**Ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων για αναγνώριση σκελετικών δεδομένων ζωντανού εργαστηρίου**

**Ζαβαροπούλου Αλίκη,** Προπτυχιακή φοιτήτρια Μαθηματικού Α.Π.Θ.

**Κοφτερού Μαρία,** Προπτυχιακή φοιτήτρια Μαθηματικού Α.Π.Θ.

**Περίληψη:**

Η συσκευή Kinect Sensor της Microsoft αναπτύχθηκε και κυκλοφόρησε αρχικά το 2010 ως προέκταση κονσόλας παιχνιδιών. Την τελευταία τριετία χρησιμοποιείται ευρέως για παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο ατόμων είτε στο σπίτι τους, είτε σε ζωντανό εργαστήριο με στόχο τη μελέτη κινησιολογιών συμπεριφορών. Αυτός ο τρόπος παρακολούθησης δημιουργεί την ανάγκη ανάπτυξης ευέλικτων τρόπων αναγνώρισης των ατόμων από τα σκελετικά τους δεδομένα .Στην έρευνα αυτή δοκιμάζονται 3 διαφορετικά ήδη Νευρωνικών Δικτύων, ενός πολλά υποσχόμενου και ραγδαία αναπτυσσόμενου τομέα του Machine Learning, σε ένα σύνολο δεδομένων που συλλέχθηκε για τους σκοπούς της έρευνας αυτής, στο Ζωντανό Εργαστήριο της Ιατρικής φυσικής του Α.Π.Θ.

**Εισαγωγή:**

Κατά την τελευταία δεκαετία, ολοένα και περισσότερες μελέτες ποικίλων επιστημονικών κλάδων έχουν ως αντικείμενο έρευνας την παρακολούθηση ατόμων στο σπίτι σε πραγματικό χρόνο, για την συγκομιδή δεδομένων τόσο για τις κινησιολογικές όσο και τις συμπεριφορικές συνήθειες τους. Πολλά υποσχόμενες έρευνες στο πεδίο μελετούν τις δυνατότητες πρόβλεψης της νόσου του Αλτσχάιμερ, της άνοιας, της κατάθλιψης αλλά και της γενικευμένης επιδείνωσης του βιοτικού επιπέδου σε ηλικιωμένους βασισμένες στην παρακολούθηση της κινησιολογικής συμπεριφοράς τους εντός του σπιτιού σε καθημερινή βάση.

Το αυξανόμενο ενδιαφέρον στον τομέα αυτό έχει οδηγήσει στην ανέγερση νέων επιστημονικών ερωτημάτων και αναγκών, όπως η μοναδική αναγνώριση του υπό παρακολούθηση υποκειμένου που εκτελεί κάθε διαδικασία και η εύρεση του αποδοτικότερου και διακριτικότερου τρόπου συλλογής δεδομένων. Η δυσκολία χρήσης βιντεοσκοπικής παρακολούθησης για προφανείς λόγους κόστους, όγκου δεδομένων και πολυπλοκότητας ανάλυσης τους, αλλά κυρίως ηθικής και δυσκολίας αποδοχής του χρήστη αποτελεί τροχοπέδη. Υπογραμμίζεται, έτσι, η σημασία αναγνώρισης του υποκειμένου με τα ελάχιστα δυνατά στοιχεία και την πιο διακριτική συλλογή τους.

Η βιομετρική αναγνώριση φαίνεται να είναι η βέλτιστη κατά πολλούς επιλογή για να επιτευχθεί αυτό, καθώς δεν υποχρεώνει τα άτομα να κουβαλούν καμία συσκευή αναγνώρισης και επομένως τα δεδομένα μπορούν να συλλεχθούν εύκολα, οικονομικά και διακριτικά. Συσκευές εξαγωγής της σιλουέτας του ανθρώπινου σώματος όπως το Kinectτης Microsoft, έχουν βρει μεγάλη αποδοχή στις μελέτες βιομετρικής αναγνώρισης. Προς αυτήν την κατεύθυνση κινήθηκε η παρούσα έρευνα, αναπτύσσοντας και εκπαιδεύοντας τρία διαφορετικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων για αναγνώριση ατόμου μέσα από τα βιομετρικά δεδομένα του σκελετού του, όπως αυτά συλλέγονται από τη συσκευή Kinect.

**Μεθοδολογία:**

Θέτοντας ως ερευνητικό σκοπό την κατασκευή ενός μοντέλου ταξινόμησης δεδομένων σκελετού που συλλέγονται με τη χρήση της συσκευής Kinect, η δομή της παρούσας εργασίας και η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε μπορεί να περιγραφεί με τα παρακάτω βήματα:

1. Βιβλιογραφική έρευνα πάνω σε προηγούμενες εφαρμογές Μηχανών Εκμάθησης σε παρόμοια προβλήματα σκελετικής αναγνώρισης με χρήση Kinect και επιλογή των επικρατέστερων αλγορίθμων.
2. Συλλογή ενός εργαστηριακού συνόλου δεδομένων, και κατάλληλη επεξεργασία και διαμόρφωση ώστε να εξυπηρετεί τις ανάγκες της έρευνας.
3. Προσπάθεια εκ βάθους κατανόησης της κατασκευής και των περιορισμών των επιλεγόμενων μεθόδων ταξινόμησης, SupportVectorMachine, RadialBasisFunction και MultilayerPerceptron.
4. Μοντελοποίηση των παραπάνω Νευρωνικών Δικτύων για ταξινόμηση των σκελετών του συνόλου δεδομένων μας.

**Συλλογή Δεδομένων:**

Για τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων (dataset) συλλέχθηκε δείγμα από 5 ενήλικες και των δύο φύλλων, με διαβάθμιση στο ύψος και στην ηλικία. Τα άτομα καταγράφηκαν τόσο μόνα τους, όσο και σε ζευγάρια ώστε να ληφθούν υπόψιν και δυνατές επικαλύψεις ή αλλοιώσεις. Οι καταγραφές έγιναν στο ζωντανό εργαστήριο Thessaloniki Active and Healthy Ageing Living Lab (Thess-AHALL) στο εργαστήριο Ιατρικής Φυσικής του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης. Το ζωντανό εργαστήριο προσομοιάζει ένα περιβάλλον σπιτιού με κουζίνα, καθιστικό και τραπεζαρία. Χρησιμοποιείται για συμπεριφοριστικές μελέτες ηλικιωμένων ατόμων αλλά και άλλου είδους ερευνητικά προτζεκτ.

Οι μετρήσεις έγιναν με τη χρήση της συσκευής Kinect (πρώτη έκδοση) της Microsoft. Κάνοντας χρήση τρισδιάστατων συντεταγμένων για τον προσδιορισμό του ατόμου στο χώρο, αναγνωρίζει έναν σκελετό σε απόσταση 82cm έως 400cm από την κάμερα και μέγιστη γωνία καταγραφής 57 μοιρών στον οριζόντια άξονα της κίνησης και 43 μοιρών στον κατακόρυφο και έχοντας βέλτιστη καταγραφή όταν τοποθετηθεί 1 μέτρο πάνω από το έδαφος, όπως έγινε και κατά τη συλλογή δεδομένων της παρούσας εργασίας.

Από κάθε frame (καρέ) ενός σκελετού , η έξοδος του Kinect (ιστοσελίδα microsoft) είναι 20 Joints, δηλαδή σύνδεσμοι του σκελετού με 3διάστατες συντεταγμένες. Τα δεδομένα που συλλέγονται κανονικοποιώντας τις τιμές στο διάστημα [0,1] και υπολογίζοντας τις Ευκλείδειες Αποστάσεις μεταξύ διαδοχικών joints ώστε να υπολογιστούν τα features, τα οστικά μήκη. Μετά από στατιστικό έλεγχο σημαντικότητας επιλέγονται τα 12 features με την μεγαλύτερη επιρροή στους ταξινομητές και υπολογίζονται 2 νέα μεγέθη, Ύψος και Σπονδυλική Στήλη. Έτσι, τα στοιχεία εκπαίδευσης του ταξινομητή είναι τελικά διανύσματα 15 διαστάσεων, τα 14 οστικά μήκη και το label ονομασίας του σκελετού.

Αποσκοπώντας στη δημιουργία μιας συλλογής δεδομένων όσο δυνατόν μεγαλύτερης ποικιλίας, τα 5 άτομα του δείγματος επιλέχθηκαν με γνώμονα τη μεγάλη ανομοιογένεια της σωματικής τους διάπλασης, αλλά και την όσο το δυνατό μεγαλύτερη ομοιότητα, ώστε οι αλγόριθμοι να εκπαιδευθούν και να εξετασθούν στις ακραίες συνθήκες. Επιπλέον, ζητήθηκε από τα άτομα τόσο να μείνουν ακίνητα με τα χέρια σε διάταση, ως παριστάνεται στην , να περιστραφούν γύρω από τον εαυτό τους, να περπατήσουν κοντά και μακριά από το Kinect όσο και να κινηθούν άτακτα στο χώρο, ώστε να υπάρχει ποικιλομορφία στις συνθήκες μετρήσεων .Οι μετρήσεις βιντεοσκοπήθηκαν και αποθηκεύθηκαν στη διαδικτυακή πλατφόρμα συγχρονισμένης αναπαραγωγής καταγραφών δοκιμών του <http://cac-framework.com/app/#/playbackmanager> (Evdokimos I Konstantinidis, Billis, Bratsas, & Bamidis, 2016) (Konstantinidis, E. I., Antoniou, P. E., Bamparopoulos, G., & Bamidis, P. D., 2015)και είναι προσβάσιμες και διαθέσιμες προς όλους για μελλοντική χρήση και σύγκριση με τα αποτελέσματα αυτής της εργασίας στο σύνδεσμο <https://www.aha-livinglabs.com/datasets/20161017-SkeletonSize.xlsx>.

Ωστόσο, τα δεδομένα μας είναι εργαστηριακά και ιδανικά, καθότι δεν υπήρχε σημαντική επικάλυψη των joints δύο διαφορετικών σκελετών κατά την ίδια καταγραφή, δεν υπήρξε απόκρυψη σημείων των σκελετών από έπιπλα, ή απομακρυσμένοι σκελετοί και γρήγορες ή σπασμωδικές κινήσεις των ατόμων.

Ως αποτέλεσμα ύστερα από τις μετρήσεις, δημιουργήθηκε ένα σύνολο δεδομένων 5 διαφορετικών σκελετών και 276 στιγμιότυπων, με 20 παρατηρήσεις για κάθε στιγμιότυπο- τα 20 joints του κάθε σκελετού. Εργαζόμενοι βάσει της βιβλιογραφίας (R. M. Araujo et al., 2014), υπολογίστηκαν τις Ευκλείδειες μετρικές αποστάσεις μεταξύ διαδοχικών Joints κάθε σκελετού, δημιουργώντας έτσι έναν πίνακα με 276 γραμμές (μια για κάθε frame), και 20 στηλών, καθώς από τα 20 Joints υπολογίστηκαν 19 αποστάσεις - features. Επιπλέον, αφαιρέθηκαν από τη συλλογή δεδομένων τα μεγέθη που κρίθηκαν να έχουν την χαμηλότερη συνεισφορά στην αποδοτικότητα των αλγορίθμων. Το αρχικό μας σύνολο δεδομένων καθαρίστηκε από θορύβους. Ως εσφαλμένες παρατηρήσεις - noises θωρήθηκαν τα παράτυπα σημεία - outlier, δηλαδή κάθε παρατήρηση που έχει τυπική απόκλιση 2 μονάδων από το μέσο όρο- και οι τιμές που δεν έχουν καταγραφεί (NA) και αποφασίστηκε να αφαιρείται ολόκληρο το frame που περιέχει τουλάχιστον μια εσφαλμένη παρατήρηση.

Το σύνολο δεδομένων, το οποίο δεν κανονικοποιήθηκε σε αρχικό στάδιο, αρχικά ανακατεύθηκε, και στη συνέχεια χωρίστηκε σε Σύνολα Εκπαίδευσης και Σύνολο Ελέγχου, με αναλογία 60-40%.Στη συνέχεια, έγινε κανονικοποίηση ξεχωριστά σε καθένα από αυτά τα δύο υποσύνολα, στο διάστημα [0,1], καθώς οι αλγόριθμοι που επιλέχθηκαν να εκπαιδευτούν αναφέρεται σε πολλές έρευνες πως έχουν μικρότερο ποσοστό σφαλμάτων με δεδομένα σε αυτό το εύρος τιμών (Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie, Robert Tibshirani, 2013), πιθανότατα γιατί οι συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών και των παρατηρήσεων είναι πιο εμφανείς.

**Νευρωνικά Δίκτυα:**

Η μελέτη σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι εμπνευσμένη από τη δομή και λειτουργία του εγκεφάλου (Διαμαντάρας, 2007). Σκοπός είναι η προσομοίωση του μοντέλου μάθησης του εγκεφάλου για την υλοποίηση αλγορίθμων, οι οποίοι αποσκοπούν στο να μαθαίνουν και να προσαρμόζονται συνεχώς. Η μάθηση επιτυγχάνεται μέσω της εκπαίδευσης, μίας επαναληπτικής διαδικασίας σταδιακής προσαρμογής των παραμέτρων του δικτύου σε τιμές κατάλληλες ώστε να επιλύεται με επαρκή επιτυχία το προς εξέταση πρόβλημα. Με αυτές τις βέλτιστες παραμέτρους εφαρμόζεται ο αλγόριθμος σε ίδιου τύπου προβλήματα, αν συνεχίζει να τα επιλύει μάλιστα χαρακτηρίζεται ως αποδοτικός. Τέτοια αφηρημένα αλγοριθμικά κατασκεύασμα υπάγονται στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης με γενικότερο στόχο τη μάθηση, τη γενίκευση, την ομαδοποίηση προτύπων, τη λήψη αποφάσεων, την κατάστρωση βέλτιστης στρατηγικής και άλλα.

Η δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου μπορεί να παραλληλιστεί με βιολογικό νευρώνα, καθώς διαθέτει τα όμοια στοιχεία. Συγκεκριμένα υπάρχουν πύλες εισόδου του νευρώνα, οι οποίες δέχονται σήματα από άλλους νευρώνες, πύλες εξόδου του νευρώνα, οι οποίες εκπέμπουν σήμα σε άλλους νευρώνες και συνάψεις, οι οποίες αναφέρονται στα σημεία ένωσης μεταξύ των εισόδων και των εξόδων των νευρώνων. Μια σύναψη έχει είτε ενισχυτικό ρόλο αν τον ερεθίζει ώστε να παράγει πληροφορία είτε κατασταλτικό αν τον καταστέλλει εμποδίζοντας την παραγωγή πληροφορίας. Το ποσοστό της πληροφορίας που μεταφέρεται λέγεται συναπτικό βάρος.

Τη μαθηματική υλοποίηση της ιδέας πραγματοποίησαν με ένα απλό μοντέλο οι McCullotchs και Pitts το 1940. Ένας νευρώνας μπορεί να λειτουργήσει με δύο τρόπους*, y = 0* όταν ο νευρώνας παραμένει αδρανής, και *y = 1* όταν ο νευρώνας δρα. Οι συνάψεις περιγράφονται από τα συναπτικά βάρη wi που είναι πραγματικοί αριθμοί. Αν*x1, x2,, …, xn* είναι οι είσοδοι του νευρώνα τότε το άθροισμα που χρησιμεύει ως κριτήριο δράσης δίνεται από το σύνολο των γινομένων *u = wixi*. Στην περίπτωση όπου το *u* είναι μεγαλύτερο από το σταθερό κατώφλι *θ*, τότε μόνον ο νευρώνας δρα. Ακολούθησαν με την ραγδαία ανάπτυξη του κλάδου ποικίλες παραλλαγές και εμπλουτισμοί του βασικού αυτού αλγορίθμου. Η αρχιτεκτονική του δικτύου βασίζεται σε ένα στρώμα εισόδου με τη συμμετοχή όλων των προτύπων, ένα στρώμα εξόδου και ενδιάμεσα ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα για το σταδιακό υπολογισμό του ζητούμενου (Haykin, 2009).

Η ταξινόμηση των νευρωνικών δικτύων πραγματοποιείται σύμφωνα με τον τρόπο υπολογισμού των συναπτικών βαρών, όπου αυτά είναι εκπαιδευόμενα α) με επίβλεψη, δηλαδή με δεδομένους στόχους, β) χωρίς επίβλεψη και στη δεύτερη περίπτωση τα βάρη μένουν σταθερά. Η παρούσα εργασία ασχολείται με αλγορίθμους όπου στόχος είναι η αποδοτικότερη εκπαίδευση των συναπτικών βαρών και αποσκοπεί στην ταξινόμηση και κατηγοριοποίηση των καταγεγραμμένων σκελετών σε διαφορετικές κλάσεις, εδώ τα καταγεγραμμένα άτομα.

Οι παράμετροι των τριών υλοποιημένων Νευρωνικών Δικτύων στην εργασία αυτή επιλέχθηκαν τόσο βάση βιβλιογραφικών αναφορών για τον ίδιο τον κατηγοριοποιητή (ιστοσελίδα, cran.r-project.org) (ιστοσελίδα, uni-tuebingen) όσο από συγκεκριμένες έρευνες για σκελετική αναγνώριση με δεδομένα από KinectSensor, αλλά και έπειτα από πειράματα.

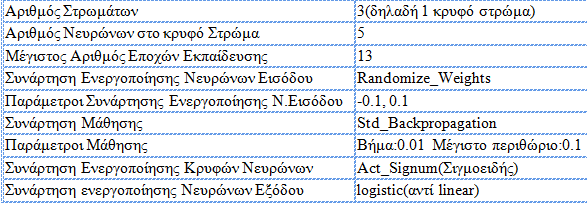
Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στη μορφή συγκριτικών πινάκων με τις αποδόσεις του τελικού μοντέλου για κάθε κατηγοριοποιητή, και μοντέλων με διαφοροποιημένες διάφορες παραμέτρους (μια τροποποίηση κάθε φορά).

Ακολουθούν τα μοντέλα Multilayer Perceptron, Support Vector Machine καιRadial Basis Function.

**MultilayerPerceptron (MLP) Classification**

Πρόκειται για ένα από τα πιο πολυεφαρμοσμένα νευρωνικά δίκτυά. Ως προς την αρχιτεκτονική του χαρακτηρίζεται ως πλήρως συνδεδεμένο, καθώς οι κόμβοι ενός στρώματος συνδέονται με όλους τους νευρώνες προηγούμενου και επόμενου στρώματος. Ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων καθορίζεται από τον ερευνητή για την επίλυση του δοσμένου προβλήματος, με σκοπό να παράγει τις κατάλληλες διαχωριστικές επιφάνειες μεταξύ των κλάσεων. Ο συνδυασμός αυτών των υπολογισμών υλοποιείται στο στρώμα εξόδου, με αποτέλεσμα την επίτευξη διαχωρισμού μη γραμμικών προβλημάτων (Tom Mitchell, 1997).

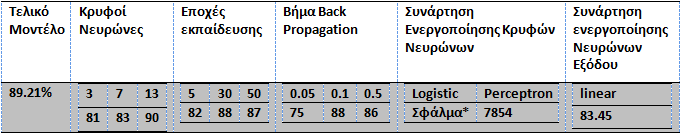
Το βασικό θεώρημα στους MLP λέει ότι μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε ομαλή συνάρτηση, όσο κοντά επιθυμούμε, ή ισοδύναμα να διαχωρίσουν οποιασδήποτε κλάσεις με ένα μόνον κρυφό στρώμα. Απαιτούμενα για την εκπαίδευση είναι τα διανύσματα των εισόδων και των στόχων εκπαίδευσης. Το κριτήριο τερματισμού αφορά στις περισσότερες περιπτώσεις, όπως και στη δική μας, στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος προσέγγισης, όπου καινοτόμα θεωρείται η χρήση του back-propagation. Συνοπτικά, το δίκτυο τρέχει αρχικά προς τα εμπρός, δηλαδή ξεκινώντας από την είσοδο περνώντας με τη σειρά όλα τα κρυφά στρώματα και φτάνοντας στην έξοδο, έπειτα συνεχίζει τρέχοντας προς τα πίσω για τον υπολογισμό των βέλτιστων συναπτικών βαρών.

**Χαρακτηριστικά Τελικού Μοντέλου:** 

### Τοπολογία (Αρχιτεκτονική) Νευρωνικού Δικτύου:

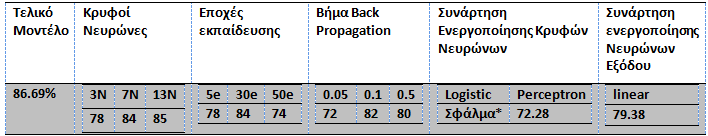
Δημιουργήθηκε ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο 3 Στρωμάτων, με 24 συνολικούς νευρώνες(14 Νευρώνες Εισόδου,5 κρυφούς και 5 Νευρώνες Εξόδου) και 95 συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων αυτών, έπειτα από 13 εποχές εκπαίδευσης.

## Απόδοση μετά από Εκπαίδευση (Accuracy %):



*\*:Με τη χρήση LogisticFunction ενεργοποίησης των κρυφών νευρώνων, η τελική κατηγοριοποίηση γινόταν σε 2 και όχι 5 κλάσεις.*

## Απόδοση μετά από Έλεγχο (Accuracy %):

****

**Support Vector Machine (SVM)**

Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι μια μέθοδος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται τόσο για ταξινόμηση, όπως στην περίπτωση μας, όσο και σε προβλήματα παλινδρόμησης. Συνοπτικά, τα SVMs προβάλλουν τα διανύσματα εισόδου σε έναν πολυδιάστατο χώρο Hilbert και δημιουργούν διανύσματα υποστήριξης - supportvectors-SV, τα οποία ορίζουν ένα υπερεπίπεδο στον πολυδιάστατο αυτό χώρο. Έτσι επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των σημείων στις κλάσεις τους κατά το βέλτιστο δυνατό τρόπο, τόσο σε γραμμικά όσο και σε μη γραμμικά προβλήματα. (Brody, 2010)

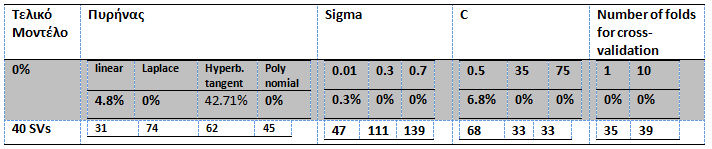
Ο αλγόριθμος είναι ικανός να διαχωρίσει δύο κλάσεις, για μεγαλύτερο αριθμό κλάσεων δουλεύει επαγωγικά διαχωρίζοντας τις κλάσεις θέτοντας στην καθεμιά την ταμπέλα ‘ζητούμενο’ και ‘μη ζητούμενο’ με τη σειρά. Η μέθοδος εντοπίζει το βέλτιστο υπερεπίπεδο με κριτήριο τη μεγιστοποίηση του περιθωρίου ταξινόμησης μεταξύ των δύο κλάσεων. Ο SVM θεωρείται από τα νευρωνικά δίκτυα με μικρούς χρόνους εκπαίδευσης.

### Χαρακτηριστικά του Τελικού Μοντέλου:

Το χαρακτηριστικό βάση του οποίου έγινε η κατηγοριοποίηση. Στην περίπτωσή μας y=label, δηλαδή η ετικέτα του σκελετού. Ως τύπο του μοντέλου μας ορίσαμε C-svc για κατηγοριοποίηση, δηλαδή κατηγοριοποίηση βάση του κόστους C ,όπως θα δούμε και στη συνέχεια. Μετά από πολλές δοκιμές, ως πυρήνας του τελικού μοντέλου επιλέχθηκε ο Γκαουσιανός Πυρήνας, rbfdot. To C είναι μια παράμετρος κανονικοποίησης, που ουσιαστικά αναφέρεται στην ικανότητα του κατηγοριοποιητή να γενικεύεται σε νέα δεδομένα.

Δημιουργήθηκε ένα βέλτιστο υπερεπίπεδο διαχωρισμού των 2 κλάσεων, από 40 Διανύσματα Υποστήριξης, με μηδενικό σφάλμα εκπαίδευσης, και ως χαμηλότερο το 6% cross-validationerror.Η παράμετρος του πυρήνα, sigma, ορίσθηκε ως 0.05, καθώς εμφάνισε την καλύτερη συμπεριφορά, μη οδηγώντας σε υπερεκπαίδευση και εκτινάσσοντας τον αριθμό των SVs. Τέλος, στο τελικό μοντέλο εφαρμόσθηκε 5-foldcrossvalidation, ώστε να εξακριβωθεί η επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων και να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση.

## Απόδοση μετά από Εκπαίδευση (TrainingError %) και SVs

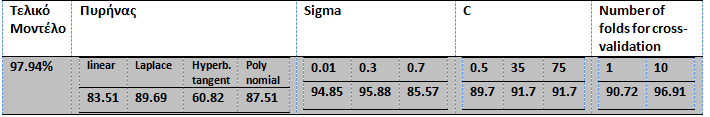


Σχόλια: Για k=1 ,ουσιαστικά δεν πραγματοποιείται crossvalidation στο σύνολο εκπαίδευσης, και ενώ το σφάλμα εκπαίδευσης παραμένει μηδενικό, οι παράμετροι δε ρυθμίζονται βέλτιστα γι αυτό και το ποσοστό ακρίβειας κατά τον έλεγχο είναι 7,22% χαμηλότερο απ’ότι του αντίστοιχου μοντέλου μετά από 5 foldcrossvalidation.

Επίσης, όταν το sigma επιλέγεται υψηλό, το μοντέλο υπερεκπαιδεύεται, εκτοξεύοντας τον αριθμό των SVs στα 2/3 και σχεδόν σε ολόκληρο στη συνέχεια σύνολο ελέγχου, κ αυξάνοντας τον crossvalidationerror σε 19% από 6%.

Τέλος, ως βέλτιστη τιμή του C ορίζεται το 25 και βλέπουμε ότι αυξάνοντας περαιτέρω την τιμή δεν κερδίζουμε ακρίβεια στο μοντέλο.

## Απόδοση μετά από Έλεγχο (Accuracy %):



**Radial Basis Function Neural Network (RBF)**

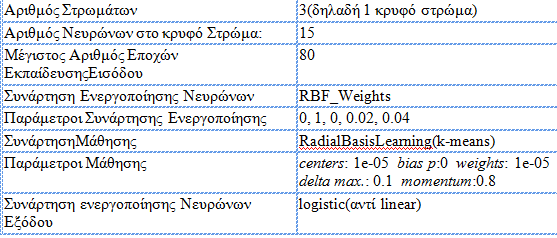
Στα πλαίσια της μαθηματικής μοντελοποίησης, ένα radial basis function network είναι ένα Νευρωνικό Δίκτυο που χρησιμοποιεί ως συνάρτηση ταξινόμησης μια radial basis συνάρτηση. Το δεδομένο που παράγει το δίκτυο είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των συναρτήσεων ταξινόμησης όλων των δεδομένων εισόδου και των παραμέτρων των νευρώνων του (David G. Stork, Richard O. Duda, Peter E. Hart, 1973).

Συνοπτικά, ένα RBF Νευρωνικό Δίκτυο ακολουθεί την ίδια φιλοσοφία για την υλοποίηση της ταξινόμησης όπως ο MLP. Η χαρακτηριστική διαφορά είναι ότι το RBF αποδίδει ένα γραμμικό συνδυασμό από n συναρτήσεις βάσης που είναι ακτινικά συμμετρικές γύρω από ένα κέντρο/πρότυπο, δηλαδή οι επιφάνειες διαχωρισμού είναι καμπύλες και όχι υπερεπίπεδα. Μαθηματικά αυτό υλοποιείται με συναρτήσεις ταξινόμησης των νευρώνων που είναι ακτινικά συμμετρικές-στην περίπτωσή μας ,όπως και στην πλειονότητα, Γκαουσιανές. Επομένως, η πληροφορία σε ένα RBF δίκτυο παριστάνεται τοπικά και το RBF είναι προς τα εμπρός τροφοδοτούμενο (feed-forward) με ένα κρυφό στρώμα.

Το πλεονέκτημα του RBF δικτύου σε σχέση με το MLP είναι κατά κύριο λόγο ότι το δίκτυο είναι πιο ερμηνεύσιμο, η εκπαίδευση του συνήθως πιο εύκολη και γρήγορη και το δίκτυο ενεργοποιείται μόνο σε περιοχές που έχουν χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευσή του, έχοντας τη δυνατότητα να αναγνωρίσει την αδυναμία κατηγοριοποίησης στοιχείων που δεν αναγνωρίζει, αντί να τα ταξινομεί εσφαλμένα .Στην περίπτωσή μας δηλαδή, αν εισαχθεί ένας άγνωστος σκελετός-εκτός του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης-για αναγνώριση, το RBF δε θα καταφέρει να τον ταξινομήσει σε μία από τις κλάσεις, ενώ ο MLP θα προχωρήσει σε εσφαλμένη κατηγοριοποίηση του σε μια από τις έχουσες κλάσεις.

Δοκιμάσθηκαν δύο διαφορετικά μοντέλα εκπαίδευσης για την ταξινόμηση των σκελετών, ο RBF και η παραλλαγή του ο RBF-DDA.

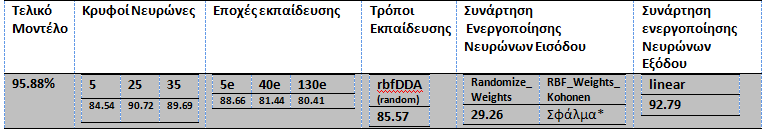
### Χαρακτηριστικά του Τελικού Μοντέλου:



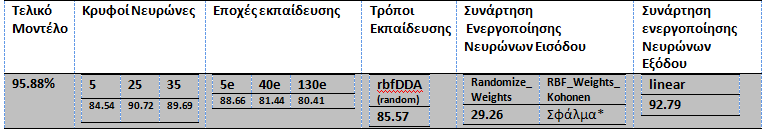
### Τοπολογία (Αρχιτεκτονική) Νευρωνικού Δικτύου:

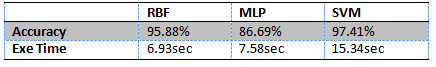
Δημιουργήθηκε ένα RBF νευρωνικό δίκτυο 3 Στρωμάτων, με 34 συνολικούς νευρώνες(14 Νευρώνες Εισόδου,15 κρυφούς και 5 Νευρώνες Εξόδου) και 285 συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων αυτών, έπειτα από 80 εποχές εκπαίδευσης.

## Απόδοση μετά από Εκπαίδευση (Accuracy%):



## Απόδοση μετά από Έλεγχο ( Accuracy%):



**Συμπεράσματα: **

Ο παραπάνω πίνακας αναδεικνύει τον SVM ως το πιο επιτυχές μοντέλο ταξινόμησης των σκελετικών δεδομένων βάση ακρίβειας, καθώς επιτυγχάνει το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας στο στάδιο ελέγχου, 97.41%, με το RBF Νευρωνικό δίκτυο να ακολουθεί με μόλις 1.53% χαμηλότερη απόδοση, και όλους τους υπόλοιπους κατηγοριοποιητές να κυμαίνονται σε χαμηλότερα ποσοστά. Ωστόσο, ο RBF δαπανά λιγότερο από το μισό χρόνο εκτέλεσης από ότι ο SVM, και είναι το μοντέλο με τη γρηγορότερη εκπαίδευση. Αξίζει να επισημανθεί πως το RBF Δίκτυο είναι πολύ πιο ευαίσθητο στη ρύθμιση των παραμέτρων και απαιτεί την βαθύτερη κατανόηση της λειτουργίας του. Το RBF είναι το μόνο εκ των τριών που μπορεί να εκφράσει αδυναμία αναγνώρισης μετά την προσθήκη αγνώστου ατόμου στο σύνολο ελέγχου.

Συνοψίζοντας, τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι ένας ραγδαία αναπτυσσόμενος , πολλά υποσχόμενος και με εκπληκτικές δυνατότητες τομές έρευνας. Επιπλέον, μια τόσο καθημερινή, οικονομική και διακριτική συσκευή όσο ο Kinect Sensor προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία και εύκολη στη συλλογή κινησιολογικών δεδομένων, ανοίγοντας νέες δυνατότητες μελέτης. Μετά από αυτή την εργασία φαίνεται πως τα Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να λύσουν το πρόβλημα της αναγνώρισης ατόμων από τα σκελετικά τους δεδομένα και να διευκολύνουν το έργο των ερευνητών που χρησιμοποιούν τον Kinect, με πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα ακρίβειας, θέτοντας ως επόμενο στόχο την εφαρμογή των παραπάνω μοντέλων σε πραγματικά δεδομένα live streaming.

**Βιβλιογραφία:**

1. <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/jj131033.aspx>, 04/03/2016

2. <https://cran.r-project.org/web/packages/RSNNS/RSNNS.pdf>, 13/04/2016

3. http://www.ra.cs.uni-tuebingen.de/downloads/SNNS/SNNSv4.2.Manual.pdf, 22/04/2016

4. Evdokimos I Konstantinidis, Billis, Bratsas, & Bamidis (2016), *Active and Healthy Ageing Big Dataset Streaming on Demand*, In Medical Physics Laboratory Aristotle University Thessaloniki

5. Konstantinidis, E. I., Antoniou, P. E., Bamparopoulos, G., & Bamidis, P. D. (2015*). A lightweight framework for transparent cross platform communication of controller data in ambient assisted living environments*. In Information Sciences

6. Andersson, V. O., & Araujo, R. M. (2014). *Full Body Person Identification Using the Kinect Sensor*. In 2014 IEEE 26th International Conference on Tools with Artificial Intelligence

7. Διαμαντάρας Κ. ( 2007), *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*, Ελλάδα: Κλειδάριθμος

8. Haykin S. (2009), *Neural Networks and Learning Machines*, Ontario: Pearson

9. Mitchell T. (1997), *Machine Learning*, McGraw-Hill Education

10. Brody, S. (2010), *Support Vector Machines,* Springer

11. David G. Stork, Richard O. Duda, Peter E. Hart (1973), *Pattern Classification*, Wiley-Interscience

12. Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie, Robert Tibshirani (2013), *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*, New York: Springer