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 10%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος)	0	0	100%

	3.1318e-07)			
2 ^η επιφάνεια	0	10 (μέσος όρος σφάλματος 7.6933e-04)	0	100%
3 ^η επιφάνεια	0	1	9 (μέσος όρος σφάλματος 7.8758e-04)	90%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 20%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 4.1762e-06)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	8 (μέσος όρος σφάλματος 0.0035)	2	80%
3 ^η επιφάνεια	0	1	9 (μέσος όρος σφάλματος 0.0013)	90%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 30%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.5154e-04)	0	0	100%
2 ^η επιφάνεια	0	4 (μέσος όρος σφάλματος 0.0055)	6	40%
3 ^η επιφάνεια	1	2	7 (μέσος όρος σφάλματος 0.0029)	70%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Θόρυβος 50%	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	10 (μέσος όρος σφάλματος 1.7300e-04)	0	0	100%

2 ^η επιφάνεια	0	9 (μέσος όρος σφάλματος 0.0132)	1	90%
3 ^η επιφάνεια	1	4	5 (μέσος όρος σφάλματος 0.0083)	50%

Πίνακας 4: Θόρυβος για την N από τυχαίο σημείο

6.2 ΈΛΕΓΧΟΣ ΣΤΡΟΦΗΣ ΤΗΣ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΣ

Στο επόμενο στάδιο θα ελεγχθεί ως προς τη στροφή της επιφάνειας και στους τρεις άξονες είτε από το ίδιο σημείο έναρξης, είτε από τυχαίο σημείο. Το τμήμα της επιφάνειας περιστρέφεται ως προς μία γωνία και έπειτα στα σημεία της επιφάνειας θα υπολογιστούν οι τιμές της καμπυλότητας και θα δημιουργηθεί το πλέγμα των κόμβων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας, όπως αναλυτικά επεξηγήθηκε σε προηγούμενη ενότητα.

6.2.1 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΛΕΓΜΑΤΟΣ ΑΠΟ ΓΝΩΣΤΟ ΣΗΜΕΙΟ ΕΝΑΡΞΗΣ

Μετά την στροφή της επιφάνειας, το πλέγμα των κόμβων δημιουργείται από το γνωστό σημείο, που έχει οριστεί ως το κέντρο του τμήματος της επιφάνειας.

Στους παρακάτω πίνακες φαίνονται τα αποτελέσματα (τετραγωνικά σφάλματα) μετά από στροφή των επιφανειών και στους 3 άξονες.

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 30° στον x	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.2625	7.9734	9.7348	100%
2 ^η επιφάνεια	8.7538	1.3967e-08	0.0361	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9809	0.0147	5.3293e-10	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 30° στον x	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	2.8224e-08	0.0095	0.0033	100%
2 ^η επιφάνεια	0.0113	6.8628e-10	0.0018	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0014	2.400e-10	100%

Πίνακας 5: Στροφή 30° στον x από γνωστό σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 330° στον y	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό

1 ^η επιφάνεια	0.3753	10.2475	12.2198	100%
2 ^η επιφάνεια	8.7229	2.0001e-05	0.0386	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9786	0.0146	3.3761e-07	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 330° στον γ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	1.3277e-08	0.0096	0.0034	100%
2 ^η επιφάνεια	0.0114	1.7088e-07	0.0018	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0013	5.0491e-08	100%

Πίνακας 6: Στροφή 330° στον γ από γνωστό σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 45° στον z	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.0011	9.4756	11.4244	100%
2 ^η επιφάνεια	8.7449	2.6539e-08	0.0368	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9838	0.0149	4.5873e-08	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 45° στον z	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	7.0274e-09	0.0096	0.0034	100%
2 ^η επιφάνεια	0.0114	5.0582e-08	0.0018	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0013	2.0581e-09	100%

Πίνακας 7: Στροφή 45° στον z από γνωστό σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 300° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.29158	6.6500	8.2744	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 300° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	3.1753e-08	0.0094	0.0033	100%

Πίνακας 8: Στροφή 300° στον γ και 30° στον χ από γνωστό σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 330° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	8.7505	1.1572e-05	0.0363	100%

3 ^η επιφάνεια	9.9808	0.0146	6.0186e-07	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 330° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	0.0111	2.2279e-07	0.0017	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0013	1.1280e-07	100%

Πίνακας 9: Στροφή 330° στον γ και 30° στον χ από γνωστό σημείο

6.2.2 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΛΕΓΜΑΤΟΣ ΑΠΟ ΤΥΧΑΙΟ ΣΗΜΕΙΟ

Σε αυτό το στάδιο θα ελεγχθεί η μέθοδος και με τυχαίο σημείο έναρξης για τη δημιουργία του πλέγματος των κόμβων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας. Τα αποτελέσματα φαίνονται στους παρακάτω πίνακες:

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.2668	9.2774	11.1655	100%
2 ^η επιφάνεια	8.7513	7.9365e-06	0.0363	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9798	0.0146	9.0418e-8	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	2.2976e-08	0.0096	0.0034	100%
2 ^η επιφάνεια	0.0114	7.6379e-8	0.0018	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0013	1.8020e-8	100%

Πίνακας 10: Στροφή 30° στον χ από τυχαίο σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 330° στον γ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.3151	8.2540	10.0359	100%
2 ^η επιφάνεια	8.7120	2.9906e-05	0.0391	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9769	0.0144	7.6188e-07	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 330° στον γ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	3.2476e-08	0.0095	0.0033	100%
2 ^η επιφάνεια	0.0115	3.1515e-07	0.0019	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0013	1.1095e-07	100%

Πίνακας 11: Στροφή 330° στον γ από τυχαίο σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 45° στον z	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.0011	9.3385	11.2736	100%
2 ^η επιφάνεια	8.7515	1.4045e-06	0.0365	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9842	0.0148	3.2464e-07	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 45° στον z	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	6.5079e-08	0.0095	0.0033	100%
2 ^η επιφάνεια	0.0114	4.9999e-07	0.0018	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0013	2.7864e-08	100%

Πίνακας 12: Στροφή 45° στον z από τυχαίο σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 300° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	0.7284	10.1500	12.0682	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 300° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	1.11-e07	0.0095	0.0034	100%

Πίνακας 13: Στροφή 300° στον γ και 30° στον χ από τυχαίο σημείο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L				
Στροφή 330° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	8.7003	0.0002	0.0419	100%
3 ^η επιφάνεια	9.9857	0.0150	8.1984e-07	100%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N				
Στροφή 330° στον γ και 30° στον χ	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	0.0114	1,3474e-06	0.0018	100%
3 ^η επιφάνεια	0.0037	0.0014	1.3130e-08	100%

Πίνακας 14: Στροφή 330° στον γ και 30° στον χ από τυχαίο σημείο

6.2.3 ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΗ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΣ ΚΑΙ ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΘΟΡΥΒΟΥ

Στο στάδιο αυτό θα ελεγχθεί η μέθοδος στην περιστροφή της επιφάνειας όπως έγινε παραπάνω και θα εισαχθεί θόρυβος όπως έγινε και σε προηγούμενη διαδικασία. Δηλαδή ελέγχεται η περιστροφή της επιφάνειας σε συνδυασμό με εισαγωγή θορύβου και τα δεδομένα εισάγονται στα νευρωνικά δίκτυα που έχουν δημιουργηθεί.

Για κάθε επίπεδο θορύβου έχουν πραγματοποιηθεί 10 τυχαίες υλοποιήσεις και παίρνουμε το ποσοστό επιτυχίας που έχει αναγνωρίσει σωστά την επιφάνεια, με βάση το μικρότερο σφάλμα από τα νευρωνικά δίκτυα. Η δημιουργία του πλέγματος γίνεται από τυχαίο κάθε φορά σημείο της επιφάνειας.

Τα αποτελέσματα περιγράφονται στους παρακάτω πίνακες:

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L					
Στροφή 30° στον x	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	5%	9 (μ.ο. 5.9986)	1	0	90%
	10%	10 (μ.ο. 9.3095)	0	0	100%
	20%	10 (μ.ο. 25.1671)	0	0	100%
	30%	8 (μ.ο. 42.8416)	2	0	80%
	50%	8 (μ.ο. 53.4387)	2	0	80%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	5%	0	10 (μ.ο. 9.12e-05)	0	100%
	10%	0	10 (μ.ο. 3.95e-04)	0	100%
	20%	0	10 (μ.ο. 0.0024)	0	100%
	30%	0	10 (μ.ο. 0.0041)	0	100%
	50%	0	8 (μ.ο. 0.0612)	2	80%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
3 ^η επιφάνεια	5%	0	0	10 (μ.ο. 1.70e-04)	100%
	10%	0	1	9	90%

				(μ.ο. 0.0016)	
	20%	0	1	9 (μ.ο0.0157)	90%
	30%	0	4	6 (μ.ο0.0311)	60%
	50%	0	4	6 (μ.ο 3.6668)	60%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N					
Στροφή 30° στον x	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1η επιφάνεια	5%	10 (μ.ο. 3.52e-04)	0	0	100%
	10%	10 (μ.ο. 0.0072)	0	0	100%
	20%	10 (μ.ο. 0.0047)	0	0	100%
	30%	10 (μ.ο.0.0192)	0	0	100%
	50%	8 (μ.ο.0.0264)	0	2	80%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2η επιφάνεια	5%	0	10 (μ.ο. 2.74e-04)	0	100%
	10%	0	9 (μ.ο. 0.0013)	1	90%
	20%	0	5 (μ.ο. 0.0040)	5	50%
	30%	0	8 (μ.ο. 0.0064)	2	80%
	50%	6	3 (μ.ο. 0.0290)	1	30%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
3η επιφάνεια	5%	0	2	8 (μ.ο. 4.35e-04)	80%
	10%	1	0	9 (μ.ο. 8.79e-04)	90%
	20%	4	0	6 (μ.ο. 0.0027)	60%
	30%	1	0	9 (μ.ο.0.0035)	90%
	50%	4	2	4	40%

				(μ.ο. 0.0219)	
--	--	--	--	---------------	--

Πίνακας 15: Στροφή 30° στον x με θόρυβο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L					
Στροφή 330° στον γ	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1 ^η επιφάνεια	5%	10 (μ.ο. 2.1321)	0	0	100%
	10%	9 (μ.ο. 4.6532)	1	0	90%
	20%	9 (μ.ο. 13.3256)	1	0	90%
	30%	8 (μ.ο. 21.6979)	2	0	80%
	50%	4 (μ.ο. 25.8854)	6	0	40%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	5%	0	10 (μ.ο. 1.41e-04)	0	100%
	10%	0	10 (μ.ο. 8.95e-04)	0	100%
	20%	0	9 (μ.ο. 0.0294)	1	90%
	30%	0	10 (μ.ο. 0.0133)	0	100%
	50%	0	6 (μ.ο. 0.0620)	4	60%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
3 ^η επιφάνεια	5%	0	0	10 (μ.ο. 5.00e-04)	100%
	10%	0	0	10 (μ.ο. 0.0019)	100%
	20%	0	0	10 (μ.ο. 0.0061)	100%
	30%	0	2	8 (μ.ο. 0.0154)	80%
	50%	0	3	7 (μ.ο. 0.0387)	70%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N					
Στροφή 330° στον γ	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό

1η επιφάνεια	5%	10 (μ.ο. 8.76e-04)	0	0	100%
	10%	10 (μ.ο. 2.22e-04)	0	0	100%
	20%	10 (μ.ο. 0.0019)	0	0	100%
	30%	10 (μ.ο. 0.0178)	0	0	100%
	50%	9 (μ.ο. 0.0115)	0	1	90%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2η επιφάνεια	5%	0	10 (μ.ο. 3.19e-04)	0	100%
	10%	0	7 (μ.ο. 0.0024)	3	70%
	20%	3	7 (μ.ο. 0.0110)	0	70%
	30%	0	6 (μ.ο. 0.0086)	4	60%
	50%	1	5 (μ.ο. 0.0174)	4	50%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
3η επιφάνεια	5%	0	0	10 (μ.ο. 2.24e-04)	100%
	10%	0	3	7 (μ.ο. 6.86e-04)	70%
	20%	1	1	8 (μ.ο. 0.0027)	80%
	30%	1	1	8 (μ.ο. 0.0023)	80%
	50%	1	0	9 (μ.ο. 0.0049)	90%

Πίνακας 16: Στροφή 330° στον γ με θόρυβο

Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα L					
Στροφή 45° στον z	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1η επιφάνεια	5%	10 (μ.ο. 0.0143)	0	0	100%
	10%	10 (μ.ο.0.1647)	0	0	100%

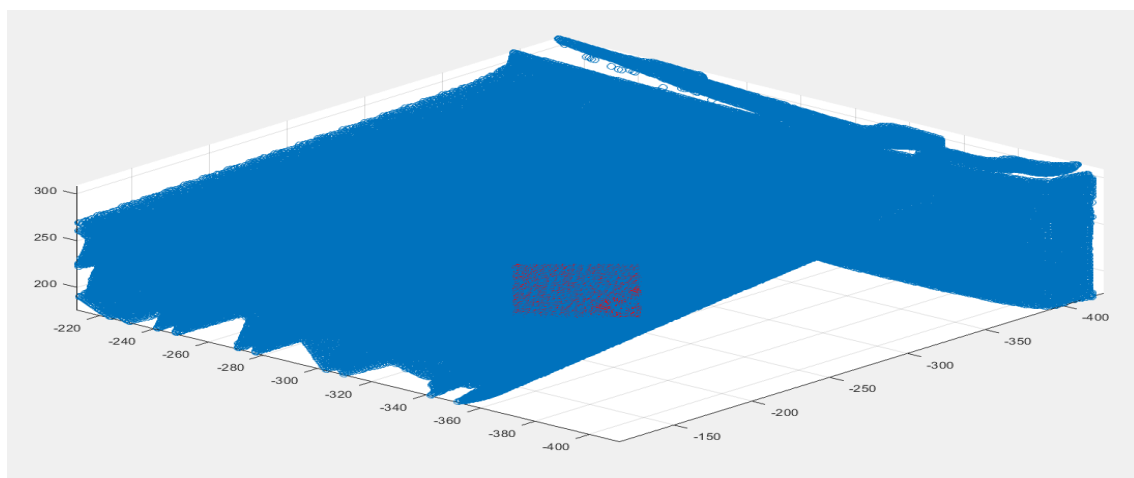
	20%	10 (μ.ο. 1.1778)	0	0	100%
	30%	10 (μ.ο. 2.6650)	0	0	100%
	50%	10 (μ.ο. 8.1302)	0	0	100%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2^η επιφάνεια	5%	0	10 (μ.ο. 1.10e-05)	0	100%
	10%	0	10 (μ.ο. 5.93e-04)	0	100%
	20%	0	10 (μ.ο. 0.0088)	0	100%
	30%	0	9 (μ.ο.0.0408)	1	90%
	50%	0	5 (μ.ο. 0.2952)	5	50%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
3^η επιφάνεια	5%	0	0	10 (μ.ο. 9.67e-04)	100%
	10%	0	1	9 (μ.ο. 0.0146)	90%
	20%	0	3	7 (μ.ο. 0.0326)	30%
	30%	0	3	7 (μ.ο.0.0837)	70%
	50%	0	4	6 (μ.ο.0.2968)	60%
Νευρωνικά δίκτυα για την καμπυλότητα N					
Στροφή 45° στον z	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
1η επιφάνεια	5%	10 (μ.ο. 8.88e-07)	0	0	100%
	10%	10 (μ.ο. 2.55e-06)	0	0	100%
	20%	10 (μ.ο.8.73e-05)	0	0	100%
	30%	10 (μ.ο.0.0025)	0	0	100%
	50%	10 (μ.ο.0.0310)	0	0	100%

	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
2 ^η επιφάνεια	5%	0	8 (μ.ο. 6.76e-04)	2	80%
	10%	1	6 (μ.ο. 0.0055)	3	60%
	20%	0	6 (μ.ο.0.0074)	4	60%
	30%	0	6 (μ.ο. 0.0188)	4	60%
	50%	0	9 (μ.ο. 0.0278)	1	90%
	Θόρυβος	1ο νευρωνικό	2ο νευρωνικό	3ο νευρωνικό	Ποσοστό
3 ^η επιφάνεια	5%	0	2	8 (μ.ο. 4.17e-04)	80%
	10%	0	1	9 (μ.ο. 0.0019)	90%
	20%	0	2	8 (μ.ο. 0.0030)	80%
	30%	1	1	8 (μ.ο.0.0023)	80%
	50%	3	1	6 (μ.ο.0.0191)	60%

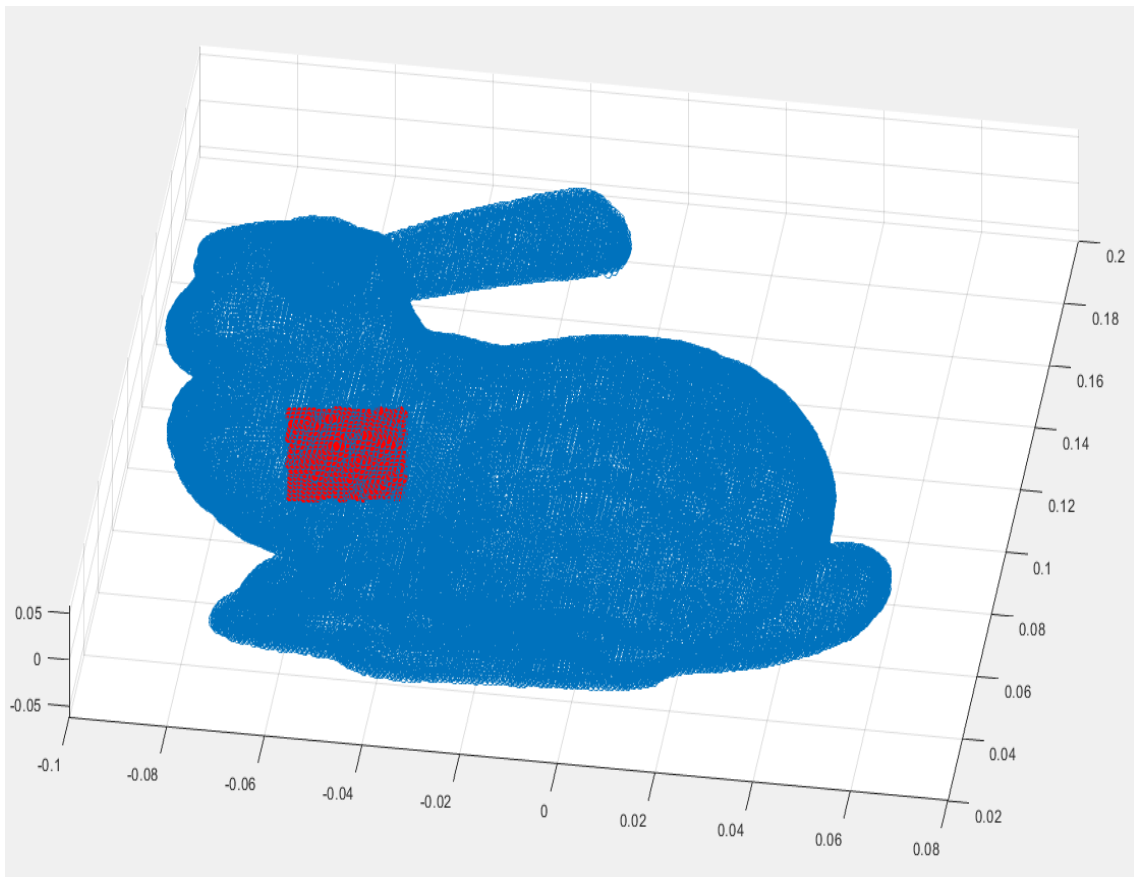
Πίνακας 17: Στροφή 45° στον z με θόρυβο

6.3 ΈΛΕΓΧΟΣ ΣΕ POINT CLOUDS

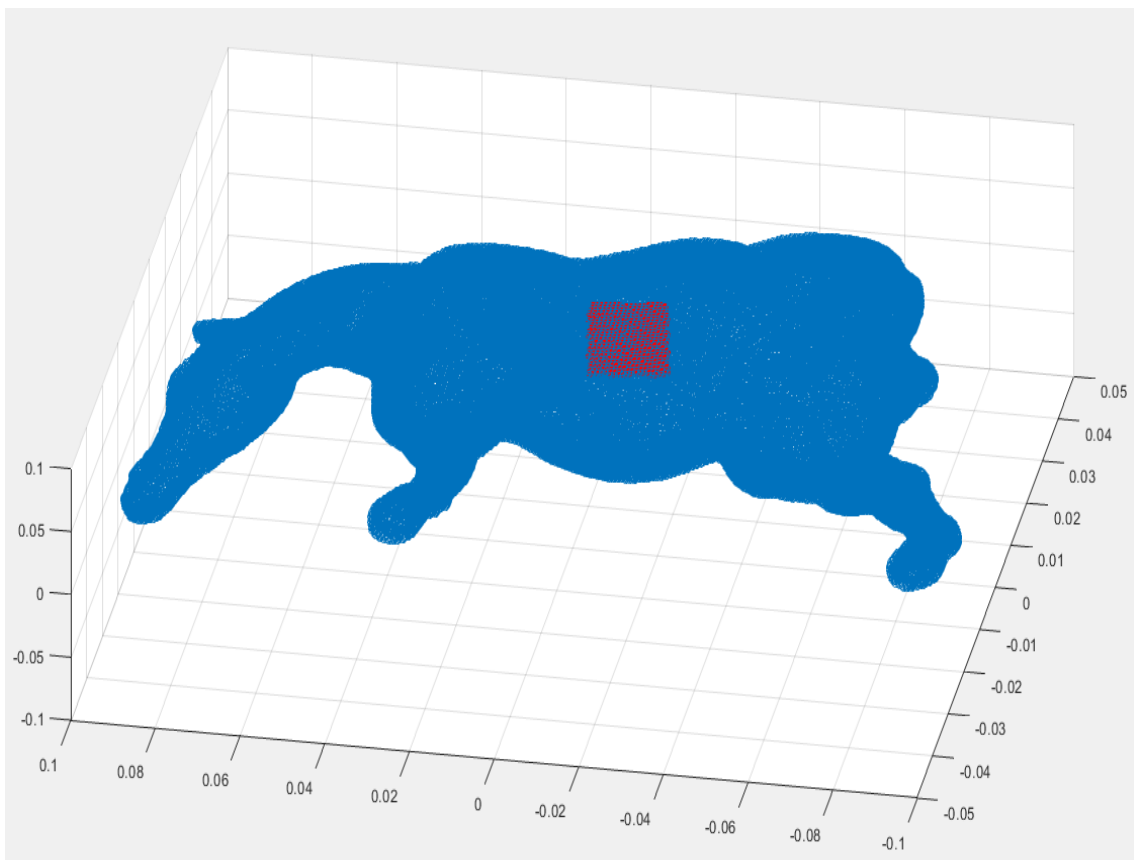
Η μέθοδος θα ελεγχθεί και σε δεδομένα από point clouds. Έχουν επιλεγθεί 3 point clouds [7], τα οποία απεικονίζονται στην παρακάτω εικόνα, με τις περιοχές που έχουν επιλεγθεί.



Εικόνα 28: Blade Point Cloud



Εικόνα 29: Bunny Point Cloud



Εικόνα 30: Horse Point Cloud

Από τις 3 παραπάνω επιλεγμένες περιοχές εκπαιδεύονται τα αντίστοιχα 3 νευρωνικά δίκτυα για την κάθε μία από τις 2 καμπυλότητες. Στον παρακάτω πίνακα οι γραμμές απεικονίζουν τις επιφάνειες που εισάγονται και οι στήλες τα αντίστοιχα νευρωνικά δίκτυα. Δηλαδή η 1^η επιφάνεια έχει εκπαιδευτεί στο 1^ο νευρωνικό, η 2^η επιφάνεια στο 2^ο νευρωνικό κ.ο.κ.

Οι επιφάνειες εισάγονται αφού πρώτα έχουν υποστεί περιστροφή σε κάποια γωνία και στη συνέχεια εισάγονται στα νευρωνικά δίκτυα. Οι γραμμές καμπυλότητας έχουν δημιουργηθεί από τυχαίο κάθε φορά σημείο της επιφάνειας.

Για την καμπυλότητα L				
Στροφή 30° στον x	Blade νευρωνικό	Bunny νευρωνικό	Horse νευρωνικό	Ποσοστό
Blade PointCloud	1,235e-07	281.8705	13.6214	100%
Bunny PointCloud	1.36e+03	0.03e+03	0.45e+03	100%
Horse PointCloud	3.70e+03	2.65e+03	0.08e+03	100%
Για την καμπυλότητα N				
Στροφή 30° στον x	Blade νευρωνικό	Bunny νευρωνικό	Horse νευρωνικό	Ποσοστό
Blade PointCloud	2,696e-08	0.1429	2.9871	100%
Bunny PointCloud	200.2711	0.4319	8.3496	100%
Horse PointCloud	562.5445	134.6326	43.3150	100%

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Οι παραπάνω πίνακες αποτυπώνουν αναλυτικά τα αποτελέσματα και τα σφάλματα που επιστρέφουν τα νευρωνικά δίκτυα που δημιουργήθηκαν με βάση τα τμήματα επιφανειών που επιλέχθηκαν.

Συνοπτικά η τεχνική που εφαρμόστηκε ελέγχθηκε στα εξής στάδια:

1. σε τμήματα επιφανειών με γνωστή την αναλυτική τους μορφή (γνωστή συνάρτηση) και τα εξής χαρακτηριστικά:
 - i. εισαγωγή θορύβου - ίδιο σημείο έναρξης των κόμβων
 - ii. εισαγωγή θορύβου - τυχαίο σημείο έναρξης των κόμβων
 - iii. στροφή της επιφάνειας – ίδιο σημείο έναρξης των κόμβων
 - iv. στροφή της επιφάνειας – τυχαίο σημείο έναρξης των κόμβων
 - v. εισαγωγή θορύβου – στροφή επιφάνειας – τυχαίο σημείο έναρξης των κόμβων
2. σε τμήματα από 3D point clouds με στροφή της επιφάνειας

Παρατηρούμε αρχικά ότι η εισαγωγή του θορύβου στις γνωστές επιφάνειες αυξάνει σταδιακά το παραγόμενο σφάλμα των νευρωνικών δικτύων, ωστόσο η επιτυχία της αναγνώρισης της κάθε επιφάνειας παραμένει σε πολύ ικανοποιητικά επίπεδα. Μέχρι και το επίπεδο του 30% του θορύβου τα αποτελέσματα είναι πολύ ικανοποιητικά, που κινούνται σε ποσοστό πάνω του 70% και για τις δύο καμπυλότητες.

Όπως προαναφέρθηκε η καμπυλότητα είναι ευαίσθητη στο θόρυβο, ωστόσο η τεχνική του PREMONN που χρησιμοποιείται βασίζεται όχι τόσο στο πόσο σφάλμα παράγει το κάθε νευρωνικό δίκτυο, αλλά στο ότι έχει παράγει λιγότερο σφάλμα σε σύγκριση με τα υπόλοιπα νευρωνικά δίκτυα.

Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται ο θόρυβος αυξάνεται και το σφάλμα, αλλά τα αποτελέσματα της αναγνώρισης από το νευρωνικό δίκτυο παραμένουν πολύ ικανοποιητικά.

Επίσης παρατηρούμε ότι δεν μεταβάλλονται ιδιαίτερα τα αποτελέσματα και με τυχαίο σημείο έναρξης των κόμβων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας, όπου εξίσου επιφέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Συγκριτικά για τις δύο αυτές υλοποιήσεις τα ποσοστά επιτυχίας είναι:

Ποσοστά επιτυχίας για την καμπυλότητα L										
	Θόρυβος 5%		Θόρυβος 10%		Θόρυβος 20%		Θόρυβος 30%		Θόρυβος 50%	
	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο
1 ^η επιφάνεια	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2 ^η επιφάνεια	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	90%	50%	90%
3 ^η επιφάνεια	100%	100%	100%	100%	100%	100%	80%	80%	80%	70%
Ποσοστά επιτυχίας για την καμπυλότητα N										
	Θόρυβος 5%		Θόρυβος 10%		Θόρυβος 20%		Θόρυβος 30%		Θόρυβος 50%	
	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο	Ίδιο σημείο	Τυχαίο σημείο
1 ^η επιφάνεια	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2 ^η επιφάνεια	100%	100%	100%	100%	90%	80%	80%	40%	40%	90%
3 ^η επιφάνεια	100%	90%	100%	90%	90%	90%	70%	70%	40%	50%

Πίνακας 18: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας για τον θόρυβο

Όσο αφορά τη στροφή της επιφάνειας, τα αποτελέσματα είναι εξίσου ικανοποιητικά, καθώς κατάφερε και αναγνώρισε τις επιφάνειες σε ποσοστό 100% σε διάφορες γωνίες και στους τρεις άξονες. Ωστόσο η αδυναμία που παρουσιάζει η στροφή της επιφάνειας έγκειται στο ότι μετά την περιστροφή της επιφάνειας θα πρέπει να παραμένει κανονική, δηλαδή για διαφορετικές τιμές x και y δεν μπορεί να είναι ίδια η τιμή του z .

Παρατηρούμε λοιπόν ότι η επιφάνεια μέσω καμπυλότητας αναγνωρίζεται σωστά από το νευρωνικό δίκτυο ανεξάρτητα της στροφής της επιφάνειας στον χώρο. Είναι πολύ σημαντική αυτή η ιδιότητα, καθώς μέσω της καμπυλότητας είναι δυνατή η αναγνώριση του σχήματος ανεξαρτήτου θέσης στο χώρο και γωνίας θέασης.

Ωστόσο επειδή σημαντικός παράγοντας είναι και ο θόρυβος, είναι σημαντικό να αξιολογήσουμε και πως επηρεάζει την απόδοση του αλγορίθμου η εισαγωγή του θορύβου στην επιφάνεια που έχει στραφεί στον χώρο. Παρατηρούμε ότι τα ποσοστά επιτυχίας δεν επηρεάζονται σημαντικά και παραμένουν σε ικανοποιητικά επίπεδα, αν και το μέγεθος του σφάλματος αυξάνεται σημαντικά, κάτι το οποίο δεν επηρεάζει την απόδοση της μεθόδου όπως αναλύθηκε και παραπάνω.

Είναι σημαντικό να ελεγχθεί η μέθοδος και στον θόρυβο, καθώς όπως προαναφέρθηκε η καμπυλότητα είναι ευαίσθητη στις μεταβολές του θορύβου. Οι κόμβοι που δημιουργούνται πάνω στις γραμμές καμπυλότητας ξεκινούν από τυχαίο σημείο κάθε φορά της επιφάνειας για τις 10 τυχαίες υλοποιήσεις του θορύβου για κάθε στροφή της επιφάνειας στον τρισδιάστατο χώρο. Συγκριτικά τα αποτελέσματα των ποσοστών επιτυχίας των νευρωνικών δικτύων φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

Για το τμήμα της 1 ^{ης} επιφάνειας						
	L καμπυλότητα			N καμπυλότητα		
	30° στον x	330° στον y	45° στον z	30° στον x	330° στον y	45° στον z
Θόρυβος 5%	90%	100%	100%	100%	100%	100%
Θόρυβος 10%	100%	90%	100%	100%	100%	100%
Θόρυβος 20%	100%	90%	100%	100%	100%	100%
Θόρυβος 30%	80%	80%	100%	100%	100%	100%
Θόρυβος 50%	80%	40%	100%	80%	90%	100%

Πίνακας 19: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας με θόρυβο και στροφή - 1^η επιφάνεια

Για το τμήμα της 2 ^{ης} επιφάνειας						
	L καμπυλότητα			N καμπυλότητα		
	30° στον x	330° στον y	45° στον z	30° στον x	330° στον y	45° στον z
Θόρυβος 5%	100%	100%	100%	100%	100%	80%
Θόρυβος 10%	100%	100%	100%	90%	70%	60%
Θόρυβος 20%	100%	90%	100%	50%	70%	60%
Θόρυβος 30%	100%	100%	90%	80%	60%	60%
Θόρυβος 50%	80%	60%	50%	30%	50%	90%

Πίνακας 20: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας με θόρυβο και στροφή - 2^η επιφάνεια

Για το τμήμα της 3 ^{ης} επιφάνειας						
	L καμπυλότητα			N καμπυλότητα		
	30° στον x	330° στον y	45° στον z	30° στον x	330° στον y	45° στον z
Θόρυβος 5%	100%	100%	100%	80%	100%	80%

Θόρυβος 10%	90%	100%	90%	90%	70%	90%
Θόρυβος 20%	90%	100%	30%	60%	80%	80%
Θόρυβος 30%	60%	80%	70%	90%	80%	80%
Θόρυβος 50%	60%	70%	60%	40%	90%	60%

Πίνακας 21: Συγκριτικά ποσοστά επιτυχίας με θόρυβο και στροφή - 3^η επιφάνεια

Από τα παραπάνω παρατηρούμε ότι και μετά την εισαγωγή του θορύβου η τεχνική αποδίδει ικανοποιητικά αποτελέσματα, ωστόσο παρατηρείται επίσης ότι σταδιακά με την αύξηση του θορύβου το ποσοστό επιτυχίας μειώνεται, χωρίς ωστόσο και πάλι να είναι σε απογοητευτικά αποτελέσματα.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του θορύβου χωρίς στροφή και τα αποτελέσματα θορύβου με στροφή παρατηρούνται ορισμένες αποκλίσεις, που οφείλονται κυρίως στην εισαγωγή του τυχαίου θορύβου που επηρεάζει τις τιμές της καμπυλότητας και συνεπώς τους κόμβους που δημιουργούνται πάνω στις γραμμές καμπυλότητας. Αναλυτικά για όλο το εύρος του θορύβου έχουμε:

- για την 1^η επιφάνεια τα ποσοστά επιτυχίας χωρίς στροφή αγγίζουν το 100%, ενώ με στροφή κυμαίνονται στην πλειοψηφία τους από 80 έως 100%
- για την 2^η επιφάνεια τα ποσοστά επιτυχίας χωρίς στροφή κυμαίνονται κυρίως από 80 έως 100%, ενώ με στροφή κυμαίνονται στην πλειοψηφία τους από 60 έως 100%
- για την 3^η επιφάνεια τα ποσοστά επιτυχίας χωρίς στροφή κυμαίνονται κυρίως από 70 έως 100%, ενώ με στροφή κυμαίνονται στην πλειοψηφία τους από 60 έως 100%

Σε τελικό στάδιο ελέγχεται η μέθοδος και σε πραγματικά points clouds όπου επιλέγονται περιοχές από 3 διαφορετικά τρισδιάστατα σχήματα. Στη συνέχεια περιστρέφονται οι επιφάνειες που επιλέχθηκαν στον χώρο και εισάγονται πλέον σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα που έχουν δημιουργηθεί, συμπεριλαμβανομένου και τις γνωστές αρχικές επιφάνειες.

Από τα αποτελέσματα παρατηρούμε ότι καταφέρνει να αναγνωρίσει την επιφάνεια πάνω στην οποία έχει εκπαιδευτεί.

Συμπερασματικά αναφέρουμε ότι η τεχνική που αναπτύχθηκε παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα που συνοψίζονται στα εξής:

- η καμπυλότητα δεν αλλοιώνεται ανάλογα με τη θέση και την γωνία θέασης του αντικειμένου,
- τα νευρωνικά δίκτυα «μαθαίνουν» μια μικρή περιοχή της επιφάνειας,

- δημιουργούνται πολλά μικρά νευρωνικά δίκτυα που είναι απλά στην αρχιτεκτονική τους και είναι εφικτή η προσαρμογή σε νέα δεδομένα,
- «κερδίζει» το νευρωνικό δίκτυο με λιγότερο σφάλμα, χωρίς να ενδιαφέρει το μέγεθος του σφάλματος,
- έχει αντοχή στο θόρυβο καθώς στόχος παραμένει πάντα να δίνει το μικρότερο σφάλμα σε σύγκριση με τα υπόλοιπα νευρωνικά δίκτυα.

Ωστόσο παρουσιάζει και ορισμένα μειονεκτήματα η μέθοδος, όπου συνοπτικά είναι τα εξής:

- η καμπυλότητα είναι ευαίσθητη στον θόρυβο,
- η μέθοδος απαιτεί υπολογιστικό χρόνο για την επεξεργασία και ανάλυση της επιφάνειας και την εξαγωγή των χαρακτηριστικών εκπαίδευσης (training) ή ελέγχου (testing),
- παρόμοιες επιφάνειες είναι δυνατό να μπερδέψουν τα νευρωνικά δίκτυα και να δώσουν λάθος αποτελέσματα,
- οι επιφάνειες πρέπει να είναι κανονικές,
- οι κόμβοι που δημιουργούνται πάνω στις γραμμές καμπυλότητας σε ορισμένες περιπτώσεις παρουσιάζουν συγκλίσεις και πυκνώσεις με αποτέλεσμα να μην γίνεται σωστή εκπαίδευση των επιφανειών και να οδηγούν σε λάθος αναγνώριση της επιφάνειας.

Από όσα αναφέρθηκαν παραπάνω διαφαίνεται ότι η χρησιμοποίηση της καμπυλότητας για την αναγνώριση τρισδιάστατων επιφανειών έχει ικανοποιητικά αποτελέσματα και κυρίως στο ότι μπορεί να περιγράψει το σχήμα ανεξάρτητα του συστήματος συντεταγμένων και της γωνίας θέασης του αντικειμένου.

Ωστόσο απαιτούνται βελτιώσεις και προσθήκες στην τεχνική που θα μεγιστοποιήσουν τα ποσοστά επιτυχίας της μεθόδου, μειώνοντας παράλληλα την πολυπλοκότητα της μεθόδου και τον υπολογιστικό χρόνο.

Σημαντικό ζήτημα είναι η εκτίμηση της επιφάνειας και η δημιουργία του πλέγματος των κόμβων στην επιφάνεια. Παρατηρήθηκε ότι οι γραμμές των κόμβων σε ορισμένα σημεία συγκλίνουν και πυκνώνουν. Μία περαιτέρω βελτίωση του αλγορίθμου θα είναι η εισαγωγή μίας επιπλέον παραμέτρου που θα καθορίζει την μέγιστη και ελάχιστη απόσταση των κόμβων πάνω στις γραμμές καμπυλότητας, με έλεγχο των σημείων στην επιφάνεια και κυρίως των ομφαλικών σημείων (umbilic points) [11].

Επιπλέον κρίσιμο ζήτημα για την πρακτική εφαρμογή της μεθόδου είναι η μείωση του υπολογιστικού χρόνου. Ο συνδυασμός λογισμικού και υλικού (software and hardware) θα επιφέρει μειωμένους χρόνους τόσο στην εξαγωγή των χαρακτηριστικών όσο και στον έλεγχο (testing) των νευρωνικών δικτύων, καθώς όπως προαναφέρθηκε η τεχνική βασίζεται σε πολλά μικρά νευρωνικά δίκτυα. Επομένως απαιτείται κάθε δείγμα που εισέρχεται να ελεγχθεί από το σύνολο των νευρωνικών δικτύων που έχουν δημιουργηθεί.

Τέλος ζωτικής σημασίας ζήτημα είναι η επιλογή των point clouds αναφορικά με την ποιότητα και το μέγεθος των σημείων που περιγράφουν το σχήμα. Η λήψη των point clouds από στερεοσκοπικές κάμερες ενσωματώνει περισσότερο θόρυβο στα δεδομένα που θα επηρεάσει ανάλογα την απόδοση του αλγορίθμου. Αντίθετα από laser κάμερες η απεικόνιση είναι ακριβέστερη με λιγότερο θόρυβο που θα επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα τόσο στην ανάλυση και εκτίμηση της επιφάνειας, όσο και στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων.

9. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Neuroscience, D. Purves, G. Augustine, D. Fitzpatrick, L. Katz, A. LaMantia, J. McNamara, and M. Williams, Oxford University Press, 2018
2. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, S. Haykin, Second Edition, Prentice Hall,(1999)
3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Κ. Διαμαντάρας, Κλειδάριθμος, 2007
4. Artificial neural networks: theory and applications, Dan W. Patterson, Singapore Prentice Hall, 1995
5. Τεχνητή Νοημοσύνη, Ι. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου, Γ' έκδοση, εκδόσεις Γκιούρδας
6. Curves and Surfaces, M. Abate and F. Torena, Springer 2012
7. A Comprehensive introduction to differential geometry, Michael Spivak, Publishor Perish, 3^η έκδοση, 1999
8. Elementary Differential Geometry, Andrew Pressley, Springer, 2^η έκδοση, 2010
9. Differential Geometry and Its Applications, J. Oprea, The Mathematical Association of America, 2007
10. Predictive Modular Neural Networks: Applications to Time Series, Vassilios Petridis, Athanasios Kehagias, 1997
11. Στοιχειώδης διαφορική γεωμετρία, Ανδρέας Αρβανιτογεώργος, Εκδόσεις Κάλλιπος, 2015
12. Deep Learning, I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, MIT Press, 2016

10. ΑΝΑΦΟΡΕΣ

1. Multi-view convolutional neural networks for 3D shape recognition, H. Su, S. Maji, E. Kalogerakis and E. Learned-Miller, in Proc. ICCV, pp. 945–953, 2015
2. Deep learning representation using autoencoder for 3D shape retrieval, Z. Zhu, X. Wang, S. Bai, C. Yao, and X. Bai, Neurocomputing, 2016
3. 3D ShapeNets: A deep representation for volumetric shapes, Z. Wu, S. Song, A. Khosla, F. Yu, L. Zhang, X. Tang, and J. Xiao, in Proc. CVPR, pp. 1912–1920, 2015
4. Deep multi-metric learning for shape-based 3D model retrieval, J. Xie, G. Dai, and Y. Fang, IEEE Trans. Multimedia, 2017
5. Segmentation based classification of 3D urban point clouds: A super-voxel based approach with evaluation ,A. K. Aijazi, P. Checchin, and L. Trassoudaine, Remote Sensing 5, 4 (2013), 1624–1650
6. Θεωρητική ανάλυση και μαθηματικές εξισώσεις όπως δόθηκαν από τον καθηγητή κ. Βασίλειο Πετρίδη σε κατ’ ιδίαν τακτικές συναντήσεις
7. https://www.cc.gatech.edu/projects/large_models/
8. 50 years of object recognition: Directions forward, A. Andreopoulos, J. K. Tsotsos, in Computer Vision and Image Understanding 117.8, 2013, pp. 827–891
9. 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: A survey, Y. Guo, M. Bennamoun, F. Sohel et al., in Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 36.11, 2014, pp. 2270–2287
10. VoxNet: A 3D Convolutional Neural Network for real-time object recognition, D. Maturana, S. Scherer, in 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Hamburg, pp. 922–928
11. A category-level 3-D object dataset: Putting the kinect to work, A. Janoch, S. Karayev, Y. Jia, J. Barron, M. Saenko, T. Darrell, in Proceedings of the IEEE ICCV Workshop on Consumer Depth Cameras in Computer Vision, 2011
12. Deep Learning: Methods and Applications, L. Deng, D. Yu, Foundations and Trends in Signal Processing. 7 (3–4): 1–199, 2014
13. Deep neural networks for object detection, C. Szegedy, A. Toshev, D. Erhan, Advances in Neural Information Processing Systems, 2013
14. Learning recognition and segmentation of 3-D objects from 2-D images, J. Weng, N. Ahuja and T. S. Huang, Proc. 4th International Conf. Computer Vision, Berlin, Germany, pp. 121–128, 1993.
15. Directionally Convolutional Networks for 3D Shape Segmentation, Haotian Xu, Ming Dong, Zichun Zhong, IEEE International Conference On Computer Vision (ICCV), 2017

16. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation, Charles Ruizhongtai Qi, Hao Su, Kaichun Mo, Leonidas J. Guibas, IEEE Conference On Computer Vision And Pattern Recognition (CVPR), 2017
17. PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space, Charles Ruizhongtai Qi, Li Yi, Hao Su, Leonidas J. Guibas, NIPS 2017