

Τμήμα Μαθηματικών

Σχολής Θετικών Επιστημών



|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *Αναγνώριση Σκελετού σε Ζωντανό Εργαστήριο* | Κοφτερού Μαρία  Α.Ε.Μ. : 15204  Ζαβαροπούλου Αλίκη  Α.Ε.Μ.15173  Επιβλέπον Καθηγητής:  Μπράτσας Χαράλαμπος | |
| Ειδικό Θέμα | |  |

**Ευχαριστίες**

*Η εργασία και η προσπάθεια αυτή δε θα είχε ολοκληρωθεί*

*χωρίς τη συμβολή κάποιων ανθρώπων, που θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε θερμά.*

*Ευχαριστούμε τον επιβλέποντα καθηγητή μας Χαράλαμπο Μπράτσα για την άριστη συνεργασία,*

*Το εργαστήριο Ιατρικής Φυσικής και τον Αν. Καθ. Παναγιώτη Μπαμίδηγια την παροχή των γνώσεων, εργαλείων αλλά και υποδομών που χρησιμοποιήθηκαν στην έρευνα αυτή, όπως το Ζωντανό Εργαστήριο ThessalonikiActiveandHealthyAgeingLivingLab.*

*Τέλος, θέλουμε να ευχαριστήσουμε προσωπικά τον μεταδιδάκτορα του εργαστηρίου Ιατρικής ΦυσικήςΕυδόκιμο Κωσταντινίδη για την συνεχή και αγόγγυστη υποστήριξη και καθοδήγηση του και την αδιάκοπη μεταλαμπάδευση γνώσεων.*

Περιεχόμενα:

[**Εισαγωγη** 5](#_Toc462922467)

[**Μέρος Α’ : Θεωρητικό Υπόβαθρο** 6](#_Toc462922468)

[μεθοδολογια 6](#_Toc462922469)

[βιβλιογραφικη ανασκοπηση 7](#_Toc462922470)

[δημιουργια δεδομενων 9](#_Toc462922471)

[Περιγραφή δεδομένων 13](#_Toc462922472)

**[Μέρος Β’ :Έρευνα](#_Toc462922473)** [15](#_Toc462922473)

[προ-επεξεργασια δεδομένων 15](#_Toc462922474)

[Περιστροφή με Τετράδες του Hamilton( Quaternions) 15](#_Toc462922475)

[Υπολογισμός των αποστάσεων (features) από τα Joints 19](#_Toc462922476)

[Επιλογή των κατάλληλων features 19](#_Toc462922477)

[Υπολογισμός Στατιστικών Μέτρων και Καθαρισμός 20](#_Toc462922478)

[Κανονικοποίηση των Δεδομένων 20](#_Toc462922479)

[Support Vector Machine Algorithm (SVM) 21](#_Toc462922480)

[Εισαγωγικά στοιχεία: 21](#_Toc462922481)

*[Μαθηματικό Υπόβαθρο:](#_Toc462922482)* [22](#_Toc462922482)

*[Εφαρμογή στην R:](#_Toc462922483)* [26](#_Toc462922483)

[K-Nearest Neighbor Algorithm (KNN) 28](#_Toc462922484)

*[Εισαγωγικά στοιχεία:](#_Toc462922485)* [28](#_Toc462922485)

*[Μαθηματικό Υπόβαθρο:](#_Toc462922486)* [29](#_Toc462922486)

*[Εφαρμογή στην R:](#_Toc462922487)* [31](#_Toc462922487)

[Σύγκριση Αλγορίθμων 33](#_Toc462922488)

**[Μέρος Γ’ : Αποτελέσματα](#_Toc462922489)** [34](#_Toc462922489)

[Ανάγνωση των αποτελεσμάτων σε πίνακα: 34](#_Toc462922490)

[Αποτελέσματα SVM 36](#_Toc462922491)

[Συμπεράσματα: 36](#_Toc462922492)

[Αποτελέσματα KNN 38](#_Toc462922493)

[Αποτελέσματα Σύγκρισης Αλγορίθμων 40](#_Toc462922494)

[συζητηση και ερωτηματα για περαιτερω ερευνα 41](#_Toc462922495)

[Αριθμητικά Αποτελέσματα Σύγκρισης: 41](#_Toc462922496)

[Συζήτηση και Ερμηνεία των Αριθμητικών Αποτελεσμάτων: 42](#_Toc462922497)

[Απόδοση ΚΝΝ και SVM σε μεγάλο όγκο πραγματικών δεδομένων: 43](#_Toc462922498)

[Περαιτέρω Έρευνα: 46](#_Toc462922499)

[περιορισμοι 48](#_Toc462922500)

[συμπερασματα 48](#_Toc462922501)

**[Βιβλιογραφια](#_Toc462922502)** [49](#_Toc462922502)

Εισαγωγη

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 την νόσου του Αλτσχάιμερ (Iarlori, Ferracuti, &Giantomassi, 2014), της άνοιας (Pisan, Marin, &Navarro, 2013)(Bamidis et al., 2015),της κατάθλιψης αλλά και της γενικευμένης επιδείνωσης του βιοτικού επιπέδου(E.Konstantinidis & Bamidis, 2015)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 βίντεοσκοπικής παρακολούθησης για προφανείς λόγους κόστους, όγκου δεδομένων και πολυπλοκότητας ανάλυσης τους, αλλά κυρίως ηθικής και δυσκολίας αποδοχής του χρήστη αποτελεί τροχοπέδη.Υπογραμμίζεται έτσιη σημασία αναγνώρισης του υποκειμένου (που στην παρούσα εργασία ορίζεται ως το άτομο ενδιαφέροντος) 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, η οποία διερευνά την ανάπτυξη αποδοτικών αλγορίθμων αναγνώρισης ατόμου μέσα από τα βιομετρικά δεδομένα του σκελετού του, όπως αυτά συλλέγονται από τη συσκευή Kinect. Αναπτύσσοντας, εφαρμόζοντας, δοκιμάζοντας και συγκρίνοντας τους επικρατέστερους βιβλιογραφικά αλγορίθμους επιχειρούμε να απαντήσουμε στο υπό διερεύνηση ακόμη ζήτημα της επισφαλούς ταυτοποίησης ατόμων μέσα από σκελετικές μετρήσεις, το οποίο φαίνεται να βρίσκει πολυάριθμες εφαρμογές τόσο σε ερευνητικά προγράμματα όσο και ως μέσο ελέγχου και ασφάλειας.

Μέρος Α’ : Θεωρητικό Υπόβαθρο

## μεθοδολογια

Θέτοντας ως ερευνητικό σκοπό την κατασκευή ενός μοντέλου ταξινόμησης δεδομένων σκελετού που συλλέγονται με τη χρήση της συσκευήςKinect,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, SVMκαι KNN.
4. Ανάπτυξη και εκπαίδευση των αλγορίθμων SVMκαι KNNγια ταξινόμηση των σκελετών του συνόλου δεδομένων μας.
5. Σύγκριση της αποδοτικότητας των παραπάνω μεθόδων, ώστε να επιλεγεί η καταλληλότερη.
6. Παρουσίαση, ερμηνεία και συζήτηση των αποτελεσμάτων.
7. Συζήτηση των ανοιχτών ερωτημάτων και των μετέπειτα ερευνητικών στόχων.

## βιβλιογραφικη ανασκοπηση

Δεδομένου ότι το KinectSensorκυκλοφόρησε πρώτη φορά τα τέλη του 2010 ως προέκταση της κονσόλας παιχνιδιών Xbox και έπειτα άρχισε να χρησιμοποιείται ως εργαλείο συλλογής επιστημονικών και ερευνητικών δεδομένων, το ζήτημα της ταυτοποίησης ατόμων μέσω σκελετών είναι ένα ερώτημα που προσφάτως άρχισε να εγείρεται.Για το λόγο αυτό η βιβλιογραφία και προηγούμενη έρευνα στην οποία στηριχθήκαμε,αν και ποικιλόμορφη είναι σχετικά περιορισμένη.

Από τα πρώτα βήματα έκαναν οι Araujo, Graña, & Andersson στο άρθρο τους το 2013(R. M. Araujo et al., 2013).Η ερευνητική ομάδα προέβει σε μέσω kinect συλλογή και υπολογισμό των αποστάσεων μεταξύ σημείων του σκελετού των υποκειμένων και στη συνέχεια εκπαίδευσε τους αλγορίθμους Multi-Layer Perceptions (MLP), Support Vector Machines (SVM) και δοκίμασε ταξινόμηση μέσω Random Forest και Decision Trees για την ταυτοποίηση των ατόμων που έλαβαν μέρος στην πειραματική διαδικασία. Η διαδικασία σύγκρισης των αποτελεσμάτων εξετάζει την αποδοτικότητα κάθε αλγορίθμου στα πλαίσια α) ταυτοποίησης πολλών αντικειμένων (multi-classclassiﬁcation) έναντι της δυαδικής κατηγοριοποίησης (binaryclassiﬁcation), β) χρήσης συγκεκριμένων μεγεθών από τα δεδομένα, γ) εξάρτησης του αποτελέσματος από την κίνηση του ατόμου στο χώρο.

Σε επόμενή τους μελέτη (VirginiaO. Andersson & Araujo, 2014)επιχειρείται η βελτίωση της παραπάνω έργασίας με α) την ανάπτυξη μιας πιο ξεκάθαρης μεθοδολογίας για τον καθορισμό των ιδανικότερων παραμέτρων των Classifiers των αλγορίθμων μάθησης K-NearestNeighbors(KNN), SVM και MLP με 10-fold cross validation test,β) την μελέτητης σημασίας της κανονικοποίησης των δεδομένων στο διάστημα [-1,1].και, γ) την πραγματοποίηση ελέγχων στατιστικής σημαντικότητας Wilcoxon για να εξεταστεί η απόδοση του εκάστοτε αλγορίθμου μάθησης ανάλογα με το πλήθος των ατόμων που καλείται να ταυτοποιήσει. Τα αποτελέσματα έδωσαν πολύ υψηλά ποσοστά ακρίβειας,98%, για μικρά πλήθη.Ο KNN απέδωσε στατιστικώς σημαντικά χειρότερα για λιγότερα άτομα ενώ βελτιώθηκε με το πλήθος των προς ταυτοποίηση σκελετών.

Οι Andersson & Araujo επανήλθαν το 2014 επεκτείνοντας τα παραπάνω αποτελέσματα (V Andersson & Araujo, 2015a) περιλαμβάνοντας δοκιμές με χρήση τόσο των ανθρωπομετρικών χαρακτηριστικών(biometric attributes) όσο και των χαρακτηριστικών βηματισμού(gait attributes). Με δείγμα 140 ατόμων που κινούνται μη προκαθορισμένα στο χώρο,τα εργαστηριακά αποτελέσματα είναι πολύ πιο κοντά στην πραγματικότητα. Εφαρμόζοντας 10-fold cross validation tests καταδεικνύεται πως οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν συνδυαστικά τόσο ανθρωπομετρικά όσο και κινησιολογικά χαρακτηριστικά αποφέρουν τα καλύτερα αποτελέσματα, ενώ και μόνο η χρήση των ανθρωπομετρικών χαρακτηριστικών ρίχνει ελάχιστα τα ποσοστά επιτυχίας, δίνοντας μεγάλο προβάδισμα στην ευκολία τόσο της συλλογής δεδομένων όσο και της απλότητας του αλγορίθμου. Οι ερευνητές εξέτασαν τους αλγόριθμους μάθησηςK-NearestNeighbors(KNN), SVM και MLP, με τους δύο πρώτους να είναι με διαφορά οι πιο αποδοτικοί. Πιο συγκεκριμένα ηδυαδική ταξινόμησηαποδίδει καλύτερα στον SVMενώ ηmulti-classέχει καλύτερη επίδοση στον KNN.Στατιστικοί έλεγχοι συνάφειας και ανεξαρτησίας δίνουν ως αποτέλεσμα τον ελάχιστο δυνατό αριθμό μετρήσεων που χρειάζεται για την αποτελεσματικότερη ταυτοποίηση των υποκειμένων.

Οι Sinha, Chakravarty, & Bhowmick το 2013 έκαναν χρήση Adaptive Neutral Networks και MLP, εστιάζοντας όμως στα Gait Attributes του δείγματος και επιδιώκοντας την ταυτοποίηση του κάθε υποκειμένου με βάση τον προσωπικό του βηματικό μοτίβο. Η(Sinha et al., 2013) δουλειά τους απέδειξε μαθηματικά μέσα από στατιστικούς ελέγχους και 10-fold cross validation πως στο σύνολο των υπολογισθέντων χαρακτηριστικών, υπάρχουν 5 βιομετρικές μετρήσεις που αποδεικνύονται μοναδικές για κάθε άνθρωπο και διαμορφώνουν το κλειδί της ανάπτυξης ενός αλγορίθμου αναγνώρισης του ατόμου μέσα από το σκελετό του.

Μια πιο ριζοσπαστική προσέγγιση του θέματος ήταν αυτή των Stone & Skubic,το 2013(Stone & Skubic, 2013) με ανάλυση 3D φιγούρων που συλλέγονται μέσω Kinect εφαρμόζοντας το Resident Model Estimation (RME) σε μια διαδικασία που θα μπορούσε να τροποποιηθεί και να εφαρμοσθεί και για αναγνώριση σκελετών. Πιο συγκεκριμένα, η προσέγγιση αυτή θεωρεί κάθε υποκείμενο παρατήρησης ως δημιουργό μιας κλάσης στο σύνολο δεδομένων, και κάθε κλάση θα διαμορφώνεται ως μια Γκαουσιανή Κατανομή σε ένα επίπεδο Ν+1 διαστάσεων, όπου Ν ο αριθμός των χαρακτηριστικών του σκελετού που χρησιμοποιούνται για την ταυτοποίηση. Ωστόσο, παρά το ότι η προσέγγιση αυτή φαίρεται η πιο ακριβής και ενδιαφέρουσα, η πολυπλοκότητα των μαθηματικών αλγορίθμων αποτελεί τροχοπέδη για την ανάπτυξη ενός μοντέλου που να ταιριάζει στις ανάγκες της έρευνας μας.

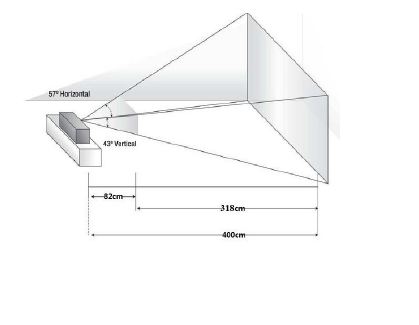
## δημιουργιαδεδομενων

Για τη συλλογή του συνόλου δεδομένων (dataset) για την ανάπτυξη, εφαρμογή και εκπαίδευση των αλγορίθμων που επιλέχθηκαν να εξεταστούν, 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 υπ’όψιν και δυνατές επικαλύψεις ή αλλοιώσεις. Οι καταγραφές έγιναν στο ζωντανό εργαστήριο ThessalonikiActiveandHealthyAgeingLivingLab (Thess-AHALL)(E. Konstantinidis, Billis, Bratsas, Siountas, & Bamidis, 2016) στο εργαστήριο Ιατρικής Φυσικής του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης (<http://aha-livinglabs.com>).Το ζωντανό εργαστήριο,Εικόνα 1 προσομοιάζει ένα περιβάλλον σπιτιού με κουζίνα, καθιστικό και τραπεζαρία.Χρησιμοποιείται για συμπεριφορικές μελέτες ηλικιωμένων ατόμων αλλά και άλλου είδους μελέτες όπως στην περίπτωσή μας.Παρόλα αυτά, για τις ανάγκες της εργασίας η καταγραφή των δεδομένων έγινε με ιδανικες συνθήκες και τα δεδομένα μας κρίνονται εργαστηριακά και ιδανικά και όχι πραγματικών συνθηκών.



Εικόνα 1: Αναπαράσταση του εργαστηρίου συλλογής δεδομένων.

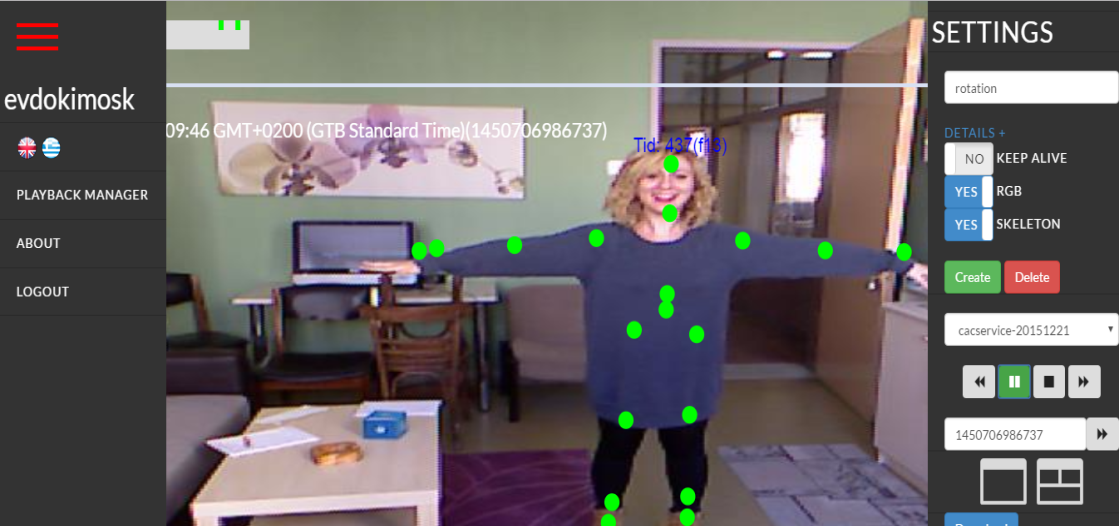
Οι μετρήσεις έγιναν με τη χρήση της συσκευής Kinect[[1]](#footnote-2) (πρώτη έκδοση) της Microsoft, μιας συσκευής εφοδιασμένης με μια “RGB” κάμερας που ανιχνεύει την κίνηση στο τρισδιάστατο χώρο. Η συσκευή διαθέτει αισθητήρα βάθους, multi-array μικρόφωνο και είναι ικανό να παρέχει πλήρη σωματική απεικόνιση 3D, καταγραφή κίνησης, αναγνώριση προσώπου και δυνατότητες αναγνώρισης φωνής. Ο αισθητήρας βάθους αποτελείται από ένα υπέρυθρο προβολέα λέιζερ σε συνδυασμό με ένα μονόχρωμο αισθητήρα CMOS, ο οποίος καταγράφει δεδομένα βίντεο σε 3D κάτω από οποιεσδήποτε συνθήκες φωτισμού. Κάνοντας χρήση τρισδιάστατων συντεταγμένων για τον προσδιορισμό του ατόμου στο χώρο, αναγνωρίζει έναν σκελετό σε απόσταση 82cm εώς 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. Για πρόσθετες τεχνικές λεπτομέρειες πάνω στον αισθητήρα Kinect, ο αναγνώστης παραπέμπεται στο έργο των Wei, Qiao, & Lee (Weietal., 2014) και τον επίσημο ιστότοπο του προϊόντος <https://developer.microsoft.com/en-us/windows/kinect>.



Εικόνα :Οπτικό πεδίο της συσκευής kinect.Πηγή:(Wei et al., 2014)

Για την καλύτερη κατανόηση των δεδομένων, ο αναγνώστης πρέπει να εξοικειωθεί με κάποιους ορισμούς.Ορίζεται ως στιγμιότυπο (Frame) η αποτύπωση της εκάστοτε χρονικής στιγμής που καταγράφει η κάμερα και ως Joint ένα σημείο του σκελετού στη μορφή (x, y, z).Το Kinect είναι ρυθμισμένο να συλλέγει 30 framesανά δευτερόλεπτο και να εμφανίζει συνολικά 20 joints ανά frame ανά αναγνωρισμένο σκελετό. Θετικό οριζόντιο άξονα xστον χώρο αποτελεί το αριστερό μέρος της κάμερας, ο θετικός άξονας y ορίζεται κατακόρυφα προς τα επάνω, ενώ ο θετικός άξονας zέχει κατεύθυνση προς το Kinect.

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 ακίνηταμε τα χέρια σε διάταση, ως παριστάνεται στην Εικόνα 3, 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 πλατφορμα συγχρονισμένης αναπαραγωγής καταγραφών δοκιμών του <http://cac-framework.com/app/#/playbackmanager>(Evdokimos I Konstantinidis, Billis, Bratsas, & Bamidis, 2016)(Evdokimos I. Konstantinidis, Antoniou, Bamparopoulos, & Bamidis, 2015)και είναι προσβάσιμες και διαθέσιμες προς όλους για μελλοντική χρήσηκαι σύγκριση με τα αποτελέσματα αυτής της εργασίας στο σύνδεσμο <https://www.aha-livinglabs.com/datasets/20161017-SkeletonSize.xlsx>.

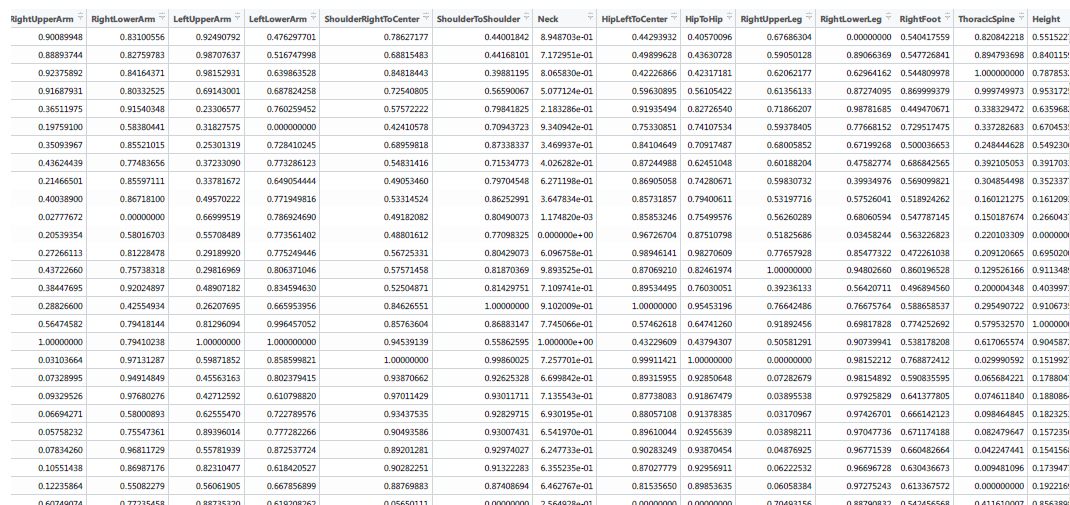


Εικόνα : Στιγμιότυπο από τη διαδικασία συλλογής του δείγματος. Οι πράσινες τελείες συμβολίζουν τα joints που εντοπίστηκαν από το kinect.Πηγή: http://cac-framework.com/app/#/playbackmanager

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.

## Περιγραφή δεδομένων

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.Το αρχικό μας σύνολο δεδομένων επομένως, αποτελεί έναν πίνακα 276 γραμμών (κάθε στιγμιότυπο σε μια γραμμή) και 21 στηλών, όπου οι 20 στήλες έχουν τις συντεταγμένες των 20 joints και η 21η στήλη τον κωδικό αναγνώρισης του κάθε σκελετού, ένας για κάθε ξεχωριστό άτομο και 5 στο σύνολο.

Παρατίθεται στη συνέχεια ένα δείγμα του συνόλου δεδομένων για την καλύτερη αφομοίωση του από τον αναγνώστη. Το σύνολο δεδομένων είναι ελεύθερα προσβάσιμο στο συνδεσμο <https://www.aha-livinglabs.com/datasets/20161017-SkeletonSize.xlsx>. εκπληρώνοντας έναν από τους στόχους της εργασίας αυτής για τη δημιουργία μιας ανοιχτής διαδικτυακής βάσης δεδομένων που θα επιτρέπει την πρόσβαση σε σύνολα δεδομένων που δημιουργούνται για τις πειραματικά ανάγκες σχετικώνprojects μέσωτου ThessalonikiActiveandHealthyAgeingLivingLab. Η παρούσα έρευνα μπορεί να αποτελέσει σημείο αναφοράς αλλά και έρευνας για περαιτέρω εργασίες στον τομέα αυτό, τόσο στη Σχολή όσο και γενικότερα το επιστημονικό κοινό.

Εικόνα 4:Δείγμα από τους πίνακες του συνόλου δεδομένων, όπως εμφανίζονται στο Rstudio. Κάθε γραμμή αποτελεί ένα frameενός σκελετού και οι στήλες αποτελούνται από τις αποστάσεις που δημιουργήθηκαν για την εκπαίδευση του αλγορίθμου.

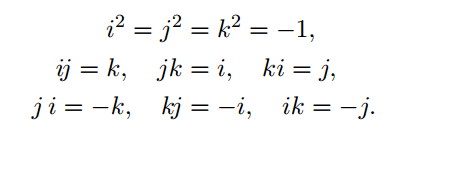
Μέρος Β’ :Έρευνα

## προ-επεξεργασια δεδομένων

### Περιστροφή με Τετράδες του Hamilton( Quaternions)

Στα πλαίσια της προ-επεξεργασίας των δεδομένων μας θεωρήθηκε ερευνητικά και πρακτικά σκόπιμη η εύρεση τρόπου μεταφοράς και περιστροφής του σκελετού που παρακολουθείται,ώστε να δημιουργηθεί το ιδανικότερο δυνατό σύνολο δεδομένων για σύγκριση. Αυτό επιτυγχάνεται με τη μεταφορά του σκελετού παράλληλα στο κέντρο των αξόνων και περιστροφή του ώστε ο κεντρικός άξονας να σχηματίζει μηδενική γωνία με το Kinect. Η μετατροπή συμβαίνει ανά frame ή κάποια frames, ανάλογα με τη θέση του σκελετού στο χώρο και τη γωνία την οποία σχηματίζει με τον αισθητήρα του Kinect. Έτσι,η μελέτη των σκελετών και η σύγκριση τους, αλλά και οποιαδήποτε άλλη επεξεργασία, είναι λιγότερο πολύπλοκη, οπτικά κατανοητή και θα αποφευχθούν τυχόν αλλοιώσεις των δεδομένων.

Για να επιτευχθεί ο σκοπός αυτός, μελετήθηκε μαθηματικά η περιστροφή με την χρήση τετράδων του Hamilton, τα λεγόμενα quaternion. Τα quaternion είναι διανύσματα 4 διαστάσεων (a,b,c,d) με πραγματικές συντεταγμένες που εκφράζουν μια προέκταση των μιγαδικών αριθμών ως εξής: (a,b,c,d)=a+ib+jc+kd, όπου ισχύουν οι παρακάτω κανόνες πολλαπλασιασμού:



Οι τετράδες αυτές χρησιμοποιούνται για περιστροφές σε τρισδιάστατους χώρουςμε τρόπου που αναλύεται στη συνέχεια.(Miller, 2006)

Η επιλογή quaternion για περιστροφή σκελετού μέσα από τον αλγόριθμο Kinect Skeleton Coordinate Calibration (KSCC) βασίστηκε στη μελέτητων Wei, Qiao&Lee(Wei et al., 2014).

Ωστόσο, λόγω έλλειψης προγραμματιστικών γνώσεων παρά την εύρεση του θεωρητικού υποβάθρου και την ανάπτυξη του αλγορίθμου σε γλώσσα Javascript, ο αλγόριθμος περιστροφής και μεταφοράςδεν εφαρμόστηκεστο σύνολο των δεδομένων. Με αυτό δεδομένο, το κατά πόσο τα ποσοστά επιτυχίας μπορούν να αυξηθούν και η ακρίβεια των αλγορίθμων ταυτοποίησης να βελτιωθεί μετά τη χρήση του KSCC παραμένει ένα ανοιχτό ερευνητικό ερώτημα. Παρ’όλα αυτά θεωρήθηκε χρήσιμο να αναφερθεί η διαδικασία, τόσο ως ένα θέμα προς διερεύνηση όσο και για ενημέρωση του αναγνώστη και παρουσίαση του υλικού και της βιβλιογραφίας.

**Αλγόριθμος KSCC για την περιστροφή του σκελετού με χρήση του Kinect**

**Βήμα1:**Υπολογισμός του ελάχιστου της απόστασης μεταξύ του kinect και του χρήστη, όπου

h

Dmin=tan(θ/2)

h:η απόσταση μεταξύ του kinect και του πατώματος

θ=κάθετη γωνιακή οπτική γωνία

Η μέγιστη απόσταση καταγραφής είναι προκαθορισμένη από το kinect στα

Dmax=400cm.

**Βήμα2:**Οι δύο βάσεις του ισοσκελούς τραπεζοειδή χωρίου που σχηματίζει την περιοχή βιντεοσκόπησης του kinect υπολογίζεται ως

B=Dmin∗tan(θ/2)

B0=Dmax∗tan(φ/2)

φ=οριζόντιαγωνιακή οπτική γωνία angularfieldofview

**Βήμα3:**Αν θεωρήσω τη γραμμή μεταξύ αριστερών και δεξιών joint του γοφού

LH=(xL,yL,zL)

RH=(xR,yR,zR)

ως την οριζόντια γραμμή στο σώμα του χρήστη τότε υπάρχουν 3 περιπτώσεις:

ΘέτωD=zR−zL:

Περίπτωση1:D=0, τότε ο σκελετός κοιτάει ευθεία το Kinect που σημαίνει ότι

LH~RHείναι κάθετα στον άξονα ζ

Περίπτωση 2:D>0,σημαίνει ότι ο σκελετός είναι γυρισμένος δεξιά

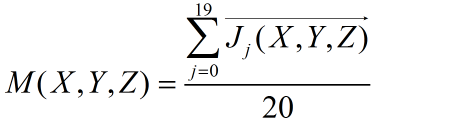
Περίπτωση3:D<0,σημαίνει ότι ο σκελετός είναι γυρισμένος αριστερά

**Βήμα 4:**W=xR−xLκαι υπολογίζουμε την αρχική γωνία του σκελετού,

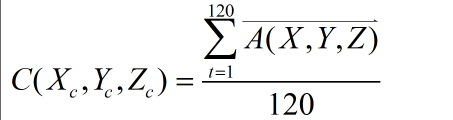
ϑ=Atan(D/W)+1[[2]](#footnote-3)

**Βήμα5:**Υπολογισμός του αρχικού κέντρου του σκελετού του χρήστη:

Πρώτον: Ο μέσος όρος των20jointsανά1frame:



Δεύτερον: Ο μέσος όρος των20jointsανά120frames:



**Βήμα6:**Μετατροπή κάθε συνδυασμού στο κέντρο του κοινού συστήματος συντεταγμένων:

P~j(XP,YP,ZP)=(Xj−XC,Yj−YC,Zj−ZC),j=0,....,19

**Βήμα7:**ΥπολογίζωR~=(XR,YR,ZR),όπου||R~||=1

**Βήμα8:**Ορισμός τουquaternion:

Q=cos(ϑ/2)+XR∗sin(ϑ/2)i+YR∗sin(ϑ/2)j+ZR∗sin(ϑ/2)k

θεωρείται τοP~ YPj+ZPk

ως quaternionχωρίς πραγματικό μέρος: QP=0+XPi+

**Βήμα9:**ΠεριστροφήQPγύρω από R~-άξοναγια γωνίαϑ:

QPR=Q∗QP∗Q−1

όπουQ=Q∗

−1 Q Q

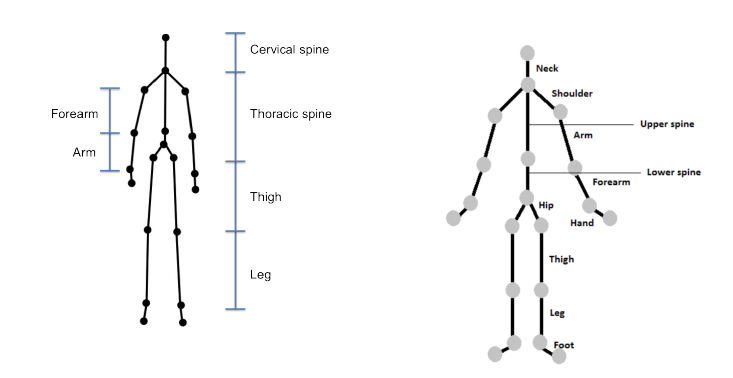
Προσοχή:

Ο παραπάνω αλγόριθμος δε λαμβάνει υπόψη αν ο χρήστης κοιτάει ευθεία το Κινεκτ ή αν έχει γυρισμένη την πλάτη του. Αν υπάρχει ενδιαφέρον για προσανατολισμόσε 360◦ προτείνουμε την παρακάτω τροποποίηση του αλγορίθμου:

Τρεις περιπτώσεις πρέπει να εξεταστούν(η διαφορά του joints του ποδιού υπολογίζεται επαυξημένη με180◦και έπειτα ακολουθείται η παραπάνω διαδικασία)

### Υπολογισμός των αποστάσεων (features) από τα Joints

Εργαζόμενοι βάσει της βιβλιογραφίας (R. M. Araujo et al., 2013), υπολογίσαμε 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 20Joints υπολογίστηκαν 19 αποστάσεις (features). Στην Εικόνα 4 φαίνονται τα αρχικά 20jointsκαθώς και τα 19 υπολογισμένα ευθύγραμμα τμήματα (features).



Εικόνα 5:Οι κουκκίδες αναπαριστούν τα20 Jointsτων οποίων τις συντεταγμένες δίνει το Kinect και τα μήκη των ευθύγραμμων τμημάτων που τις συνδέουν είναι τα featuresτου σκελετού τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για την ταυτοποίηση του σκελετού.Πηγή:(V Andersson & Araujo, 2015a)(R. Araujo, Graña, & Andersson, 2013)

### Επιλογή των κατάλληλων features

Οι Araujo, Graña, &Andersson(R. Araujoetal., 2013) πραγματοποίησαν παραμετρικούς ελέγχους υποθέσεων για να εξετάσουν το κατά πόσο διάφοροι συνδυασμοί των παραπάνω υπολογισθέντων features επηρεάζουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων, ποιά είναι δηλαδή τα ελάχιστα δυνατά μεγέθη που χαρακτηρίζουν μοναδικά έναν σκελετό. Βασιζόμενοι στα αποτελέσματα της έρευνας τους, υπολογίσαμε 2 νέα μεγέθη:

ThoracicSpine= ShoulderCentreToSpine + SpineToHipCentre, όπως φαίνεται στην Εικόνα4.

Height = ThoracicSpine + Neck + LegsMean όπου LegsMean είναι ο μέσος όρος του αθροίσματος των Thigh και Leg από την δεξιά και την αριστερή πλευρά του σκελετού

Επιπλέον, αφαιρέθηκαν από τη συλλογή δεδομένων τα μεγέθη που κρίθηκαν να έχουν την χαμηλότερη συνεισφορά στην αποδοτικότητα των αλγορίθμων. Αυτά είναι 4 μετρήσεις της αριστερής πλευράς του σκελετού, δηλαδή LeftShoulderToCentre, LeftHipToCentre, LeftUpperLeg, LeftLowerLeg, καθώς και οι μετρήσεις των κάτω άκρων, LeftFoot, RightFoot. Αφαιρέθηκαν επίσης το HipToHip καθώς είναι τα Features που πιο συχνά εμποδίζεται να καταγραφούν από το Kinect και η συμμετοχή τους στους υπολογισμούς θα δημιουργούσε συχνή απώλεια δεδομένων στην διαδικασία ταυτοποίησης.

Ως αποτέλεσμα, δημιουργήθηκε ένας πίνακας 276 γραμμών και 15 στηλών, 14 εκ των οποίων είναι τα features και 1 ο κωδικός ταυτοποίησης του σκελετού.

### Υπολογισμός Στατιστικών Μέτρων και Καθαρισμός

Ο καθαρισμός των δεδομένων μας από εσφαλμένες παρατηρήσεις ή και απώλειες παρατηρήσεων έγινε στηριζόμενο στην δουλειά των JongeetLoo(De Jonge & van der Loo, 2013). Χρησιμοποιώντας το στατιστικό λογισμικό της R, υπολογίσθηκαν οι μέσοι όροι (means) και οι τυπικές αποκλίσεις (sd) για κάθε feature κάθε ατόμου ξεχωριστά, στο σύνολο όλων των frames. Ως εσφαλμένες παρατηρήσεις(noises) θωρήθηκαν τα παράτυπα σημεία (outlier) -κάθε παρατήρηση που έχει τυπική απόκλιση2 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. Λόγω του ότι τα δεδομένα καταγράφηκαν σε ιδανικές συνθήκες, δεν βρέθηκε καμία εσφαλμένη παρατήρηση και επομένως δεν αφαιρέθηκε καμία από τις γραμμές του πίνακα δεδομένων.

### Κανονικοποίηση των Δεδομένων

Τέλος, τα δεδομένα κανονικοποιήθηκαν (normalized) στο διάστημα [-1,1],[[3]](#footnote-4) καθώς οι αλγόριθμοι που επιλέχθηκαν να εκπαιδευτούν και να εξεταστούν αναφέρεται σε πολλές έρευνες πως έχουν μικρότερο ποσοστό σφαλμάτων με δεδομένα σε αυτό το εύρος τιμών (Casella, Fienberg, & Olkin, 2006, σελ.342), πιθανότατα γιατί οι συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών και των παρατηρήσεων είναι πιο εμφανείς.( Ben Etzkorn,2012)

## SupportVectorMachineAlgorithm(SVM)

### **Εισαγωγικάστοιχεία:**

Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι μια μέθοδος μηχανικής μάθησης (Μachine Learning) που χρησιμοποιείται τόσο για ταξινόμηση (ή κατηγοριοποίηση-classification),όπως στην περίπτωση μας, όσο και για την προσέγγιση της συνάρτησης σε προβλήματα παλινδρόμησης.

Στην οικογένεια των μεθόδων μηχανικής εκμάθησης ανήκουν και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, μια μέθοδος ευρέως γνωστή και πλέον εφαρμοζόμενη. Οι μηχανές εκμάθησης αποσκοπούν στην αφομοίωση της αντιστοιχίας δοσμένων εισόδων (νέων δεδομένων και παρατηρήσεων)-εξόδων (θέση ταξινόμησης των δεδομένων) ώστε να αντιστοιχίσουν μια καινούρια είσοδο σε μια έξοδο με βάση την εκπαίδευση που τους έγινε. Έτσι και τα SVMs, εκπαιδεύονται, μαθαίνουν δηλαδή, την αντιστοιχία εισόδου-εξόδου και συνδέουν μια καινούρια είσοδο με τη σωστή έξοδο. Κάθε Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης μπορεί να μάθει να αντιστοιχεί κάποια είσοδο σε μία από συνολικά δύο εξόδους (δυαδική κατηγοριοποίηση). Έτσι, στην περίπτωση των πολλών εξόδων χρησιμοποιούνται πολλές Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (multi-classclassiﬁcation).(Brody, 2010)

Συνοπτικά, τα SVMs προβάλλουν τα σημεία του συνόλου εκπαίδευσης σε έναν πολυδιάστατο χώρο και δημιουργούν διανύσματα υποστήριξης (support vectors-SV) τα οποία ορίζουν ένα υπερεπίπεδο στον πολυδιάστατο αυτό χώρο που διαχωρίζει κατά το βέλτιστο δυνατό τρόπο τις τάξεις των σημείων (Εικόνα 5). Στην περίπτωση μας έχουμε δύο μόνον τάξεις γιατί κάνουμε δυαδική κατηγοριοποίηση(binary classification).Αφού έχει δημιουργηθεί το υπερεπίπεδο με βάση τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης (training set) οι παρατηρήσεις του συνόλου ελέγχου (test set ) συγκρίνονται μόνο με τα SVs για να αποφασισθεί από τον αλγόριθμο σε ποιά πλευρά θα τοποθετηθούν.

Ένας σημαντικός παράγοντας που επηρεάζει το σχεδιασμό και τον τρόπο δράσης των SVM αλγορίθμων είναι αν υπάρχει ή όχι γραμμικότητα μεταξύ των δεδομένων. Στην περίπτωση μας, ύστερα από δοκιμές, παρατηρήθηκε σχέση γραμμικότητας, γι’ αυτό και στη συνέχεια θα εστιάσουμε στο θεωρητικό υπόβαθρο του SVM αλγορίθμου για δυαδική κατηγοριοποίηση σε δεδομένα με γραμμική συσχέτιση. Παρόλα αυτά, από μαθηματικής άποψης η μη γραμμική περίπτωση παρουσιάζει πολύ μεγαλύτερο ενδιαφέρον, αλλά και πολυπλοκότητα, γι αυτό και αναφέρουμε την εργασία των Stanevski & Tsvetkov*«Using Support Vector Machine as a Binary Classifier»*για εκτενέστερη πληροφόριση.

Αξίζει στο σημείο αυτό να σημειωθεί ότι λόγω της πολυπλοκότητας των δεδομένων μας, των πολλών μεταβλητών των παρατηρήσεων και της φυσικής τους ερμηνείας, δεν ήταν δυνατό να βρεθεί κάποιος συμβατικός στατιστικός έλεγχος της γραμμικότητας, γι αυτό και η διαπίστωση της έγινε μετά από αλλεπάλληλες δοκιμές και απορρίψεις παραλλαγών του SVMαλγορίθμου για γραμμικά και μη γραμμικά εξαρτημένα δεδομένα. Κρίνεται επίσης άξιο αναφοράς να παραπεμφθεί ο αναγνώστης και πιθανός μελλοντικός ερευνητής που ενδιαφέρεται να επεκτείνει σε βάθος τις γνώσεις του πάνω στη δυαδική κατηγοριοποίηση με χρήση των SVM, στην εργασία του Β. Jannsen (Jannsen, n.d.)*`,* καθώς αποτελεί ό,τι πληρέστερο και πιο εξειδικευμένο απέφερε η βιβλιογραφική μας αναζήτηση.

Κλείνοντας με το εισαγωγικό υπόβαθρο των SVM αλγορίθμων, αφήσαμε την έννοια του πυρήνα (kernel), ο οποίος διαδραματίζει ριζικό ρόλο στην κατασκευή των Διανυσμάτων Υποστήριξης, καθώς είναι αυτός που καθορίζει την μορφή του υπερεπιπέδου διαχωρισμού. Πιο αναλυτικά, πυρήνας ονομάζεται η συνάρτηση προβολής των σημείων στον πολυδιάστατο χώρο υπολογίζοντας τα εσωτερικά γινόμενα των διανυσμάτων.Οι συναρτήσεις πυρήνα μπορούν να ερμηνευθούν ως ένα μέτρο της ομοιότητας (similarity) μεταξύ δύο διανυσμάτων στο χώρο εισόδου και ήδη χρησιμοποιήσαμε κάποιες από αυτές για τη μη παραμετρική εκτίμηση κατανομών πιθανότητας. Υπάρχουν πολλά είδη πυρήνων, τα σημαντικότερα εκ των οποίων είναι : Γραμμικός, Πολυωνυμικός( Ομογενής ή Μη ομογενής), Γκαουσιανός, Σιγμοειδής.

### **Μαθηματικό Υπόβαθρο:***[[4]](#footnote-5)*

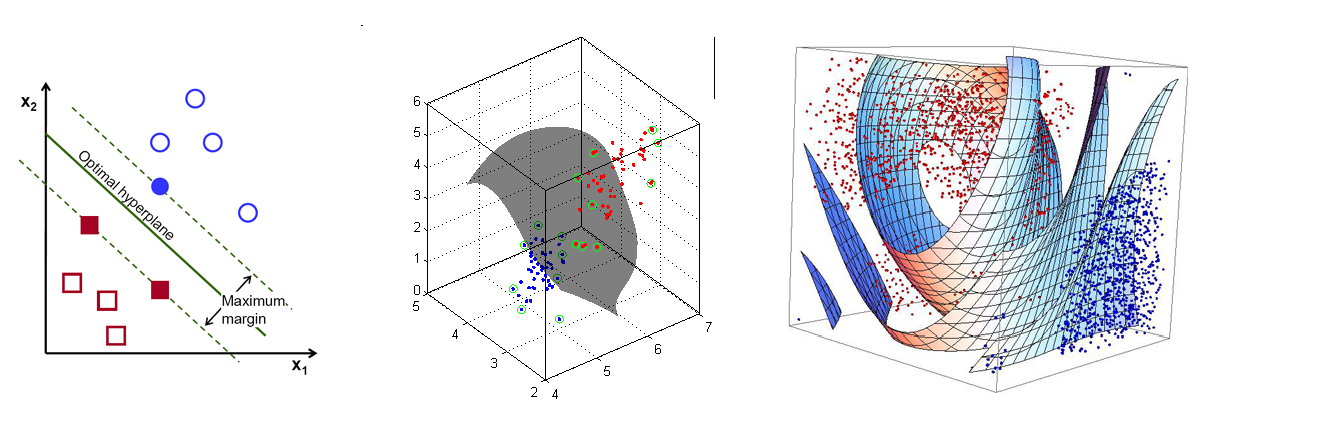
Μία μηχανή εκμάθησης έχει κατασκευαστεί ώστε να δίνει την τιμή  μιας συνάρτησης (άγνωστη προς εμάς) που αντιστοιχεί σε δοσμένο σημείο. Αυτό επιτυγχάνεται ως εξής:

Για δεδομένο σύνολο  σημείων∈και έχοντας τις αντίστοιχες τιμές ∈ℜ που παίρνει η άγνωστη συνάρτηση, εκπαιδεύουμε τη μηχανή εκμάθησης να μάθει τηναντιστοίχηση→ώστε για ένα σημείο της εκμάθησης να μας δώσει την τιμή  που θα έπαιρνε η άγνωστη συνάρτηση.

Στην περίπτωση ταξινόμησης με τα SVM, το σύνολο των σημείων αποτελείται από δύο υποσύνολα τα  και (στην συγκεκριμένη περίπτωση τα υποσύνολα αυτά ορίζονται ως «Ο σκελετός που θέλω να αναγνωριστεί», «Οι υπόλοιποι σκελετοί»). Έτσι, το αποτέλεσμα της συνάρτησης θα είναι +1 ή -1 (έστω για την περίπτωση μας +1= ο σκελετός ανήκει στο πρόσωπο που θέλουμε να ταυτοποιηθεί, -1=ο σκελετός ανήκει όχι στο άτομο ενδιαφέροντος μας) (=+1 ή =-1) ανάλογα σε ποιό υποσύνολο ανήκει το δοθέν σημείο .

Τα δύο αυτά υποσύνολα ονομάζονται κλάσεις και η τιμή +1 (-1) είναι η “ετικέτα” (label) της κλάσης. Δηλαδή, σε αυτή τη περίπτωση τα SVM μαθαίνουν να κατατάσσουν σωστά τα σημεία στις δύο κλάσεις.Τα σημεία και οι αντίστοιχες τιμές τους, , αποτελούν την πληροφορίαεκπαίδευσης (training set). Τα σημείαονομάζονται πρότυπαεκπαίδευσης (training patterns) ενώ οι τιμές που αντιστοιχούν σε αυτά, στόχοιεκπαίδευσης (training targets).

Για να αποφασιστεί σε ποιά κλάση ανήκει το νέο σημείο, θα πρέπει να υπολογισθεί το όριο κάθε κλάσης, δηλαδή το υπερεπίπεδο διαχωρισμού. Το ερώτημα που γεννάται, ωστόσο, είναι ποιό θα είναι αυτό το βέλτιστο υπερεπίπεδο. Στην παρούσα περίπτωση, όπως αναφέρθηκε, έχουμε γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις, δηλαδή τα σημεία εκπαίδευσης ανήκουν σε μ επικαλυπτόμενες κλάσεις που μπορούν να διαχωριστούν απόλυτα από ένα υπερεπίπεδο.Στην Εικόνα 6 γίνεται πιο ξεκάθαρο αυτό.



Εικόνα 6:Εφαρμογή του SVMclassificatorμε ευθεία, επίπεδο και υπερεπίπεδο αντίστοιχα(από τα αριστερά προς τα δεξιά).Πηγή:(Brody, 2010)(Tsang, Kwok, & Cheung, 2005)

Αρχικά, προσδιορίζεται η γενική εξίσωση του υπερεπιπέδου στο n-διάστατο χώρο, που θα διαχωρίζει τα σημεία των δύο κλάσεων, και είναι της μορφής :

, ℜ. (1.1)

όπου τα σημεία του συνόλου εκπαίδευσης, το διάνυσμα προσανατολισμού του διαχωριστικού υπερεπιπέδου (κάθετο σε αυτό), και μια σταθερά. Στόχος είναι ο προσδιορισμός των κλάσεων, ενώ το nπροσδιορίζει τη διάταξη του χώρου και ισούται με το πλήθος των συντεταγμένων των διανυσμάτων των κλάσεων, κατ’επέκτασιν το πλήθος των χαρακτηριστικών των δειγμάτων του συνόλου δεδομένων, άρα στην περίπτωση μας n=14, όσα δηλαδή τα featuresγια κάθε frameκάθε σκελετού.

Η ποσότητα , όπου  η ευκλείδεια νόρμα του διανύσματος προσανατολισμού, δηλώνει την απόσταση του υπερεπιπέδου διαχωρισμού από την αρχή των αξόνων. Έστω μια μικρή απόσταση από το υπερεπίπεδο διαχωρισμού προς την πλευρά της κλάσης +1 και  μια μικρή απόσταση προς την πλευρά της κλάσης -1. Θεωρούμε δυο επίπεδα εκατέρωθεν ου διαχωριστικού σε αποστάσεις  και  αντίστοιχα και παράλληλα προς αυτό. Το βέλτιστο διαχωριστικό επίπεδο θα είναι αυτό που απέχει περισσότερο ταυτόχρονα και από τις δύο κλάσεις (από τα ακραία σημεία τους). Δηλαδή θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε την απόσταση |+| που ονομάζεται *διάκενο* ή *διαχωριστική ζώνη* (margin) (Burges ,1998). Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό στην περίπτωση του μέγιστου margin, τα δύο παράλληλα πολυεπίπεδα, εκατέρωθεν του διαχωριστικού θα κείτονται επί του ακραίου (ακραίων) σημείου της κάθε κλάσης. Έτσι, όσα σημεία βρίσκονται απότη μια πλευρά του υπερεπιπέδου προς την κλάση +1 θα ανήκουν σε αυτή τη κλάση και αντίστοιχα για την -1. Οι εξισώσεις των δύο αυτών ευθειών θα είναι:

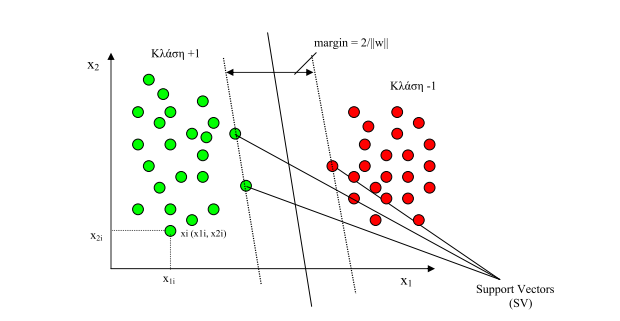
 (1.2)

 (1.3)

και η εξίσωση του διαχωριστικού υπερεπιπέδου :

 (1.4)

Με βάση τα παραπάνω, τα σημεία για τα οποία ισχύει θα ανήκουν στην κλάση που έχει ετικέτα +1, ενώ αυτά για τα οποία ισχύειθα ανήκουν στην κλάση με ετικέτα -1. Ενοποιώντας τις παραπάνω περιπτώσεις, προκύπτει η σχέση: (1.5)



Εικόνα 7: Οπτικοποίηση των εννοιών της μεθόδου σε απλό παράδειγμα δισδιάστατου χώρου.Πηγή:(Sutton, 2012)

Τα ακραία σημεία των κλάσεων επί των οποίων κείτονται τα δύο υπερεπίπεδα ονομάζονται Διανύσματα Υποστήριξης (Support Vectors) διότι αυτά ουσιαστικά υπαγορεύουν την θέση τους.

Η απόσταση |+| με βάση τα παραπάνω μπορεί να εκφραστεί ως . Επομένως το ζητούμενο ανάγεται στη μεγιστοποίηση της ποσότητας, ή την ελαχιστοποίηση του , ή της  υπό τους περιορισμούς που εισάγει η σχέση (1.5).

Όμως, αυτό οδηγεί στο πρόβλημα ελαχιστοποίησης του  (1.6),

το οποίο αποτελεί χαρακτηριστική περίπτωση προβλήματος τετραγωνικού προγραμματισμού (Quadratic Programming Problem-QR). Χρησιμοποιώντας μετασχηματισμούς Lagrange( S. Brodyσελ.17-21) που ανάγουν σε απλούστερες μορφές τους περιορισμούς του προβλήματος, καταλήγουμε τελικά στο ακόλουθο:



 (1.7)

, οι μετασχηματιστές Lagrange και nτο πλήθος των σημείων μας

ή αν προτιμάται την έκφραση με μορφή πινάκων:



 (1.8)



όπου, Hessian matrix: και 

Η λύση του προβλήματος θα έλθει με την επίλυση του παραπάνω συστήματος.Με την μεγιστοποίηση δηλαδή της συνάρτησης υπό τους περιορισμούς της, ώστε να προκύψει η λύση, δηλαδή οι πολλαπλασιαστές Lagrange. Έπειτα, από τη σχέση του μετασχηματισμού



υπολογίζεται ο παράγοντας που καθορίζει την κλίση-μορφή του βέλτιστου διαχωριστικούυπερεπιπέδου. Και για τα ακραία σημεία, αυτά δηλαδή με μηδενικούς συντελεστές Lagrange, θα πάρουμε τη σχέση:

 (1.9), από την οποία μπορούμε να υπολογίσουμε το της βέλτιστης διαχωριστικής ευθείας από οποιοδήποτε σημείο που λειτουργεί ως SV . Για πιο ακριβή αποτελέσματα, προτιμότερο είναι να λυθεί η (1.9) για όλα τα SVs (έστω ns το πλήθος τους) και έτσι να προκύψουν τα αντίστοιχα . Προφανώς, τα που θαπροκύψουν θα είναι όσα και τα SVs, δηλαδή ns. Τέλος, το που θα χρησιμοποιήσουμε για το βέλτιστο διαχωριστικό υπερεπίπεδο θα προκύψει ως ο μέσος όρος των . (Burges, 1998)

Γενικεύοντας, μπορούμε να πούμε ότι για τα σημεία που θα ισχύει αποτελούν τα διανύσματα υποστήριξης (SVs), δηλαδή τα ακραία σημεία των κλάσεων, ενώ για όλα τα άλλα ισχύει  . Πλέον, έχουμε διαχωρίσει τις δύο κλάσεις αφού έχουν βρεθεί όλες οι παράμετροι της εξίσωσης της διαχωριστικής ευθείας. Αναγκαίο τώρα είναι να ειπωθεί και ο τρόπος κατάταξης ενός νέου σημείου.

Από τον Vapnik προτάθηκε μια συνάρτηση απόφασης (decision function) η οποία αποτελεί τη συνάρτηση ταξινόμησης και εκφράζεται ως το εσωτερικό γινόμενο των δεδομένων, δηλαδή :, όπου  το προς κατάταξη σημείο. Ελέγχοντας το πρόσημο της συνάρτησης,  κατατάσσουμε το σημείο στην αντίσττοιχη κλάση.

### **Εφαρμογή στην R***[[5]](#footnote-6)***:**

Για την εφαρμογή του SVM εργασθήκαμε με το στατιστικό λογισμικό της R στην πλατφόρμα Rstudio. Στηριζόμενοι στον αλγόριθμο SVO του John Platt που έχει αναπτυχθεί βασιζόμενος στην ιδιαίτερη δομή των προβλημάτων τετραγωνικού προγραμματισμού που προκύπτουν από τον SVM αλγόριθμο, επιλέχθηκε το πακέτο kernlabκαι ο αλγόριθμος ksvm.

Για την εφαρμογή του SVM, αρχικά χρειάστηκε ένα ακόμη βήμα επεξεργασίας των δεδομένων, η κατηγοριοποίηση τους στα δύο υποσύνολα, όπου με ετικέτα διαχωρίζεται το υποσύνολο που περιέχει τα framesτου σκελετού που τίθεται προς ταυτοποίηση και το υποσύνολο που περιέχει όλους τους υπόλοιπους σκελετούς του training set.

Ο τύπος του ksvm που επιλέχθηκε για το πρόβλημα κατηγοριοποίησης που αντιμετωπίζουμε είναι ο C-SVM έναντι του nu-SVM. Παρότι ο nu-SVM έχει το πλεονέκτημα της χρήσης της κανονικοποιημένης παραμέτρου nu ( ) για τον έλεγχο του πλήθους των SVs, ενώ η παράμετρος C του πρώτου τύπου μπορεί να πάρει κάθε θετική τιμή οδηγώντας σε πιο αυθαίρετο έλεγχο των SVs, επιλέχθηκε ο C-SVM γιατί είναι πιο εύκολα βελτιστοποιήσιμος και ο χρήστης έχει περισσότερες δυνατότητες εξατομίκευσης του, αλλά και γιατί απαιτεί λιγότερο χρόνο εκτέλεσης.

Οι παράμετροι που απαιτεί ο αλγόριθμος ksvm, το πως ορίζονται και το κριτήριο με το οποίο επιλέχθηκαν αναφέρονται στη συνέχεια:

* Kernel (Πυρήνας): Η σημασία του πυρήνα στην κατασκευή του SVM έχει ήδη αναφερθεί παραπάνω. Συνοπτικά η συνάρτηση πυρήνας χρησιμοποιείται τόσο στην εκπαίδευση του αλγορίθμου, όσο και στη διαδικασία πρόβλεψης. Η παράμετρος αυτή μπορεί να ορισθεί ως οποιαδήποτε συνάρτηση της τάξεως των πυρήνων η οποία υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο δύο διανυσμάτων σε οποιοδήποτε χώρο πολλών διαστάσεων. Έπειτα από δοκιμές, επιλέχθηκε ο Γκαουσιανός πυρήνας, καθώς έδινε 6 λάθος κατηγοριοποιήσεις, σε σχέση με τους Πολυωνυμικός και Γραμμικός που δοκιμάσθηκαν και έδιναν 11 λάθος κατηγοριοποιήσεις.
* Kpar(Παράμετροι του πυρήνα): Οι παράμετροι της συνάρτησης-πυρήνα αφέθηκαν ως οι προεπιλεγόμενοι, εκτός από τον sigma, οποίος δηλώνει το πλάτος του αντίστροφου πυρήνα και η τιμή του οποίου ορίσθηκε 0.05
* C: Το κόστος των παραβάσεων των περιορισμών, ορίσθηκε στις 5 μονάδες.
* Cross: Αν μια ακέραια τιμή k>0 έχει προσδιορισθεί, διενεργείται ένας k-fold cross στατιστικός έλεγχος στο σύνολο εκπαίδευσης για να αξιολογήσει την κατάσταση του μοντέλου, δηλαδή στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης το ποσοστό ακρίβειας. Η τιμή του k στην προκειμένη ορίζεται ως 3.

Οι υπόλοιπες παράμετροι δεν κρίθηκε αναγκαίο να τροποποιηθούν, καθώς ελάχιστα επηρέασαν το αποτέλεσμα, και συμφωνούσαν με το είδος των δεδομένων μας, ως έχουν ορισθεί εξαρχής από τον αλγόριθμο. Ενδεικτικά αναφέρονται οι σημαντικότερες με τις προεπιλεγόμενες τιμές τους:

* Prob.model: Ορίζεται ως TRUE για την κατασκευή ενός μοντέλου που υπολογίζει τις πιθανότητες κάθε κλάσης για ένταξη ενός νέου στοιχείου.Η προεπιλεγόμενη τιμή του είναι FALSE.
* Class.weights: Ένα διάνυσμα βαρών για τις διαφορετικές κλάσεις, που χρησιμοποιείται στην περίπτωση κλάσεων με ασύμμετρα μεγέθη. Προεπιλεγόμενη τιμή του είναι 1.
* Tol: Η ανοχή του κριτηρίου τερματισμού της διαδικασίας. Προεπιλεγόμενη τιμή 0.001
* ***na.action:*** Συνάρτηση που ορίζεται για να καθορίζεται η αντίδραση του αλγορίθμου σε περίπτωση που υπάρχουν NAS στο δείγμα, δηλαδή λείπουν τιμές ή υπάρχουν μεγέθη τόσο μικρά ή μεγάλα που δε μπορούν να αποθηκευθούν στον υπολογιστή.Η προεπιλεγόμενη συνάρτηση είναι η na.omit που προβλέπει την πλήρη απόρριψη των περιπτώσεων που λείπουν τιμές ή εμφανίζονται λανθασμένα μεγέθη.

## K-NearestNeighborAlgorithm(KNN)

### **Εισαγωγικάστοιχεία:**

Η μηχανή εκμάθησης k-Nearest Neighbour, εν συντομία KNN, ανήκει στην κατηγορία των μη παραμετρικών τεμπελομαθών αλγορίθμων (*non parametric lazy learning algorithms)*. Αρχικά, αφού πρόκειται για μηχανή εκμάθησης όπως προαναφέρθηκε για τον SVM θα υπάρχει συγκεκριμένη είσοδος και συγκεκριμένη έξοδος στον αλγόριθμο. Ως μη παραμετρικός ορίζεται ένας αλγόριθμος που δεν απαιτεί καμία παραδοχή πάνω στο είδος της κατανομής των δεδομένων π.χ. γκαουσιανή, γραμμική, στοιχείο ιδιαίτερα χρήσιμο, καθώς τα πραγματικά δεδομένα ποτέ δεν ακολουθούν επακριβώς τα θεωρητικά μοντέλα. Το τεμπελομαθής σημαίνει ότι δεν κάνει χρήση των δεδομένων με σκοπό τη γενίκευση. Στην πράξη σημαίνει ότι αναγκαστικά κρατάει στη μνήμη του τα δεδομένα αυτά για να τα χρησιμοποιήσει στις δύο φάσεις εργασίας του, την εκπαίδευση και τη δοκιμή. Η φάση της εκμάθησης διαρκεί σύντομο χρόνο σε αντίθεση με τη μετέπειτα φάση της δοκιμής. Οι αποφάσεις στη φάση εργασίας αυτή λαμβάνονται βάση όλων των δεδομένων ή έστω ενός μεγάλουυποσυνόλου αυτών.

Στον αλγόριθμο γίνονται μερικές επιλογές εξ αρχής της εφαρμογής του ΚΝΝ, οι οποίες είναι στενά συνυφασμένες με το μαθηματικό περιβάλλον. Αρχικά, το πρόβλημα πρέπει να οριστεί σε ένα συγκεκριμένο μετρικό χώρο, στον οποίο τα δεδομένα αποτελούν είτε σημεία είτε ακόμα και πολυδιάστατα διανύσματα. Σημαντικό ρόλο διαδραματίζει η έννοια της μετρικής, καθώς η επιλογή δεν περιορίζεται μόνο στην Ευκλείδεια αλλά επαφίεται στις ιδιομορφίες του κάθε προβλήματος. Η μηχανή εκμάθησης τοποθετεί το σύνολο των δεδομένων σε συγκεκριμένες κατηγορίες ή αλλιώς κλάσεις. Ο αριθμός των κλάσεων δεν περιορίζεται σε δύο (binary classification), όπου διαχωρίζονται στις κατηγορίες + ή -, αλλά σε θεωρητικό υπόβαθρο λειτουργεί εξίσου καλά σε οποιοδήποτε πλήθος κατηγοριών. Τέλος, απαιτείται η επιλογή/υπολογισμόςτης τιμή της μεταβλητής k, κάτι που γίνεται λιγότερο με συγκεκριμένους αυστηρούς κανόνες παρά με ερευνητικές παρατηρήσεις.

Η χρήση του ΚΝΝ μπορεί να γίνει σε προβλήματα που αφορούν στην ταξινόμηση, την παλινδρόμηση και την εκτίμηση πυκνότητας ενός σημείου. Έχοντας ως ζητούμενο τη ταξινόμηση των σκελετών ανάμεσα σε τρία διαφορετικά άτομα σε ένα από τα οποία ανήκει,τα δεδομένα αξιοποιούνται ως σημεία για τη διαδικασία της εκμάθησης και κάποια παραμένουν ανέγγιχτα μέχρι τη διαδικασία της δοκιμής. Ο στόχος βρίσκεται στον εντοπισμό της κατάλληλης κλάσης για κάθενέο δεδομένο που θα υπάρχει ως είσοδος. Η τιμή του k είναι μεγαλύτερη ή ίση της μονάδας λόγω της φυσικής του σημασίας όπου θα επεξηγηθεί παρακάτω. Για το δεδομένο εισόδου ζ υπολογίζεται η απόσταση ανάμεσα στο ζ και σε όλα τα δεδομένα-σημεία που ανήκουν στο σύνολο εκμάθησης. Από τα k κοντινότερα σημεία επιλέγεται μια κυρίαρχη κλάση στην οποία τοποθετείται το z ή αλλιώς το νέο δεδομένο ταξινομείται σύμφωνα με τη ψήφο πλειοψηφίας των γειτονικών στοιχείων του. Συγκεκριμένος μαθηματικός τύπος να καθορίζει τον τρόπο επιλογής δεν υπάρχει, ο αλγόριθμος αποφασίζει αποδίδοντας είτε την συχνότερη τιμή του συνόλου εκμάθησης είτε λαμβάνοντας υπόψη τους k γείτονες και επιλέγοντας έναν.

Το πρόβλημα ταξινόμησης της παρούσας εργασίας στοχεύει στην κατάταξη μιας ανθρώπινης ταυτότητας στο διάνυσμα δεδομένων κάποιου ανάμεσα σε τρεις γνωστούς σκελετούς, διάνυσμα που αποτελεί την είσοδο. Η ταυτότητα ανήκει σε τρία πιθανά άτομα, άρα τρεις είναι η κλάσεις με τη μορφή ονόματος του ατόμου και τον αντίστοιχο αριθμό που τους καταλογίζει το σύστημα. Θεωρείται δεδομένο στο συγκεκριμένο αλγόριθμο ότι ο σκελετός-είσοδος ανήκει μόνον σε ένα από τα τρία άτομα. Το γεγονός αυτό χρήζει ιδιαίτερης προσοχής ώστε να μην αναγνωριστεί εσφαλμένα ένας τελείως ξένος σκελετός. Στο k δόθηκεη τιμή 10 και η μετρική μας είναι η ευκλείδεια, παράμετροι επιλεγμένοι όχι μόνο βάση προηγούμενων μελετών. Καθώς το σύνολο των διανυσμάτων είναι 144, χρησιμοποιείται για τη μεταβλητή k ένας αριθμός λίγο μικρότερος από τη ρίζα 144, ο οποίος φέρνει ικανοποιητικά αποτελέσματα και ταυτόχρονα μειώνει την πολυπλοκότητα. Επίσης, η φυσική σημασία μας καθοδηγεί στην επιλογή της ευκλείδειας απόστασης.

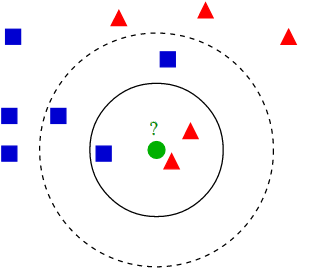
### **Μαθηματικό Υπόβαθρο:***[[6]](#footnote-7)*

Ο ΚΝΝ βασίζεται σε μια απλή ιδέα: όποιος είναι πιο κοντά ταιριάζει καλύτερα. Η μαθηματική περιγραφή εφαρμόζει την ιδέα αυτή βασιζόμενη κυρίως στο χώρο n διαστάσεων, στον ορισμό της απόστασης και στη μεταβλητή k.

Ορίζω κάθε δεδομένο μου ως σημείο, το σύνολο των οποίων βρίσκεται σε ένα επίπεδο n διαστάσεων. Στα δεδομένα του συνόλου εκμάθησης δίνεται μια ταμπέλα έτσι ώστε να διαχωριστούν από τα υπόλοιπα. Διατρέχω τα σημεία του συνόλου δοκιμής (test set) και υπολογίζω για το καθένα την απόσταση του από όλα τα σημεία του συνόλου εκμάθησης (training set). Το εκάστοτε σημείο δοκιμής εντάσσεται σε μια κατηγορία βάση την πλειοψηφική ψήφο των γειτόνων. Κυριαρχεί η κλάση με κριτήριο την ύπαρξη περισσότερων όμοιων στοιχείων στη “γειτονία”.

Για τον επακριβή ορισμό της γειτονικής περιοχής χρησιμοποιείται η μεταβλητή k. Αν k=1 τότε λαμβάνεται υπόψη ένας γείτονας, ο κοντινότερος, για την κατηγοριοποίηση του δεδομένου. Όσο αυξάνει ο αριθμός της μεταβλητής k τόσο γίνεται και ο αριθμός των χρησιμοποιηθέντων γειτόνων. Συνεπώς, διαφαίνεται ότι η αλλαγή του k στο ίδιο πρόβλημα μπορεί να αλλάξει τελείως τα δεδομένα.

Ένα απλό παράδειγμα φαίνεται στο παρακάτω σχήμα. Το σημείο του συνόλου δοκιμής –ο πράσινος κύκλος- θα ταξινομηθεί στην κλάση των μπλε τετραγώνων ή στην κλάση των κόκκινων τριγώνων. Εάν *k=3* (εσωτερικός κύκλος) τότε έχω ως αποτέλεσμα τη δεύτερη κατηγορία, καθώς τα τρίγωνα είναι περισσότερα. Εάν k=5 (εξωτερικός κύκλος) τότε το δεδομένο μου κατηγοριοποιείται στην κλάση των μπλε τετραγώνων. Σε περίπτωση όπου το πλήθος των στοιχείων από τις διαφορετικές κατηγορίες είναι ίσο τότε επιλέγεται τυχαία μια κατηγορία.



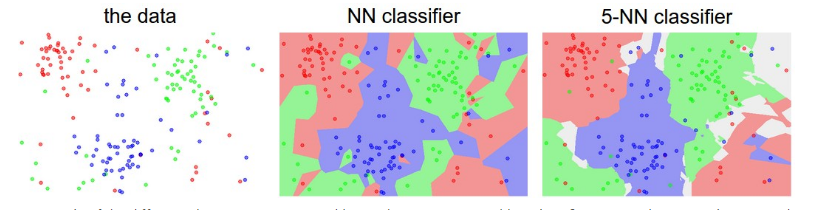
Εικόνα : Η ταξινόμηση του πράσινου στοιχείου για k=1 και k=3

Παρατηρώντας τη φαινομενική τυχαιότητα στη λειτουργία του αλγορίθμου, ανακύπτει το εύλογο ερώτημα ως προς το μέγεθος του σφάλματος και την ακρίβεια του ΚΝΝ. Σημείο αναφοράς ως προς τον ΚΝΝ θεωρείται το βιβλίο "Pattern Classification" των Duda and Hart όπου ανάμεσα σε άλλη σημαντική δουλειά αποδείχθηκε ότι το λάθος *Ρ* έχει άνω και κάτω φράγμα

 (1.10)

όπου το είναι η τιμή σφάλματος Bayes, c ο αριθμός των κλάσεωνκαι Ρ το σφάλμα του ΚΝΝ. Συμπερασματικά, το σφάλμα είναι πάντοτε μικρότερο από το διπλάσιο του σφάλματος Bayes.

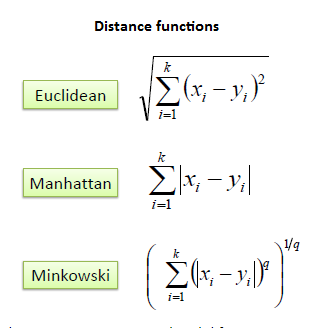
Η επιλογή της τιμής του k είναι ένα από τα πιο κομβικά ζητήματα ώστε ο ΚΝΝ να είναι αποτελεσματικός. Από τη μια πλευρά, όσο αυξάνει η τιμή του k τόσο μειώνεται το λάθος, καθώς μια αρκετά μικρή τιμή αλλοιώνει το αποτέλεσμα μου. Από την άλλη, δίνοντας μια μικρή τιμή στη μεταβλητή εξασφαλίζεται ότι μόνο οι κοντινοί γείτονες θα συμπεριληφθούν στη διαδικασία κατηγοριοποίησης. Έτσι, τα όρια μεταξύ των γειτονικών περιοχών γίνονται πιο απαλά. Η πολυπλοκότητα στη λειτουργία της μηχανής εκμάθησης είναι O(knd), όπου n είναι ο αριθμός των στοιχείων μου και d η διάσταση κάθε τέτοιου στοιχείου. Φαίνεται, λοιπόν, απαγορευτικά υψηλό το κόστος λειτουργίας για μεγάλο δείγμα, όμως με μικρό πλήθος ο ΚΝΝ βγάζει ανασφαλή αποτελέσματα. Έπειτα από μελέτες, προτείνεται για το k η επιλογή της τιμής.



Εικόνα :Τα δεδομένα ανεπεξέργαστα, εφαρμογή του KNNγια k=1,k=5

Ένα παράδειγμα με επιλογή αρχικά k=1 και k=5.Οι χρωματισμένες περιοχές απεικονίζουν τα όρια μεταξύ των γειτονικών περιοχών. Το γκρι χρώμα καταδεικνύει περιοχές που ανήκουν ταυτόχρονα σε περισσότερες από μια κλάσεις. Στην πρώτη περίπτωση σχηματίζονται μικρές κλάσεις-νησιών ενώ στη δεύτερη τα όρια γίνονται πιο απαλά απαλείφοντας ανωμαλίες και οδηγώντας σε μια πιο εφαρμόσιμη γενίκευση.

Η σωστή επιλογή της απόστασης αποτελεί ακόμα ένα κομβικό σημείο εφαρμογής. Η ευκλείδεια απόσταση μαζί με την απόσταση Manhattan καιτην απόσταση Minkowski χρησιμοποιούνται με τη μεγαλύτερη συχνότητα. Η ευκλείδεια απόσταση θεωρεί κάθε στοιχείο ίσης σημασίας και η απόσταση μεταξύ δύο σημείων ορίζεται ως ο κοντινότερος δρόμος μεταξύ δύο σημείων, η ευθεία . Όσον αφορά στην απόσταση Manhattan επιτρέπεται η κίνηση μόνο σε δύο κατευθύνσεις, οριζόντια και κάθετα. Το μικρότερο δυνατό άθροισμα τέτοιων αποστάσεων ορίζεται ως η παραπάνω απόσταση. Τέλος, η απόσταση Minkowski βασίζεται σε γενίκευση των δύο προηγούμενων μετρικών σε χώρο με πολλές διαστάσεις και χρησιμοποιείται σε δεδομένα όπου τα στοιχεία έχουν πολύ μεγάλη διάσταση. Συνεπώς, τόσο το μέγεθος όσο και η φύση του δείγματος υποδεικνύουν τη χρήση κάποιας βέλτιστης μετρικής.



### **ΕφαρμογήστηνR:***[[7]](#footnote-8)*

Στη γλώσσα στατιστικής R υπάρχει εντολή ώστε να υλοποιηθεί στα δεδομένα μας ο ΚΝΝ. Τα δεδομένα που χρησιμοποιoύνται για τον ΚΝΝ διαφοροποιούνται σε κάποιο βαθμό λόγω του τρόπου λειτουργίας της μηχανής εκμάθησης. Αρχικά, μειώθηκε ο αριθμός των frames καθώς από το σύνολο των ατόμων που έχουν καταγραφεί υπάρχει ενδιαφέρον μόνο για τρία από αυτά, το Άτομο1, το Άτομο2 και το Άτομο3. Το πλήθος των χρησιμοποιηθέντων frames που αντιστοιχούν στα άτομα αυτά είναι 144. Επόμενο ζήτημα αποτελεί ο διαχωρισμός των δεδομένων είτε στο σύνολο εκπαίδευσης είτε στο σύνολο δοκιμής με τυχαίο τρόπο, κάτι που σημαίνει ότι όλα τα διανύσματα θα έχουν την ίδια πιθανότητα να επιλεχθούν. Με αυτό το σκοπό δημιουργείται ένα βοηθητικό διάνυσμα μήκους ενός τρίτου των 144 frames ώστε να τηρεί τις προϋποθέσεις της τυχαίας επιλογής. Έτσι εξασφαλίζεταιότι δεν χρησιμοποιείταιεπανειλημμένα το ίδιο frame μιας και στο ένα σύνολο ανήκουν τα στοιχεία του νέου διανύσματος, ενώ για το δεύτερο σύνολο σχηματίζεταιτο συμπληρωματικό του.Υπογραμμίζεται πως η κανονικοποίηση γίνεται ξεχωριστά.Η μηδενική υπόθεση αφορά στον εντοπισμό διαφορετικού ατόμου από το άτομο που επιλέγεται ως το αρχικό υποκείμενο. Παραδείγματος χάρη, η μηδενική υπόθεση είναι ότι στη θέση τουΆτομο1 θα κατατάξει ο ΚΝΝ είτε το Άτομο2 είτε το Άτομο3, στοιχείο που αποτελεί την εσφαλμένη ταυτοποίηση.

Πριν την εφαρμογή του αλγορίθμου,το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται με τυχαίο τρόπο στα στοιχεία που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση (train set) και ότι απέμεινε στη δοκιμή (test set) με αναλογία 7:3 και φορτώνεται η βιβλιοθήκη class.

Η κεντρική εντολή είναι:

*knn(train, test, cl, k = 10, l = 0, use.all = TRUE)*

* **train:** αναφέρεται στο σύνολο εκπαίδευσης
* **test:** αναφέρεται στο σύνολο δοκιμής
* **cl:** αναφέρεται στην ονομασία του συνόλου δοκιμής
* **k:** το πλήθος των γειτονικών περιοχών**l:**η ελάχιστη γειτονική ψήφος για τη λήψη απόφασης (λαμβάνει αυστηρά τιμές μικρότερες του k-1 )
* **use.all**: άμα παραχωρείται η τιμή true, συμπεριλαμβάνονται όλες οι αποστάσεις ίσες με την k μεγαλύτερη. Εάν η τιμή είναι false, γίνεται μια τυχαία επιλογή χρησιμοποιηθέντων αποστάσεων ίση με τους k γείτονες ακριβώς

Για παραπάνω πληροφορίες σχετικά με κάποιες παραλλαγές του ΚΝΝ προτείνεται η ιστοσελίδα:<https://cran.r-project.org/web/packages/class/class.pdf>.

## Σύγκριση Αλγορίθμων

Μέχρι στιγμής η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε βασίζεται στις προηγούμενες βιβλιογραφικές αναφορές, χωρίς να προσφέρει κάποια σημαντική καινοτομία ή να απαντά κάποιο νέο ερευνητικό ερώτημα. Θέλοντας λοιπόν να επεκτείνουμε τα υπάρχοντα ευρήματα, επιχειρήσαμε την σύγκριση της αποτελεσματικότητας των δύο παραπάνω αλγορίθμων για τη ταυτοποίηση ατόμου βάση βιομετρικών δεδομένων όχι με γνώμονα μόνο τα ποσοστά επιτυχίας και ακρίβειας ή τις απαιτήσεις όγκου δεδομένων, αλλά και σε ένα πρακτικό επίπεδο.

Συνοψίζοντας, ο SVM είναι ένας αλγόριθμος εκπαιδευμένος για δυαδική ταυτοποίηση, δηλαδή να αναγνωρίζει αν ο εκάστοτε σκελετός που αποτυπώνει το Kinect ανήκει ή όχι στο πρόσωπο το οποίο εκπαιδεύτηκε να ταυτοποιεί. Αντίθετα, ο KNN ταυτοποιεί ταυτόχρονα 3 άτομα από τους σκελετούς τους αλλά δεν μπορεί να απορρίψει τέταρτους σκελετούς που δεν ανήκουν στα άτομα τα οποία εκπαιδεύτηκε να αναγνωρίζει. Ως συμπέρασμα, δεν μπορεί να γίνει μια στατιστική σύγκριση ανάμεσα στην αποτελεσματικότητα των δύο αλγορίθμων καθώς δεν καλούνται να εκτελέσουν την ίδια εργασία.

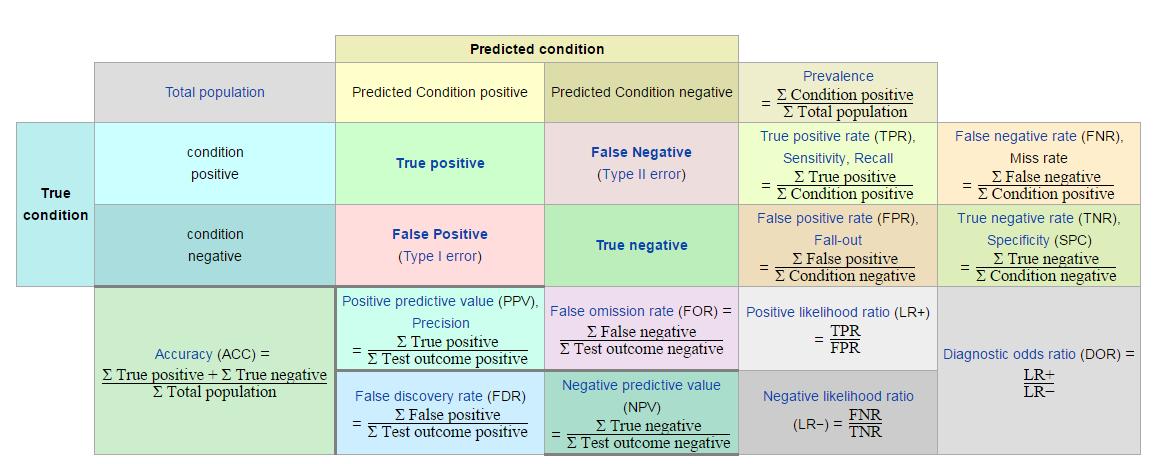
Αν όμως περιοριστεί το ζήτημα της σύγκρισης τους στην πρακτική περίπτωση που η ταυτοποίηση χρειάζεται στα πλαίσια Οικιακής Παρακολούθησης ενός προσώπουσε πραγματικό χρόνο (όπως στην περίπτωση των ερευνητικών αναγκών της ομάδας του ThessalonikiActiveandHealthyAgeingLivingLab), τότε ως αποδοτικότερος μπορεί να ορισθεί ο αλγόριθμος που ταυτοποιεί τον το άτομομε μεγαλύτερη ακρίβεια και με τον μικρότερο απαιτούμενο χρόνο εργασίας.

Για να απαντηθεί το ερώτημα αυτό, επιλέξαμετρία από τα πέντε άτομα του συνόλου δεδομένων εκπαιδεύοντας και εκτελώντας τον ΚΝΝ ώστε να ταυτοποιεί τους σκελετούς των τριών αυτών ατόμων. Στη συνέχεια εκπαιδεύσαμε και εκτελέσαμε τον SVMτρεις διαδοχικές φορές, ώστε κάθε φορά να αναγνωρίζει ένα από τα τρία αυτά άτομα και να απορρίπτει τα υπόλοιπα. Η εκτέλεσηκαι των δύο αλγορίθμων έλαβε χώραστον ίδιο υπολογιστή (με τεχνικά χαρακτηριστικά επεξεργαστή: *Intel® Pentium® Processor B970 2M Cache, 2.30 GHz*) ώστε να μετρήσουμε τον χρόνο που χρειάστηκε για την εκπαίδευση τους,την απαιτούμενη μνήμη που δέσμευσαν και τα ποσοστά ακρίβειας της ταυτοποίησης για το κάθε άτομο.

Μέρος Γ’ : Αποτελέσματα

## Ανάγνωση των αποτελεσμάτων σε πίνακα:

***ConfusionMatrix:*** Στιςστήλες του πίνακα αντιστοιχούν οι πραγματικές κλάσεις και στις γραμμές οι τιμές που έχει προβλέψει ο αλγόριθμος, δηλαδή οι σκελετοί που έχει ταξινομήσει σε κάθε κατηγορία.Ποιο αναλυτικά, ένας Confusion Matrix αναλύεται ως εξής:



Εικόνα10:Ανάλυση Confusion Matrix-Πηγή:Wikipedia

***True positives (TP):*** Οι περιπτώσεις που προβλέπουμε πως ο σκελετός ανήκει σε μια κλάση και όντως ανήκει στην κλάση αυτή.

***True negatives (TN):*** Οι περιπτώσεις που προβλέπουμε πως ο σκελετός δεν ανήκει σε μια κλάση, και όντως δεν ανήκει σε αυτή.

***False positives (FP):*** Οι περιπτώσεις που προβλέπουμε πως ο σκελετός ανήκει σε μία κλάση, χωρίς όντως να ανήκει σε αυτή.

***False negatives (FN):*** Οι περιπτώσεις που δεν κατατάσσεται ο σκελετός στην κλάση που ανήκει.

***95% CI:*** Το 95% διάστημα εμπιστοσύνης.

***p-value:*** Η πιθανότητα να αποκτηθεί ένα αποτέλεσμα ίσο ή “πιο ακραίο” από αυτό που έχει παρατηρηθεί, όταν η μηδενική υπόθεση είναι αληθής.(Η μηδενική υπόθεση στην περίπτωση του SVM είναι πως ο σκελετός δεν ανήκει στο πρόσωπο ενδιαφέροντος, δηλαδή αυτό που θέλουμε να ταυτοποιηθεί - η κλάση με τιμή +1-)

***Cohen's Kappa:***Το μέτρο του πόσο καλά ο ταξινομητής αποδίδει σε σύγκριση με το πόσο καλά θα είχε αποδώσει κάνοντας τυχαία την ταξινόμηση. Με άλλα λόγια, ένα μοντέλο έχει υψηλό k δείκτη αν υπάρχει μεγάλη απόκλιση μεταξύ της ακρίβειας (accuracy) και του ποσοστού λάθους της μηδενικής υπόθεσης.

***Specificity:*** Μετρά την αναλογία των σκελετών που δεν ανήκουν στην κλάση του ατόμου ενδιαφέροντος και δεν τοποθετήθηκαν σε αυτή.

***Sensitivity:*** Μετρά την αναλογία των σκελετών που ανήκουν στην κλάση του ατόμου ενδιαφέροντος και τοποθετήθηκαν ορθά σε αυτή.

***Prevalence:*** Πόσο συχνά απαντάται σκελετός που ανήκει στην κλάση του σκελετού του ατόμου ενδιαφέροντος.

***Positive Predictive Value:*** Το ποσοστό ορθής πρόβλεψης, δηλαδή το ποσοστό τοποθέτησης του σκελετού του ατόμου ενδιαφέροντος στη σωστή τάξη.

***Balance accuracy:***(sensitivity+specificity)/2

***Accuracy:*** Η ακρίβεια πρόβλεψης του μοντέλου επί τις εκατό, δηλαδή το ποσοστό επιτυχημένης ταξινόμησης κάθε νέου στοιχείου στην κατάλληλη κλάση. Ορίζεται ως το πηλίκο του αθροίσματος των

***Objectivefunctionvalue:*** Η τιμή της πραγματικής συνάρτησης πραγματικών μεταβλητών που αποτελεί την μαθηματική έκφραση για τη βελτιστοποίηση του προβλήματος ( η σχέση 1.8 στην προκειμένη.

## Αποτελέσματα SVM

Aκολουθούν οι πίνακες με τα αποτελέσματα της εφαρμογής του SVM, ως δόθηκαν από την R, για την ταξινόμηση τριών προσώπων, η οποία έγινε διαδοχικά, τρέχοντας τροποποιημένο τον αλγόριθμο για κάθε άτομο καθώς εφαρμόστηκε δυαδική ταυτοποίηση.

### results-svm.png**Συμπεράσματα:**

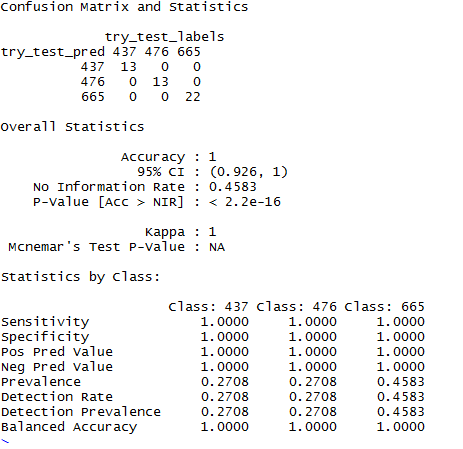
Το μοντέλο πρόβλεψής μας παρουσιάζει ιδιαίτερα ενθαρρυντικά αποτελέσματα, με την Ακρίβεια να είναι άνω του 95% και στις τρεις περιπτώσεις και το εκτιμώμενο ποσοστό λάθους από το k-cross validation έλεγχο να μην ξεπερνά το 0.06% σε καμία περίπτωση.

Το μέτρο Cohen’s kappa που έχει ως μέγιστη τιμή τη μονάδα, βλέπουμε ότι προβλέπεται άνω του 0.77 και φτάνει στην τρίτη περίπτωση έως και 0.9547 εξασφαλίζοντας την μεγάλη απόκλιση της ακρίβειας από το ποσοστό λάθους της μηδενικής υπόθεσης. Εξασφαλίζει δηλαδή πως η περίπτωση εσφαλμένης τοποθέτησης ενός σκελετού που δεν ανήκει στην κατηγορία ενδιαφέροντος μας στην κλάση αυτή είναι πάρα πολύ μικρό. Στο σημείο αυτό θα αναφέρουμε πως λόγω της πρακτικής φύσης του προβλήματος είναι προτιμότερη η περίπτωση ένας σκελετός που ανήκει στην κλάση +1, δηλαδή του ατόμου ενδιαφέροντος, να τοποθετηθεί εσφαλμένα στην άλλη κλάση, παρά το αντίθετο, καθώς στη δεύτερη περίπτωση θα αλλοιωθούν οι πληροφορίες που ανακτώνται για το άτομο ενδιαφέροντος, αλλοιώνοντας πιθανώς και τα αποτελέσματα των μετέπειτα μελετών πάνω στα στοιχεία αυτά.

Επομένως,μας ενδιαφέρει περισσότερο ένα βέλτιστο ποσοστό Specificityπαρά Sensitivity, κάτι το οποίο επιτυγχάνεται μιας και τα μοντέλα 2 και 3 έχουν 100% ποσοστό Specificity, δηλαδή δεν κατατάσσουν εσφαλμένα ούτε ένα σκελετό στην κλάση του ατόμου ενδιαφέροντος, ενώ το πρώτο μοντέλο ποσοστό άνω του 99%. Όμοια είναι και τα αποτελέσματα για το Positive Predictive Value, άρα το ποσοστό πληροφορίας που θα χαθεί κατά την ταξινόμηση των σκελετών για το άτομο ενδιαφέροντος είναι μηδαμινό.

## ΑποτελέσματαKNN

Παρακάτωδίνεται ο Confusion Matrix μετά την εφαρμογή του ΚΝΝ στο Rstudio:



Συμπεριλαμβάνονταιτρίαάτομαστηδιαδικασίακαθένασταοποίααντιστοιχείέναςδιαφορετικόςαριθμός. Ο 437 αναφέρεται στη Άτομο1, ο 476 στο Άτομο2, τέλος ο 665 στο Άτομο3.

Ο τρόπος ανάγνωσης ενός 2Χ2 Confusion matrix όπως έχουμε παραπάνω δε διαφέρει από τον εδώ παραθετούμενο 3Χ3. Κάθε άτομο αναγνωρίζεται ακριβώς στην κατηγορία που ανήκει στην πραγματικότητα, η κύρια διαγώνιος έχει θετικές τιμές ενώ οι υπόλοιπες θέσεις παίρνουν την τιμή 0. Έχουμε τη μέγιστη δυνατή ακρίβεια 100%, οπότε η μελέτη περαιτέρω τιμών κρίνεται περιττή καθώς όλες αγγίζουν το τέλειο αποτέλεσμα. Το μοντέλο αυτό έχει τη δυνατότητα να κατατάξει απολύτως σωστά ένα νέο διάνυσμα σκελετού σε μια από τις τρεις κατηγορίες.Αυτή η απόλυτη επιτυχία του ΚΝΝ μας εκπλήσσει θετικά, όμως μας προβληματίζει ταυτόχρονα ως προς τα στοιχεία επιρροής και δημιουργίας τέτοιων θετικών αποτελεσμάτων. Θα ακολουθήσει αναφορά στις ιδιαιτερότητες του δείγματος μου.

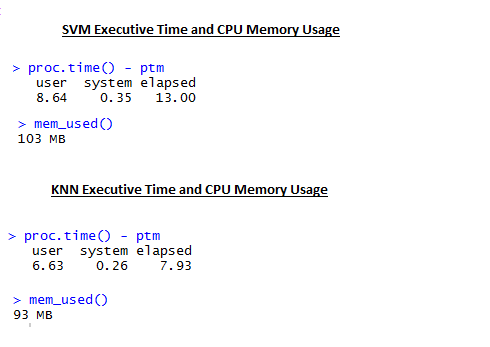
Τα αποτελέσματα τόσο ως προς την τιμή του Specificity όσο και αυτής του Sensitivity είναι ακριβώς 100 %. Συμπερασματικά, αναγνωρίζεται ο κάθε σκελετός στην αντίστοιχηπραγματική κατηγορία προέλευσης του. Εισάγοντας τα δεδομένα του σκελετού η επιτυχία αναγνώρισης είναι εγγυημένη. Ομοίως, το μέτρο Cohen’s kappa έχει τη μέγιστη δυνατή τιμή του ενός, άρα ο ταξινομητής αποδίδει άριστα τόσο σε αυτή όσο και σε κάθε τυχαία επανάληψη του ΚΝΝ.

Σύμφωνα με το θεωρητικό υπόβαθρο ακολουθούν ιδιαιτερότητες του δείγματος μας που παίζουν ρόλο στη διαδικασία δημιουργίας του αποτελέσματος. Αρχικά η διαφαινόμενη σίγουρη επιτυχία του ΚΝΝ οφείλεται στα καθαρά δεδομένα που βασίζεται η εργασία. Αυτόματα, λοιπόν, εξαλείφεται ένα από τα μεγαλύτερα μειονεκτήματα του αλγόριθμου που είναι η χρήση αλλοιωμένων δεδομένων.

Μια ακόμη ιδιαιτερότητα του δείγματος που χρησιμοποιήσαμε είναι το σχετικά μικρό του μέγεθος. Με αυτόν τον τρόπο μπορέσαμε να επιλέξουμε ένα σχετικά μεγάλο k και να διασφαλίσουμε τέτοιο ποσοστό επιτυχίας. Είναι γνωστό ότι η επιτυχία πιθανόν μεγεθύνεται ταυτόχρονα με την τιμή του k, το ίδιο συμβαίνει όμως και στην απαιτούμενη μνήμη για την εκμάθηση του ΚΝΝ. Τα διανύσματα χρησιμοποιούμενα στον ΚΝΝ είναι συνολικά 144, αριθμός τόσο αρκετά ικανοποιητικός όσο και χρονικά φθηνός για το πρόγραμμα.

Αποτελέσματα Σύγκρισης Αλγορίθμων

Χρησιμοποιώνταςέτοιμες συναρτήσεις υπολογισμού της δεσμευόμενης μνήμης και του χρόνου εκτέλεσης ενός αλγορίθμου στην R,υπολογίστηκαν οι παρακάτω τιμές για καθέναν από τους δύο αλγορίθμους που εκπαιδεύθηκαν. Η μέτρηση και στις δύο περιπτώσεις περιλαμβάνει τη φόρτωση και επεξεργασία των αντίστοιχων δεδομένων που χρειάστηκαν σε κάθε περίπτωση.



Οι παραπάνω χρονικές τιμές ορίζονται από το λειτουργικό σύστημα του κάθε υπολογιστή, αλλά σε γενικές γραμμές προσεγγίζονται από την R και τον δημιουργό του πακέτου “base” που χρησιμοποιήθηκε γιατην εντολή proc.timeμε την οποία υπολογίσθηκε ο χρόνος εκτέλεση ως εξής:

* **usertime:**O απαιτούμενος χρόνος εκτέλεσης του κώδικα
* **systemtime:** O απαιτούμενος χρόνος που η Μονάδα Κεντρικού Επεξεργαστή (CPU) χρησιμοποιήθηκε για την επεξεργασία των εντολών του αλγορίθμου
* **elapsedtime:** H χρονική διαφορά από την ώρα που ξεκίνησε η μέτρηση μέχρι τη χρονική στιγμή που ο μετρητής σταμάτησε. Επ’ουσίας ο συνολικός χρόνος που χρειάστηκε από τη μηχανή για την είσοδο και επεξεργασία των δεδομένων, την εκτέλεση του αλγορίθμου, ως και την έξοδο των αποτελεσμάτων

Μονάδα μέτρησης : Δευτερόλεπτο

Σε ότι αφορά την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα των δύο αλγορίθμων, δίνεται ο παρακάτω συγκριτικός πίνακας των βασικών στατιστικών μέτρων. Δεδομένου ότι για τον SVM η αποτελεσματικότητα και η ακρίβεια πρέπει να ληφθεί υπ’όψιν για το σύνολο της διαδικασίας ταξινόμησης των τριών προσώπων ενδιαφέροντος,υπολογίστηκε ο Μέσος Όρος των βασικών τιμών του ConfusionMatrixγια να γίνει η σύγκριση.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Αλγόριθμος | Accuracy | Specificity | Sensitivity | Prevalence | kappa | PP | NP | Balanced Accuracy |
| SVM | 0.9669 | 0.9968 | 0.8156 | 0.1901 | 0.866 | 0.9722 | 0.9645 | 0.9062 |
| KNN | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 0.2708 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |

## συζητηση και ερωτηματα για περαιτερω ερευνα

Η έκβαση της εργασίας μας θεωρείται πως πέτυχε τον τεθειμένο στόχο της δημιουργίας, εκπαίδευσης και σύγκρισης δύο αλγορίθμων που επιτυγχάνουν την ταξινόμηση προσώπων βάση σκελετικών δεδομένων. Στη συνέχεια, θα συζητήσουμε τα αποτελέσματα του ερευνητικού μέρους, συγκρίνοντας τα με τις βιβλιογραφικές αναφορές και άλλες έρευνες στον τομέα, καθώς και θα αναφέρουμε τα ανοιχτά ερωτήματα και τα νέα ερευνητικά ενδιαφέροντα που απορρέουν.

Τη γενική κατευθυντήρια γραμμή και βάση αυτής της εργασίας ως προς τη μεθοδολογία αποτέλεσε η ενασχόληση με προηγούμενες έρευνες, με τις οποίες θα συγκριθούν αριθμητικά τα εξαγόμενα αποτελέσματα μας. Καθοριστικά επιδρά η συλλογή δεδομένων, η οποία προκύπτειεξολοκλήρου από εργαστηριακή καταγραφή έτσι ώστε να χρησιμοποιούνται μόνο καθαρά δεδομένα. Τα ποσοστά τόσο του ΚΝΝ όσο και του SVM ερμηνεύονται ως παραπάνω από ικανοποιητικά στη σκελετική προσέγγιση παρουσιάζοντας σε προηγούμενες εργασίες ποσοστά επιτυχίας 85,4% ακόμα και 99,6% όσον αφορά τον ΚΝΝ και 84,7% όσον αφορά τον SVM ενώ στην παρούσα 100% και 97% αντίστοιχα. Συμπερασματικά, παρά τις διαφοροποιήσεις στην επιλογή καθοριστικών παραμέτρων όπως το k ή ο πυρήνας στις διάφορες εργασίες, διασφαλίζεται μια πολύ υψηλή αποτελεσματικότητα και στους δύο αλγορίθμους, ανεξαρτήτως του αυστηρού ορισμού του φυσικού προβλήματος. Τέλος, για μια ακόμα φορά επιβεβαιώνεται μέσα από αυτήν την εργασία η αξία ενασχόλησης με τον ΚΝΝ και τον SVM.

### Αριθμητικά Αποτελέσματα Σύγκρισης:

Από τους συγκριτικούς πίνακες χρόνου εκτέλεσης και δεσμευόμενης μνήμης που παρατέθηκαν προηγουμένως, προκύπτει ότι ο KNN είναι κατά 24% γρηγορότερος από τον SVM σε χρόνο χρήστη, κατά 25,7% σε χρόνο συστήματος και σε συνολικό χρόνο κατά 39% γρηγορότερος, ενώ δεσμεύει 93 ΜΒ μνήμης,έναντι 103 ΜΒ του SVM, δηλαδή κάνει εξοικονόμηση μνήμης τάξεως του 10%. Ωστόσο, τα ποσοστά αυτά δεν μπορούν να ερμηνευθούν ως μια διασφαλισμένη υπεροχή του KNN, λόγω των ακολούθων παραγόντων που πρέπει να ληφθούν υπ’όψιν:

* Ο SVM κάνει ταξινόμηση των σκελετών των ατόμων ενδιαφέροντος, χρησιμοποιώντας ως σύνολο δεδομένων 5 άτομα, δηλαδή 277 frames, ενώ ο KNN έξαρχος περιορίζεται στο σύνολο δεδομένων των 3 ατόμων ενδιαφέροντος με 144 frames, δηλαδή 48% μικρότερο σύνολο δεδομένων. Αυτό, εγείρει το ακόλουθο ερευνητικό ερώτημα: Είναι προτιμότερος ένας πιο γρήγορος και λιγότερο πολύπλοκος αλγόριθμος, ο οποίος περιορίζει τη χρήση του μόνον σε συγκεκριμένα άτομα ενδιαφέροντος, ή ένας αλγόριθμος χρονικά δαπανηρός ο οποίος δίνει τη δυνατότητα ευρύτερης χρήσης, καθώς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση του προσώπου ενδιαφέροντος ακόμη και μετά την προσθήκη νέων προσώπων στο σύνολο δεδομένων; Η απάντηση βασίζεται στο φυσικό πρόβλημα που τίθεται από τον ερευνητή, όπως θα συζητήσουμε στη συνέχεια.
* Καθώς ο KNN είναι κατασκευασμένος ώστε να ταξινομεί αυτόματα 3 πρόσωπα, το καθένα στην σκελετική κλάση που ανήκει, ελέγχει 1 φορά 3 άτομα. Αντιθέτως ο SVM ταξινομεί τα 3 πρόσωπα ενδιαφέροντος το καθένα ξεχωριστά, συγκρίνοντάς το με τα υπόλοιπα 4, κάνοντας συνολικά 3Χ5=15, δηλαδή 5 φορές περισσότερες συγκρίσεις από τον KNN.Βάση αυτού, η επιβάρυνση χρόνου και μνήμης που παρατηρήθηκε είναι φυσική και γραμμικά συγκρινόμενη η αύξηση είναι υποδιπλάσια της αναμενόμενης.
* Ο αλγόριθμος SVM ενσωματώνει στην εφαρμογή του k-cross validation έλεγχο, για την καλύτερη ρύθμιση των παραμέτρων και έλεγχο του ποσοστού λάθους, σε αντίθεση με τον KNN, στον οποίο η καθαρότητα των δεδομένων εξασφαλίζει εκ προοιμίου την αποτελεσματικότητα του, χωρίς να αυξάνει την πολυπλοκότητα- ωστόσο σε μη ιδανικά δεδομένα που η χρήση του k-cross validation test θα είναι επιβαλλόμενη, ο ΚΝΝ θα παρουσιάζει αύξηση χρονικών και μνημονικών απαιτήσεων-.
* Τέλος, είναι εμφανής η υπεροχή του ΚΝΝ σε αποτελέσματα ακρίβειας. Η ακρίβεια αυτή, ωστόσο, είναι στατιστικά ασταθής διότι λόγω της σημαντικότητας κάθε στοιχείου που εισάγεται στον αλγόριθμο, και της αυξημένης μεταβλητότητας του προς τα άκρα, ο ΚΝΝ είναι ιδιαίτερα ευαίσθητος σε ακραίες τιμές, παράτυπα σημεία και μη καθαρά δεδομένα. Ο SVM, αντίθετα, χρησιμοποιεί τα ακραία σημεία ως σημεία αναφοράς, μιας και όπως είδαμε αυτά διαμορφώνουν και τα SVs, αλλά λόγω της πολυπλοκότητας με την οποία προσεγγίζει το σύνολο των δεδομένων και του γεγονότος ότι δουλεύει με υποσύνολα που διαμορφώνουν ως σημεία στον πολυδιάστατο χώρο, η αντοχή του στην επιρροή παράτυπων σημείων είναι μεγαλύτερη.

### Συζήτηση και Ερμηνεία των Αριθμητικών Αποτελεσμάτων:

Συγκρινόμενοι με την βιβλιογραφία στην οποία στηρίχθηκε η έρευνα αυτή, παρατηρούμε πως δεν υπάρχουν σημαντικές ασυμφωνίες, πέραν του ό,τι, παρ’ότι όλες οι εργασίες στηρίζονται σε ιδανικά και εργαστηριακά δεδομένα, οι αλγόριθμοι στην έρευνα αυτή αποδίδουν με μεγαλύτερη ακρίβεια. Πιο συγκεκριμένα, ο ΚΝΝ αποδίδει με 100% ακρίβεια , ενώ στην εργασία των Araujo, Graña, & Andersson(R. M. Araujo et al., 2013) για ταξινόμηση 3 ατόμων το αντίστοιχο ποσοστό ακρίβειας είναι 99.93% και στις μετέπειτα εργασίες τους πέφτει στο 97.4%, με δείγμα 20 ατόμων και 85.4% με δείγμα 140 ατόμων.(V Andersson & Araujo, 2015a; VirginiaO. Andersson & Araujo, 2014)

Αντίστοιχα, ο SVM απέδωσε με ακρίβεια 96.69% ως εφαρμόσθηκε στην παρούσα εργασία για την ταξινόμηση 3 ατόμων, ενώ στις εργασίες των Araujo, Graña, & Andersson , οι οποίει εργάστηκαν με πολυωνυμικό πυρήνα, ταξινόμησε 3 άτομα ενδιαφέροντος με ακρίβεια 98.1%, αλλά η ακρίβεια του έπεσε στο 84.7% για δείγμα άνω των 80 ατόμων(V Andersson & Araujo, 2015a; VirginiaO. Andersson & Araujo, 2014). Δεν έχει γίνει σε προηγούμενες εργασίες αναφορά στον απαιτούμενο χρόνο εκπαίδευσης των αλγορίθμων ή τη δεσμευόμενη μνήμη, ώστε να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα μας.

Απαντώντας στο γενικότερο ερώτημα της ταυτοποίησης προσώπων μέσω σκελετικών δεδομένων του Kinect, καταλήγουμε πως είναι δυνατή εξίσου η χρήση της μεθόδου ΚΝΝ και SVM για την επίτευξη του σκοπού μας, με εξαιρετικά ποσοστά επιτυχίας σε ιδανικά δεδομένα και πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα σε μη ιδανικά δεδομένα. Εμβαθύνοντας, ωστόσο, διαπιστώνεται πως αν το ερευνητικό ερώτημα τεθεί πιο συγκεκριμένα, υπάρχει διαφοροποίηση της αποδοτικότητας και χρησιμότητας κάθε μεθόδου.

Δηλαδή, σε περιπτώσεις που αποσκοπείται η ταυτοποίηση ενός μονάχα προσώπου ενδιαφέροντος ανάμεσα σε ένα σύνολο ατόμων, όπως παραδείγματος χάρη στην περίπτωση που η συσκευή έχει τοποθετηθεί στο σπίτι ενός ηλικιωμένου για παρακολούθηση της κίνησιολογικής συμπεριφοράς του και θέλουμε την συλλογή μόνον των δικών του δεδομένων και όχι των υπολοίπων κατοίκων ή επισκεπτών του σπιτιού,τότε ο SVM ενδείκνυται. Διότι, βάση κατασκευής του είναι αυτός που κάνει την δυαδική ταξινόμηση, κρατώντας πάντοτε σταθερό το υποσύνολο της κλάσης του ατόμου ενδιαφέροντος και προσθέτοντας στην κλάση των υπολοίπων κάθε άλλο σκελετό.Αντίθετα, σε περιπτώσεις που το φυσικό πρόβλημα ζητά την συγκεκριμένη ταξινόμηση ατόμων ανάλογα με το σκελετό τους, παραδείγματος χάρη στην περίπτωση που παρακολουθείται μια ολόκληρη οικογένεια, ή στην περίπτωση που θέλουμε να γίνει αναγνώριση όλων των προσώπων από σκελετικά δεδομένα, τότε ο KNN είναι ο διαμορφωμένος να δώσει την απάντηση αυτή. Από την κατασκευή του ο ΚΝΝ ταυτοποιεί κάθε άτομο σε συγκεκριμένη κατηγορία και σε περίπτωση μη αναγνωρισμένων σκελετικών ομάδων, τις ταξινομεί εσφαλμένα σε κάποια απ τις ορισμένες προϋπάρχουσες κλάσεις.

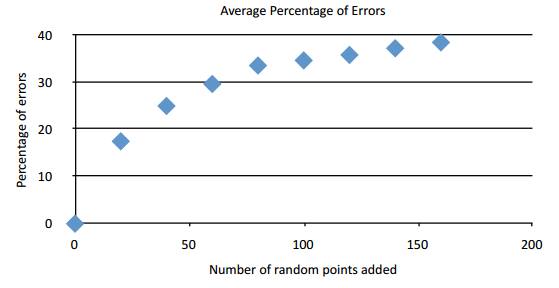
Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, η σύγκριση μπορεί να γίνει μόνο για ταξινόμηση 3 προσώπων ενδιαφέροντος, το καθένα στη δική του κλάση. Στην περίπτωση αυτή, πρέπει να σημειωθεί η πολυπλοκότητα και δαπάνη χρόνου από τον SVM, ο οποίος κάνει τρεις φορές την ίδια διαδικασία για να πετύχει την τριπλή ταυτοποίηση. Σε μεγάλο όγκο δεδομένων, αυτό αποτελεί πολύ μεγάλο μειονέκτημα τον SVMέναντι του ΚΝΝ καθότι η χρονική και μνημονική δαπάνη θα είναι πολύ μεγάλη.

Τέλος, ως αναφέρθηκε παραπάνω, ο ΚΝΝ λόγω της κατασκευής του εμφανίζει στατιστική αστάθεια όταν τα δεδομένα δεν είναι ιδανικά και εκθετική δέσμευση μνήμης όταν αυξάνει ο όγκος των δεδομένων. Δεδομένης της σημασίας που έχει η αποδοτικότητα του κάθε αλγορίθμου σε μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων, θεωρήθηκε σκόπιμο να αφιερωθεί το επόμενο κομμάτι σε μια συζήτηση της μελλοντικής εφαρμογής των παραπάνω μεθόδων σε μεγάλο σύνολο πραγματικών δεδομένων.

### Απόδοση ΚΝΝ και SVMσε μεγάλο όγκο πραγματικών δεδομένων:

Αρχικά, θα γίνει μια προσπάθεια πρόβλεψης της συμπεριφοράς και της αποτελεσματικότητας της εφαρμογής του ΚΝΝ σε μεγάλο πλήθος δεδομένων, όπως στην περίπτωση καταγραφής σκελετών στο χώρο για άνω των δέκα λεπτών ή αλλιώς ισοδύναμα άνω των 18000 frames. Ο όγκος των δεδομένων πλέον θα είναι πολλαπλάσιος και σε ελεύθερη κίνηση στο χώρο υπολογίζεται η εισχώρηση των noises.

Ως προς την αλλαγή της αποτελεσματικότητας σε δείγμα όπου συμπεριλαμβάνονται noises γίνεται αναφορά στις περισσότερες εργασίες, τονίζοντας την εκθετική μείωση της. Ο λόγος εντοπίζεται στην ίδια μεταχείριση κάθε δεδομένου για το σχηματισμό γειτονικού ψήφου, οπότε ακόμα και μικρός αριθμός τέτοιων στοιχείων παραλύει τον ΚΝΝ. Οπτικά παρουσιάζεται η αύξηση του σφάλματος σε γράφημα. Εδώ στο ήδη προϋπάρχον δείγμα προστέθηκαν κάποια νέα σημεία με τυχαίο τρόπο οπότε συγκρίνεται το ποσοστό σφάλματος όσο το πλήθος των νέων σημείων, τα οποία θεωρήθηκαν λόγου της τυχαιότητας σημεία noises. Παρατηρείται μια λογαριθμική αύξηση του ποσοστού σφάλματος,όπως παριστάνεται και στην Εικόνα 11



Εικόνα 11: Γραφική παράσταση της ποσοστιαίας αύξησης λάθους ανά πλήθος δεδομένων

Ποικίλες μέθοδοι αναπτύχθηκαν για την αντιμετώπιση του προβλήματος, όπως η αύξηση του k επιφέροντας υψηλό κόστος σε χρόνο και μνήμη, η εφαρμογή του cross-validation για αποκλεισμό των noises στη διαδικασία εκμάθησης αλλά και ο κλάδος του Data Reduction με στόχο την ελαχιστοποίηση των σημείων σε κάποια αντιπροσωπευτικά. Εκτενέστερη αναφορά γίνεται στο έργο του Sutton.

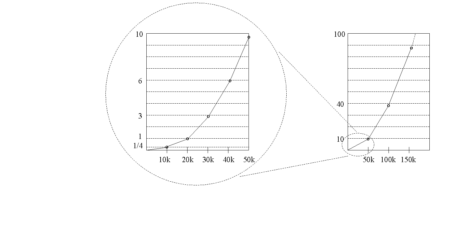
Ο μεγάλος όγκος των δεδομένων επιδρά εξίσου σφοδρά ακόμα κι αν η καθαρότητα τους είναι εξασφαλισμένη. Ένα από τα αρνητικά στοιχεία στη λειτουργία του ΚΝΝ ανάμεσα σε άλλες μηχανές εκμάθησης είναι η μεγάλη κατανάλωση μνήμης. Σε κάθε νέο στοιχείο που προστίθεται ο ΚΝΝ τρέχει εξ αρχής τη διαδικασία χωρίς να θεωρεί ήδη επεξεργασμένα τα παλιότερα στοιχεία δαπανώντας έτσι χρόνο εκτέλεσης, ο οποίος σε άλλους αλγορίθμους αποφεύγεται. Επιπλέον επιβάρυνση μνήμης αποτελεί το γεγονός ότι στη διάρκεια λειτουργίας του αλγορίθμου αποθηκεύονται όλα τα δεδομένα στον υπολογιστή και ο αλγόριθμος διατρέχει όλο το δοσμένο όγκο πληροφοριών συνεχώς μέχρι τη στιγμή όπου θα εξαχθεί το αποτέλεσμα. Ως άμεση συνέπεια, λοιπόν, προκύπτει η εκθετική αύξηση τόσο της μνήμης όσο και του χρόνου. Πολλές προσπάθειες ανάπτυξης εναλλαγών του αλγορίθμου με τον καιρό αποκτά όλο και περισσότερη αξία. Οερευνητής που θέλει να εμβαθύνει περισσότερο σε αυτή τη θεματολογία βελτίωσης του ΚΝΝ παραπέμπεται στο έργο τωνMaillo, Triguero, &Herrera.

ΗεκπαίδευσητουβασικούμοντέλουτουSVMαπότηνάλλη, έχειχρονικήκαιχωρική πολυπλοκότητα, όπου mτο μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης.(Tsang et al., 2005). Παρότιταμεγέθηπολυπλοκότηταςείναι θεωρητικά δυσθεώρητα, πρακτικά έχει βρεθεί ότι οι παραδοσιακές Μέθοδοι ταξινόμησης αποδίδουν πολύ φτωχότερα από τον SVMσε μεγάλα πλήθη δεδομένων, καθώς ο δεύτερος μπορεί να αποφύγει τα προβλήματα που προκαλούνται από τα τεράστια μεγέθη δεδομένων, αποτελώντας την πιο πολλά υποσχόμενη τεχνική και προσέγγιση ταξινόμησης.

Λόγωτηςδιανυσματικήςκατασκευής του, μπορεί να ισορροπεί κατάλληλα και με ακρίβεια τις ανομοιογένειες του μεγάλου πλήθους δεδομένων και να ελέγχει επαρκώς τα ποσοστά λάθους. ΈναάλλομεγάλοπλεονέκτημάτουείναιηπυρηνοειδήςΑντικειμενική του Συνάρτηση, που επιτρέπει τη συνεχή προσθήκη κ αφομοίωση νέων δεδομένων χωρίς να πρέπει να γίνεται διαρκής αναπροσαρμογή και εκπαίδευση του αλγορίθμου.Γι αυτό και αποτελεί την ευρύτερα διαδεδομένη τακτική για επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων.(Koturwar, Girase, &Debajyoti, 2014)

Παρ’ότι ο SVMεπηρεάζεται ιδιαίτερα από τα προβληματικά δεδομένα, και πάλι η επιλογή του κατάλληλου πυρήνα μπορεί να λύσει το πρόβλημα αυτό, καθιστώντας τον μια μέθοδο ιδιαίτερα ανεκτική και σαφώς που ευσταθή. Έτσι, οSVMαποτελείέναναποδοτικότρόποταξινόμησηςπραγματικών και πολύπλοκων δεδομένων, περιορίζοντας την επιρροή των noisesστα αποτελέσματά του. Επιπλέον, έχειυψηλήεκπαιδευτική απόδοση και χαμηλό στατιστικό σφάλμα γενίκευσης που αποδεικνύουν τις δυνατότητες εφαρμογής του σε μεγάλο όγκο πραγματικών δεδομένων.Για το λόγω αυτό το ερευνητικό ενδιαφέρον πάνω σε τροποποιήσεις, εναλλακτικές μορφές και εφαρμογές του SVMείναι πολύ μεγάλο και διαμορφώνει ένα ξεχωριστώ κλάδο έρευνας στον τομέα.Στις εργασίες των Yu, Yang, & Han, (Yu, Yang, & Han, 2003)του Ertekin(Ertekin, n.d.) και των Demidova, Nikulchev, & Sokolova(Demidova, Nikulchev, & Sokolova, 2016) γίνεται εκτενής αναφορά, με πειραματικά δεδομένα, στις προσπάθειες αυτές και τους νέους τροποποιημένους αλγορίθμους που δημιουργήθηκαν για να βελτιστοποιηθεί η ακρίβεια και αποδοτικότητα.

Τέλος, το παρακάτω διάγραμμα στην Εικόνα 11παρουσιάζει την αύξηση του απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευσης του SVMσυναρτήσει του πλήθους των δεδομένων που χρησιμοποιούνται.



Εικόνα 12: Άξονας y-πλήθος δεδομένων, Άξοναςx-ώρες εκπαίδευσης.Πηγή:(Yu et al., 2003)

Συνοψίζοντας, λοιπόν, ο SVMφέρεται να είναι ένας εκ των πιο υποσχόμενων αλγορίθμων για την ικανοποιητική διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων. Το γεγονός ότι η πυρηνοειδής συνάρτηση του επιτρέπει την προσθήκη νέων δεδομένων στο μοντέλο, χωρίς την ανάγκη αλλαγής της Αντικειμενικής του Συνάρτησης, σε αντίθεση με τον ΚΝΝ για κάθε προσθήκη ξεκινά ξανά από το μηδέν την επεξεργασία και εκπαίδευση του, ενισχύει το επιχείρημα αυτό. Επιπλέον, με τον χρόνο να αυξάνει εκθετικά και στις δύο μεθόδους, αλλά τον SVMνα παρουσιάζει πολύ καλύτερη ανοχή και ευστάθεια σε πραγματικά και μη καθαρά δεδομένα με χαμηλότερο Σφάλμα Γενίκευσης (generalizationerror), και το μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον γύρω από τις δυνατότητες τροποποίησης του ώστε να εξειδικευθεί ως μέθοδος στα μεγάλα δεδομένα, η αποτελεσματικότητα του διαφαίνεται να υπερέχει. Ωστόσο η παραπάνω ανάπτυξη δεν κρίνεται στο ελάχιστο επαρκής, διότι το ζήτημα της εφαρμογής σε μεγάλο όγκο δεδομένων των Μηχανών εκμάθησης γενικότερα, και των συγκεκριμένων αλγορίθμων ειδικότερα, είναι τόσο σημαντικό και επίκαιρο που θα μπορούσε να αποτελέσει μια νέα εργασία από μόνο του.

### ΠεραιτέρωΈρευνα:

Στοπρώτομέροςτηςεργασίας, αναφέρθηκεηανάπτυξητουαλγορίθμουKSCCγιαπεριστροφήτωνσκελετώνμετετράδεςτουΧάμιλτον, μετάτηνκαταγραφήτουςαπότοkinectκαι πριν την εισαγωγή των δεδομένων στη βάση. Εντούτοις, η εφαρμογή του σε ερευνητικά δεδομένα δεν ελέγχθηκε στην εργασία αυτή, αφήνοντας το ως ένα ανοιχτό ερευνητικό ερώτημα καθαρά προγραμματιστικής φύσης. Το κατά πόσο η εφαρμογή του θα αυξήσει την αποδοτικότητα των αλγορίθμων ταξινόμησης και θα βελτιώσει την απόδοσή τους αποτελεί έναν από τους άξονες της μετέπειτα ερευνητικής μας δουλειάς, και αφήνεται ως θέμα προς συζήτηση.

Η συμπεριφορά των αλγορίθμων ταξινόμησης σε μεγαλύτερο όγκο δεδομένων και πραγματικά δεδομένα, συζητήθηκε παραπάνω στηριζόμενη σε βιβλιογραφικές αναφορές και πειραματικά δεδομένα που αυτές εμπεριείχαν. Δεν έχει γίνει όμως κάποια πειραματική επαλήθευση, ιδίως σε σκελετικά δεδομένα καταγεγραμμένα από το kinect, ούτε στα πλαίσια του ερευνητικού ερωτήματος της ταξινόμησης σκελετών. Τίθεται άξιο μελέτης το ζήτημα του πειραματικού ελέγχου των ισχυρισμών αυτών.

Επιπλέον, η ιδανική χρήση των παραπάνω είναι σε livestreamingδεδομένα, τα οποία συλλέγονται σε 24ώρη βάση από σπίτια στα οποία έχει τοποθετηθεί ο Kinect(E. I. Konstantinidis, Billis, Plotegher, Conti, & Bamidis, 2016). Η διαχείριση του όγκου των δεδομένων αυτών, καθώς και η άμεση είσοδος και επεξεργασία τους μέσα στον αλγόριθμο, είναι ίσως το σημαντικότερο επόμενο βήμα για την ολοκλήρωση της προσπάθειας ένταξης της ταυτοποίησης προσώπου μέσω σκελετικών δεδομένων. Η ομάδα του ζωντανού εργαστηρίου Thess-AHALL έχει ήδη συλλέξει τέτοιου είδους δεδομένα για χρονικό διάστημα μεγαλύτερο του ενός έτουςKinect(E. I. Konstantinidis et al., 2016).

Επίσης, όπως έχει προαναφερθεί, το σύνολο δεδομένων είναι ελεύθερα προσβάσιμο στο συνδεσμο <https://www.aha-livinglabs.com/datasets/20161017-SkeletonSize.xlsx>.εκπληρώνοντας έναν από τους στόχους της εργασίας αυτής για τη δημιουργία μιας ανοιχτής διαδικτυακής βάσης δεδομένων που θα επιτρέπει την πρόσβαση σε σύνολα δεδομένων που δημιουργούνται για τις πειραματικά ανάγκες σχετικών projects μέσω του ThessalonikiActiveandHealthyAgeingLivingLab. Η παρούσα έρευνα μπορεί να αποτελέσει σημείο αναφοράς αλλά και έρευνας για περαιτέρω εργασίες στον τομέα αυτό, τόσο στη Σχολή όσο και γενικότερα το επιστημονικό κοινό.

## περιορισμοι

Η ιδανικότητα του συνόλου δεδομένων μας αποτελεί ένα μείζονα περιορισμό στα αποτελέσματα της έρευνας αυτής, δεδομένου ότι, όπως αναλύθηκε και παραπάνω, τα δεδομένα εργαστηρίου μπορούν εύκολα να παραπλανήσουν μια μηχανή εκμάθησης. Καθώς η μηχανή εκμάθησης και ο αλγόριθμός εκπαιδεύονται σε ιδανικά δεδομένα, δεν δημιουργείται απαραίτητα ένα μοντέλο εκπαιδευμένο να αποδίδει με εξίσου υψηλά ποσοστά σε πραγματικές καταστάσεις έρευνας.

Η εισχώρηση «καθαρών» πληροφοριών χωρίςnoises, δηλαδή χωρίς αλληλεπικαλυπτόμενων ή μη ανιχνεύσιμωνjoints, συνυπαρχόντων ή και συγχωνευμένων στο χώρο σκελετών και σφαλμάτων μηχανής δεν αποτελεί την πιο ρεαλιστική προσέγγιση του φυσικού προβλήματος αναγνώρισης προσώπου από σκελετό και ταξινόμησης σκελετών, ως τέθηκε.

Πέραν αυτού, η ιδανικότητα του συνόλου δεδομένων ενισχύεται από το γεγονός ότι τα καταγεγραμμένα άτομα είχαν αξιοσημείωτη διαφορά ύψους αλλά και κανένα βαθμό συγγένειας, αποκλείοντας ομοιομορφίες στη δόμηση του σκελετού.

Τέλος, η επεξεργασία των δεδομένων όπως καιη ανάπτυξη και εκπαίδευση των αλγορίθμων έγινε σε συμβατούς υπολογιστές καθημερινής χρήσης με περιορισμένες δυνατότητες επεξεργαστή και μνήμης, καθώς και δεν εφαρμόσθηκε σε livestreamingδεδομένα, ο όγκος και η πολυπλοκότητα των οποίων είναι σαφώς μεγαλύτερα.

## συμπερασματα

Εν κατακλείδι, ο τομέας της χρήσης Μηχανών Εκμάθησης και η εφαρμογή τους στην ταξινόμηση σκελετικών δεδομένων,με στόχο την αναγνώριση προσώπου μέσα από αυτά ή τη διευκόλυνση της συλλογής δεδομένων μέσω Kinect, αποτελεί έναν πόλο ερευνητικού ενδιαφέροντος στις μέρες μας. Η παρούσα εργασία δεν είναι πάρα μια πρώτη προσέγγιση ενός πολύ καινοτόμου ερευνητικού ερωτήματος και φυσικών προβλημάτων ενός τομέα που τώρα γεννάται και διαμορφώνεται.

Ο αναγνώστης καλείται να κρατήσει από τη μελέτη αυτή πως προηγούμενες έρευνες επικεντρώνονται στους αλγορίθμους SVMκαι KNN, ξεχωρίζοντας τους από την πληθώρα των Μηχανών Εκμάθησης. Τόσο ο SVMόσο και ο ΚΝΝ απέδωσαν με εξαιρετικά ποσοστά ακρίβειας και πέτυχαν να ταξινομήσουν τα εργαστηριακά μας δεδομένα, αποδίδοντας καλύτερα απ’ότι προέβλεπαν οι βιβλιογραφικές αναφορές. Ωστόσο, η επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου ανάγεται σε κύριο βαθμό στην ακριβή διαμόρφωση των αναγκών και της φύσης του ερευνητικού προβλήματος.

Με τον SVMνα παρουσιάζεται πιο ελπιδοφόρος για την ταξινόμηση μεγάλου όγκου πραγματικών δεδομένων με επιτυχία, και νέες τροποποιήσεις των δύο αλγορίθμων να σχεδιάζονται συνεχώς, οι εξελίξεις στον τομέα αναμένονται καταιγιστικές και η πρόοδος ραγδαία

Βιβλιογραφια**[[8]](#footnote-9)**

Andersson, V., & Araujo, R. (2015). Person identification using anthropometric and gait data from kinect sensor. *Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Retrieved from http://www.researchgate.net/profile/Ricardo\_Araujo2/publication/272823941\_Person\_Identification\_Using\_Anthropometric\_and\_Gait\_Data\_from\_Kinect\_Sensor/links/54f054970cf2432ba65a3149.pdf

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* (pp. 627–633). IEEE. http://doi.org/10.1109/ICTAI.2014.99

Araujo, R. M., Graña, G., & Andersson, V. (2013). Towards skeleton biometric identification using the microsoft kinect sensor. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing - SAC ’13* (p. 21). New York, New York, USA: ACM Press. http://doi.org/10.1145/2480362.2480369

Bamidis, P. D., Fissler, P., Papageorgiou, S. G., Zilidou, V., Konstantinidis, E. I., Billis, A. S., … Kolassa, I.-T. (2015). Gains in cognition through combined cognitive and physical training: the role of training dosage and severity of neurocognitive disorder. *Frontiers in Aging Neuroscience*, *7*. http://doi.org/10.3389/fnagi.2015.00152

Brody, S. Support Vector Machines ( SVM ) (2010).

Casella, G., Fienberg, S., & Olkin, I. (2006). *An Introduction to Statistical Learning*. *Design* (Vol. 102). http://doi.org/10.1016/j.peva.2007.06.006

de Jonge, E., & van der Loo, M. (2013). An introduction to data cleaning with R. *Statistics Netherlands*, 53.

Iarlori, S., Ferracuti, F., & Giantomassi, A. (2014). *RGBD camera monitoring system for Alzheimer ’ s disease assessment using Recurrent Neural Networks with Parametric Bias action recognition*. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)* (Vol. 19). IFAC. http://doi.org/10.3182/20140824-6-ZA-1003.02199

Jannsen, B. (n.d.). Support Vector Machines for Binary Classification and its Applications, 0–65.

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. *Information Sciences*, *300*, 124–139. http://doi.org/10.1016/j.ins.2014.10.070

Konstantinidis, E. I., & Bamidis, P. D. (2015). Density based clustering on indoor kinect location tracking: A new way to exploit active and healthy aging living lab datasets. In *2015 IEEE 15th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)* (pp. 1–6). Belgrade, Serbia: IEEE. http://doi.org/10.1109/BIBE.2015.7367714

Konstantinidis, E. I., Billis, A., Bratsas, C., & Bamidis, P. D. (2016). Active and Healthy Ageing Big Dataset Streaming on Demand. In *Universal Access in Human-Computer Interaction. Users and Context Diversity* (pp. 375–384). Toronto, Canada. http://doi.org/10.1007/978-3-319-40238-3\_36

Konstantinidis, E. I., Billis, A. S., Bratsas, C., Siountas, A., & Bamidis, P. D. (2016). Thessaloniki Active and Healthy Ageing Living Lab: the roadmap from a specific project to a living lab towards openness. In *9th International Conference PErvasive Technologies Related to Assistive Environments (PETRA)*. http://doi.org/10.1145/2910674.2935846

Maillo, J., Triguero, I., & Herrera, F. (2015). A MapReduce-Based k-Nearest Neighbor Approach for Big Data Classification. *Proceedings - 14th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications, TrustCom 2015*, *2*, 167–172. http://doi.org/10.1109/Trustcom.2015.577

Miller, J. (2006). An Introduction to Quaternions and their Applications to Rotations in Computer Graphics, 1–10.

Min, X. M. X. (2006). X - X - X + X + X + X +, (cm), 2006–2006. http://doi.org/10.1021/ja0602389

Pisan, Y., Marin, J. J. G., & Navarro, K. F. K. (2013). Improving lives: using Microsoft Kinect to predict the loss of balance for elderly users under cognitive load. In *Proceedings of The 9th Australasian Conference on Interactive Entertainment Matters of Life and Death - IE ’13* (pp. 1–4). CONF, New York, New York, USA: ACM Press. http://doi.org/10.1145/2513002.2513026

Sinha, A., Chakravarty, K., & Bhowmick, B. (2013). Person identification using skeleton information from kinect. *ACHI 2013, The Sixth …*, (c), 101–108.

Stanevski, N., & Tsvetkov, D. (2005). Using Support Vector Machine as a Binary Classifier. *Proceedings of the International Conference on Computer Systems and Technologies (CompSysTech’ 05)*, (2), 1–5.

Stone, E. E., & Skubic, M. (2013). Unobtrusive, Continuous, In-Home Gait Measurement Using the Microsoft Kinect. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *60*(10), 2925–2932. http://doi.org/10.1109/TBME.2013.2266341

Sutton, O. (2012). Introduction to k Nearest Neighbour Classification and Condensed Nearest Neighbour Data Reduction. *Introduction to K Nearest Neighbour Classification*, 1–10.

Tsang, I. W., Kwok, J. T., & Cheung, P.-M. (2005). Core Vector Machines: Fast SVM Training on Very Large Data Sets. *Journal of Machine Learning Research*, *6*, 363–392. http://doi.org/10.1111/j.1442-9993.2007.01810.x

Wei, T., Qiao, Y., & Lee, B. (2014). Kinect Skeleton Coordinate Calibration for Remote Physical Training. In *MMEDIA 2014: The Sixth international Conferences on Advances in Multimedia*.

JohnB. Fraleigh,(2003). ΕισαγωγήστηνΆλγεβρα, *ΠανεπιστημιακέςΕκδόσειςΚρήτης,*ISBN-13 978-960-7309-71-6

KinectSensor

(a) http://stackoverflow.com/questions/21965723/kinect-how-do-i-id-the- first-tracked-skeleton-and-do-stuff-with-it-after

(b) https://dev.windows.com/en-us/kinect

(c) https://en.wikipedia.org/wiki/Kinect

(d) https://www.quora.com/How-does-Microsofts-Kinect-work-from-a-technology- standpoint

1. https://msdn.microsoft.com/en-us/library/jj131033.aspx [↑](#footnote-ref-2)
2. 1Αν P είναι το σημείο τομής μιας παράλληλης στον z-axis που περιέχει το LHή τοRHκαι μιας γραμμής κάθετης στονz-axis, τότε:

   1. ΑνD>0,A=(RH,P)καιB=(LH,P)

   2. ΑνD<0,A=(LH,P)καιB=(RH,P) [↑](#footnote-ref-3)
3. http://neerajkumar.org/writings/svm/ [↑](#footnote-ref-4)
4. Στηριζόμενοιστηνακόλουθηβιβλιογραφία: Karatzoglou, A., Meyer, D., & Hornik, K. (2006), Brody, S. (2010),Burges, C. J. C. (1997), Stanevski, N., & Tsvetkov, D. (2005) [↑](#footnote-ref-5)
5. <https://www.rdocumentation.org/packages/kernlab/versions/0.9-24/topics/ksvm>

   https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/kernlab.pdf [↑](#footnote-ref-6)
6. [↑](#footnote-ref-7)
7. http://stat.ethz.ch/R-manual/R-devel/library/class/html/knn.html [↑](#footnote-ref-8)
8. Για τη διαχείριση και παρουσίαση της βιβλιογραφίας χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό Mendeley. [↑](#footnote-ref-9)