



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Προτυποποίηση και ανάλυση εκφραστικότητας μη λεκτικής
συμπεριφοράς κατά την Φυσική Αλληλεπίδραση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δανάη Βασιλείου

Παναγιώτα Βασιλείου

Επιβλέπων : Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2012



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Προτυποποίηση και ανάλυση εκφραστικότητας μη λεκτικής
συμπεριφοράς κατά την Φυσική Αλληλεπίδραση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δανάη Βασιλείου

Παναγιώτα Βασιλείου

Επιβλέπων : Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Μαρτίου 2012.

.....
Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Στάμου
Λέκτορας Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2012

.....
Δανάη Βασιλείου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Παναγιώτα Βασιλείου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Δανάη Βασιλείου, 2012.

Copyright © Παναγιώτα Βασιλείου, 2012.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια έχει γίνει σημαντικό ερευνητικό έργο σχετικά με τον καθορισμό και την εξόρυξη των χαρακτηριστικών εκφραστικότητας όλου του σώματος μέσα στο πλαίσιο της χρησιμοποίησης της φυσικής αλληλεπίδρασης στα παιχνίδια και σε μάθηση βασισμένη σε παιχνίδια. Η εκφραστικότητα της συμπεριφοράς αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της διαδικασίας της επικοινωνίας δεδομένου ότι μπορεί να παρέχει πληροφορίες σχετικά με την τρέχουσα συναισθηματική κατάσταση, την προσωπικότητα του συνομιλητή και τις επιδόσεις του, όταν ο στόχος της αλληλεπίδρασης είναι μετρήσιμος. Πολλοί ερευνητές έχουν μελετήσει χαρακτηριστικά της ανθρώπινης κίνησης και τα κωδικοποίησαν σε δυαδικές κατηγορίες όπως αργή / γρήγορη, περιορισμένη / ευρεία, αδύναμη / ισχυρή, μικρή / μεγάλη, δυσάρεστη/ευχάριστη, ώστε να μοντελοποιήσουν κατάλληλα την εκφραστικότητα.

Οι διαστάσεις της εκφραστικότητας επιλέγονται ως η πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση στη μοντελοποίηση της εκφραστικότητας του σώματος, δεδομένου ότι καλύπτουν όλο το φάσμα των εκφραστικών παραμέτρων που σχετίζονται με το συναίσθημα. Από τον τομέα της σύνθεσης εκφραστικότητας πέντε παράμετροι έχουν οριστεί υπολογιστικά ακολουθώντας διαφορετικές προσεγγίσεις και η σύγκριση αυτών των προσεγγίσεων έχει ως στόχο να διερευνήσει την πλέον κατάλληλη για την αναπαράσταση κάθε χαρακτηριστικού εκφραστικότητας.

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία έγινε στατιστική επεξεργασία με τη χρήση του Matlab, δεδομένων που καταγράψαμε από τέσσερις χρήστες με τη βοήθεια του Kinect της Microsoft. Τα δεδομένα που καταγράψαμε προήλθαν από την κίνηση των χρηστών με βάση πέντε εκφραστικές παραμέτρους (συνολική ενεργοποίηση, χωρική έκταση, διάρκεια κίνησης, ρευστότητα, δύναμη) για ελάχιστη κίνηση του χρήστη (τιμή 0) και για μέγιστη κίνηση (τιμή 1). Για κάθε εκφραστική παράμετρο χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές προσεγγίσεις με βάση τη σιλουέτα, τα άκρα και τις αρθρώσεις. Στη συνέχεια, χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι αλγόριθμοι για την αξιολόγηση των παραπάνω εκφραστικών παραμέτρων με τη χρήση της πλατφόρμας λογισμικού μηχανικής μάθησης Weka.

Λέξεις κλειδιά

φυσική αλληλεπίδραση, εκφραστικότητα σώματος, ρευστότητα, χρονική διάρκεια, συνολική ενεργοποίηση, χωρική έκταση, δύναμη

Abstract

In recent years preliminary research has been conducted on defining and extracting full body expressivity features within the framework of using natural interaction in games and game based learning. Behavior expressiveness is an integral part of the communication process since it can provide information on the current emotional state, the personality of the interlocutor and his performance when the aim of the interaction is measurable. Many researchers have studied characteristics of human movement and coded them in binary categories such as slow/fast, restricted/wide, weak/strong, small/big, unpleasant/pleasant in order to properly model expressivity.

Expressivity dimensions are selected as the most complete approach to body expressivity modeling, since they cover the entire spectrum of expressivity parameters related to emotion and affect. Derived from the field of expressivity synthesis five parameters have been computationally defined following different approaches and comparison of these approaches aims to investigate the most suitable for representing each expressivity feature.

In this thesis, statistical analysis was made using Matlab, from data that we recorded from four users with the help of Microsoft's Kinect . The recorded data were derived from the movement of users according to five expressivity features (overall activation, spatial extent, temporal, fluidity, power) for minimum movement of the user (value 0) and for maximum movement (value 1). For each expressivity feature we used different approaches based on the silhouette, limbs and joints. Then, we used various algorithms for the evaluation of these expressivity features using machine learning software platform Weka.

Key words

natural interaction, body expressivity, fluidity, temporal, overall activation, spatial extent, power

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	6
Abstract.....	8
Περιεχόμενα.....	10
1 Εισαγωγή.....	12
1.1 Σκοπός.....	12
2 Γενικά.....	13
2.1 Ανάλυση εκφραστικότητας σε τρισδιάσταση φυσική αλληλεπίδραση.....	13
2.2 Ανίχνευση συναισθημάτων μέσω της αναγνώρισης προσώπου, φωνής και εκφράσεων σώματος.....	14
2.3 Μίμηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς από εικονικούς πράκτορες.....	17
2.4 Προσεγγίσεις μοντελοποίησης της εκφραστικότητας τρισδιάστατου πλήρους σώματος.....	18
3 Ορισμός και καταγραφή χαρακτηριστικών εκφραστικότητας.....	20
3.1 Χαρακτηριστικά εκφραστικότητας.....	20
3.1.1 Συνολική Ενεργοποίηση (Overall Activation).....	20
3.1.2 Χωρική Έκταση (Spatial Extent).....	21
3.1.3 Ρευστότητα (Fluidity).....	21
3.1.4 Διάρκεια Κίνησης (Temporal).....	22
3.1.5 Δύναμη (Power).....	22
3.2 Πειραματική Επιβεβαίωση.....	22
4 Στατιστική Επεξεργασία.....	25
4.1 Τεχνικές προτυποποίησης εκφραστικότητας.....	25
4.1.1 Μέσος όρος.....	25
4.1.2 Τυπική Απόκλιση.....	25
4.1.2.1 Σχέση μεταξύ τυπικής απόκλισης και μέσου όρου.....	26
4.1.3 Συντελεστής γραμμικής συσχέτισης (Pearson).....	27
4.1.3.1 Ερμηνεία και ιδιότητες του συντελεστής γραμμικής συσχέτισης.....	28
4.1.4 Συντελεστής Κάππα του Cohen.....	28
4.1.4.1 Ερμηνεία Συντελεστή Κάππα του Cohen.....	29
4.1.5 Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA.....	29
4.2 Αποτελέσματα.....	32
4.2.1 Εισαγωγή.....	32
4.2.2 Στατιστική Επεξεργασία εκφραστικών παραμέτρων.....	32
4.3 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων.....	53

5 Πλατφόρμα λογισμικού μηχανικής μάθησης (Weka)	55
5.1 Περιγραφή Weka.....	55
5.2 Πειράματα.....	57
Παράρτημα-Κώδικας εργασίας.....	67
Βιβλιογραφία	77

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Σκοπός

Τα τελευταία χρόνια έχει γίνει σημαντικό ερευνητικό έργο σχετικά με τον καθορισμό και την εξόρυξη των χαρακτηριστικών εκφραστικότητας όλου του σώματος μέσα στο πλαίσιο της χρησιμοποίησης της φυσικής αλληλεπίδρασης στα παιχνίδια και σε μάθηση βασισμένη σε παιχνίδια. Η εκφραστικότητα της συμπεριφοράς αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της διαδικασίας της επικοινωνίας δεδομένου ότι μπορεί να παρέχει πληροφορίες σχετικά με την τρέχουσα συναισθηματική κατάσταση, την προσωπικότητα του συνομιλητή και τις επιδόσεις του, όταν ο στόχος της αλληλεπίδρασης είναι μετρήσιμος. Πολλοί ερευνητές έχουν μελετήσει χαρακτηριστικά της ανθρώπινης κίνησης και τα κωδικοποίησαν σε δυαδικές κατηγορίες όπως αργή / γρήγορη, περιορισμένη / ευρεία, αδύναμη / ισχυρή, μικρή / μεγάλη, δυσάρεστη/ευχάριστη, ώστε να μοντελοποιήσουν κατάλληλα την εκφραστικότητα.

Οι διαστάσεις της εκφραστικότητας επιλέγονται ως η πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση στη μοντελοποίηση της εκφραστικότητας του σώματος, δεδομένου ότι καλύπτουν όλο το φάσμα των εκφραστικών παραμέτρων που σχετίζονται με το συναίσθημα. Από τον τομέα της σύνθεσης εκφραστικότητας πέντε παράμετροι έχουν οριστεί υπολογιστικά ακολουθώντας διαφορετικές προσεγγίσεις και η σύγκριση αυτών των προσεγγίσεων έχει ως στόχο να διερευνήσει την πλέον κατάλληλη για την αναπαράσταση κάθε χαρακτηριστικού εκφραστικότητας.

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία έγινε στατιστική επεξεργασία με τη χρήση του Matlab, δεδομένων που καταγράψαμε από τέσσερις χρήστες με τη βοήθεια του Kinect της Microsoft. Τα δεδομένα που καταγράψαμε προήλθαν από την κίνηση των χρηστών με βάση πέντε εκφραστικές παραμέτρους (συνολική ενεργοποίηση, χωρική έκταση, διάρκεια κίνησης, ρευστότητα, δύναμη) για ελάχιστη κίνηση του χρήστη (τιμή 0) και για μέγιστη κίνηση (τιμή 1). Για κάθε εκφραστική παράμετρο χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές προσεγγίσεις με βάση τη σιλουέτα, τα άκρα και τις αρθρώσεις. Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι αλγόριθμοι για την αξιολόγηση των παραπάνω εκφραστικών παραμέτρων με τη χρήση της πλατφόρμας λογισμικού μηχανικής μάθησης Weka.

Κεφάλαιο 2

Γενικά

2.1 Ανάλυση εκφραστικότητας σε τρισδιάστατη φυσική αλληλεπίδραση

Έχει γίνει πολύ έρευνα στους τομείς της ψυχολογίας και της γνωστικής επιστήμης που σχετίζεται με τη μη λεκτική συμπεριφορά και την επικοινωνία η οποία τονίζει τη σημασία των ποιοτικών εκφραστικών χαρακτηριστικών της κίνησης του σώματος, της στάσης, των χειρονομιών και γενικά της ανθρώπινης δράσης κατά τη διάρκεια μιας αλληλεπίδρασης [1]. Παρόλο που ένα τέτοιο ερευνητικό έργο μελετά κατά κύριο λόγο την αλληλεπίδραση μεταξύ ανθρώπων, μια τέτοια προσέγγιση μπορεί να επεκταθεί και σε αλληλεπίδραση μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή. Υπάρχει ερευνητικό έργο που έχει ενσωματώσει την εκφραστικότητα των χειρονομιών στο πλαίσιο της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-μηχανής (AAM), αλλά η συντριπτική πλειοψηφία της έρευνας επικεντρώνεται στην εκφραστικά ενισχυμένη σύνθεση των χειρονομιών, από εικονικούς πράκτορες και ECAs [2].

Οι ECAs είναι εικονικά ενσωματωμένες αναπαραστάσεις ανθρώπων που επικοινωνούν με το χρηστή μέσω της φωνής, των εκφράσεων του προσώπου, του βλέμματος, των χειρονομιών και των κινήσεων του σώματος. Για να γίνει ο πράκτορας πιο πιστευτός και να μοιάζει πιο πολύ με άνθρωπο, πρέπει να εκφράζει το συναίσθημα και να παρουσιάζει την προσωπικότητα του με συνεπή τρόπο.

Η Αλληλεπίδραση Ανθρώπου Υπολογιστή εισάγει συνεχώς νέα μέσα επικοινωνίας και αλληλεπίδρασης με τα συστήματα [3]. Εναλλακτικά, στα συμβατικά μέσα αλληλεπίδρασης, η Φυσική Αλληλεπίδραση προσελκύει όλο και πιο πολύ την προσοχή των ερευνητών σε σχετικούς ερευνητικούς τομείς. Στο πλαίσιο της Φυσικής Αλληλεπίδρασης οι κινήσεις του σώματος, η κίνηση και οι στάσεις, είτε εκ προθέσεως είτε όχι, μεταφέρουν σημαντικό συναισθηματικό περιεχόμενο, που ενισχύεται με ποιοτικές εκφραστικές ενδείξεις. Η κίνηση του σώματος ή οι στάσεις επικοινωνούν αποτελεσματικά και με συναισθηματικό περιεχόμενο και ενσωματώνονται στην άμεση και φυσική συναισθηματική έκφραση της κίνησης του σώματος [4].

Η μη λεκτικές ενδείξεις συμπεριφοράς είναι εξ ορισμού συνδεδεμένες με εναλλακτικά μέσα αλληλεπίδρασης, όπως η Φυσική Αλληλεπίδραση. Έχει γίνει πολύ έρευνα στους τομείς της ψυχολογίας και της γνωστικής επιστήμης που σχετίζεται με τη μη λεκτική συμπεριφορά και την επικοινωνία η οποία τονίζει τη σημασία των ποιοτικών εκφραστικών χαρακτηριστικών της κίνησης του σώματος, της στάσης,

των χειρονομιών και γενικά της ανθρώπινης δράσης κατά τη διάρκεια μιας αλληλεπίδρασης. Η προσαρμογή των διαπαλών και του περιεχόμενου ανάλογα με τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη αποτελεί προϋπόθεση για την επιτυχή και φιλική αλληλεπίδραση [5].

Η εκφραστικότητα της κίνησης του σώματος είναι μια ποιοτική ένδειξη η οποία είναι ή τουλάχιστον θα πρέπει να είναι, ενσωματωμένη στη διαδικασία σχεδιασμού των εν λόγω εφαρμογών. Ο Alex Pentland [6] έγραψε στο Scientific American: "Το πρόβλημα, κατά τη γνώμη μου, είναι ότι οι τωρινοί υπολογιστές μας είναι και κουφοί και τυφλοί: βιώνουν τον κόσμο μόνο μέσω ενός πληκτρολογίου και ένα ποντικιού. ... Πιστεύω ότι οι υπολογιστές πρέπει να είναι σε θέση να βλέπουν και να ακούν τι κάνουμε για να μπορέσουν να αποδεδειχθούν πραγματικά χρήσιμοι". Προχωρώντας ένα βήμα περαιτέρω, θα μπορούσαμε να προσθέσουμε, ότι θα πρέπει επίσης να ερμηνεύουν σωστά αυτό που βλέπουν και ακούνε. Η εκφραστικότητα της συμπεριφορά είναι ένα αναπόσπαστο μέρος της διαδικασίας της επικοινωνίας, δεδομένου ότι μπορεί να παρέχει πληροφορίες για τη τρέχουσα συναισθηματική κατάσταση, την προσωπικότητα του συνομιλητή και της απόδοσής του όταν ο σκοπός της αλληλεπίδρασης είναι μετρήσιμος. Πολλοί ερευνητές έχουν μελετήσει τα χαρακτηριστικά της ανθρώπινης κίνησης και τα έχουν κωδικοποιήσει σε δυαδικές κατηγορίες, όπως αργή / γρήγορη, περιορισμένη / ευρεία, αδύναμη / ισχυρή, μικρή/μεγάλη, δυσάρεστη/ευχάριστη ώστε να μοντελοποιήσουν σωστά την εκφραστικότητα.

Οι διαστάσεις εκφραστικότητας έχουν επιλεγεί ως η πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση για την μοντελοποίηση της εκφραστικότητας του σώματος, δεδομένου ότι καλύπτουν όλο το φάσμα των εκφραστικών παραμέτρων που σχετίζονται με το συναίσθημα και την επιρροή [7].

2.2 Ανίχνευση συναισθημάτων μέσω της αναγνώρισης προσώπου, φωνής και εκφράσεων του σώματος

Η εισαγωγή του όρου «συναισθηματική πληροφορική» από τον R. Picard [8] συνοψίζει το γεγονός ότι η πληροφορική πρέπει να θεωρηθεί ως ένα μέσο διασύνδεσης μεταξύ των ανθρώπων και των μηχανών και μερικές φορές ακόμη και μόνο μεταξύ των ανθρώπων. Για να επιτευχθεί αυτό, ο σχεδιασμός της εφαρμογής πρέπει να λαμβάνει υπόψη την ικανότητα των ανθρώπων να παρέχουν πολυτροπικές εισόδους στους υπολογιστές, απομακρυσμένοι έτσι από το μονολιθικό παράδειγμα επαφής παράθυρου-ποντικιού-δείκτη και χρησιμοποιώντας πιο διαισθητικές έννοιες, πιο κοντά στην ανθρώπινη φύση. Ένα μεγάλο μέρος αυτής της φυσιοκρατικής έννοια της αλληλεπίδρασης είναι η εκφραστικότητα [9], τόσο όσον αφορά την ερμηνεία της αντίδρασης του χρήστη σε ένα συγκεκριμένο γεγονός ή λαμβάνοντας υπόψη τη συναισθηματική του κατάσταση και την προσαρμογή σε αυτήν, δεδομένου ότι απαλλάσσει την καμπύλη μάθησης για τα συμβατικές διαπάλες και κάνει τους χρήστες που είναι λιγότερο γνώστες της τεχνολογίας να αισθάνονται πιο άνετα. Στο πλαίσιο αυτό, τόσο ο λόγος και οι εκφράσεις του

προσώπου έχουν μεγάλη σημασία, δεδομένου ότι συνήθως παρέχουν μια κατανοητή άποψη των αντιδράσεων των χρηστών.

Η πολυπλοκότητα του προβλήματος στηρίζεται στο συνδυασμό των πληροφοριών που προέρχονται από την ερμηνεία των δεδομένων μέσα στο χρόνο και την εξασθένιση του θορύβου από το φυσικό περιβάλλον. Με τη χρήση ενός επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου, η βραχυπρόθεσμη μνήμη, που παρέχεται μέσω της ανάδρασης, λειτουργεί ως απομόνωσης και η πληροφορία που απομνημονεύεται λαμβάνεται υπόψη σε κάθε επόμενο κύκλο. Η θεωρία σε αυτό το είδος δικτύου επιβεβαιώνει τον ισχυρισμό ότι είναι κατάλληλο για να μάθουν να αναγνωρίζουν και να παράγουν χρονικά μοτίβα καθώς επίσης και χωρικά.

Τα νατουραλιστικά στοιχεία που επιλέγονται ως είσοδοι είναι πιο κοντά στην ανθρώπινη πραγματικότητα, δεδομένου ότι οι διάλογοι δεν ενήργησαν, και η εκφραστικότητα δεν καθοδηγείται από τις οδηγίες (π.χ. ουδέτερη έκφραση ->ένα από τα έξι καθολικά συναισθήματα->ουδέτερο). Αυτό ενισχύει τη δυσκολία στο διαχωρισμό των εκφράσεων του προσώπου και των προτύπων ομιλίας. Παρ'όλα αυτά παρέχει το τέλειο πεδίο δοκιμών για το συνδυασμό των συμπερασμάτων που αντλήθηκαν από κάθε τροπικότητα σε μια μονάδα του χρόνου και να χρησιμοποιηθούν ως είσοδο στην παρακάτω ακολουθία ηχητικών και οπτικών δεδομένων που αναλύθηκαν. Στον τομέα της μονοτυπικής αναγνώρισης συναισθημάτων έχουν γίνει πολλές μελέτες. Οι εκφράσεις του προσώπου [10], [11] φωνητικά χαρακτηριστικά και φυσιολογικά σήματα έχουν χρησιμοποιηθεί ως είσοδοι κατά τη διάρκεια αυτών των προσπαθειών, ενώ η αναγνώριση πολυτροπικών συναισθημάτων σήμερα κερδίζει έδαφος.

Μια μεγάλη ποικιλία τεχνικών μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί στις προσεγγίσεις αναγνώρισης συναισθημάτων [12], [13]. Ειδικά στην πολυτροπική περίπτωση, όλα απασχολούν μεγάλο αριθμό ηχητικών, οπτικών ή φυσιολογικών χαρακτηριστικών, γεγονός που συνήθως εμποδίζει την εκπαιδευτική διαδικασία εκ τούτου, πρέπει να βρούμε έναν τρόπο να μειώσουμε τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών επιλέγοντας μόνο αυτά που αφορούν το συναίσθημα. Μια προφανής επιλογή για αυτό είναι τα νευρωνικά δίκτυα, εφόσον μας επιτρέπουν να εντοπίσουμε τις πιο σχετικά χαρακτηριστικά σε σχέση με την έξοδο, συνήθως παρατηρώντας τα βάρη τους. Μολονότι αυτού του είδους αρχιτεκτονικές έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς για να λύσουν προβλήματα που απαιτούν τον υπολογισμό μιας στατικής λειτουργίας, όπου η έξοδος εξαρτάται μόνο από τη τρέχουσα είσοδο ,και όχι από προηγούμενες εισόδους, αυτό δεν συμβαίνει στον τομέα της αναγνώρισης συναισθήματος.

Ένας από τους λόγους για αυτό είναι ότι η εκφραστικότητα είναι μια δυναμική, μεταβαλλόμενη χρονικά έννοια, όπου δεν είναι πάντα δυνατό να συμπεράνουμε μια συναισθηματική κατάσταση απλά κοιτάζοντας μια ακίνητη εικόνα. Ως αποτέλεσμα, οι Bayesian προσεγγίσεις οι οποίες εμφανίζονται και σε παρόμοια προβλήματα [14], πρέπει να επεκταθούν ώστε να συμπεριλάβαν την υποστήριξη για χρονομεταβλητά χαρακτηριστικά. Οι Picard [15] και Cohen [16] προτείνουν την χρήση των Hidden Markov Models (HMMs) για να μοντελοποιήσουν διακριτές συναισθηματικές καταστάσεις (ενδιαφέρον, χαρά ή αγωνία) και τα χρησιμοποιούν αυτά για να προβλέψουν την πιθανότητα καθενός, όταν δίνεται το βίντεο ενός χρήστη. Ωστόσο, αυτή η διαδικασία πρέπει να δημιουργήσει ένα χωριστό HMM για κάθε μία

από τις περιπτώσεις που εξετάζονται (π.χ. κάθε ένα από τα καθολικά συναισθήματα), καθιστώντας το πιο κατάλληλο σε περιπτώσεις όπου διακριτά συναισθήματα πρέπει να εκτιμηθούν.

Μια πιο κατάλληλη επιλογή θα ήταν τα RNNs (επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα), όπου οι παλιές εισοδοί επηρεάζουν την επεξεργασία των μελλοντικών εισόδων [17]. Τα RNNs έχουν το ωραίο χαρακτηριστικό της αναλυτικής μοντελοποίησης του χρόνου και της μνήμης ([18], [19]), μεριμνώντας για το γεγονός ότι οι συναισθηματικές καταστάσεις δεν έχουν έντονες διακυμάνσεις, δεδομένου ενός σύντομου χρονικού διαστήματος. Επιπλέον, μπορούν να διαμορφώσουν συναισθηματικές μεταβάσεις και όχι μόνο στατικές αναπαραστάσεις συναισθημάτων, παρέχοντας μια λύση για ποικίλες διακυμάνσεις χαρακτηριστικών.

Η συναισθηματική ανάλυση, η οποία έχει σκοπό να κατατάξει τα τμήματα της αλληλεπίδρασης σε συναισθήματα βασιζόμενα σε πληροφορίες χειρονομιών ή του σώματος, έχει ήδη προταθεί [20],[21]. Επιπλέον, οι πληροφορίες αυτές έχουν συγχωνευθεί με τρόπους που χρησιμοποιούνται ευρέως στη συναισθηματική πληροφορική, όπως εκφράσεις του προσώπου και προσωδία της ομιλίας [22].

Τα τελευταία χρόνια, η έρευνα στην περιοχή της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή απευθύνεται όλο και περισσότερο στην επικοινωνιακή διάσταση που σχετίζεται με το «έμμεσο κανάλι», που είναι το κανάλι μέσω του οποίου η συναισθηματική περιοχή αλληλεπιδρά με τη λεκτική πτυχή της επικοινωνίας[23]. Ένα από τα πιο δύσκολα θέματα είναι να αποκτήσει μια μηχανή συναισθηματική νοημοσύνη. Τα συναισθηματικά ευφυή συστήματα πρέπει να είναι σε θέση να δημιουργήσουν μια συναισθηματική αλληλεπίδραση με τους χρήστες: πρέπει να διαθέτουν την ικανότητα να αντιλαμβάνονται, να ερμηνεύουν, να εκφράζουν και να ρυθμίζουν τα συναισθήματά τους[24]. Αναγνωρίζοντας τη συναισθηματική κατάσταση των χρηστών είναι τότε αυτό μία από τις κύριες απαιτήσεις για τους υπολογιστές να αλληλεπιδρούν με επιτυχία με τους ανθρώπους. Τα περισσότερα από τα έργα πληροφορικής στην συναισθηματική πληροφορική δεν συνδυάζουν διαφορετικούς τρόπους σε ένα ξεχωριστό σύστημα για την ανάλυση της ανθρώπινης συναισθηματικής συμπεριφοράς: Τα διαφορετικά κανάλια πληροφόρησης (κυρίως οι εκφράσεις του προσώπου και ο λόγος) θεωρούνται ανεξάρτητα μεταξύ τους.

Επιπλέον, έχουν γίνει μόνο λίγες προσπάθειες για την ενσωμάτωση πληροφοριών από την κίνηση του σώματος και των χειρονομιών. Παρ'όλα αυτά, οι Sebe et al. [25] και Pantic et al. [26], τονίζουν ότι ένα ιδανικό σύστημα για την αυτόματη ανάλυση και αναγνώριση των ανθρωπίνων συναισθηματικών πληροφοριών θα πρέπει να είναι πολυτροπικό, όπως είναι το ανθρώπινο αισθητήριο σύστημα. Επιπλέον, μελέτες από την ψυχολογία δείχνουν την ανάγκη να εξετάσουμε την ενσωμάτωση των διαφόρων τρόπων συμπεριφοράς στην επικοινωνία ανθρώπου-με άνθρωπο[27] [28].

2.3 Μίμηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς από εικονικούς πράκτορες

Η μίμηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς ή η προσαρμογή της συμπεριφοράς εικονικών πρακτόρων ή των ECAs έχει επίσης μελετηθεί σημαντικά [29], [30], με στόχο να ενισχύσει την αλληλεπίδραση και το σχεδιασμό πρακτόρων που να βασίζονται σε ποιοτικές ενδείξεις των χειρονομιών ή του σώματος.

Η δυνατότητα των εικονικών πρακτόρων που μοιάζουν με την ανθρώπινη φύση να παρέχουν ανατροφοδότηση σε έναν χρήστη είναι μια σημαντική πτυχή για την υποστήριξη της φυσικότητας τους. Τόσο η ανάλυση όσο και η σύνθεση των πολυτροπικών ενδείξεων αποτελούν ένα σημαντικό μέρος της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή (HCI). Η πολυτροπική ανατροφοδότηση επηρεάζει την αξιοπιστία της συμπεριφοράς ενός πράκτορα όσον αφορά έναν ανθρώπινο παρατηρητή και ενισχύει την επικοινωνιακή εμπειρία. Κατά γενικό κανόνα, η μίμηση αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-με άνθρωπο.

Σε αυτό το πλαίσιο, ένας βρόχος μπορεί να οριστεί, όπου η σύνδεση οδηγεί σε μη συνειδητή μίμηση της στάσης του σώματος, των χειρονομιών των χεριών και των εκφράσεων του προσώπου της άλλης πλευράς, το οποίο με τη σειρά του βελτιώνει τη σχέση ενός με τους άλλους. Επεκτείνοντας αυτό το παράδειγμα στην αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή, κάποιος μπορεί να υποθέσει ότι οι χρήστες που αλληλεπιδρούν μέσω μιας επαφής, η οποία παρέχει προτροπές στο σύστημα μέσω ενός συναισθηματικού ECA και λαμβάνει την είσοδο του χρήστη μέσω φυσικών μέσων επικοινωνίας (εκφράσεις προσώπου, χέρια, κεφάλι, και χειρονομίες σώματος), αισθάνονται πιο άνετα από ό, τι στην περίπτωση αλληλεπίδρασης μέσω του συνήθους πρότυπου παράθυρο, ποντίκι, δείκτης.

Ενώ η συναισθηματική διέγερση ρυθμίζει όλα τα ανθρώπινα επικοινωνιακά σήματα, τα οπτικά κανάλια εκφράσεων του προσώπου και των χειρονομιών του σώματος και των χεριών) θεωρείται ότι είναι τα πιο σημαντικά στην ανθρώπινη κρίση των ενδείξεων συμπεριφοράς, δεδομένου ότι οι άνθρωποι παρατηρητές φαίνεται να είναι πιο ακριβείς στην κρίση τους όταν κοιτάζουν το πρόσωπο και το σώμα από ό, τι όταν εξαρτώνται μόνο από τη φωνή. Το γεγονός αυτό δείχνει ότι οι άνθρωποι βασίζονται σε εκφράσεις του προσώπου για να ερμηνεύσουν τη διάθεση της συμπεριφοράς κάποιου και σε μικρότερο βαθμό στις φωνητικές εκφράσεις.

Ωστόσο, αν και οι ερευνητές δεν ήταν σε θέση να προσδιορίσουν ένα σύνολο φωνητικών ενδείξεων οι οποίες να διαχωρίζονται με αξιοπιστία βάση του συναισθήματος, οι ακροατές φαίνεται να είναι ακριβείς όσον αφορά την αποκρυπτογράφηση συναισθημάτων από φωνητικές ενδείξεις.

Έτσι, η ανάλυση των ανθρώπινων συναισθημάτων του σώματος θα έπρεπε τουλάχιστον να συμπεριλαμβάνει τις εκφράσεις του προσώπου και των συναφών χαρακτηριστικών σαν τροπικότατα και κατά προτίμηση θα έπρεπε επίσης να φροντίσει για την αντίληψη είτε χειρονομιών του σώματος είτε της προσωδίας της ομιλίας.

Τέλος, ενώ πολύ πληροφορία από διαφορετικά κανάλια φαίνεται να μπερδεύει την ανθρώπινη κρίση, με αποτέλεσμα να οδηγεί σε λιγότερο ακριβείς κρίσεις της συμπεριφοράς, όταν περισσότερα κανάλια παρατήρησης είναι διαθέσιμα (π.χ., πρόσωπο, σώμα, και ομιλία), ο συνδυασμός αυτών των πολλαπλών τρόπων (συμπεριλαμβανομένης της ομιλίας και της φυσιολογίας) μπορεί να αποδειχθεί κατάλληλος για την υλοποίηση της αυτόματης ανθρώπινης συναισθηματικής ανάλυσης.

2.4 Προσεγγίσεις μοντελοποίησης της εκφραστικότητας τρισδιάστατου πλήρους σώματος

Μετά από ερευνητική μελέτη[31,32] ορίστηκαν έξι διαστάσεις που αντιπροσωπεύουν την εκφραστικότητα της συμπεριφοράς. Οι διαστάσεις εκφραστικότητας έχουν σχεδιαστεί για επικοινωνιακές συμπεριφορές μόνο. Κάθε διάσταση ενεργεί διαφορετικά για κάθε τροπικότητα. Για μια χειρονομία του χεριού, η εκφραστικότητα δουλεύει στο επίπεδο των φάσεων της χειρονομίας: για παράδειγμα, η φάση της προετοιμασίας, της κίνησης, της αναμονής καθώς και στον τρόπο με τον οποίο δύο χειρονομίες συνεργάζονται[33,34]. Θεωρούμε έξι διαστάσεις της εκφραστικότητας:

- Συνολική ενεργοποίηση
- Χωρική έκταση
- Διάρκεια Κίνησης
- Ρευστότητα
- Δύναμη/Ενέργεια
- Επαναληψιμότητα

Για τη μοντελοποίηση της εκφραστικότητας χρησιμοποιήθηκαν οι έξι διαστάσεις της συμπεριφοράς [35], ως πιο ολοκληρωμένος τρόπος για να περιγράψουμε την εκφραστικότητα, δεδομένου ότι αντιμετωπίζει όλες τις παραμέτρους της έκφρασης των συναισθημάτων [36]. Πέντε παράμετροι μοντελοποίησης της εκφραστικότητας της συμπεριφοράς έχουν οριστεί σε επίπεδο ανάλυσης, ως υποσύνολο των χαρακτηριστικών που προέρχονται από τον τομέα της σύνθεσης εκφραστικότητας:

- Συνολική ενεργοποίηση
- Χωρική έκταση
- Διάρκεια Κίνησης
- Ρευστότητα
- Δύναμη

Ο απώτερος στόχος είναι να διαμορφώσουμε κάθε χαρακτηριστικό εκφραστικότητας του πλήρους σώματος χρησιμοποιώντας μία από τις προσεγγίσεις που περιγράφονται παρακάτω. Αρχικά, η στάση του σώματος P επίσημα ορίζεται ως μια ακολουθία, T καρέ $i \in [1, T]$, που αποτελείται από

$$P = [\vec{l}, \vec{r}, S, D, F, J]$$

- 3D συντεταγμένες του αριστερού και δεξιού χεριού:

$$\vec{l} = (x_l, y_l, z_l)$$

$$\vec{r} = (x_r, y_r, z_r)$$

- S δυαδική εικόνα σιλουέτας
- D βάθος του χάρτη της εικόνας
- F πληροφορίες προσώπου

$$F = [p, d, z]$$

, p θέση, d μέγεθος διαγωνίου, z βάθος

- J αρθρώσεις σκελετού για αριστερό/δεξί βραχίονα J_l/J_r
 - ώμος
 - αγκώνα
 - ισχίο
 - γόνατο

Λαμβάνοντας υπόψη τον παραπάνω ορισμό της στάσης, τα χαρακτηριστικά εκφραστικότητας διατυπώνονται χρησιμοποιώντας διαφορετικές προσεγγίσεις, με βάση:

- α) σιλουέτα (Silhouette)
- β) άκρα (Limbs)
- γ) αρθρώσεις (Joints)

Αν και η σιλουέτα χρησιμοποιείται συνήθως για την ανάλυση της εκφραστικότητας του πλήρους σώματος, η τυποποίηση της εκφραστικότητας που βασίζεται στα άκρα παρουσιάζει ενδιαφέρον, δεδομένου ότι έχει χρησιμοποιηθεί πριν στο μισό σώμα, δηλαδή στο επιτραπέζιο πλαίσιο αλληλεπίδρασης. Θα μπορούσε να υποστηριχθεί ότι η ανάλυση που βασίζεται στα άκρα είναι μια υποπερίπτωση της ανάλυσης που βασίζεται στη σιλουέτα, αλλά από την άλλη πλευρά η εξόρυξη χαρακτηριστικών ή σημείων/περιοχών ενδιαφέροντος με χρήση υπολογιστικής όρασης και τεχνικών επεξεργασίας εικόνας είναι ένα εντελώς διαφορετικό ζήτημα.

Η εξόρυξη πληροφοριών από τη σιλουέτα είναι ένα εύκολο έργο για σταθερό φόντο και είναι εφικτό όταν πληροφορίες για το βάθος είναι διαθέσιμες. Τα άκρα στην πραγματικότητα οι ρυθμιστές των ακρών, αντίχνευσης και εντοπισμού, ειδικά για την περίπτωση των χεριών που έχουν το χρώμα του δέρματος θα μπορούσε να εφαρμοστεί σε ευρύτερο φάσμα εφαρμογών και αλληλεπίδρασης. Τέλος, η τυποποίηση της εκφραστικότητας των αρθρώσεων είναι αρκετά καινοτόμα καθώς η δυναμική εξόρυξη σχετικών χαρακτηριστικών είναι ένα εξαιρετικά δύσκολο έργο και οι ερευνητές επέλεξαν απλούστερες και πιο δυναμικές προσεγγίσεις.

Κεφάλαιο 3

Ορισμός και καταγραφή χαρακτηριστικών εκφραστικότητας

3.1 Χαρακτηριστικά Εκφραστικότητας

3.1.1 Συνολική ενεργοποίηση (Overall Activation):

Η ποσότητα της κίνησης σε διάφορες διαδικασίες κατά τη διάρκεια μιας διαλογικής συζήτησης (π.χ., η ταυτόχρονη χρήση της έκφρασης του προσώπου και χειρονομιών για να απεικονίσει τις επικοινωνιακές πράξεις - παθητική / στατική).[37]

α) Για ένα δεδομένο χρονικό παράθυρο με w καρέ καθορίζουμε τον όγκο της εξασθενημένης κίνησης της σιλουέτας (FSMV) προσθέτοντας ένα πολύ μικρό βάρος που εξαρτάται από τον χρόνο και τον όγκο:

$$FSMV_t = ((\sum_{i=1}^w \frac{w-i}{w} S_{t-i}) - S_t)(|D_t - D_{t-w}|)$$

Η γενική εξίσωση της συνολικής ενεργοποίησης που βασίζεται στη σιλουέτα θα ήταν:

$$OA = \frac{\text{volume of motion}}{\text{volume of silhouette}}$$

ή καλύτερα οριζόμενη ως:

$$\frac{FSMV}{SV}$$

$$FSMV = \sum_{t=1}^T FSMV_t$$

$$SV = \sum_{i=1}^T S_i D_i$$

Ο SV είναι ένας παράγοντας κανονικοποίησης για την απόσταση και το μέγεθος αμετάβλητων αποτελεσμάτων.

β) Η συνολική ενεργοποίηση(OA) που βασίζεται στα άκρα ορίζεται ως:

$$OA = \sum_{i=1}^T |r\vec{h}_i - r\vec{h}_{i-1}| + |l\vec{h}_i - l\vec{h}_{i-1}| + |r\vec{f}_i - r\vec{f}_{i-1}| + |l\vec{f}_i - l\vec{f}_{i-1}|$$

γ) σταθμισμένο άθροισμα των παραγώγων των περιστροφών των αρθρώσεων:

$$OA = W_1(J'_{ls} + J'_{lh} + J'_{rs} + J'_{rh}) + W_2(J'_{le} + J'_{lk} + J'_{re} + J'_{rk})$$

s= ώμος, e= αγκώνας, h=ισχίο, k=γόνατο.

3.1.2 Χωρική έκταση (Spatial Extent):

Η χωρική έκταση εκφράζεται με την επέκταση ή τη συμπύκνωση του χώρου που χρησιμοποιείται μπροστά από το χρηστή (χώρος χειρονομιών).[37]

α) Δισδιάστατη σιλουέτα:

- Μεγίστη τιμή (max) και Μέση τιμή (mean) της περιοχής του πολυγώνου που αποτελείται από το αριστερό χέρι, το κεφάλι, το δεξί χέρι, το δεξί πόδι, αριστερό πόδι κανονικοποιημένο με SE₀.
- Μεγίστη τιμή (max) και Μέση τιμή (mean) του αθροίσματος των διαγωνίων του τετραπλεύρου που αποτελείται από το δεξί χέρι / αριστερό πόδι και το αριστερό χέρι / δεξί πόδι κανονικοποιημένο με SE₀.

β) Τα άκρα συμπεριλαμβάνονται ήδη στη σιλουέτα

γ) Οι αρθρώσεις δεν έχουν νόημα εφόσον η περιστροφή είναι ανεξάρτητη της χωρικής έκτασης.

3.1.3 Ρευστότητα (Fluidity):

Η ρευστότητα διαφοροποιεί την ομαλή/κομψή από την ξαφνική/απότομη χειρονομία. Η έννοια αυτή δείχνει τη συνέχεια μεταξύ των κινήσεων. [37]

Τυπικά ορίζεται ως η διακύμανση της Συνολικής Ενεργοποίησης όπως περιγράφηκε προηγουμένως:

$$FL = \text{Var}\left(\frac{FSMV}{SV_0}\right)$$

Η ποσότητα στην οποία αντιστοιχεί το FL είναι αντιστρόφως ανάλογη με την έννοια της ρευστότητας. Έτσι, μια κίνηση με μεγάλη τομή της εκφραστικής παραμέτρου FL δείχνει χαμηλή ρευστότητα και κατά συνέπεια χαρακτηρίζεται ως μια ξαφνική / απότομη κίνηση. Η αντίστροφη του ορισμό της ρευστότητας δεν είναι μια εύκολη διαδικασία διότι το πάνω και κάτω όριο της μέτρησης δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων.

3.1.4 Διάρκεια Κίνησης (Temporal):

Υποδηλώνει την ταχύτητα της κίνησης του χεριού κατά τη διάρκεια μιας χειρονομίας και διαχωρίζει γρήγορες από αργές χειρονομίες: [37]

$$TE = \frac{\text{mean}(FSMV)}{SV_0}$$

$$SV_0 = S_0 D_0$$

Το SV_0 είναι ένας παράγοντας κανονικοποίησης.

3.1.5 Δύναμη (Power):

Η δύναμη αναφέρεται στις δυναμικές ιδιότητες της κίνησης (π.χ. αδύναμη/χαλαρή έναντι ισχυρή/έντονης). [37]

$$PO = FSMV'$$

3.2 Πειραματική Επιβεβαίωση

Αρχικά, ένα σύνολο δεδομένων κατασκευάστηκε από την καταγραφή τεσσάρων χρηστών ενώ εκτελούσαν παραλλαγές διαφόρων κινήσεων χρησιμοποιώντας το Microsoft Kinect. Δεδομένου ότι η μελέτη αυτή έχει ως στόχο να διερευνήσει τη βέλτιστη προσέγγιση για να τυποποιήσουμε υπολογιστικά την εκφραστικότητα του σώματος, το σύνολο δεδομένων κατασκευάστηκε με βάση τις ακραίες εκφράσεις των χρηστών. Όταν ολοκληρωθεί είναι φυσικό να επεκταθεί το σύνολο δεδομένων σε φυσικές εκφράσεις κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού ή σε άλλα περιβάλλοντα αλληλεπίδρασης τα οποία περιλαμβάνουν όλη την κίνηση του σώματος.

Κατά τη διάρκεια των καταγράφων οι χρήστες κλήθηκαν να εκτελέσουν δύο κινήσεις του σώματος ανά χαρακτηριστικό εκφραστικότητας που αντιστοιχούν σε μέγιστη(1) και ελάχιστη(0) τιμή κίνησης. Πριν από τις καταγραφές οι χρήστες ενημερώθηκαν για το συγκεκριμένο σύστημα ταξινόμησης. Κάποιες περιπτώσεις της διαδικασίας καταγραφής φαίνονται παρακάτω. Τα χαρακτηριστικά εκφραστικότητας έχουν εξαχθεί με τους ανωτέρω ορισμούς και για κάθε χαρακτηριστικό η βέλτιστη τυποποίηση θα πρέπει να επιλεγεί βασιζόμενη στην ικανότητα διαχωρισμού.



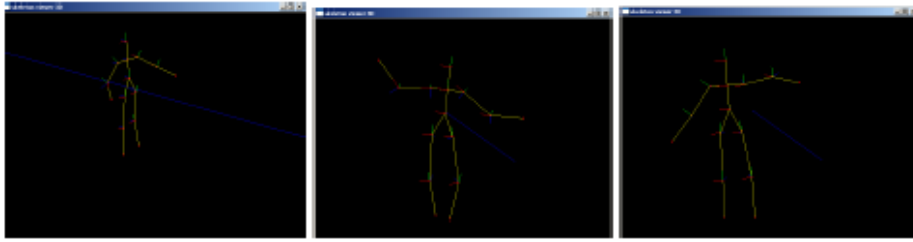
Εικόνα 1: Διαφορετικά στιγμιότυπα του χρηστή κατά τη διάρκεια καταγραφής

Αρχικά, η δυαδική εικόνα της σιλουέτας S και ο χάρτης του βάθους της εικόνας D υπολογίστηκαν όπως περιγράφεται προηγουμένως και φαίνεται στην Εικόνα 2. Αυτή η είσοδος χρησιμοποιείται για τη τυποποίηση της εκφραστικότητας του πλήρους σώματος με βάση τη σιλουέτα.



Εικόνα 2: Εικόνες βάθους και σιλουέτας που παρέχονται από το Kinect

Επιπλέον, οι J_l / J_r αρθρώσεις του σκελετού υπολογίστηκαν για αριστερό / δεξί ώμο, αγκώνα, ισχίο και γόνατο. Οι περιστροφές περιγράφηκαν προηγουμένως και χρησιμοποιήθηκαν για την μοντελοποίηση της εκφραστικότητας χρησιμοποιώντας περιστροφές των αρθρώσεων και του σκελετού και τέτοιες αναπαραστάσεις παρουσιάζονται στις εικόνες 3 και 4 αντίστοιχα.



Εικόνα 3: Αναπαράσταση σκελετού (ειδώλου) χρησιμοποιώντας υπολογιζόμενες περιστροφές αρθρώσεων

Η τυποποίηση της εκφραστικότητας που βασίζεται στα άκρα είναι πιο απλή και βασίζεται μόνο στους τελικούς ρυθμιστές της κινηματικής αλυσίδας των άνω και των κάτω άκρων.



Εικόνα 4: Εικόνες με πληροφορίες για το βάθος και το σκελετό

Κεφάλαιο 4

Στατιστική Επεξεργασία

4.1 Τεχνικές προτυποποίησης εκφραστικότητας

4.1.1 Μέσος Όρος (Mean)

Μέσος όρος ενός συνόλου n παρατηρήσεων αποτελεί το σπουδαιότερο και χρησιμότερο μέτρο της Στατιστική και είναι ένα μέτρο θέσης, δηλαδή δείχνει σχετικά τις θέσεις των αριθμών στους οποίους αναφέρεται. Η μέση τιμή συμμετέχει σε αρκετούς τύπους της στατιστικής και εξετάζεται σε σχεδόν όλες τις στατιστικές κατανομές. Γενικά, ορίζεται ως το άθροισμα των παρατηρήσεων δια του πλήθους αυτών. Είναι δηλαδή η μαθηματική πράξη ανεύρεσης της «μέσης απόστασης» ανάμεσα σε δύο ή περισσότερους αριθμούς. Η μέση τιμή συμβολίζεται με \bar{x} . Γενικός τύπος της μέσης τιμής είναι [38]:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i = \frac{1}{n} (t_1 + \dots + t_n), \text{ όπου } t_i \text{ η } i \text{ παρατήρηση και } n \text{ το πλήθος των παρατηρήσεων}$$

4.1.2 Τυπική Απόκλιση (Standard Deviation)

Η τυπική απόκλιση είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο μέτρο της μεταβλητότητας ή ποικιλομορφίας που χρησιμοποιείται στη στατιστική και στη θεωρία πιθανοτήτων. Η τυπική απόκλιση μετράει την διασπορά των τιμών της μεταβλητής γύρω από το μέσο όρο. Χάρη σε αυτή μπορούμε να διακρίνουμε αν οι τιμές της μεταβλητής απέχουν σημαντικά από τον μέσο όρο. Όσο μικρότερη είναι η τιμή της τυπικής απόκλισης, τόσο ο μέσος όρος αποτελεί αντιπροσωπευτικό στατιστικό μέτρο για την κατανομή της μεταβλητής, ενώ η υψηλή τυπική απόκλιση δείχνει ότι τα σημεία δεδομένων απλώνονται σε ένα μεγάλο εύρος τιμών.

Η τυπική απόκλιση μιας τυχαίας μεταβλητής, ενός στατιστικού πληθυσμού, ενός σύνολο δεδομένων, ή μιας κατανομής πιθανοτήτων είναι η τετραγωνική ρίζα της διασποράς. Είναι αλγεβρικά απλούστερη αν και στην πράξη λιγότερο ισχυρή από τη μέση απόλυτη απόκλιση. Μια χρήσιμη ιδιότητα της τυπικής απόκλισης είναι ότι, σε αντίθεση με τη διακύμανση, εκφράζεται στις ίδιες μονάδες με τα δεδομένα.

έστω X είναι μια τυχαία μεταβλητή με μέση τιμή μ :

$$E[X] = \mu.$$

Εδώ ο Όρος E δηλώνει τη μέση ή αναμενόμενη τιμή της X . Στη συνέχεια, η τυπική απόκλιση του X είναι η ποσότητα

$$\sigma = \sqrt{E[(X - \mu)^2]}.$$

Δηλαδή, η τυπική απόκλιση σ (σίγμα) είναι η τετραγωνική ρίζα της διακύμανσης του X , δηλαδή, είναι η τετραγωνική ρίζα της μέσης τιμής του $(X - \mu)^2$.

Η τυπική απόκλιση μιας (μονοδιάστατης) κατανομής πιθανοτήτων είναι η ίδια με εκείνη μιας τυχαίας μεταβλητής που έχει αυτή τη κατανομή. Δεν έχουν όλες οι τυχαίες μεταβλητές μία τυπική απόκλιση, δεδομένου ότι αυτές οι αναμενόμενες τιμές δεν χρειάζεται να υπάρχουν. Για παράδειγμα, η τυπική απόκλιση της τυχαίας μεταβλητής που ακολουθεί την κατανομή του Cauchy είναι απροσδιόριστη, επειδή η αναμενόμενη τιμή της μ είναι απροσδιόριστη.

4.1.2.1 Σχέση μεταξύ τυπικής απόκλισης και μέσου όρου

Ο μέσος Όρος και η τυπική απόκλιση ενός συνόλου δεδομένων συνήθως αναφέρονται μαζί. Κατά μία έννοια, η τυπική απόκλιση είναι ένα "φυσικό" μέτρο της στατιστικής διασποράς, εάν το κέντρο των δεδομένων της μετρηθεί γύρω από το μέσο ορό. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η τυπική απόκλιση από το μέσο ορό είναι μικρότερη από ό, τι από κάθε άλλο σημείο. Η ακριβής δήλωση είναι η εξής: ας υποθέσουμε ότι x_1, \dots, x_n είναι πραγματικοί αριθμοί και ορίζουν τη συνάρτηση:

$$\sigma(r) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - r)^2}.$$

Χρησιμοποιώντας διαφορικό λογισμό είναι δυνατόν να αποδειχθεί ότι το $\sigma(r)$ έχει ένα μοναδικό ελάχιστο στο μέσο ορό:

$$r = \bar{x}.$$

Η μεταβλητότητα μπορεί επίσης να μετρηθεί από το συντελεστή διακύμανσης, ο οποίος είναι ο λόγος της τυπικής απόκλισης προς το μέσο ορό. Πρόκειται για ένα διαστατό αριθμό.

Συχνά θέλουμε κάποιες πληροφορίες σχετικά με την ακρίβεια του μέσου όρου που λαμβάνεται. Αυτό το πετυχαίνουμε με τον ορισμό της τυπικής απόκλισης της μέσης τιμής του δείγματος. Η τυπική απόκλιση του μέσου όρου συνδέεται με την τυπική απόκλιση της κατανομής σύμφωνα με:

$$\sigma_{\text{mean}} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sigma$$

όπου N είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων του δείγματος που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του μέσου όρου. Αυτό μπορεί εύκολα να αποδειχθεί με:

$$\begin{aligned}\text{var}(X) &\equiv \sigma_X^2 \\ \text{var}(X_1 + X_2) &\equiv \text{var}(X_1) + \text{var}(X_2) \\ \text{var}(cX_1) &\equiv c^2 \text{var}(X_1)\end{aligned}$$

ως εκ τούτου,

$$\begin{aligned}\text{var}(\text{mean}) &= \text{var}\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i\right) = \frac{1}{N^2} \text{var}\left(\sum_{i=1}^N X_i\right) \\ &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \text{var}(X_i) = \frac{N}{N^2} \text{var}(X) = \frac{1}{N} \text{var}(X).\end{aligned}$$

Με αποτέλεσμα:

$$\sigma_{\text{mean}} = \frac{\sigma}{\sqrt{N}}.$$

4.1.3 Συντελεστής γραμμικής συσχέτισης (Pearson)

Η συσχέτιση μετρά το βαθμό συνάφειας-αλληλεπίδρασης ανάμεσα σε δύο ή περισσότερες μεταβλητές. Πρακτικά σημαίνει, ότι από την τιμή ενός δείκτη (συντελεστή συσχέτισης) κατανοούμε πόσο έντονη ή χαλαρή είναι η συσχέτιση δύο μεταβλητών. Η διαδικασία συσχέτισης παρουσιάζεται όχι μόνο σε ποσοτικές μεταβλητές (συντελεστής Pearson) αλλά και σε ποιοτικές ή κατηγορικές μεταβλητές [38].

Ο Συντελεστής γραμμικής συσχέτισης Pearson ανάμεσα σε δύο μεταβλητές ορίζεται ως η συνδιακύμανση των δύο μεταβλητών διαιρούμενο με το γινόμενο των τυπικών αποκλίσεων τους :

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y},$$

Ο παραπάνω τύπος καθορίζει τον πληθυσμιακό συντελεστή συσχέτισης. Αντικαθιστώντας τις εκτιμήσεις των διασπορών και των διακυμάνσεων που βασίζονται σε ένα δείγμα δίνει το συντελεστή συσχέτισης του δείγματος, που συνήθως συμβολίζεται με r :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}.$$

Μια ισοδύναμη έκφραση δίνει το συντελεστή συσχέτισης ως το μέσο όρο των γινόμενων του προτύπων αποτελεσμάτων. Βασισμένο σε ένα δείγμα του ζεύγους δεδομένων (X_i, Y_i) , ο δειγματικός συντελεστής γραμμικής συσχέτισης Pearson είναι:

$$r = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{s_X} \right) \left(\frac{Y_i - \bar{Y}}{s_Y} \right)$$

όπου

$$\frac{X_i - \bar{X}}{s_X}, \bar{X}, \text{ and } s_X$$

είναι το πρότυπο αποτέλεσμα, δειγματικός μέσος Όρος, και δειγματική τυπική απόκλιση, αντίστοιχα.

Με $\text{cov}(X,Y)$ συμβολίζουμε τη δειγματική διακύμανση των μεταβλητών X και Y . Εκφράζει τη μεταβολή-συσχέτιση δύο μεταβλητών μέσω του αθροίσματος των γινομένων των αποκλίσεων των τιμών τους από τους αντίστοιχους μέσους. Μεγάλες τιμές της υποδηλώνουν ότι υπάρχει μεταβολή-συσχέτιση ενώ μικρές τιμές της υποδηλώνουν ότι δεν υπάρχει μεταβολή-συσχέτιση. Όμως, δε χρησιμοποιείται ως μέτρο συσχέτισης δύο μεταβλητών διότι επηρεάζεται από τις μονάδες στις οποίες εκφράζονται οι μεταβλητές.

4.1.3.1 Ερμηνεία και ιδιότητες του συντελεστή γραμμικής συσχέτισης

- Ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης r δίνει ένα μέτρο του μεγέθους της γραμμικής συσχέτισης μεταξύ δύο μεταβλητών.

- Παίρνει τιμές στο κλειστό διάστημα $[-1, 1]$.

- Αν $r = \pm 1$ υπάρχει τέλεια γραμμική συσχέτιση.
- Αν $-0,3 \leq r < 0,3$ δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση. Αυτό, όμως, δεν σημαίνει ότι δεν υπάρχει άλλου είδους συσχέτιση μεταξύ των δύο μεταβλητών.
- Αν $-0,5 < r \leq -0,3$ ή $0,3 \leq r < 0,5$ υπάρχει ασθενής γραμμική συσχέτιση.
- Αν $-0,7 < r \leq -0,5$ ή $0,5 \leq r < 0,7$ υπάρχει μέση γραμμική συσχέτιση.
- Αν $-0,8 < r \leq -0,7$ ή $0,7 \leq r < 0,8$ υπάρχει ισχυρή γραμμική συσχέτιση.
- Αν $-1 < r \leq -0,8$ ή $0,8 \leq r < 1$ υπάρχει πολύ ισχυρή γραμμική συσχέτιση.

Θετικές τιμές του r δεν υποδηλώνουν, κατ' ανάγκη μεγαλύτερο βαθμό γραμμικής συσχέτισης από το βαθμό γραμμικής συσχέτισης που υποδηλώνουν αρνητικές τιμές του r . Ο βαθμός γραμμικής συσχέτισης καθορίζεται από την απόλυτη τιμή του r και όχι από το πρόσημο του r . Το πρόσημο του r καθορίζει το είδος, μόνο, της συσχέτισης (θετική ή αρνητική). Μας πληροφορεί δηλαδή για το αν αύξηση της μιας μεταβλητής αντιστοιχεί σε αύξηση ή σε μείωση της άλλης μεταβλητής.

4.1.4 Συντελεστής Κάππα του Cohen(Cohen's Kappa Coefficient):

Ο συντελεστής Κάππα του Cohen είναι ένα στατιστικό μέτρο που χρησιμοποιείται για την μέτρηση του ποσοστού συμφωνίας ανάμεσα σε δύο κριτές. Επίσης, αυτός ο συντελεστής λαμβάνει υπόψη τη συμφωνία που συμβαίνει κατά τύχη.

Οι κριτές στο πλαίσιο αυτό μπορεί να είναι μεμονωμένα ανθρώπινα όντα, ένα σύνολο ατόμων που ταξινομούν τα Ν στοιχεία συλλογικά, ή κάποιος μη-ανθρώπινος οργανισμός, όπως ένα πρόγραμμα υπολογιστή που εκτελεί μια ταξινόμηση με βάση καθορισμένα κριτήρια.

Η εξίσωση κ είναι:

$$\kappa = \frac{\text{Pr}(a) - \text{Pr}(e)}{1 - \text{Pr}(e)},$$

όπου Pr (α) είναι η σχετική παρατηρούμενη συμφωνία μεταξύ των κριτών και Pr (e) είναι η υποθετική πιθανότητα τυχαίας συμφωνίας, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα των παρατηρήσεων για τον υπολογισμό των πιθανοτήτων του κάθε κριτή. Εάν οι κριτές είναι σε πλήρη συμφωνία, τότε κ = 1. Αν δεν υπάρχει συμφωνία μεταξύ των κριτών, εκτός από αυτή που θα αναμενόταν από την τύχη (όπως ορίζεται από το Pr (e)), τότε κ = 0.

4.1.4.1 Ερμηνεία Συντελεστή Κάππα του Cohen

- Ο συντελεστής Κάππα του Cohen είναι πάντοτε μικρότερος ή ίσος με 1. Η τιμή 1 εκφράζει τέλεια συμφωνία και τιμές μικρότερες του 1 εκφράζουν όχι τέλεια συμφωνία.
- Σε σπάνιες περιπτώσεις ο συντελεστής Κάππα μπορεί να είναι αρνητικός. Αυτό είναι ένα σημάδι ότι οι δύο κριτές συμφώνησαν λιγότερο από ό, τι θα αναμενόταν μόνο κατά τύχη.
- Είναι σπάνιο να έχουμε τέλεια συμφωνία. Διαφορετικοί άνθρωποι έχουν διαφορετικές ερμηνείες ως προς το τι είναι ένα καλό επίπεδο συμφωνίας.

Μια πιθανή ερμηνεία του συντελεστή Κάππα είναι:

- Κακή συμφωνία = λιγότερο από 0.00
- Ασήμαντη συμφωνία = 0.00 έως 0.20
- Ασθενής συμφωνία = 0.21 έως 0.40
- Μέτρια συμφωνία = 0.41 έως 0.60
- Καλή συμφωνία = 0.61 έως 0.80
- Τέλεια συμφωνία = 0.81 έως 1.00

4.1.5 Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA

Η μέθοδος LDA χρησιμοποιείται για να γίνει γραμμική ανάλυση των δεδομένων. Η ανάλυση βασίζεται στην χρήση της αντίστοιχης συνάρτησης, η οποία δέχεται σαν είσοδο δύο διανύσματα δεδομένων, για να παράξει έναν πίνακα με τους συντελεστές της εφαρμογής του γραμμικού διαχωρισμού. Με βάση αυτόν τον πίνακα, υπολογίζονται οι γραμμικοί συντελεστές για την «εκπαίδευση» των δεδομένων.

- Δεδομένα είναι γραμμικά διαχωριζόμενα
- Διαχωρισμός σε δύο ομάδες
- Υπολογισμός ενός μετασχηματισμού ο οποίος περιστρέφει τους άξονες και δημιουργεί έτσι νέους άξονες. Προβολή των δεδομένων στους νέους άξονες μεγιστοποιεί τις διαφορές μεταξύ των δύο ομάδων.
- Ιδανική περίπτωση: εύρεση μετασχηματισμού που διαχωρίζει πλήρως τα δεδομένα

Η ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA λαμβάνει υπόψη πληροφορίες σχετικές με τις υπάρχουσες ομαδοποιήσεις των δεδομένων. Στόχος είναι η μεγιστοποίηση του παρακάτω μέτρου:

$$J(\bar{w}) = \frac{\bar{w}^T S_B \bar{w}}{\bar{w}^T S_W \bar{w}} \quad (4.1)$$

όπου

$$S_B = \sum_{k=1}^c N_k (\bar{m}_k - \bar{m})(\bar{m}_k - \bar{m})^T$$

Ο πίνακας διασποράς μεταξύ διαφορετικών τάξεων,

$$S_W = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^{N_k} (\bar{x}_i^k - \bar{m}_k)(\bar{x}_i^k - \bar{m}_k)^T$$

Ο πίνακας διασποράς όντος των τάξεων,

$$\bar{m}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \bar{x}_i^k$$

$$\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^c N_k \bar{m}_k$$

με N_k τον αριθμό των στοιχείων της k -όστις τάξης, $\bar{x}_i^k \in R^n$.

Η παραπάνω σχέση υποδεικνύει ότι: 1) οι τάξεις πρέπει να είναι μεταξύ τους απομακρυσμένες (μεγιστοποίηση του S_B) και ταυτόχρονα 2) τα δεδομένα καθεμιάς από αυτές (σχεδόν στο σύνολο τους) να περιορίζονται -κατά μέσο ορό- σε μια πυκνή περιοχή γύρω από το κέντρο τους (ελαχιστοποίηση του S_W).

Γνωρίζοντας ότι ο πίνακας διασποράς

$$S_T = \sum_{i=1}^N (\bar{x}_i - \bar{m})(\bar{x}_i - \bar{m})^T$$

Μπορεί να γραφεί στη μορφή

$$S_T = S_W + S_B$$

Η (4.1) παίρνει τη μορφή

$$J(\vec{w}) = \frac{\vec{w}^T S_T \vec{w}}{\vec{w}^T S_W \vec{w}} - 1$$

Που μεταφράζεται στη μεγιστοποίηση του συνολικού πίνακα διασποράς με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση της διασποράς των δεδομένων όντος κάθε ξεχωριστής ομάδας (τάξης).

Πρέπει να προσέξουμε ότι το μετρό J είναι ανεξάρτητο πιθανών κλιμακοποιήσεων του \vec{w} . Ως εκ τούτου, το πρόβλημα αναλυεται στις εξής συνθήκες βελτιστοποίησης:

$$\max_{\vec{w}} \{ \vec{w}^T S_B \vec{w} \}$$

με τον περιορισμό ότι

$$\vec{w}^T S_W \vec{w} = 1$$

Έτσι προκύπτει η συνάρτηση Lagrange:

$$L = \vec{w}^T S_B \vec{w} - \lambda (\vec{w}^T S_W \vec{w} - 1)$$

Με διαφορική ως προς \vec{w} και εξίσωση με το μηδέν έχουμε:

$$\frac{dL}{d\vec{w}} = 0 \Rightarrow S_B \vec{w} = \lambda S_W \vec{w}$$

Επομένως καταλήγουμε σε ένα γενικευμένο πρόβλημα ιδιωτιών του οποίου η επίλυση γίνεται με διαφορές τεχνικές.

4.2 Αποτελέσματα

4.2.1 Εισαγωγή

Επεξεργαστήκαμε με τη χρήση του MATLAB τα δεδομένα που καταγράψαμε από τέσσερις χρήστες με τη βοήθεια του Kinect της Microsoft. Τα δεδομένα που καταγράψαμε προήλθαν από την κίνηση των χρηστών με βάση πέντε εκφραστικές παραμέτρους (συνολική ενεργοποίηση, χωρική έκταση, διάρκεια κίνησης, ρευστότητα, δύναμη) για ελάχιστη κίνηση (τιμή 0) και για μέγιστη κίνηση (τιμή 1). Για κάθε εκφραστική παράμετρο χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές προσεγγίσεις με βάση τη σιλουέτα, τα άκρα και τις αρθρώσεις.

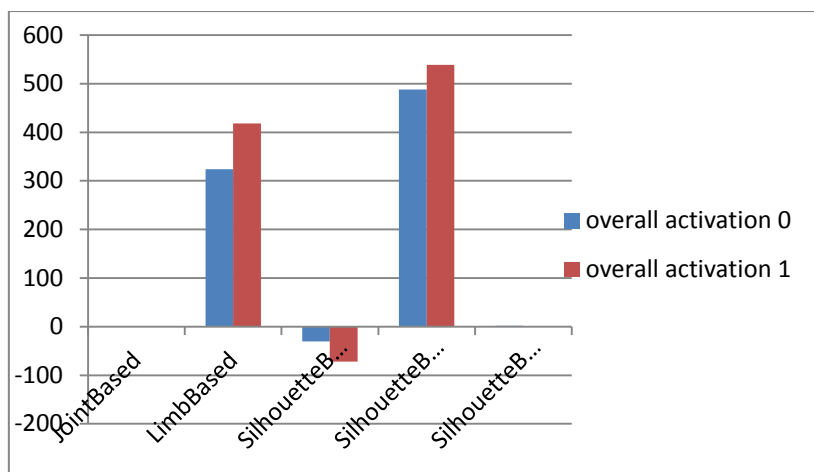
4.2.2 Στατιστική επεξεργασία εκφραστικών παραμέτρων

- Συνολική Ενεργοποίηση (Overall Activation):

Η ποσότητα της κίνησης σε διάφορες διαδικασίες κατά τη διάρκεια μιας διαλογικής συζήτησης. (π.χ., η ταυτόχρονη χρήση της έκφρασης του προσώπου και χειρονομιών για να απεικονίσει τις επικοινωνιακές πράξεις - παθητική / στατική)

- Μέσος Όρος (Mean)

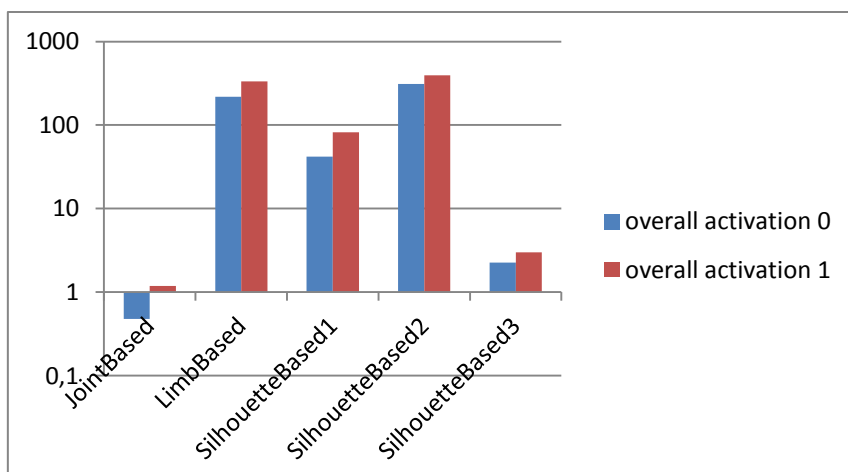
Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας συνολική ενεργοποίηση τη μέση τιμή των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.1: Μέση τιμή για τη συνολική ενεργοποίηση για κίνηση 0 και 1

➤ Τυπική Απόκλιση (Deviation)

Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας συνολική ενεργοποίηση την τυπική απόκλιση των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.2: Τυπική Απόκλιση για τη συνολική ενεργοποίηση για κίνηση 0 και 1

○ Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο συνολική ενεργοποίηση και στις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-3, SilhouetteBased-2, LimbBased, JointBased, η τυπική απόκλιση και ο μέσος όρος δεν διαχωρίζουν τα δύο είδη κινήσεων (ελάχιστη/μέγιστη).

- Συσχέτιση Pearson

Η συσχέτιση που μελετάται είναι ανάμεσα στις τιμές του χαρακτηριστικού εκφραστικότητας συνολική ενεργοποίηση με κίνηση 0 και στις τιμές με κίνηση 1.

SilhouetteBased-1	0.0192
SilhouetteBased-2	0.0204
SilhouetteBased-3	-0.0745
JointBased	-0.2435
LimbBased	0.2256

Πίνακας 4.1: Συσχέτιση Pearson για συνολική ενεργοποίηση για κίνηση 0 και 1

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο συνολική ενεργοποίηση και σε όλες τις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.3 \leq r < 0.3$, το οποίο μας δείχνει ότι δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης. Αυτό το αποτέλεσμα είναι το επιθυμητό διότι στόχος μας είναι να δείξουμε ότι υπάρχει διαχωρισμός μεταξύ της μέγιστης και της ελάχιστης κίνησης. Οι προσεγγίσεις που μας δείχνουν καλύτερα τον διαχωρισμό των δύο κινήσεων είναι οι SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-3, JointBased.

➤ Συντελεστής Κάππα του Cohen

- Η σύνταξη της συνάρτησης Κάππα που χρησιμοποιήθηκε είναι: $\text{Kappa}(X,W,ALPHA)$
- Είσοδοι:
 - X : τετραγωνικός πίνακας δεδομένων
 - W: βάρος (0=unweighted, 1=linear weighted, 2=quadratic weighted, -1=display all, Default=0)
 - ALPHA: Default=0.05
- Έξοδος:
 - Observed agreement percentage
 - Random agreement percentage
 - Agreement percentage due to true concordance
 - Residual not random agreement percentage

- Cohen's kappa
- kappa error
- kappa confidence interval
- Maximum possible kappa
- k observed as proportion of maximum possible
- k benchmarks by Landis and Koch
- z test results

Έξοδος της συνάρτησης kappa για $\alpha=0.05$:

Observed agreement (p_o) = 0.0076

Random agreement (p_e) = 0.0075

Agreement due to true concordance ($p_o - p_e$) = 0.0001

Residual not random agreement ($1 - p_e$) = 0.9925

Cohen's kappa = 0.0001

kappa error = 0.0001

kappa C.I. ($\alpha = 0.0500$) = 0.0000 0.0002

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3209

k observed as proportion of maximum possible = 0.0002

Slight agreement

Variance = 0.0000 $z(k/\sqrt{\text{var}}) = 1.3356$ $p = 0.1817$

Έξοδος της συνάρτησης kappa για $\alpha=0.25$:

Observed agreement (p_o) = 0.0093

Random agreement (p_e) = 0.0083

Agreement due to true concordance ($p_o - p_e$) = 0.0009

Residual not random agreement ($1 - p_e$) = 0.9917

Cohen's kappa = 0.0009

kappa error = 0.0000

kappa C.I. ($\alpha = 0.9000$) = 0.0009 0.0009

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3036

k observed as proportion of maximum possible = 0.0031

Slight agreement

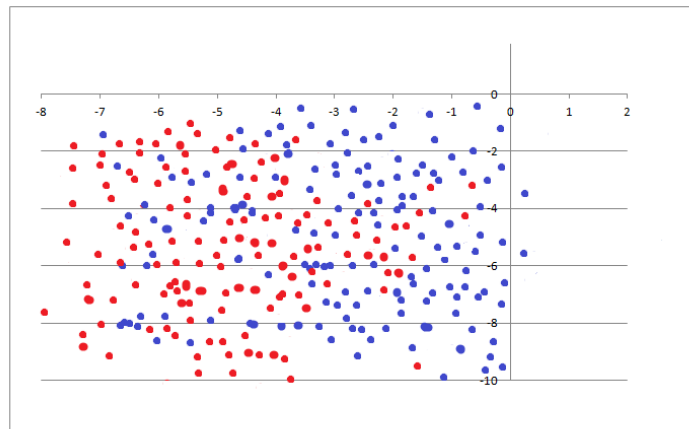
Variance = 0.0000 $z(k/\sqrt{\text{var}}) = 123.7030$ $p = 0.0000$

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας συνολική ενεργοποίηση ο συντελεστής Κάππα είναι από 0.00 έως 0.20 το οποίο δείχνει ότι υπάρχει κακή συμφωνία μεταξύ της ελάχιστης κίνησης και της μέγιστης κίνησης για όλες τις προσεγγίσεις.

➤ Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA

Η μέθοδος LDA χρησιμοποιείται για να γίνει γραμμική ανάλυση των δεδομένων.



Σχήμα 4.3: Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού για τη συνολική ενεργοποίηση για την προσέγγιση SilhouetteBased.

○ Συμπεράσματα

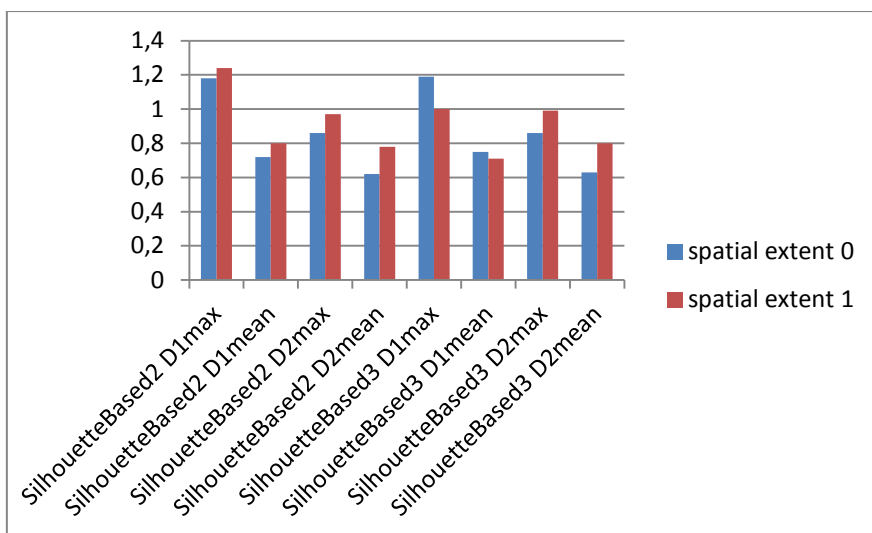
Παρατηρούμε ότι δεν γίνεται καλός γραμμικός διαχωρισμός των δεδομένων για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας συνολική ενεργοποίηση για την προσέγγιση SilhouetteBased μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

• Χωρική Έκταση (Spatial Extent)

Η χωρική έκταση εκφράζεται με την επέκταση ή τη συμπύκνωση του χώρου που χρησιμοποιείται μπροστά από το χρηστή (χώρος χειρονομιών).

➤ Μέσος Όρος (Mean)

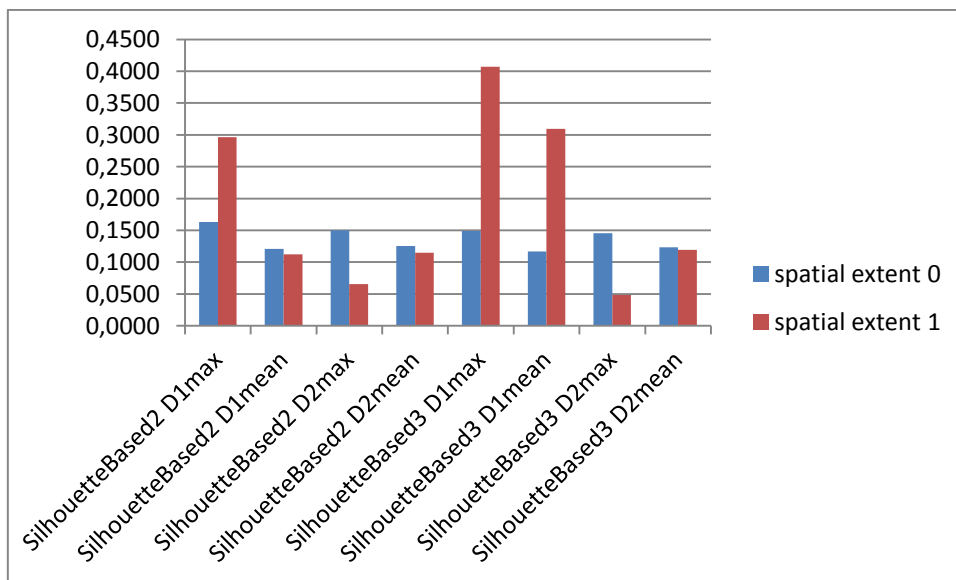
Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας χωρική έκταση τη μέση τιμή των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-2D1, SilhouetteBased-2D2, SilhouetteBased-3D1, SilhouetteBased-3D2) για 0 (τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.4: Μέση Τιμή για τη χωρική έκταση για κίνηση 0 και 1

➤ Τυπική Απόκλιση (Deviaton)

Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητα Spatial Extent την τυπική απόκλιση των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-2D1, SilhouetteBased-2D2, SilhouetteBased-3D1, SilhouetteBased-3D2) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.5: Τυπική Απόκλιση για τη χωρική έκταση για κίνηση 0 και 1

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο χωρική έκταση και στις προσεγγίσεις με βάση τα `SilhouetteBased2D1max`, `SilhouetteBased2D2max`, `SilhouetteBased3D2max`, `SilhouetteBased3D1max`, `SilhouetteBased3D1mean` η τυπική απόκλιση για την μέγιστη και για την ελάχιστη κίνηση διαχωρίζει τα δύο είδη κινήσεων.

- Συσχέτιση Pearson

Η συσχέτιση που μελετάται είναι ανάμεσα στις τιμές του χαρακτηριστικού εκφραστικότητας `Spatial Extent` με κίνηση 0 και στις τιμές με κίνηση 1.

<code>SilhouetteBased-2D1</code>	-0.1298
<code>SilhouetteBased-2D2</code>	-0.0228
<code>SilhouetteBased-3D1</code>	-0.5242
<code>SilhouetteBased-3D2</code>	-0.1841

Πίνακας 4.2: Συσχέτιση Pearson για χωρική έκταση (mean) για κίνηση 0 και 1

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο χωρική έκταση (mean) και στις προσεγγίσεις με βάση τα `SilhouetteBased-2D1`, `SilhouetteBased-2D2`, `SilhouetteBased-3D2` ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.3 \leq r < 0.3$, το οποίο μας δείχνει ότι δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

Ακόμη, στην προσέγγιση με βάση το `SilhouetteBased-3D1` ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.7 < r \leq -0.5$, το οποίο μας δείχνει ότι υπάρχει μέση γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης. Μάλιστα η συσχέτιση είναι αρνητική που σημαίνει ότι όταν αυξάνεται η μια μεταβλητή (ελάχιστη κίνηση/μέγιστη κίνηση) μειώνεται η άλλη μεταβλητή(μέγιστη κίνηση/ελάχιστη κίνηση).

SilhouetteBased-2D1	0.3725
SilhouetteBased-2D2	0.1452
SilhouetteBased-3D1	0.5599
SilhouetteBased-3D2	0.2452

Πίνακας 4.3: Συσχέτιση Pearson για χωρική έκταση (max) για κίνηση 0 και 1

ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο χωρική έκταση (max) και στις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased-2D2, SilhouetteBased-3D2 ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.3 \leq r < 0.3$, το οποίο μας δείχνει ότι δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

Ενώ, στην προσέγγιση με βάση το SilhouetteBased-3D1 ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $0.5 < r \leq 0.7$, το οποίο μας δείχνει ότι υπάρχει μέση γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης. Μάλιστα η συσχέτιση είναι θετική που σημαίνει ότι όταν αυξάνεται η μια μεταβλητή (ελάχιστη κίνηση/μέγιστη κίνηση) αυξάνεται και η άλλη μεταβλητή(μέγιστη κίνηση/ελάχιστη κίνηση).

➤ Συντελεστής Κάππα του Cohen

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.05:

Observed agreement (po) = 0.0097

Random agreement (pe) = 0.0095

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0002

Residual not random agreement (1-pe) = 0.9905

Cohen's kappa = 0.0002

kappa error = 0.0009

kappa C.I. (alpha = 0.0500) = 0.0019 0.0016

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.9429

k observed as proportion of maximum possible = 0.0002

Poor agreement

Variance = 0.0000 $z(k/\sqrt{\text{var}}) = 0.1790$ $p = 0.8580$

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.25:

Observed agreement (po) = 0.0076

Random agreement (pe) = 0.0075

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0001

Residual not random agreement (1-pe) = 0.9925

Cohen's kappa = 0.0001

kappa error = 0.0001

kappa C.I. (alpha = 0.9000) = 0.0001 0.0001

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3209

k observed as proportion of maximum possible = 0.0002

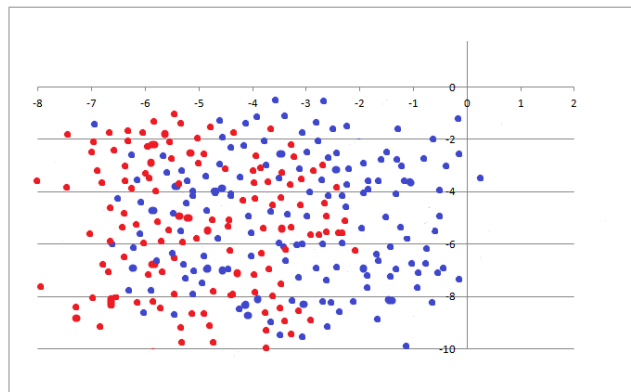
Slight agreement

Variance = 0.0000 z (k/sqrt(var)) = 1.3356 p = 0.1817

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας χωρική έκταση ο συντελεστής Κάππα είναι από 0.00 έως 0.20 το οποίο δείχνει ότι υπάρχει κακή συμφωνία μεταξύ της ελάχιστης κίνησης και της μέγιστης κίνησης για όλες τις προσεγγίσεις.

- Εφαρμογή γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA



Σχήμα 4.6: Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού για τη χωρική έκταση για την προσέγγιση SilhouetteBased3D1max

- Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι δεν γίνεται καλός γραμμικός διαχωρισμός των δεδομένων για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας χωρική έκταση για την προσέγγιση SilhouetteBased3D1max.

- Διάρκεια Κίνησης(Temporal)

Υποδηλώνει την ταχύτητα της κίνησης του χεριού κατά τη διάρκεια μιας χειρονομίας και διαχωρίζει γρήγορες από αργές χειρονομίες.

- Μέσος Όρος(Mean)

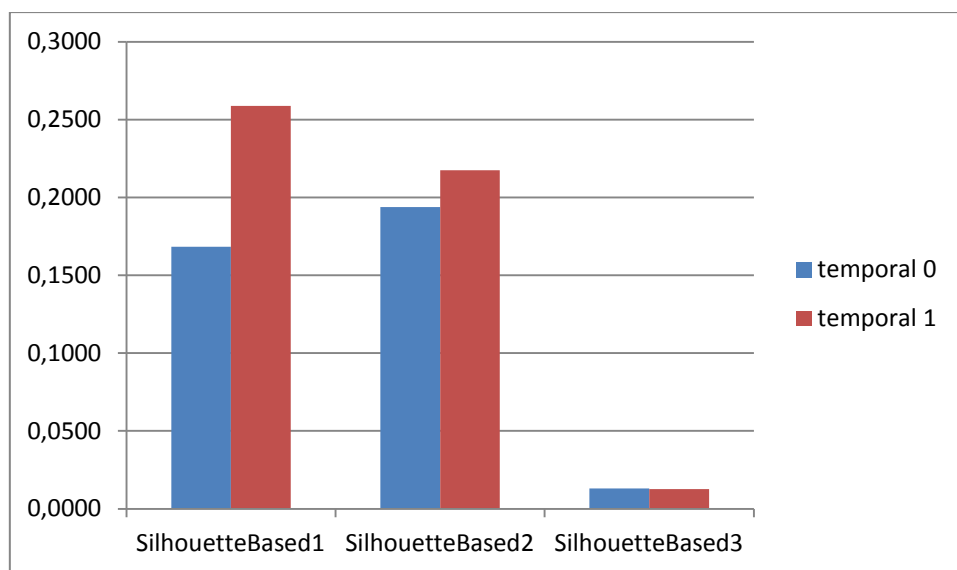
Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας διάρκεια κίνησης τη μέση τιμή των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.7: Μέση Τιμή για τη διάρκεια κίνησης για κίνηση 0 και 1

➤ Τυπική Απόκλιση (Deviaton)

Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας Temporal την τυπική απόκλιση των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για όλες τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.8: Τυπική Απόκλιση για τη διάρκεια κίνησης για κίνηση 0 και 1

ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο διάρκεια κίνησης και στις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased1 η τυπική απόκλιση διαχωρίζει τα δύο είδη κινήσεων(ελάχιστη/μέγιστη).

Ενώ, για τις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased2, SilhouetteBased3 η τυπική απόκλιση δεν διαχωρίζει τα δύο είδη κινήσεων (ελάχιστη/μέγιστη).

➤ Συσχέτιση Pearson

Η συσχέτιση που μελετάται είναι ανάμεσα στις τιμές του χαρακτηριστικού εκφραστικότητας Temporal με κίνηση 0 και στις τιμές με κίνηση 1.

SilhouetteBased-1	0.0565
SilhouetteBased-2	-0.4270
SilhouetteBased-3	-0.0343

Πίνακας 4.4: Συσχέτιση Pearson για διάρκεια κίνησης για κίνηση 0 και 1

ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο διάρκεια κίνησης και στις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased-2 ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.5 < r \leq -0.3$, το οποίο μας δείχνει ότι υπάρχει ασθενής γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

Για την προσέγγιση SilhouetteBased-1 ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $0.3 \leq r < 0.3$ το οποίο μας δείχνει ότι δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

➤ Συντελεστής Κάππα του Cohen

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.05:

Observed agreement (po) = 0.0122

Random agreement (pe) = 0.0120

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0002

Residual not random agreement (1-pe) = 0.9878

Cohen's kappa = 0.0002

kappa error = 0.0016

kappa C.I. (alpha = 0.0500) = 0.0033 0.0029

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3062

k observed as proportion of maximum possible = 0.0007

Poor agreement

Variance = 0.0000 $z (k/\sqrt{\text{var}}) = 0.1269$ $p = 0.8990$

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.25:

Observed agreement (po) = 0.0087

Random agreement (pe) = 0.0087

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0000

Residual not random agreement (1-pe) = 0.9913

Cohen's kappa = 0.0000

kappa error = 0.0010

kappa C.I. (alpha = 0.9000) = 0.0001 0.0001

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3714

k observed as proportion of maximum possible = 0.0001

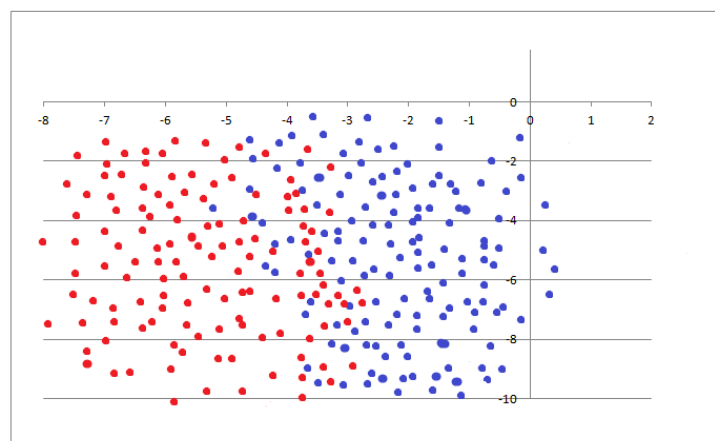
Slight agreement

Variance = 0.0000 z (k/sqrt(var)) = 0.0226 p = 0.9820

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας χρονική διάρκεια ο συντελεστής Κάππα είναι από 0.00 έως 0.20 το οποίο δείχνει ότι υπάρχει κακή συμφωνία μεταξύ της ελάχιστης κίνησης και της μέγιστης κίνησης για όλες τις προσεγγίσεις.

- Εφαρμογή γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA



Σχήμα 4.9: Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού για τη χρονική διάρκεια για την προσέγγιση SilhouetteBased1

- Συμπεράσματα

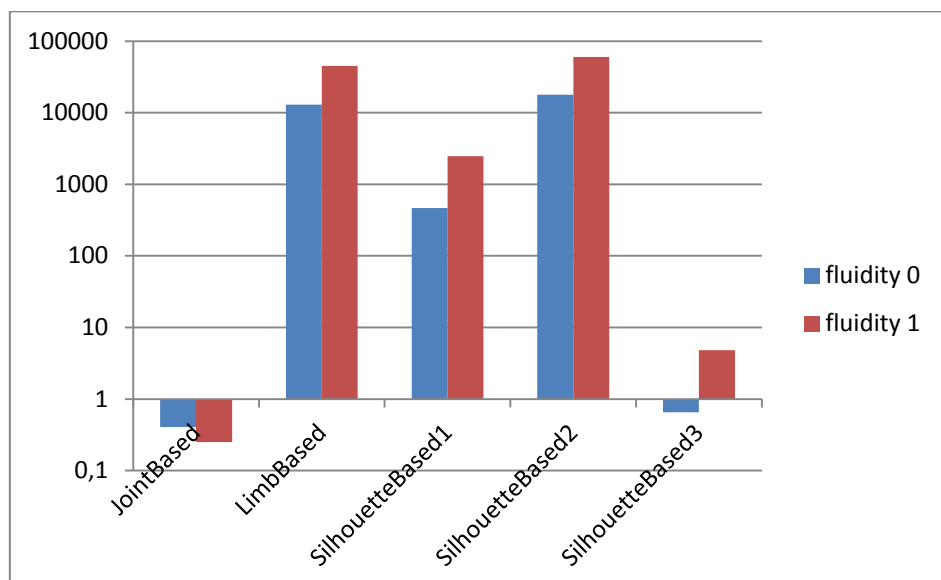
Παρατηρούμε ότι γίνεται καλός γραμμικός διαχωρισμός των δεδομένων για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας χρονική διάρκεια για την προσέγγιση SilhouetteBased1.

- Ρευστότητα (Fluidity)

Η ρευστότητα διαφοροποιεί την ομαλή/κομψή από την ξαφνική/απότομη χειρονομία. Η έννοια αυτή δείχνει τη συνεχεία μεταξύ των κινήσεων.

- Μέσος Όρος (Mean)

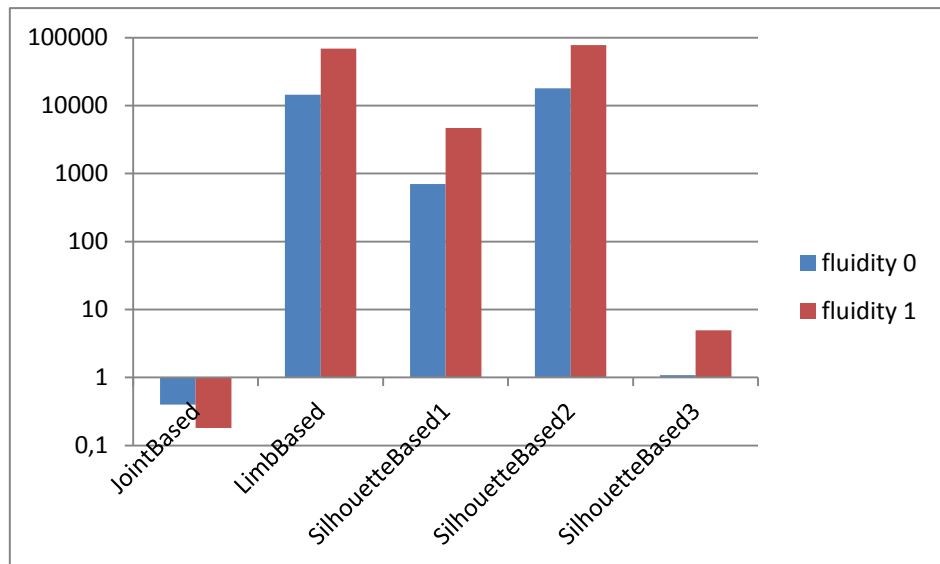
Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας ρευστότητα τη μέση τιμή των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.10: Μέση Τιμή για τη ρευστότητα για κίνηση 0 και 1

➤ Τυπική Απόκλιση (Deviaton)

Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας Fluidity την τυπική απόκλιση των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.11: Τυπική Απόκλιση για τη ρευστότητα για κίνηση 0 και 1

ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο διάρκεια κίνησης και στις προσεγγίσεις με βάση τα LimbBased, SilhouetteBased2 η τυπική απόκλιση διαχωρίζει τα δύο είδη κινήσεων (ελάχιστη/μέγιστη).

Ενώ, για τις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased1, SilhouetteBased3, JointBased η τυπική απόκλιση δεν διαχωρίζει καλά τα δύο είδη κινήσεων (ελάχιστη/μέγιστη).

➤ Συσχέτιση Pearson

Η συσχέτιση που μελετάται είναι ανάμεσα στις τιμές του χαρακτηριστικού εκφραστικότητας Fluidity με κίνηση 0 και στις τιμές με κίνηση 1.

SilhouetteBased-1	-0.1733
SilhouetteBased-2	-0.1796
SilhouetteBased-3	-0.2324
JointBased	-0.1994
LimbBased	-0.0209

Πίνακας 4.5: Συσχέτιση Pearson για ρευστότητα για κίνηση 0 και 1

ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο ρευστότητα και στις προσεγγίσεις με βάση τα SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased, ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.3 \leq r < 0.3$, το οποίο μας δείχνει ότι δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης. Όμως ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης της προσέγγισης LimbBased δείχνει ότι υπάρχει καλύτερος διαχωρισμός μεταξύ ελάχιστης και μέγιστης κίνησης.

➤ Συντελεστής Κάππα του Cohen

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.05:

Observed agreement (po) = 0.0092

Random agreement (pe) = 0.0082

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0009

Residual not random agreement (1-pe) = 0.9917

Cohen's kappa = 0.0009

kappa error = 0.0000

kappa C.I. (alpha = 0.0500) = 0.0009 0.0009

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3036

k observed as proportion of maximum possible = 0.0031

Slight agreement

Variance = 0.0000 $z(k/\sqrt{\text{var}}) = 123.7030$ $p = 0.0000$

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.25:

Observed agreement (po) = 0.0122

Random agreement (pe) = 0.0120

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0002

Residual not random agreement (1-pe) = 0.9878

Cohen's kappa = 0.0002

kappa error = 0.0016

kappa C.I. (alpha = 0.9000) = 0.0004 0.0000

Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3062

k observed as proportion of maximum possible = -0.0007

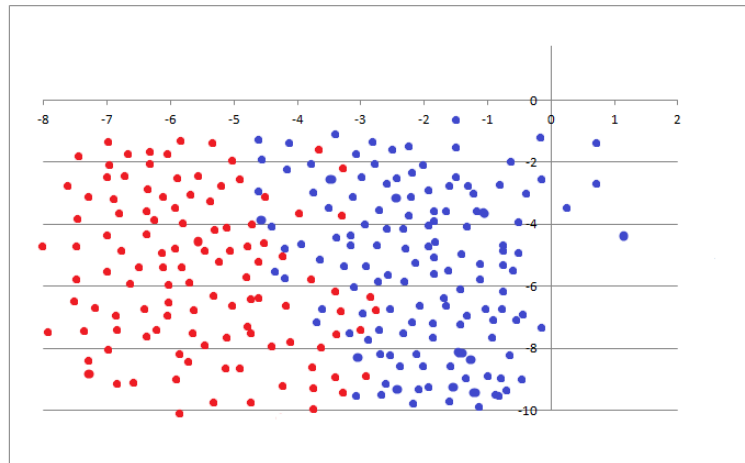
Poor agreement

Variance = 0.0000 z (k/sqrt(var)) = 0.1269 p = 0.8990

- ο Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας ρευστότητα ο συντελεστής Κάππα είναι από 0.00 έως 0.20 το οποίο δείχνει ότι υπάρχει κακή συμφωνία μεταξύ της ελάχιστης κίνησης και της μέγιστης κίνησης.

➤ Εφαρμογή γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA



Σχήμα 4.12: Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού για τη ρευστότητα για την προσέγγιση LimbBased

○ Συμπεράσματα

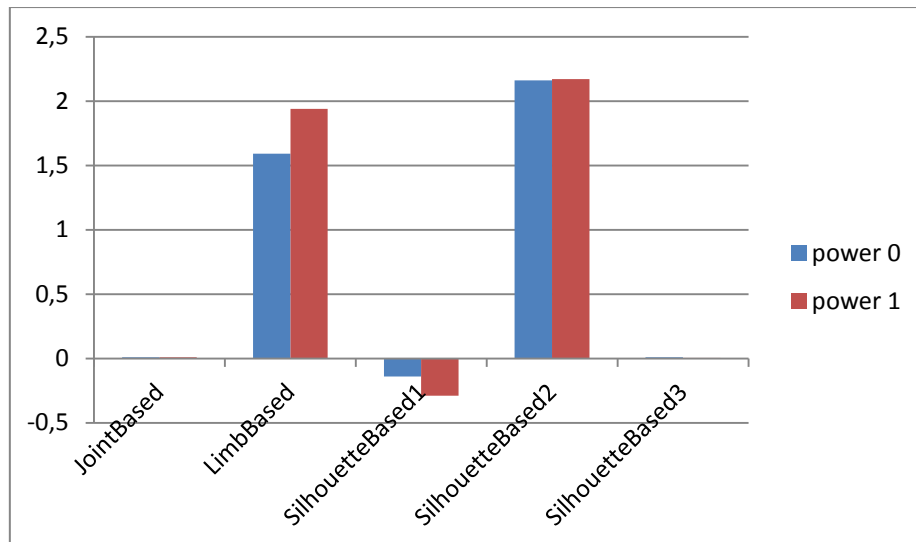
Παρατηρούμε ότι γίνεται καλός γραμμικός διαχωρισμός των δεδομένων για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας ρευστότητα για την προσέγγιση LimbBased.

• Δύναμη (Power):

Η δύναμη αναφέρεται στις δυναμικές ιδιότητες της κίνησης (π.χ. αδύναμη/χαλαρή έναντι ισχυρής/έντονης).

➤ Μέσος Όρος (Mean)

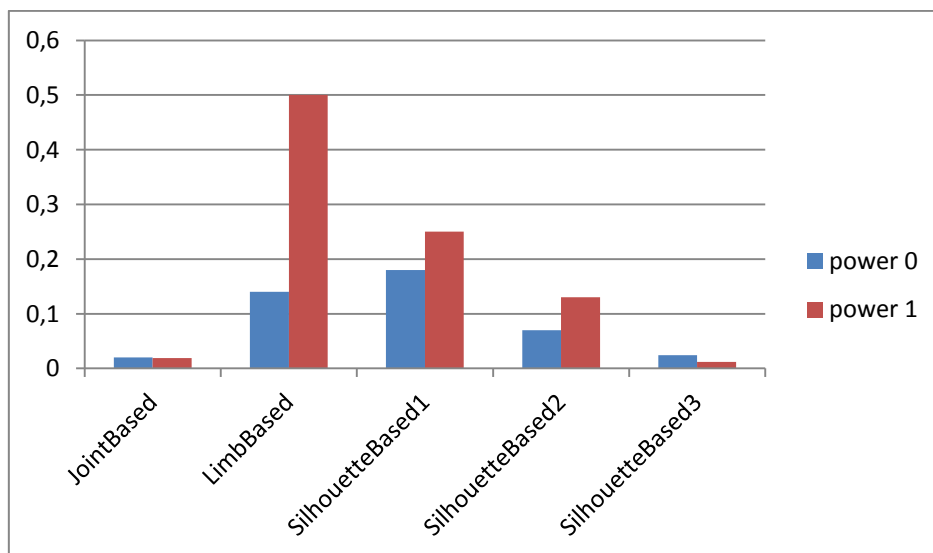
Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας Power τη μέση τιμή των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased) για 0 (τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.13: Μέση Τιμή για τη δύναμη για κίνηση 0 και 1

➤ Τυπική Απόκλιση (Deviaton)

Υπολογίζουμε για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητα Power την τυπική απόκλιση των μετρήσεων που πήραμε από τους 4 χρήστες για όλες τις κινήσεις (SilhouetteBased-1, SilhouetteBased-2, SilhouetteBased-3, JointBased, LimbBased) για 0(τιμή ελάχιστης κίνησης) και 1 (τιμή μέγιστης κίνησης).



Σχήμα 4.14: Τυπική Απόκλιση για τη δύναμη για κίνηση 0 και 1

- Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο δύναμη και για τις προσεγγίσεις με βάση τα LimbBased η τυπική απόκλιση διαχωρίζει την μέγιστη και την ελάχιστη κίνηση.

- Συσχέτιση Pearson

Η συσχέτιση που μελετάται είναι ανάμεσα στις τιμές του χαρακτηριστικού εκφραστικότητας Power με κίνηση 0 και στις τιμές με κίνηση 1.

SilhouetteBased-1	0.4169
SilhouetteBased-2	0.5775
SilhouetteBased-3	-0.4112
JointBased	0.2996
LimbBased	0.0715

Πίνακας 4.6: Συσχέτιση Pearson για τη δύναμη για κίνηση 0 και 1

- Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για την εκφραστική παράμετρο δύναμη και για την προσέγγιση με βάση το LimbBased ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $-0.3 \leq r < 0.3$, το οποίο μας δείχνει ότι δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

Ενώ, στην προσέγγιση με βάση το SilhouetteBased-2 ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης είναι $0.5 \leq r < 0.7$, το οποίο μας δείχνει ότι υπάρχει μέση γραμμική συσχέτιση μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης κίνησης.

- Συντελεστής Κάππα του Cohen

Έξοδος της συνάρτησης kappa για alpha=0.05:

Observed agreement (po) = 0.0088

Random agreement (pe) = 0.0088

Agreement due to true concordance (po-pe) = 0.0000

Residual not random agreement $(1-pe) = 0.9913$
 Cohen's kappa = 0.0000
 kappa error = 0.0010
 kappa C.I. ($\alpha = 0.0500$) = 0.0019 0.0019
 Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.3714
 k observed as proportion of maximum possible = 0.0001
 Slight agreement
 Variance = 0.0000 $z (k/\sqrt{\text{var}}) = 0.0226$ $p = 0.9820$

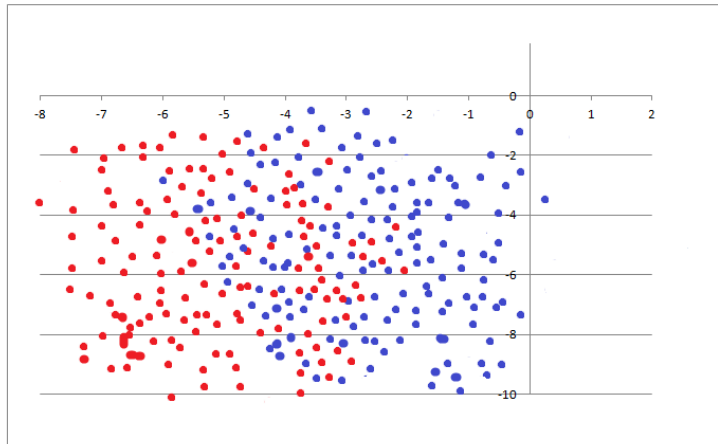
Έξοδος της συνάρτησης kappa για $\alpha=0.25$:

Observed agreement (p_o) = 0.0096
 Random agreement (p_e) = 0.0094
 Agreement due to true concordance (p_o-p_e) = 0.0002
 Residual not random agreement $(1-p_e) = 0.9905$
 Cohen's kappa = 0.0002
 kappa error = 0.0009
 kappa C.I. ($\alpha = 0.9000$) = 0.0003 0.0001
 Maximum possible kappa, given the observed marginal frequencies = 0.9429
 k observed as proportion of maximum possible = 0.0002
 Poor agreement
 Variance = 0.0000 $z (k/\sqrt{\text{var}}) = 0.1790$ $p = 0.8580$

- Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας δύναμη ο συντελεστής Κάππα είναι από 0.00 έως 0.20 το οποίο δείχνει ότι υπάρχει κακή συμφωνία μεταξύ της ελάχιστης κίνησης και της μέγιστης κίνησης.

- Εφαρμογή γραμμικού διαχωρισμού με τη μέθοδο LDA



Σχήμα 4.15: Ανάλυση γραμμικού διαχωρισμού για τη δύναμη για την προσέγγιση SilhouetteBased-2

- Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι δεν γίνεται καλός γραμμικός διαχωρισμός των δεδομένων για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητα δύναμη για την προσέγγιση SilhouetteBased-2.

4.3 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Από την παραπάνω στατιστική επεξεργασία των δεδομένων των τεσσάρων χρηστών και μετά από σύγκριση των διαφορετικών προσεγγίσεων με βάση την ικανότητα διαχωρισμού της μέγιστης από την ελάχιστη κίνηση παρατηρούμε ότι κάθε ένα από τα χαρακτηριστικά εκφραστικότητα μπορούμε να το αναπαραστήσουμε με την κατάλληλη προσέγγιση.

- Το χαρακτηριστικό εκφραστικότητα *συνολική ενεργοποίηση* μπορούμε να το αναπαραστήσουμε με την προσέγγιση Silhouette.
- Το χαρακτηριστικό εκφραστικότητα *χωρική έκταση* μπορούμε να το αναπαραστήσουμε με την προσέγγιση Silhouette και συγκεκριμένα με τις προσεγγίσεις SilhouetteBased2D2max και SilhouetteBased3D2max.

- Το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας *χρονική διάρκεια* μπορούμε να το αναπαραστήσουμε με την προσέγγιση Silhouette1.
- Το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας *ρευστότητα* μπορούμε να το αναπαραστήσουμε με την προσέγγιση LimbBased.
- Το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας *δύναμη* μπορούμε να το αναπαραστήσουμε με την προσέγγιση LimbBased.

Κεφάλαιο 5

Πλατφόρμα λογισμικού μηχανικής μάθησης(Weka)

5.1 Περιγραφή Weka

Το Weka είναι μια πλατφόρμα λογισμικού μηχανικής μάθησης γραμμένο σε Java, που αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο Waikato της Νέας Ζηλανδίας. Το Weka είναι ελεύθερο λογισμικό που διατίθεται βάσει της Άδειας GNU General Public.

Το περιβάλλον του Weka περιέχει μια συλλογή από εργαλεία απεικόνισης και αλγορίθμους για την ανάλυση δεδομένων και μοντέλα πρόβλεψης, σε συνδυασμό με γραφικά περιβάλλοντα εργασίας για την εύκολη πρόσβαση του χρήστη.

Η αρχική έκδοση του Weka που δεν ήταν σε Java ήταν ένα TCL/ TK front-end για μοντελοποίηση αλγορίθμων που εφαρμόζονται σε άλλες γλώσσες προγραμματισμού, και ένα σύστημα που βασιζόταν σε Makefile για την εκτέλεση πειραμάτων μηχανικής μάθησης. Αυτή η πρωτότυπη έκδοση σχεδιάστηκε αρχικά ως εργαλείο για την ανάλυση των δεδομένων στον αγροτικό τομέα, αλλά η πιο πρόσφατη έκδοση βασισμένη πλήρως σε Java , για την οποία η ανάπτυξη ξεκίνησε το 1997, χρησιμοποιείται τώρα σε πολλές διαφορετικές περιοχές εφαρμογής, ιδίως για εκπαιδευτικούς σκοπούς και έρευνα.[38]

Πλεονεκτήματα του Weka :

- Δωρεάν διάθεση σύμφωνα με την άδεια χρήσης GNU General Public
- Φορητότητα, αφού είναι πλήρως υλοποιημένο στη γλώσσα προγραμματισμού Java και ως εκ τούτου τρέχει σχεδόν σε οποιαδήποτε σύγχρονη υπολογιστική πλατφόρμα
- Μια περιεκτική συλλογή επεξεργασίας δεδομένων και τεχνικών μοντελοποίησης
- Ευκολία στη χρήση, λόγω των γραφικών διεπαφών.

Το Weka υποστηρίζει αρκετές τυπικές εργασίες εξόρυξης δεδομένων, ειδικότερα, προεπεξεργασία δεδομένων, ομαδοποίηση, ταξινόμηση, παλινδρόμηση, απεικόνιση, και η επιλογή χαρακτηριστικού.

Όλες οι τεχνικές του Weka στηρίζονται στην υπόθεση ότι τα δεδομένα είναι διαθέσιμα ως ένα ενιαίο αρχείο, όπου κάθε σημείο δεδομένων περιγράφεται από ένα σταθερό αριθμό χαρακτηριστικών.

Το Weka παρέχει πρόσβαση σε βάσεις δεδομένων SQL χρησιμοποιώντας Java Database Connectivity και μπορεί να επεξεργαστεί το αποτέλεσμα που επιστρέφεται από ένα ερώτημα στη βάση δεδομένων. Δεν είναι ικανό για πολυ-σχεσιακές εξορύξεις δεδομένων, αλλά υπάρχει ξεχωριστό λογισμικό για τη μετατροπή μιας συλλογή από συνδεδεμένους πίνακες βάσεων δεδομένων σε ένα ενιαίο πίνακα που είναι κατάλληλος για επεξεργασία χρησιμοποιώντας το Weka. Ένας άλλος σημαντικός τομέας που δεν καλύπτεται σήμερα από τους αλγορίθμους που περιλαμβάνονται στη διανομή Weka είναι η ακολουθιακή μοντελοποίηση.

Η κύρια διεπαφή του Weka είναι το *Explorer*, αλλά ουσιαστικά η ίδια λειτουργικότητα μπορεί να προσεγγιστεί και μέσω της διεπαφής *Knowledge Flow* και από τη γραμμή εντολών. Υπάρχει επίσης το *Experimenter*, το οποίο επιτρέπει τη συστηματική σύγκριση της προβλεπόμενης απόδοσης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης του Weka σε μια συλλογή δεδομένων.

Η διεπαφή *Explorer* διαθέτει διάφορα πλαίσια που παρέχουν πρόσβαση στα κύρια συστατικά του περιβάλλοντος εργασίας:

- Το πλαίσιο *Preprocess* διαθέτει λειτουργίες για την εισαγωγή δεδομένων από μια βάση δεδομένων, ένα αρχείο CSV, κ.λπ., και για την προεπεξεργασία αυτών των δεδομένων χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο φιλτραρίσματος. Τα φίλτρα αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μετατροπή των δεδομένων (π.χ., μετατρέποντας αριθμητικά χαρακτηριστικά σε διακριτά) και να καταστεί δυνατή η διαγραφή περιπτώσεων και ιδιοτήτων σύμφωνα με ειδικά κριτήρια.
- Το πλαίσιο *Classify* επιτρέπει στο χρήστη να εφαρμόζει αλγορίθμους ταξινόμησης και παλινδρόμησης στο σύνολο των δεδομένων που προκύπτουν, για την εκτίμηση της ακρίβειας του μοντέλου πρόβλεψης, και να απεικονίσει λανθασμένες προβλέψεις, καμπύλες ROC, κλπ., ή το ίδιο το μοντέλο (αν το μοντέλο μπορεί να αποτελέσει αντικείμενο απεικόνισης, όπως, π.χ., ένα δέντρο απόφασης).
- Το πλαίσιο *Associate* παρέχει πρόσβαση σε γνώστες του κανόνα ένωσης που προσπαθούν να εντοπίσουν όλες τις σημαντικές αλληλεξαρτήσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών των δεδομένων.
- Το πλαίσιο *Cluster* δίνει πρόσβαση σε τεχνικές ομαδοποίησης στο Weka, π.χ., ο αλγόριθμος k-means. Υπάρχει επίσης μια εφαρμογή του αλγορίθμου μεγιστοποίησης της προσδοκίας για την εκμάθηση ενός συνόλου κανονικών κατανομών.
- Το πλαίσιο *Select Attributes* παρέχει αλγορίθμους για τον εντοπισμό των πιο προβλέψιμων χαρακτηριστικών σε ένα σύνολο δεδομένων.
- Το πλαίσιο *Visualize* δείχνει μια γραφική παράσταση με διασκορπισμένα στοιχεία, όπου τα ατομικά διαγράμματα διασποράς μπορούν να επιλεγούν και να διευρυνθούν, και να αναλυθούν περαιτέρω με τη χρήση διαφόρων επιλογών.

Η διεπαφή *Experimenter* δίνει τη δυνατότητα να γίνουν πειράματα μεγάλης κλίμακας και να αναλυθούν τα στατιστικά της απόδοσης που έχουν παραχθεί. Αυτοματοποιεί την πειραματική διαδικασία. Τα στατιστικά στοιχεία μπορούν να αποθηκευτούν σε μορφή ARFF.

5.2 Πειράματα

Επιλέξαμε τα datasets για τα χαρακτηριστικά εκφραστικότητας overall activation και spatial extent. Επιλέχθηκε η διαδικασία πειράματος train/test με ποσοστό εκπαίδευσης 66% και έγιναν 10 επαναλήψεις. Χρησιμοποιήθηκε ως classifier ο αλγόριθμος NaiveBayesMultinomial και στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η στατιστική ανάλυση. Ως πεδίο σύγκρισης χρησιμοποιήθηκε το percent_correct.

The screenshot shows the Weka Experiment Environment window. The 'Configure test' panel on the left is set to 'Paired T-Tester (corrected)' with 'Percent_correct' as the comparison field and a significance level of 0.05. The 'Test output' panel on the right displays the following information:

```
Tester: weka.experiment.PairedCorrectedTTester
Analysing: Percent_correct
Datasets: 2
Resultsets: 1
Confidence: 0.05 (two tailed)
Sorted by: -
Date: 25/3/2012 6:33 μμ
```

Dataset	(1) bayes.Naiv
overall_activation	(10) 72.43
spatial_extent	(10) 73.56

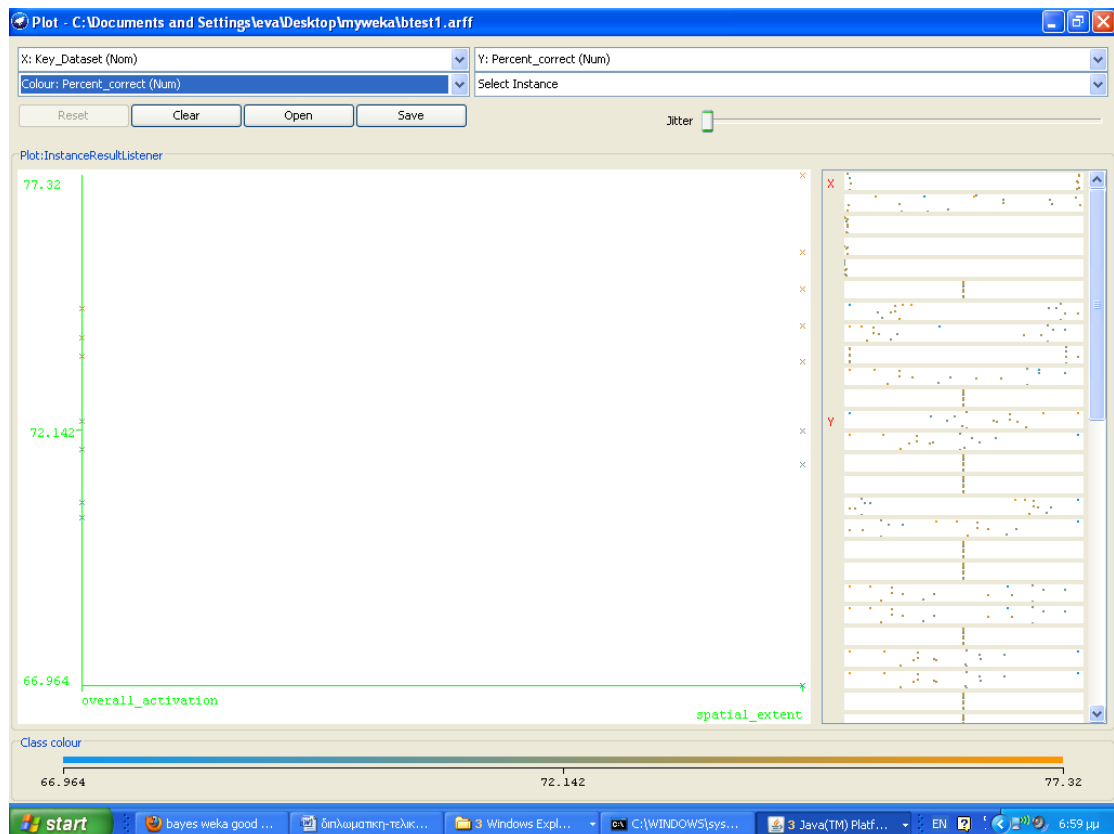
Key:
(1) bayes.NaiveBayesMultinomial ' ' 5932177440181257085

Σχήμα 5.1: Ανάλυση αλγορίθμου Bayes για την προσέγγιση Silhouette

- Συμπεράσματα

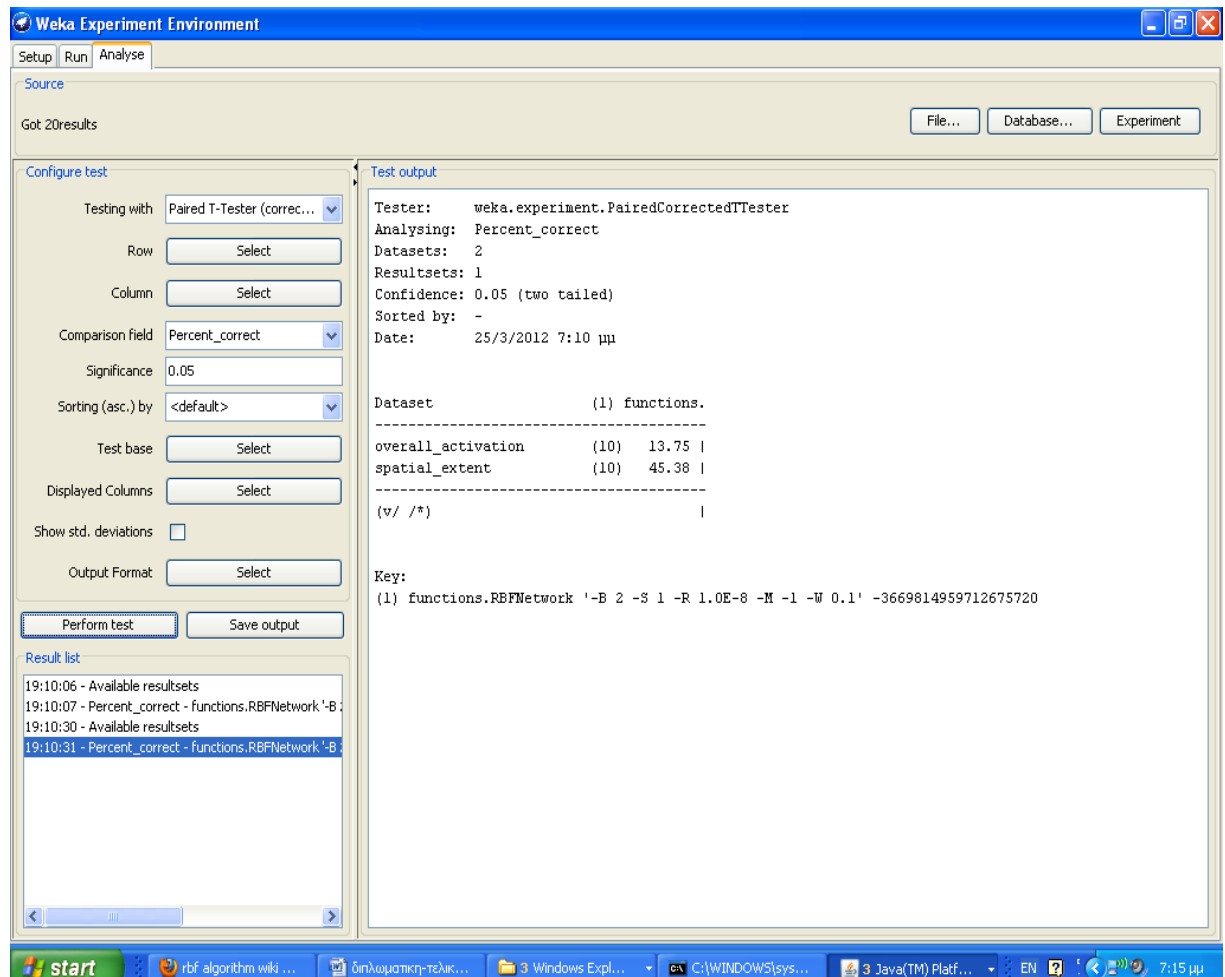
Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Bayes κάνει καλή ταξινόμηση και στα δύο χαρακτηριστικά εκφραστικότητας (συνολική ενεργοποίηση, χωρική έκταση) για την προσέγγιση Silhouette.

Παρακάτω απεικονίζεται το αντίστοιχο διάγραμμα:



Σχήμα 5.2: Διάγραμμα αποτελέσματος αλγορίθμου Bayes

Χρησιμοποιήθηκε ως classifier ο αλγόριθμος RBF και στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η στατιστική ανάλυση. Ως πεδίο σύγκρισης χρησιμοποιήθηκε το percent_correct.

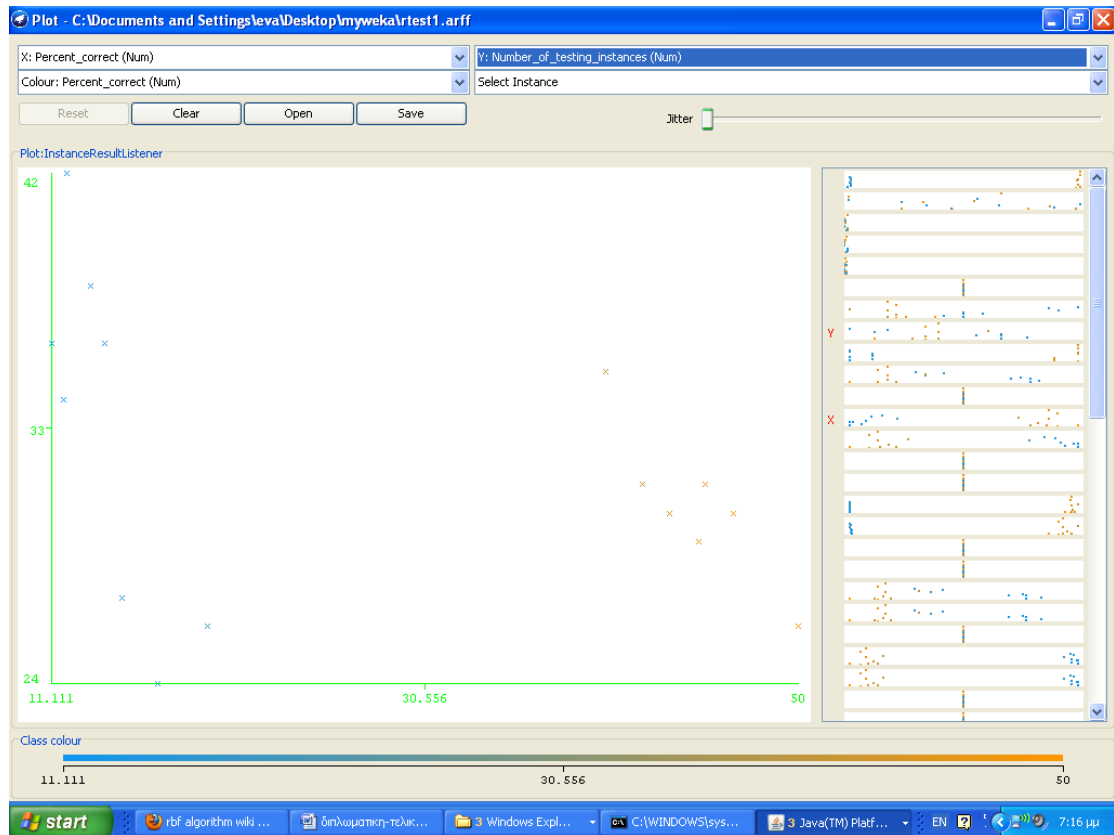


Σχήμα 5.3: Ανάλυση αλγορίθμου RBF για την προσέγγιση Joint

- ο Συμπεράσματα

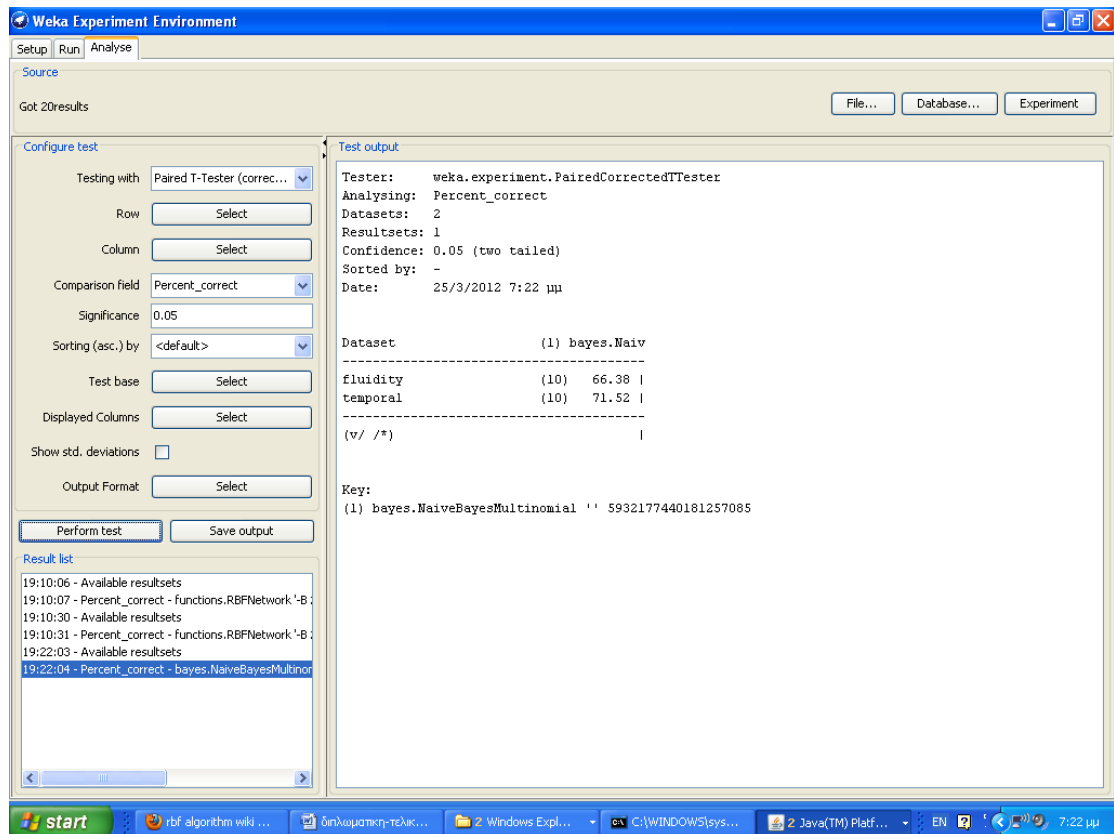
Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος RBF δεν κάνει καλή ταξινόμηση στα δύο χαρακτηριστικά εκφραστικότητας (συνολική ενεργοποίηση, χωρική έκταση) για την προσέγγιση JointBased.

Παρακάτω απεικονίζεται το αντίστοιχο διάγραμμα:



Σχήμα 5.4: Διάγραμμα αποτελέσματος αλγορίθμου RBF

Επιλέξαμε τα datasets για τα χαρακτηριστικά εκφραστικότητας fluidity και temporal. Επιλέχθηκε η διαδικασία πειράματος train/test με ποσοστό εκπαίδευσης 66% και έγιναν 10 επαναλήψεις. Χρησιμοποιήθηκε ως classifier ο αλγόριθμος NaiveBayesMultinomial και στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η στατιστική ανάλυση. Ως πεδίο σύγκρισης χρησιμοποιήθηκε το percent_correct.

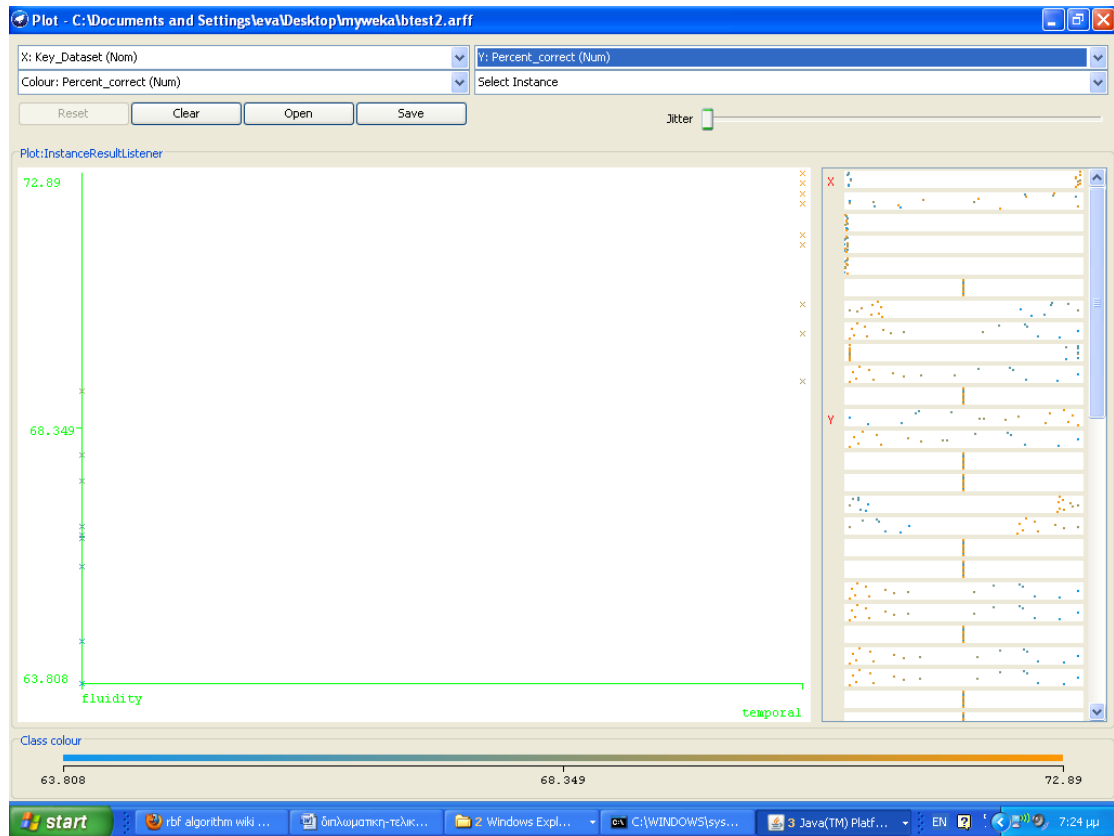


Σχήμα 5.5: Ανάλυση αλγορίθμου Bayes για την προσέγγιση Silhouette

- ο Συμπεράσματα

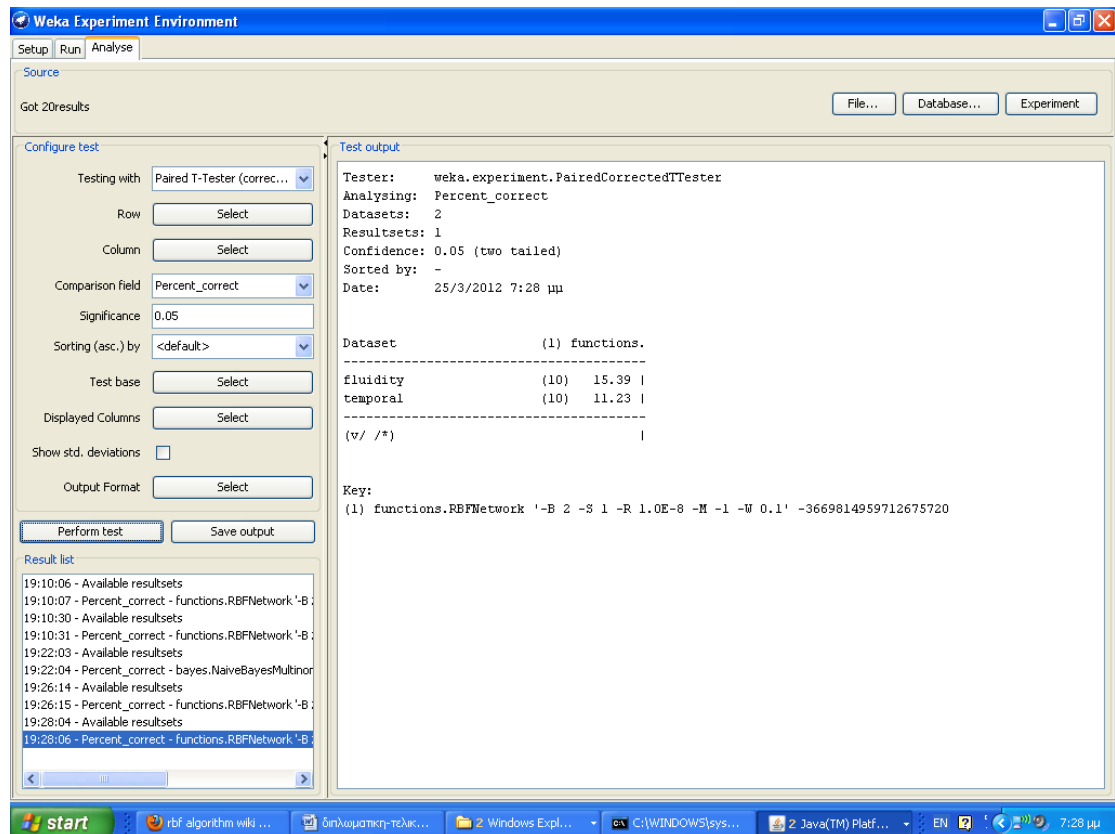
Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Bayes κάνει καλύτερη ταξινόμηση στην προσέγγιση Silhouette για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας χρονική διάρκεια σε σχέση με το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας ρευστότητα.

Παρακάτω απεικονίζεται το αντίστοιχο διάγραμμα:



Σχήμα 5.6: Διάγραμμα αποτελέσματος αλγορίθμου Bayes

Χρησιμοποιήθηκε ως classifier ο αλγόριθμος RBF και στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η στατιστική ανάλυση. Ως πεδίο σύγκρισης χρησιμοποιήθηκε το percent_correct.

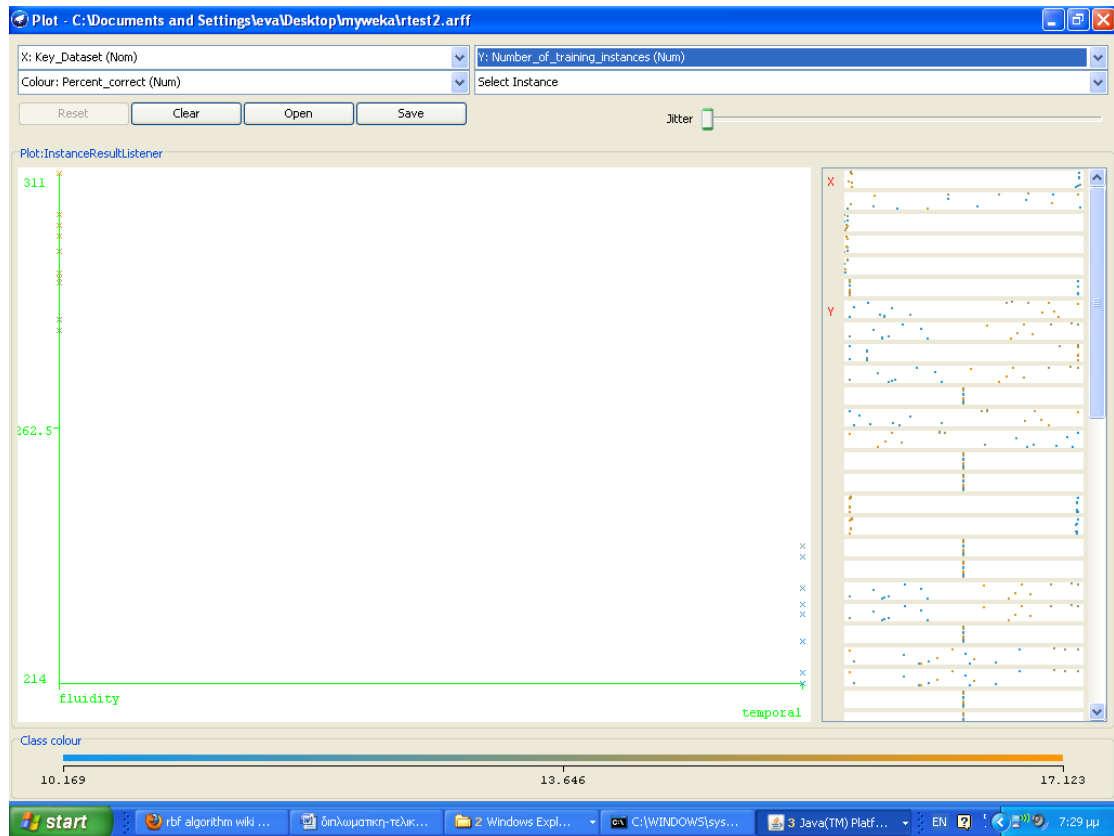


Σχήμα 5.7: Ανάλυση αλγορίθμου RBF για την προσέγγιση Joint

- ο Συμπεράσματα

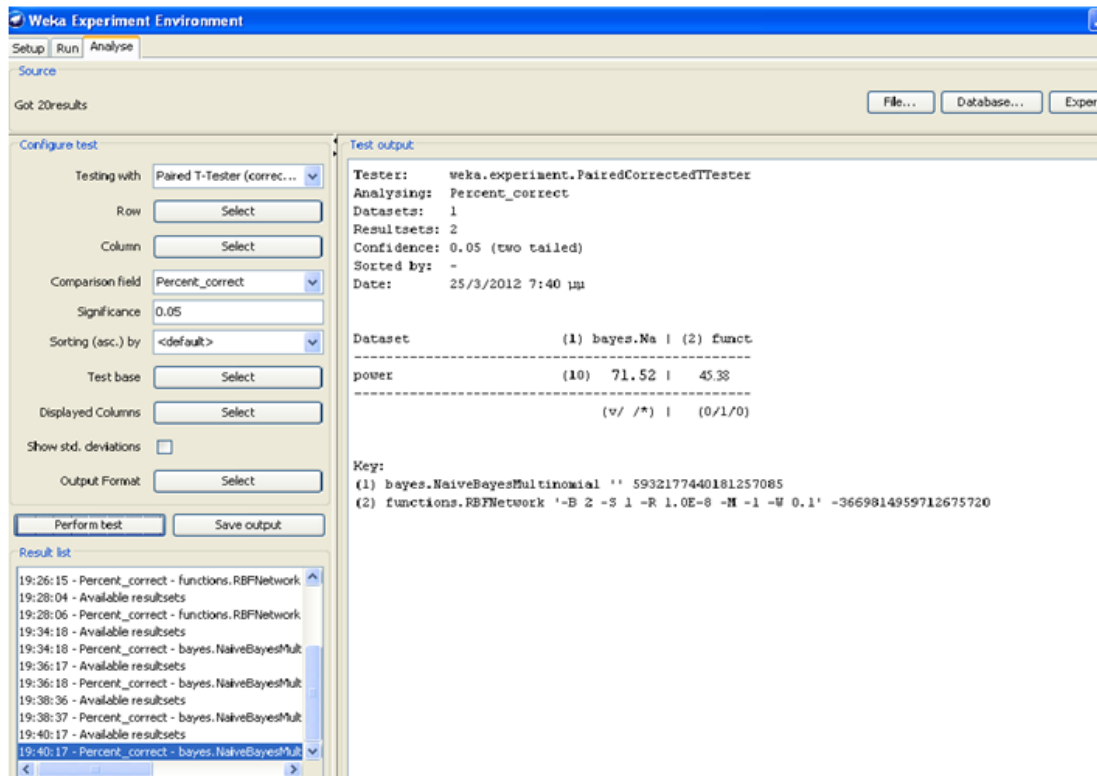
Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος RBF δεν κάνει καλή ταξινόμηση στα δύο χαρακτηριστικά εκφραστικότητας (ρευστότητα, χρονική διάρκεια) για την προσέγγιση Joint.

Παρακάτω απεικονίζεται το αντίστοιχο διάγραμμα:



Σχήμα 5.8: Διάγραμμα αποτελέσματος αλγορίθμου RBF

Επιλέξαμε το dataset για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας power. Επιλέχθηκε η διαδικασία πειράματος train/test με ποσοστό εκπαίδευσης 66% και έγιναν 10 επαναλήψεις. Χρησιμοποιήθηκαν ως classifiers οι αλγόριθμοι NaiveBayesMultinomial και RBF και στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η στατιστική ανάλυση. Ως πεδίο σύγκρισης χρησιμοποιήθηκε το percent_correct.

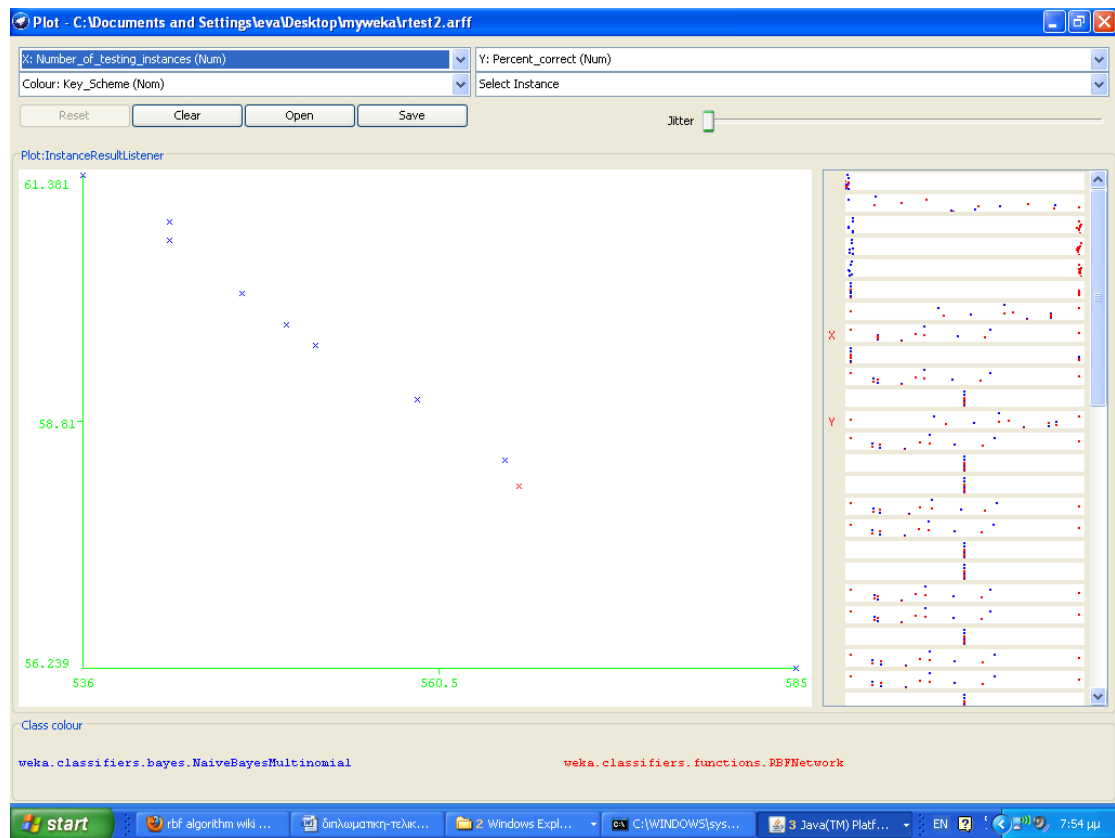


Σχήμα 5.9: Ανάλυση αλγορίθμων Bayes και RBF για το χαρακτηριστικό εκφραστικότητας δύναμη για την προσέγγιση Limb

- Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Bayes κάνει καλύτερη ταξινόμηση στο χαρακτηριστικό εκφραστικότητας δύναμη για την προσέγγιση Limb σε σχέση με τον αλγόριθμο RBF.

Παρακάτω απεικονίζεται το αντίστοιχο διάγραμμα:



Σχήμα 5.10: Διάγραμμα αποτελέσματος αλγορίθμων Bayes και RBF

Παράρτημα-Κώδικας εργασίας

```
%% FLYIDITY
```

```
%gathering data from all users
```

```
fluidity_0 = [gg_fl_0; gogo_fl_0; sarlin_fl_0; tasos_fl_0];  
fluidity_1 = [gg_fl_1; gogo_fl_1; sarlin_fl_1; tasos_fl_1];  
fluidity = [fluidity_0; fluidity_1];
```

```
%calculating mean and std
```

```
std_fluidity_0 = std(fluidity_0);  
std_fluidity_1 = std(fluidity_1);  
std_fluidity = std(fluidity);  
mean_fluidity_0 = mean(fluidity_0);  
mean_fluidity_1 = mean(fluidity_1);  
mean_fluidity = mean(fluidity);
```

```
%keeping only the columns for fluidity
```

```
std_fluidity_0_SilhouetteBased1 = std_fluidity_0(14);  
mean_fluidity_0_SilhouetteBased1 = mean_fluidity_0(14);  
std_fluidity_0_SilhouetteBased2 = std_fluidity_0(15);  
mean_fluidity_0_SilhouetteBased2 = mean_fluidity_0(15);  
std_fluidity_0_SilhouetteBased3 = std_fluidity_0(16);  
mean_fluidity_0_SilhouetteBased3 = mean_fluidity_0(16);  
std_fluidity_0_LimbBased = std_fluidity_0(17);  
mean_fluidity_0_LimbBased = mean_fluidity_0(17);  
std_fluidity_0_JointBased = std_fluidity_0(18);  
mean_fluidity_0_JointBased = mean_fluidity_0(18);  
std_fluidity_1_SilhouetteBased1 = std_fluidity_1(14);  
mean_fluidity_1_SilhouetteBased1 = mean_fluidity_1(14);  
std_fluidity_1_SilhouetteBased2 = std_fluidity_1(15);  
mean_fluidity_1_SilhouetteBased2 = mean_fluidity_1(15);  
std_fluidity_1_SilhouetteBased3 = std_fluidity_1(16);  
mean_fluidity_1_SilhouetteBased3 = mean_fluidity_1(16);  
std_fluidity_1_LimbBased = std_fluidity_1(17);  
mean_fluidity_1_LimbBased = mean_fluidity_1(17);  
std_fluidity_1_JointBased = std_fluidity_1(18);  
mean_fluidity_1_JointBased = mean_fluidity_1(18);  
std_fluidity_SilhouetteBased1 = std_fluidity(14);  
mean_fluidity_SilhouetteBased1 = mean_fluidity(14);  
std_fluidity_SilhouetteBased2 = std_fluidity(15);  
mean_fluidity_SilhouetteBased2 = mean_fluidity(15);  
std_fluidity_SilhouetteBased3 = std_fluidity(16);  
mean_fluidity_SilhouetteBased3 = mean_fluidity(16);  
std_fluidity_LimbBased = std_fluidity(17);  
mean_fluidity_LimbBased = mean_fluidity(17);  
std_fluidity_JointBased = std_fluidity(18);  
mean_fluidity_JointBased = mean_fluidity(18);
```

```
% Pearson correlation.
```

```
% first creating vectors of the same size
```

```
if size(fluidity_0,1)>size(fluidity_1,1)  
    for i=1:(size(fluidity_1,1))  
        fluidity_0_new(i,:) = fluidity_0(i,:);  
        fluidity_1_new(i,:) = fluidity_1(i,:);
```

```

end
elseif size(fluidity_0,1)<=size(fluidity_1,1)
    for i=1:(size(fluidity_0,1))
        fluidity_0_new(i,:) = fluidity_0(i,:);
        fluidity_1_new(i,:) = fluidity_1(i,:);
    end
end
end

%forming the vectors

fluidity_SilhouetteBased1 = [fluidity_0_new(:,14) fluidity_1_new(:,14)];
fluidity_SilhouetteBased2 = [fluidity_0_new(:,15) fluidity_1_new(:,15)];
fluidity_SilhouetteBased3 = [fluidity_0_new(:,16) fluidity_1_new(:,16)];
fluidity_LimbBased = [fluidity_0_new(:,17) fluidity_1_new(:,17)];
fluidity_JointBased = [fluidity_0_new(:,18) fluidity_1_new(:,18)];

%estimating pearson

pearson_fluidity_SilhouetteBased1 = corr(fluidity_SilhouetteBased1);
pearson_fluidity_SilhouetteBased2 = corr(fluidity_SilhouetteBased2);
pearson_fluidity_SilhouetteBased3 = corr(fluidity_SilhouetteBased3);
pearson_fluidity_LimbBased = corr(fluidity_LimbBased);
pearson_fluidity_JointBased = corr(fluidity_JointBased);

%new vectors for kappa agreement

fluidity2_SilhouetteBased1 = [fluidity_0_new(:,14); fluidity_1_new(:,14)];
fluidity2_SilhouetteBased2 = [fluidity_0_new(:,15); fluidity_1_new(:,15)];
fluidity2_SilhouetteBased3 = [fluidity_0_new(:,16); fluidity_1_new(:,16)];
fluidity2_LimbBased = [fluidity_0_new(:,17); fluidity_1_new(:,17)];
fluidity2_JointBased = [fluidity_0_new(:,18); fluidity_1_new(:,18)];

fluidity_kappa = [fluidity2_SilhouetteBased1; fluidity2_SilhouetteBased2; fluidity2_SilhouetteBased3;
fluidity2_LimbBased; fluidity2_JointBased]';

% creating square matrix for input for the kappa function
temp5 = ceil(sqrt(size(fluidity_kappa,2)))-1;

for i=1:temp5
    for j=1:temp5
        fluidity_square(i,j) = fluidity_kappa(1,(i-1)*temp5+j);
    end
end

%printing results for kappa agreement
kappa(round(fluidity_square),0,0.9);

%LDA

fluidity_LDA = fluidity_kappa';
ldatemp4=ceil(size(fluidity_LDA,1)/3)-1;

for k=1:ldatemp4
    LDA_fluidity1(k,1) = fluidity_LDA(k,1);
    LDA_fluidity2(k,1) = fluidity_LDA(k+ldatemp4,1);
    LDA_fluidity2(k,2) = fluidity_LDA(k+2*ldatemp4,1);
end

```

```
fluidityLDA= LDA(LDA_fluidity2,LDA_fluidity1);
```

```
% % Calucate linear scores for training data
```

```
L_fluidity = [ones(1datemp4,1) LDA_fluidity2] * fluidityLDA';
```

```
%% OVERALL ACTIVATION
```

```
overall_activation_0 = [gg_oa_0; gogo_oa_0; sarlin_oa_0; tasos_oa_0];
```

```
overall_activation_1 = [gg_oa_1; gogo_oa_1; sarlin_oa_1; tasos_oa_1];
```

```
overall_activation = [overall_activation_0; overall_activation_1];
```

```
std_overall_activation_0 = std(overall_activation_0);
```

```
std_overall_activation_1 = std(overall_activation_1);
```

```
std_overall_activation = std(overall_activation);
```

```
mean_overall_activation_0 = mean(overall_activation_0);
```

```
mean_overall_activation_1 = mean(overall_activation_1);
```

```
mean_overall_activation = mean(overall_activation);
```

```
std_overall_activation_0_SilhouetteBased1 = std_overall_activation_0(1);
```

```
mean_overall_activation_0_SilhouetteBased1 = mean_overall_activation_0(1);
```

```
std_overall_activation_0_SilhouetteBased2 = std_overall_activation_0(2);
```

```
mean_overall_activation_0_SilhouetteBased2 = mean_overall_activation_0(2);
```

```
std_overall_activation_0_SilhouetteBased3 = std_overall_activation_0(3);
```

```
mean_overall_activation_0_SilhouetteBased3 = mean_overall_activation_0(3);
```

```
std_overall_activation_0_LimbBased = std_overall_activation_0(4);
```

```
mean_overall_activation_0_LimbBased = mean_overall_activation_0(4);
```

```
std_overall_activation_0_JointBased = std_overall_activation_0(5);
```

```
mean_overall_activation_0_JointBased = mean_overall_activation_0(5);
```

```
std_overall_activation_1_SilhouetteBased1 = std_overall_activation_1(1);
```

```
mean_overall_activation_1_SilhouetteBased1 = mean_overall_activation_1(1);
```

```
std_overall_activation_1_SilhouetteBased2 = std_overall_activation_1(2);
```

```
mean_overall_activation_1_SilhouetteBased2 = mean_overall_activation_1(2);
```

```
std_overall_activation_1_SilhouetteBased3 = std_overall_activation_1(3);
```

```
mean_overall_activation_1_SilhouetteBased3 = mean_overall_activation_1(3);
```

```
std_overall_activation_1_LimbBased = std_overall_activation_1(4);
```

```
mean_overall_activation_1_LimbBased = mean_overall_activation_1(4);
```

```
std_overall_activation_1_JointBased = std_overall_activation_1(5);
```

```
mean_overall_activation_1_JointBased = mean_overall_activation_1(5);
```

```
std_overall_activation_SilhouetteBased1 = std_overall_activation(1);
```

```
mean_overall_activation_SilhouetteBased1 = mean_overall_activation(1);
```

```
std_overall_activation_SilhouetteBased2 = std_overall_activation(2);
```

```
mean_overall_activation_SilhouetteBased2 = mean_overall_activation(2);
```

```
std_overall_activation_SilhouetteBased3 = std_overall_activation(3);
```

```
mean_overall_activation_SilhouetteBased3 = mean_overall_activation(3);
```

```
std_overall_activation_LimbBased = std_overall_activation(4);
```

```
mean_overall_activation_LimbBased = mean_overall_activation(4);
```

```
std_overall_activation_JointBased = std_overall_activation(5);
```

```
mean_overall_activation_JointBased = mean_overall_activation(5);
```

```
if size(overall_activation_0,1)>size(overall_activation_1,1)
```

```
    for i=1:(size(overall_activation_1,1))
```

```
        overall_activation_0_new(i,:) = overall_activation_0(i,:);
```

```
        overall_activation_1_new(i,:) = overall_activation_1(i,:);
```

```
    end
```

```
elseif size(overall_activation_0,1)<=size(overall_activation_1,1)
```

```
    for i=1:(size(overall_activation_0,1))
```

```

overall_activation_0_new(i,:) = overall_activation_0(i,:);
overall_activation_1_new(i,:) = overall_activation_1(i,:);
end
end

overall_activation_SilhouetteBased1 = [overall_activation_0_new(:,1) overall_activation_1_new(:,1)];
overall_activation_SilhouetteBased2 = [overall_activation_0_new(:,2) overall_activation_1_new(:,2)];
overall_activation_SilhouetteBased3 = [overall_activation_0_new(:,3) overall_activation_1_new(:,3)];
overall_activation_LimbBased = [overall_activation_0_new(:,4) overall_activation_1_new(:,4)];
overall_activation_JointBased = [overall_activation_0_new(:,5) overall_activation_1_new(:,5)];

pearson_overall_activation_SilhouetteBased1 = corr(overall_activation_SilhouetteBased1);
pearson_overall_activation_SilhouetteBased2 = corr(overall_activation_SilhouetteBased2);
pearson_overall_activation_SilhouetteBased3 = corr(overall_activation_SilhouetteBased3);
pearson_overall_activation_LimbBased = corr(overall_activation_LimbBased);
pearson_overall_activation_JointBased = corr(overall_activation_JointBased);

overall_activation2_SilhouetteBased1 = [overall_activation_0_new(:,1);
overall_activation_1_new(:,1)];
overall_activation2_SilhouetteBased2 = [overall_activation_0_new(:,2);
overall_activation_1_new(:,2)];
overall_activation2_SilhouetteBased3 = [overall_activation_0_new(:,3);
overall_activation_1_new(:,3)];
overall_activation2_LimbBased = [overall_activation_0_new(:,4); overall_activation_1_new(:,4)];
overall_activation2_JointBased = [overall_activation_0_new(:,5); overall_activation_1_new(:,5)];

overall_activation_kappa = [overall_activation2_SilhouetteBased1;
overall_activation2_SilhouetteBased2; overall_activation2_SilhouetteBased3;
overall_activation2_LimbBased; overall_activation2_JointBased]';

temp4 = ceil(sqrt(size(overall_activation_kappa,2)))-1;

for i=1:temp4
    for j=1:temp4
        overall_activation_sqare(i,j) = overall_activation_kappa(1,(i-1)*temp4+j);
    end
end

kappa(round(overall_activation_sqare),0,0.9);

overall_activation_LDA = overall_activation_kappa';
ldatemp5=ceil(size(overall_activation_LDA,1)/3)-1;

for k=1:ldatemp5
    LDA_overall_activation1(k,1) = overall_activation_LDA(k,1);
    LDA_overall_activation2(k,1) = overall_activation_LDA(k+ldatemp5,1);
    LDA_overall_activation2(k,2) = overall_activation_LDA(k+2*ldatemp5,1);
end

overall_activationLDA= LDA(LDA_overall_activation2,LDA_overall_activation1);

% % Calucate linear scores for training data
L_overall_activation = [ones(ldatemp5,1) LDA_overall_activation2] * overall_activationLDA';

```

%% POWER

```
power_0 = [gg_pow_0; gogo_pow_0; sarlin_pow_0; tasos_pow_0];  
power_1 = [gg_pow_1; gogo_pow_1; sarlin_pow_1; tasos_pow_1];  
power = [power_0; power_1];
```

```
std_power_0 = std(power_0);  
std_power_1 = std(power_1);  
std_power = std(power);  
mean_power_0 = mean(power_0);  
mean_power_1 = mean(power_1);  
mean_power = mean(power);
```

```
std_power_0_SilhouetteBased1 = std_power_0(22);  
mean_power_0_SilhouetteBased1 = mean_power_0(22);  
std_power_0_SilhouetteBased2 = std_power_0(23);  
mean_power_0_SilhouetteBased2 = mean_power_0(23);  
std_power_0_SilhouetteBased3 = std_power_0(24);  
mean_power_0_SilhouetteBased3 = mean_power_0(24);  
std_power_0_LimbBased = std_power_0(25);  
mean_power_0_LimbBased = mean_power_0(25);  
std_power_0_JointBased = std_power_0(26);  
mean_power_0_JointBased = mean_power_0(26);  
std_power_1_SilhouetteBased1 = std_power_1(22);  
mean_power_1_SilhouetteBased1 = mean_power_1(22);  
std_power_1_SilhouetteBased2 = std_power_1(23);  
mean_power_1_SilhouetteBased2 = mean_power_1(23);  
std_power_1_SilhouetteBased3 = std_power_1(24);  
mean_power_1_SilhouetteBased3 = mean_power_1(24);  
std_power_1_LimbBased = std_power_1(25);  
mean_power_1_LimbBased = mean_power_1(25);  
std_power_1_JointBased = std_power_1(26);  
mean_power_1_JointBased = mean_power_1(26);  
std_power_SilhouetteBased1 = std_power(22);  
mean_power_SilhouetteBased1 = mean_power(22);  
std_power_SilhouetteBased2 = std_power(23);  
mean_power_SilhouetteBased2 = mean_power(23);  
std_power_SilhouetteBased3 = std_power(24);  
mean_power_SilhouetteBased3 = mean_power(24);  
std_power_LimbBased = std_power(25);  
mean_power_LimbBased = mean_power(25);  
std_power_JointBased = std_power(26);  
mean_power_JointBased = mean_power(26);
```

```
if size(power_0,1)>size(power_1,1)  
    for i=1:(size(power_1,1))  
        power_0_new(i,:) = power_0(i,:);  
        power_1_new(i,:) = power_1(i,:);  
    end  
elseif size(power_0,1)<=size(power_1,1)  
    for i=1:(size(power_0,1))  
        power_0_new(i,:) = power_0(i,:);  
        power_1_new(i,:) = power_1(i,:);  
    end  
end
```

```
power_SilhouetteBased1 = [power_0_new(:,22) power_1_new(:,22)];  
power_SilhouetteBased2 = [power_0_new(:,23) power_1_new(:,23)];
```

```

power_SilhouetteBased3 = [power_0_new(:,24) power_1_new(:,24)];
power_LimbBased = [power_0_new(:,25) power_1_new(:,25)];
power_JointBased = [power_0_new(:,26) power_1_new(:,26)];

pearson_power_SilhouetteBased1 = corr(power_SilhouetteBased1);
pearson_power_SilhouetteBased2 = corr(power_SilhouetteBased2);
pearson_power_SilhouetteBased3 = corr(power_SilhouetteBased3);
pearson_power_LimbBased = corr(power_LimbBased);
pearson_power_JointBased = corr(power_JointBased);

power2_SilhouetteBased1 = [power_0_new(:,22); power_1_new(:,22)];
power2_SilhouetteBased2 = [power_0_new(:,23); power_1_new(:,23)];
power2_SilhouetteBased3 = [power_0_new(:,24); power_1_new(:,24)];
power2_LimbBased = [power_0_new(:,25); power_1_new(:,25)];
power2_JointBased = [power_0_new(:,26); power_1_new(:,26)];

power_kappa = [power2_SilhouetteBased1; power2_SilhouetteBased2; power2_SilhouetteBased3;
power2_LimbBased; power2_JointBased]';

temp3 = ceil(sqrt(size(power_kappa,2)))-1;

for i=1:temp3
    for j=1:temp3
        power_sqare(i,j) = power_kappa(1,(i-1)*temp3+j);
    end
end

kappa(round(power_sqare),0,0.9);

power_LDA = power_kappa';
ldatemp=ceil(size(power_LDA,1)/3)-1;

for k=1:ldatemp
    LDA_power1(k,1) = power_LDA(k,1);
    LDA_power2(k,1) = power_LDA(k+ldatemp,1);
    LDA_power2(k,2) = power_LDA(k+2*ldatemp,1);
end

powerLDA= LDA(LDA_power2,LDA_power1);

%% % Calculcate linear scores for training data
L_power = [ones(ldatemp,1) LDA_power2] * powerLDA';

%% % SPATIAL EXTENT

spatial_extent_0 = [gg_se_0; gogo_se_0; sarlin_se_0; tasos_se_0];
spatial_extent_1 = [gg_se_1; gogo_se_1; sarlin_se_1; tasos_se_1];
spatial_extent = [spatial_extent_0; spatial_extent_1];
std_spatial_extent_0 = std(spatial_extent_0);
std_spatial_extent_1 = std(spatial_extent_1);
std_spatial_extent = std(spatial_extent);
mean_spatial_extent_0 = mean(spatial_extent_0);
mean_spatial_extent_1 = mean(spatial_extent_1);
mean_spatial_extent = mean(spatial_extent);

```

```

std_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D1max = std_overall_activation_0(6);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D1max = mean_overall_activation_0(6);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D1mean = std_overall_activation_0(7);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D1mean = mean_overall_activation_0(7);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D2max = std_overall_activation_0(8);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D2max = mean_overall_activation_0(8);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D2mean = std_overall_activation_0(9);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased2D2mean = mean_overall_activation_0(9);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D1max = std_overall_activation_0(10);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D1max = mean_overall_activation_0(10);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D1mean = std_overall_activation_0(11);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D1mean = mean_overall_activation_0(11);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D2max = std_overall_activation_0(12);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D2max = mean_overall_activation_0(12);
std_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D2mean = std_overall_activation_0(13);
mean_spatial_extent_0_SilhouetteBased3D2mean = mean_overall_activation_0(13);

```

```

std_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D1max = std_overall_activation_1(6);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D1max = mean_overall_activation_1(6);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D1mean = std_overall_activation_1(7);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D1mean = mean_overall_activation_1(7);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D2max = std_overall_activation_1(8);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D2max = mean_overall_activation_1(8);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D2mean = std_overall_activation_1(9);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased2D2mean = mean_overall_activation_1(9);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D1max = std_overall_activation_1(10);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D1max = mean_overall_activation_1(10);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D1mean = std_overall_activation_1(11);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D1mean = mean_overall_activation_1(11);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D2max = std_overall_activation_1(12);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D2max = mean_overall_activation_1(12);
std_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D2mean = std_overall_activation_1(13);
mean_spatial_extent_1_SilhouetteBased3D2mean = mean_overall_activation_1(13);

```

```

std_spatial_extent_SilhouetteBased2D1max = std_overall_activation(6);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased2D1max = mean_overall_activation(6);
std_spatial_extent_SilhouetteBased2D1mean = std_overall_activation(7);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased2D1mean = mean_overall_activation(7);
std_spatial_extent_SilhouetteBased2D2max = std_overall_activation(8);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased2D2max = mean_overall_activation(8);
std_spatial_extent_SilhouetteBased2D2mean = std_overall_activation(9);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased2D2mean = mean_overall_activation(9);
std_spatial_extent_SilhouetteBased3D1max = std_overall_activation(10);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased3D1max = mean_overall_activation(10);
std_spatial_extent_SilhouetteBased3D1mean = std_overall_activation(11);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased3D1mean = mean_overall_activation(11);
std_spatial_extent_SilhouetteBased3D2max = std_overall_activation(12);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased3D2max = mean_overall_activation(12);
std_spatial_extent_SilhouetteBased3D2mean = std_overall_activation(13);
mean_spatial_extent_SilhouetteBased3D2mean = mean_overall_activation(13);

```

```

if size(spatial_extent_0,1)>size(spatial_extent_1,1)
    for i=1:(size(spatial_extent_1,1))
        spatial_extent_0_new(i,:) = spatial_extent_0(i,:);
        spatial_extent_1_new(i,:) = spatial_extent_1(i,:);
    end
elseif size(spatial_extent_0,1)<=size(spatial_extent_1,1)
    for i=1:(size(spatial_extent_0,1))
        spatial_extent_0_new(i,:) = spatial_extent_0(i,:);
        spatial_extent_1_new(i,:) = spatial_extent_1(i,:);
    end
end

```

```

end
end

spatial_extent_SilhouetteBased2D1max = [spatial_extent_0_new(:,6) spatial_extent_1_new(:,6)];
spatial_extent_SilhouetteBased2D1mean = [spatial_extent_0_new(:,7) spatial_extent_1_new(:,7)];
spatial_extent_SilhouetteBased2D2max = [spatial_extent_0_new(:,8) spatial_extent_1_new(:,8)];
spatial_extent_SilhouetteBased2D2mean = [spatial_extent_0_new(:,9) spatial_extent_1_new(:,9)];

spatial_extent_SilhouetteBased3D1max = [spatial_extent_0_new(:,10) spatial_extent_1_new(:,10)];
spatial_extent_SilhouetteBased3D1mean = [spatial_extent_0_new(:,11) spatial_extent_1_new(:,11)];
spatial_extent_SilhouetteBased3D2max = [spatial_extent_0_new(:,12) spatial_extent_1_new(:,12)];
spatial_extent_SilhouetteBased3D2mean = [spatial_extent_0_new(:,13) spatial_extent_1_new(:,13)];

pearson_spatial_extent_SilhouetteBased2D1max = corr(spatial_extent_SilhouetteBased2D1max);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased2D1mean = corr(spatial_extent_SilhouetteBased2D1mean);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased2D2max = corr(spatial_extent_SilhouetteBased2D2max);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased2D2mean = corr(spatial_extent_SilhouetteBased2D2mean);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased3D1max = corr(spatial_extent_SilhouetteBased3D1max);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased3D1mean = corr(spatial_extent_SilhouetteBased3D1mean);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased3D2max = corr(spatial_extent_SilhouetteBased3D2max);
pearson_spatial_extent_SilhouetteBased3D2mean = corr(spatial_extent_SilhouetteBased3D2mean);

spatial_extent2_SilhouetteBased2D1 = [spatial_extent_0_new(:,6); spatial_extent_1_new(:,6)];
spatial_extent2_SilhouetteBased2D2 = [spatial_extent_0_new(:,7); spatial_extent_1_new(:,7)];
spatial_extent2_SilhouetteBased3D1 = [spatial_extent_0_new(:,8); spatial_extent_1_new(:,8)];
spatial_extent2_SilhouetteBased3D2 = [spatial_extent_0_new(:,9); spatial_extent_1_new(:,9)];

spatial_extent_kappa = [spatial_extent2_SilhouetteBased2D1; spatial_extent2_SilhouetteBased2D2;
spatial_extent2_SilhouetteBased3D1; spatial_extent2_SilhouetteBased3D2]';

temp2 = ceil(sqrt(size(spatial_extent_kappa,2)))-1;

for i=1:temp2
    for j=1:temp2
        spatial_extent_sqare(i,j) = spatial_extent_kappa(1,(i-1)*temp2+j);
    end
end

kappa(round(spatial_extent_sqare),0,0.9);

spatial_extent_LDA = spatial_extent_kappa';
ldatemp2=ceil(size(spatial_extent_LDA,1)/3)-1;

for k=1:ldatemp2
    LDA_spatial_extent1(k,1) = spatial_extent_LDA(k,1);
    LDA_spatial_extent2(k,1) = spatial_extent_LDA(k+ldatemp2,1);
    LDA_spatial_extent2(k,2) = spatial_extent_LDA(k+2*ldatemp2,1);
end

spatial_extentLDA= LDA(LDA_spatial_extent2,LDA_spatial_extent1);

% % Calculcate linear scores for training data
L_spatial_extent = [ones(ldatemp2,1) LDA_spatial_extent2] * spatial_extentLDA';

```

```
%% TEMPORAL
```

```
temporal_0 = [gg_temp_0; gogo_temp_0; sarlin_temp_0; tasos_temp_0];  
temporal_1 = [gg_temp_1; gogo_temp_1; sarlin_temp_1; tasos_temp_1];  
temporal = [temporal_0; temporal_1];
```

```
std_temporal_0 = std(temporal_0);  
std_temporal_1 = std(temporal_1);  
std_temporal = std(temporal);  
mean_temporal_0 = mean(temporal_0);  
mean_temporal_1 = mean(temporal_1);  
mean_temporal = mean(temporal);
```

```
std_temporal_0_SilhouetteBased1 = std_temporal_0(19);  
mean_temporal_0_SilhouetteBased1 = mean_temporal_0(19);  
std_temporal_0_SilhouetteBased2 = std_temporal_0(20);  
mean_temporal_0_SilhouetteBased2 = mean_temporal_0(20);  
std_temporal_0_SilhouetteBased3 = std_temporal_0(21);  
mean_temporal_0_SilhouetteBased3 = mean_temporal_0(21);  
std_temporal_1_SilhouetteBased1 = std_temporal_1(19);  
mean_temporal_1_SilhouetteBased1 = mean_temporal_1(19);  
std_temporal_1_SilhouetteBased2 = std_temporal_1(20);  
mean_temporal_1_SilhouetteBased2 = mean_temporal_1(20);  
std_temporal_1_SilhouetteBased3 = std_temporal_1(21);  
mean_temporal_1_SilhouetteBased3 = mean_temporal_1(21);  
std_temporal_SilhouetteBased1 = std_temporal(19);  
mean_temporal_SilhouetteBased1 = mean_temporal(19);  
std_temporal_SilhouetteBased2 = std_temporal(20);  
mean_temporal_SilhouetteBased2 = mean_temporal(20);  
std_temporal_SilhouetteBased3 = std_temporal(21);  
mean_temporal_SilhouetteBased3 = mean_temporal(21);
```

```
if size(temporal_0,1)>size(temporal_1,1)  
    for i=1:(size(temporal_1,1))  
        temporal_0_new(i,:) = temporal_0(i,:);  
        temporal_1_new(i,:) = temporal_1(i,:);  
    end  
elseif size(temporal_0,1)<=size(temporal_1,1)  
    for i=1:(size(temporal_0,1))  
        temporal_0_new(i,:) = temporal_0(i,:);  
        temporal_1_new(i,:) = temporal_1(i,:);  
    end  
end
```

```
temporal_SilhouetteBased1 = [temporal_0_new(:,19) temporal_1_new(:,19)];  
temporal_SilhouetteBased2 = [temporal_0_new(:,20) temporal_1_new(:,20)];  
temporal_SilhouetteBased3 = [temporal_0_new(:,21) temporal_1_new(:,21)];
```

```
pearson_temporal_SilhouetteBased1 = corr(temporal_SilhouetteBased1);  
pearson_temporal_SilhouetteBased2 = corr(temporal_SilhouetteBased2);  
pearson_temporal_SilhouetteBased3 = corr(temporal_SilhouetteBased3);
```

```
temporal2_SilhouetteBased1 = [temporal_0_new(:,19); temporal_1_new(:,19)];  
temporal2_SilhouetteBased2 = [temporal_0_new(:,20); temporal_1_new(:,20)];  
temporal2_SilhouetteBased3 = [temporal_0_new(:,21); temporal_1_new(:,21)];
```

```

temporal_kappa = [temporal2_SilhouetteBased1; temporal2_SilhouetteBased2;
temporal2_SilhouetteBased3]';

temp = ceil(sqrt(size(temporal_kappa,2)))-1;

for i=1:temp
    for j=1:temp
        temporal_square(i,j) = temporal_kappa(1,(i-1)*temp+j);
    end
end

kappa(round(temporal_square),0,0.9);

temporal_LDA = temporal_kappa';
ldatemp3=ceil(size(temporal_LDA,1)/3)-1;

for k=1:ldatemp3
    LDA_temporal1(k,1) = temporal_LDA(k,1);
    LDA_temporal2(k,1) = temporal_LDA(k+ldatemp3,1);
    LDA_temporal2(k,2) = temporal_LDA(k+2*ldatemp3,1);
end

temporalLDA= LDA(LDA_temporal2,LDA_temporal1);

% % Calculcate linear scores for training data
L_temporal = [ones(ldatemp3,1) LDA_temporal2] * temporalLDA';

```

Βιβλιογραφία

- [1] M. Knapp and J. Hall. *Nonverbal communication in human interaction*. Wadsworth Pub Co, 2009.
- [2] B. Hartmann, M. Mancini, S. Buisine, and C. Pelachaud. Design and evaluation of expressive gesture synthesis for embodied conversational agents. In *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 1095–1096. ACM, 2005.
- [3] G. Castellano, G. Caridakis, A. Camurri, K. Karpouzis, G. Volpe, and S. Kollias. *A Blueprint for Affective Computing*, chapter Body gesture and facial expression analysis for automatic affect recognition. Oxford University Press, 2010.
- [4] G. Castellano, M. Mancini, C. Peters, and P. McOwan. Expressive copying behavior for social agents: A perceptual analysis. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A - Systems and Humans*, 2011
- [5] E. Hudlicka and M. Mcneese. Assessment of user affective and belief states for interface adaptation: Application to an air force pilot task. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(1):1–47, 2002.
- [6] A. Pentland. Smart rooms. *Scientific American*, 274(4):54–62, 1996.
- [7] K. Karpouzis, G. Caridakis, L. Kessous, N. Amir, A. Raouzaïou, L. Malatesta, and S. Kollias. Modeling naturalistic affective states via facial, vocal, and bodily expressions recognition. *Artificial Intelligence for Human Computing*, pages 91–112, 2007.
- [8] R. W. Picard, *Affective Computing*, MIT Press, 1997.
- [9] R. W. Picard, Towards computers that recognize and respond to user emotion, *IBM Syst. Journal*, 39 (3–4), 705–719, 2000.
- [10] K. Karpouzis, A. Raouzaïou, A. Drosopoulos, S. Ioannou, T. Balomenos, N. Tsapatsoulis and S. Kollias, Facial expression and gesture analysis for emotionally-rich man-machine interaction, in N. Sarris, M. Strintzis, (eds.), *3D Modeling and Animation: Synthesis and Analysis Techniques*, pp. 175-200, Idea Group Publ., 2004.
- [11] S. Ioannou, A. Raouzaïou, V. Tzouvaras, T. Mailis, K. Karpouzis, S. Kollias, Emotion recognition through facial expression analysis based on a neurofuzzy network, *Neural Networks*, Elsevier, Vol. 18, Issue 4, May 2005, pp. 423-435
- [12] M. Pantic and L.J.M. Rothkrantz, Automatic analysis of facial expressions: The state of the art. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(12):1424–1445, 2000.

- [13] R. Cowie, E. Douglas-Cowie, N. Tsapatsoulis, G. Votsis, S. Kollias, W. Fellenz and J. G. Taylor, Emotion Recognition in Human-Computer Interaction, *IEEE Signal Processing Magazine*, pp 33- 80, January 2001.
- [14] N. Sebe, I. Cohen, T.S. Huang, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific, January 2005
- [15] R. W. Picard, Towards computers that recognize and respond to user emotion, *IBM Syst. Journal*, 39 (3–4), 705–719, 2000.
- [16] I. Cohen, N. Sebe, F. Cozman, M. Cirelo, and T.S. Huang. Learning Bayesian network classifiers for facial expression recognition using both labeled and unlabeled data. In Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 595–601, 2003.
- [17] Mathworks, Manual of Neural Network Toolbox for MATLAB.
- [18] F. Freitag, E. Monte, Acoustic-phonetic decoding based on Elman predictive neural networks, *Proceedings of ICSLP 96*, Fourth International Conference on, Page(s): 522-525, vol.1.
- [19] H. G. Zimmermann, R. Grothmann, A. M. Schaefer, and Ch. Tietz. Identification and forecasting of large dynamical systems by dynamical consistent neural networks. In S. Haykin, T. Sejnowski J. Principe, and J. McWhirter, editors, *New Directions in Statistical Signal Processing: From Systems to Brain*. MIT Press, 2006.
- [20] A. Jaimes, Human-Centered Multimedia: Culture, Deployment, and Access, *IEEE Multimedia Magazine*, Vol. 13, No.1, 2006.
- [21] C. Tomasi and T. Kanade, Detection and Tracking of Point Features, Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, April 1991
- [22] J. Weizenbaum, ELIZA – A Computer Program For the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine, *Communications of the ACM*, Volume 9, Number 1, 1966, pp. 36-35.
- [23] Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., Taylor, J.G.: Emotion recognition in human-computer interaction, *IEEE Signal Processing Magazine*, January 2001.
- [24] Picard, R.: *Affective computing*, Boston, MA: MIT Press (1997).
- [25] Sebe, N., Cohen, I., Huang, T.S.: Multimodal Emotion Recognition, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific, ISBN 981-256-105-6, January 2005.
- [26] Pantic, M., Sebe, N., Cohn, J., Huang, T.S.: Affective Multimodal Human-Computer Interaction, *ACM Multimedia*, pp. 669 - 676, Singapore, November 2005.

- [27] Scherer, K. R., Wallbott, H. G.: Analysis of Nonverbal Behavior. HANDBOOK OF DISCOURSE: ANALYSIS, Vol. 2, Cap.11, Academic Press London (1985).
- [28] Scherer, K.R. and Ellgring, H.: Multimodal Expression of Emotion: Affect Programs or Componential Appraisal Patterns? *Emotion* 7(1) (2007).
- [29] B. Brandherm, H. Prendinger, and M. Ishizuka. Dynamic bayesian network based interest estimation for visual attentive presentation agents. In *Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems-Volume 1*, pages 191–198. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2008.
- [30] G. Caridakis, A. Raouzaïou, E. Bevacqua, M. Mancini, K. Karpouzis, L. Malatesta, and C. Pelachaud. Virtual agent multimodal mimicry of humans. *Language Resources and Evaluation*, 41(3):367–388, 2007.
- [31] Hartmann, B., Mancini, M. and Pelachaud, C., Implementing Expressive Gesture Synthesis for Embodied Conversational Agents. *Gesture Workshop* (2005) Vannes
- [32] Wallbott, H.G, Bodily expression of emotion. *European Journal of Social Psychology*, 28:879–896, 1998.
- [33] Harrigan, J.A., Listener’s body movements and speaking turns. *Communication Research*, 12(2):233–250, 1985.
- [34] Gallaher, P., Individual differences in nonverbal behavior: Dimensions of style. *Journal of Personality and Social Psychology* 63 (1992)
- [35] G. Caridakis, A. Raouzaïou, K. Karpouzis, and S. Kollias. Synthesizing gesture expressivity based on real sequences. In *Workshop on multimodal corpora: from multimodal behaviour theories to usable models, LREC 2006 Conference, Genoa, Italy*, pages 24–26. Citeseer, 2006.
- [36] H. Wallbott. Bodily expression of emotion. *European journal of social psychology*, 28(6):879–896, 1998.
- [37] G. Caridakis, K. Karpouzis, Full body expressivity analysis in 3D Natural Interaction: a comparative study. *Affective Interaction in Natural Environments workshop, ICMI 2011 International Conference on Multimodal Interaction. 14-18th November 2011, Alicante, Spain*.
- [38] Wikipedia the free encyclopedia, www.wikipedia.org