



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Μοντελοποίηση Κινήσεων σε Εικονικό Προσομοιωτή Παρακέντησης
με Απτική Ανάδραση χρησιμοποιώντας Κρυφά Μαρκοβιανά
Μοντέλα για την Αυτόματη Αναγνώριση και Αντικειμενική
Αξιολόγηση Χειρουργικών Δεξιοτήτων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Βασίλειος Γ. Χατζόπουλος

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Μάιος 2012



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ, ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Μοντελοποίηση Κινήσεων σε Εικονικό Προσομοιωτή Παρακέντησης
με Απτική Ανάδραση χρησιμοποιώντας Κρυφά Μαρκοβιανά
Μοντέλα για την Αυτόματη Αναγνώριση και Αντικειμενική
Αξιολόγηση Χειρουργικών Δεξιοτήτων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Βασίλειος Γ. Χατζόπουλος

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την .../.../ 2012.

.....
Τζαφέστας Κωνσταντίνος
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Μαραγκός Πέτρος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Μαράτος Νικόλαος
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Μάιος 2012

.....
Βασίλειος Γ. Χατζόπουλος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

**Copyright © Βασίλειος Γ. Χατζόπουλος, 2012, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
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.

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.

*Στους γονείς μου
Γεώργιο και Ιωάννα
και στον αδερφό μου
Απόστολο*

Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια έχουν αυξηθεί σημαντικά οι ερευνητικές προσπάθειες που επιδιώκουν την δημιουργία προσομοιωτών χειρουργικών επεμβάσεων εικονικής πραγματικότητας για την εκπαίδευση των ειδικευόμενων ιατρών. Συγχρόνως, αυξάνονται οι εφαρμογές των κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων (HMM) σε θέματα αυτόματης αναγνώρισης κίνησης και αντικειμενικής αξιολόγησης δεξιοτήτων.

Σε αυτήν τη διπλωματική εργασία επιδιώξαμε, με την χρήση των κρυφών Μαρκοβιανών μοντέλων (HMM), να επιτύχουμε την μοντελοποίηση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας, όπως την εκτέλεσαν έμπειροι χειρουργοί χρησιμοποιώντας έναν εικονικό προσομοιωτή απτικής ανάδρασης που έχει αναπτυχθεί πειραματικά στο Εργαστήριο Ρομποτικής της Σχολής ΗΜΜΥ ΕΜΠ. Αρχικά, μοντελοποιήθηκε ο τρόπος εκτέλεσης της επέμβασης και δημιουργήθηκε ένας μεγάλος αριθμός θεωρητικών δεδομένων με τα οποία εξετάστηκε το νέο μας σύστημα αναγνώρισης. Στην συνέχεια, πραγματοποιήθηκε ένα πείραμα στο οποίο συμμετείχαν δύο ομάδες χρηστών: αυτή των έμπειρων χειρουργών και αυτή των αρχάριων. Κατά την επεξεργασία των πειραματικών δεδομένων εξετάστηκε κατά πόσο το σύστημά μας μοντελοποιεί ικανοποιητικά τις συγκεκριμένες απλές χειρουργικές κινήσεις, αξιολογήθηκε η επίδοση του συστήματός ως προς την αυτόματη αναγνώριση κινήσεων, καθώς και το ποσοστό επιτυχούς εκτίμησης του επιπέδου δεξιοτήτων κάθε χρήστη, δηλαδή εάν μία πειραματική δοκιμή προέρχεται από έμπειρο ή αρχάριο χρήστη. Επιπροσθέτως, διερευνήσαμε την ύπαρξη διαφοροποιήσεων στις εκτελούμενες κινήσεις, οι οποίες οφείλονται στην ενεργοποίηση ή μη της ανάδρασης δύναμης, και εξετάσαμε τον βαθμό στον οποίο η απτική ανάδραση επηρεάζει την αποδοτική εκπαίδευση των (αρχάριων) χρηστών. Τα ποσοστά επίδοσης που επιτύχαμε με την συγκεκριμένη πειραματική διαδικασία είναι αρκετά ενθαρρυντικά για την επιστημονική κοινότητα, ειδικά λαμβάνοντας υπόψη ότι ο προσομοιωτής στον οποίο στηρίχθηκε η εργασία αυτή βρίσκεται σε πρωτότυπο πειραματικό στάδιο.

Λέξεις Κλειδιά

Προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος, παρακέντηση υποκλειδίου φλέβας, απτική ανάδραση, κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα, αυτόματη αναγνώριση κινήσεων μοντελοποίηση και αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων.

Abstract

In recent years the research efforts that seek to create virtual reality surgical simulators for training junior medical doctors have significantly increased. At the same time, the applications of hidden Markov models (HMM) for automatic motion recognition and objective skill assessment are also increasing.

In this diploma thesis, we have used hidden Markov models (HMM) to achieve modeling of the subclavian vein paracentesis procedure, as performed by experienced surgeons on a virtual reality simulator, developed at the Intelligent Robotics Laboratory of the School of ECE at NTUA. Originally, we modeled the motions involved in this procedure as executed by experienced surgeons and created a large number of theoretical data, to examine at a first stage the performance of the prototype recognition system. A series of real experiments on the simulator was then conducted, involving two groups of users: a group of experienced surgeons and a group of novices. The obtained experimental data were processed to examine how well our system models the simple surgical maneuvers involved in this procedure, to evaluate the accuracy of the system in achieving automatic motion recognition, and to assess the system performance in terms of estimating the level of skill of a user, that is, to discriminate whether a data set comes from an expert or a novice user. Furthermore, we investigated the effect that the activation of haptic feedback had on the experimental results, particularly in terms of the differences observed between the motions executed and the learning performance achieved by novice users (trainees). The success rates achieved by our system in this experimental procedure are quite promising, regarding further application of such automatic pattern recognition methodologies in haptic / surgical skill modeling and assessment, particularly keeping in mind that the simulator which has supported this work constitutes a prototype platform.

KeyWords

Surgical simulator, subclavian vein paracentesis, virtual reality, haptic display, hidden Markov models (HMM), automatic motion recognition, skill modeling and objective skill assessment.

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Κωνσταντίνο Τζαφέστα για το χρόνο που μου διέθεσε, την καθοδήγησή του και την υπομονή του. Η πολύτιμη βοήθειά του μου είναι ανεκτίμητη. Θα ήθελα επίσης να τον ευχαριστήσω που μου εμπιστεύτηκε ένα τόσο ενδιαφέρον και καίριο θέμα και που πίστεψε στις δυνατότητές μου. Με την μοναδική αυτή εμπειρία που μου προσέφερε είχα την ευκαιρία να ασχοληθώ με καινούριους για εμένα τομείς (π.χ. Ρομποτική Ιατρική), να διευρύνω σημαντικά τις γνώσεις μου ως μηχανικός και να βελτιώσω τον τρόπο σκέψης μου και εργασίας μου.

Επίσης, Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Κωνσταντίνο Μπίρμπα και Θεόδωρο Μαριόλη που συμμετείχαν στην πειραματική δοκιμή και μου έδωσαν την ευκαιρία να συνεργαστώ με δύο τόσο εξέχοντες ιατρούς. Επιπλέον, να ευχαριστήσω τον Κωνσταντίνο Στραβοσκούφη, τον Αναστάσιο Αλεξανδρίδη, τον Παναγιώτη Πεδιάδιτη, την Χριστίνα Κούκουρα, την Παρλαμένη Πόπη και τον Κουτσούκη Νικόλαο, που συμμετείχαν στην πειραματική δοκιμή με την ιδιότητα των αρχάριων χρηστών.

Ακόμη, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Πέτρο Μαραγκό που μέσα από το μάθημα «Αναγνώριση Προτύπων με έμφαση στην Αναγνώριση Φωνής» με εισήγαγε στα θέματα της Αναγνώρισης Προτύπων και έθεσε τις βάσεις των γνώσεών μου γύρω από τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα και την Αναγνώριση Προτύπων. Επίσης, να ευχαριστήσω τον Υποψήφιο Διδάκτορα κ. Σταύρο Θεοδωρακάκη, ο οποίος ήταν πάντα διαθέσιμος και πρόθυμος για την επίλυση διάφορων αποριών που είχα σε όλη την πορεία της διπλωματικής μου εργασίας.

Επιπρόσθετα, θα ήθελα να ευχαριστήσω από τα βάθη της ψυχής μου τους γονείς μου Γιώργο και Ιωάννα και τον αδερφό μου Αποστόλη που μου συμπαραστάθηκαν και με συμβούλεψαν σε όλη αυτή την πορεία των φοιτητικών μου χρόνων. Αυτοί ήταν πάντα η έμπνευσή μου και από αυτούς πήγαζε η δύναμή μου για να συνεχίζω την προσπάθειά μου.

Τέλος, να ευχαριστήσω τους φίλους μου που με στήριξαν και με συμβούλεψαν όλα αυτά τα χρόνια.

Βασίλειος Γ. Χατζόπουλος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάιος 2012

Πίνακας περιεχομένων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Εισαγωγή	17
1.1 Κίνητρο	17
1.2 Γενική προσέγγιση της εργασίας- Στόχοι και προβλήματα	19
1.3 Δομή της εργασίας	25
1.4 Συνεισφορά της εργασίας.....	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Βιβλιογραφική Επισκόπηση Σύγχρονων Εφαρμογών Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Ιατρική	29
2.1 Ρομποτική: Ορισμός και Ιστορική Αναδρομή	29
2.1.1 Ορισμός του Ρομπότ.....	30
2.2 Η Εφαρμογή της Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Ιατρική	31
2.2.1 Τομείς Εφαρμογής.....	31
2.2.2 Κατηγοριοποίηση Χειρουργικών Ρομποτικών Συστημάτων	35
2.3 Σύγχρονες Εφαρμογές Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Χειρουργική.....	38
2.3.1 Τηλεχειρισμός-Τηλεχειρουργική	38
2.3.2 Εικονική Πραγματικότητα με Απτική Ανάδραση για Εκπαίδευση (Training Virtual Simulators).....	42
2.3.3 Προσομοιωτές Χειρουργικών Επεμβάσεων Για Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Δεξιοτήτων	45
2.3.4 Συστήματα Αποτελεσματικής και Αντικειμενικής Εκτίμησης Χειρουργικών Δεξιοτήτων	48
2.3.4.1 Δομημένη Ανθρώπινη Βαθμολόγηση	49
2.3.4.2 Ανάλυση Δεξιότητας με την Εξαγωγή και Αξιοποίηση Περιγραφικών Στατιστικών Μεγεθών.....	49
2.3.4.3 Ανάλυση Δεξιότητας με Γλωσσικά Μοντέλα.....	51
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Θεωρητικό Υπόβαθρο	57
3.1 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα	57
3.1.1 Γενικά	57
3.1.2 Ορισμός	58
3.1.3 Τα Τρία Βασικά Προβλήματα των HMM	59
3.1.4 Συνεχείς Πυκνότητες Παρατηρήσεων στα HMMs	66
3.2 K-means Αλγόριθμος.....	68
3.3 Μοντέλα Μίγματος Γκαουσιανών	71
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Πειραματική Ανάπτυξη και Αναγνώριση Δεξιοτήτων Παρακέντησης με Θεωρητικά Δεδομένα	75
4.1 Εισαγωγή στη χειρουργική μέθοδο της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας(paracentesis of subclavian vein)	75

4.2	Δημιουργία θεωρητικών αποτελεσμάτων παρόμοιων αυτών του προσομοιωτή.....	77
4.3	Μοντελοποίηση με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα	90
4.4	Αυτόματη αναγνώριση των χειρουργικών δεξιοτήτων.....	94
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Πειραματική Δοκιμή και Αξιολόγηση της Επεξεργασίας των Πειραματικών Δεδομένων.....		111
5.1	Περιγραφή Προσομοιωτή	111
5.2	Περιγραφή Πειραματικού Πρωτοκόλλου	114
5.3	Τρόποι Επεξεργασίας Πειραματικών Δεδομένων	115
5.3.1	Μοντελοποίηση κινήσεων έμπειρου χειρουργού.....	116
5.3.2	Αυτόματη Κατηγοριοποίηση Δεξιότητας Χρήστη.....	134
5.3.3	Επίδραση Απτικής Ανάδρασης.....	138
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Συνολική Αξιολόγηση της Εργασίας και Κατευθύνσεις Μελλοντικής Επέκτασης		155
6.1	Συνολική Αξιολόγηση της Πειραματικής Δοκιμής.....	155
6.2	Συνολική Αποτίμηση της Εργασίας.....	158
6.3	Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία	161
Βιβλιογραφία.....		163

Λίστα Εικόνων

Εικόνα 1: Η αριστερή υποκλείδιος φλέβα (http://phimaimedicine.blogspot.com/2009_11_01_archive.html)	20
Εικόνα 2: Η αριστερή υποκλείδιος φλέβα & η αριστερή υποκλείδιος αρτηρία (UCSF- http://sfgh.medicine.ucsf.edu/education/resed/procedures/centrallines/)	20
Εικόνα 3: Η αριστερή & δεξιά υποκλείδιος φλέβα (http://www.hls-herbs.com/health_condition/Lymph-Drainage.html).....	20
Εικόνα 4: Οι κύριες φλέβες του άνω μέρους του ανθρώπινου σώματος (http://en.wikipedia.org/wiki/File:Venous_system_en.svg)	21
Εικόνα 5 : Η αριστερή και δεξιά υποκλείδιος φλέβα (http://www.pelmasoft.com/article.php?id=232)	21
Εικόνα 6: Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας κατά την διάρκεια ενός πειράματος (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study, 2006)	23
Εικόνα 7: Δομή της Εργασίας.....	26
Εικόνα 8: Ρομποτικό Χειρουργικό Σύστημα Da Vinci (http://fe-mail.gr/pages/posts/health_nutrition/health_nutrition2789.php)	32
Εικόνα 9: Εφαρμογή Ρομποτικής Τεχνολογίας στον τομέα της Διάγνωσης (http://robotics.youngester.com/2008/09/stroke-rehabilitation-robots-medical.html).33	
Εικόνα 10: Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας κατά την διάρκεια ενός πειράματος (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, 2006).....	34
Εικόνα 11: MR Compatible Robot Technology (http://lsro.epfl.ch/medical)	35
Εικόνα 12: Είσοδος μικρό-ρομπότ στην ροή αίματος μέσω μίας βελόνας (Nelson, 2006)	35
Εικόνα 13: Zeus σύστημα, a) Κονσόλα, b) ρομποτικοί βραχίονες.....	37
Εικόνα 14: Τεχνική Image Overlay	37
Εικόνα 15: CardioArm Ρομπότ για Επεμβάσεις Καρδιάς	38
Εικόνα 16: Αρχιτεκτονική του ρομποτικού συστήματος IOC-UPC	40
Εικόνα 17: Ιεραρχική ανάλυση χειρουργικών ενεργειών σε τρία διαφορετικά επίπεδα, procedure-task-surgeme	51
Εικόνα 18: Στιγμιότυπο-Παράδειγμα κίνησης με λεξιλόγιο. Αυτές οι κινήσεις αποτελούνται από (1) προσέγγιση με τη βελόνα (2) τοποθέτηση βελόνας (3) τοποθέτηση βελόνας (4) μεταφορά βελόνας από αριστερά προς τα δεξιά (5) κίνηση προς το κέντρο με βελόνα στο κράτημα (6) τράβηγμα ράμματος με το αριστερό χέρι (7) τράβηγμα ράμματος με το δεξί χέρι (8) προσανατολισμός βελόνας (9) χρήση του δεξιού χεριού για να σύσφιξη των ραμμάτων (10) χαλάρωση των ραμμάτων (11) πτώση ραμμάτων (12) προσέγγιση για την βελόνα (13) επίτευξη C βρόχο (14) δεξί χέρι για την προσέγγιση του ράμματος και (15) και τράβηγμα με τα δύο χέρια	55
Εικόνα 19: Παράδειγμα των πιθανοτικών παραμέτρων ενός Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου (Hidden Markov Models-Wikipedia, 2012).....	58
Εικόνα 20: Παρουσίαση της ακολουθίας των πράξεων που απαιτούνται για τον υπολογισμό της εμπρόσθιας μεταβλητής $at+1(j)$	60
Εικόνα 21: Παρουσίαση της ακολουθίας των πράξεων που απαιτούνται για τον υπολογισμό της οπίσθιας μεταβλητής $bt(i)$	62

Εικόνα 22: Παρουσίαση των αποτελεσμάτων των πράξεων που απαιτούνται για τον υπολογισμό του συνδυετικού γεγονότος από την μετάβαση από την S_i την χρονική στιγμή t την S_j την χρονική στιγμή $t+1$.	63
Εικόνα 23: Η δράση του Kmeans αλγορίθμου για την ταξινόμηση ενός συνόλου δεδομένων. (α) Τα σημεία με πράσινο χρώμα αποτελούν το σύνολο δεδομένων μας 2 διαστάσεων στον ευκλείδειο χώρο. Οι αρχικές επιλογές για τις τιμές των κέντρων μ_1 μ_2 φαίνονται με τον κόκκινο και μπλε κέρσορα, αντίστοιχα. (β) Στο αρχικό βήμα E, κάθε δεδομένο ταξινομείται είτε στην κόκκινη ομάδα είτε στην μπλε, ανάλογα με το ποιο κέντρο ομάδας βρίσκεται πιο κοντά. Αυτό είναι ισοδύναμο με την ταξινόμηση των σημείων ανάλογα με το ποια πλευρά της γραμμής διαχωρισμού βρίσκονται. (c) Στο επόμενο στάδιο M, κάθε κέντρο cluster υπολογίζεται εκ νέου ώστε να είναι να είναι το κέντρο των σημείων που ανήκουν στην αντίστοιχη ομάδα. (d) - (i) παρουσιάζουν διαδοχικά βήματα E και M έως την τελική σύγκλιση του αλγορίθμου.	70
Εικόνα 24: Οι γραφικές παραστάσεις «old faithful» συνόλου δεδομένων, όπου οι μπλε καμπύλες δείχνουν σταθερή πιθανότητα πυκνότητας. Στα αριστερά έχει χρησιμοποιηθεί μία μοναδική γκαουσιανή κατανομή η οποία έχει προσαρμοστεί στα δεδομένα χρησιμοποιώντας τον Maximum Likelihood αλγόριθμο. Επισημαίνεται ότι αυτή αδυνατεί να εντοπίσει τη διανομή των δύο μαζών στα δεδομένα και μάλιστα τοποθετεί την περισσότερη μάζα πιθανότητας στην κεντρική περιοχή ανάμεσα των δύο μαζών των δεδομένων και όπου τα δεδομένα εκεί είναι αραιά. Στα δεξιά η διανομή δίνεται από ένα γραμμικό συνδυασμό 2 γκαουσιανών οι οποίες έχουν προσαρμοστεί στα δεδομένα μας με τον Maximum Likelihood αλγόριθμο. Λαμβάνοντας υπόψη είναι ένας γραμμικός συνδυασμός της με Ποια δύο Gaussians έχει τοποθετηθεί με τα δεδομένα από τη μέγιστη πιθανότητα Τεχνικές χρησιμοποιώντας συζήτησε το κεφάλαιο 9, και το οποίο δίνει μια καλύτερη εκπροσώπηση των δεδομένων.	71
Εικόνα 25: Παράδειγμα με ένα μείγμα γκαουσιανών σε μία διάσταση δείχνοντας 3 γκαουσιανές (η κάθε μία κλιμακωμένη από ένα συντελεστή) σε χρώμα μπλε και το άθροισμα αυτών σε κόκκινο.	72
Εικόνα 26: Παρουσίαση ενός μείγματος από 3 γκαουσιανές σε χώρο 2 διαστάσεων. (a) Περιγράμματα με σταθερή πυκνότητα για κάθε συνιστώσα του μείγματος, στο οποίο οι 3 συνιστώσες εμφανίζονται με κόκκινο, μπλε και πράσινο και οι τιμές των συντελεστών του μείγματος εμφανίζονται κάτω από αυτές. (b) Περιγράμματα της οριακής (marginal) πυκνότητας πιθανότητας $p(x)$ της κατανομής μείγματος. (c) Η γραφική παράσταση της επιφάνειας της κατανομής της $p(x)$.	73
Εικόνα 27: (A) Είσοδος της βελόνας για την προσέγγιση της υποκλείδιου φλέβας. (B) Είσοδος του καθετήρα. (Γ) Τοποθέτηση 'μόνιμης' αναμονής. (Δ) Χορήγηση φαρμάκου.	76
Εικόνα 28: Συνοπτικό σχέδιο της τροχιάς της βελόνας	78
Εικόνα 29: Γωνίες Euler Roll-Pitch-Yaw	82
Εικόνα 30: Παράδειγμα που προέρχεται από τον βοηθητικό οδηγό του MATLAB και φαίνεται η επίδραση του standardization σε ένα σύνολο δεδομένων.	91
Εικόνα 31: Η συνολική αρχιτεκτονική του προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας με απτική αίσθηση (Tzafestas C. , Birbas, Koumpouros, & Christopoulos, 2008)...	111
Εικόνα 32: Διάφορες εικόνες από μία προσομοίωση. Στην περίπτωση α. βλέπουμε ένα στιγμιότυπο από πραγματική προσομοίωση. Στην περίπτωση β. το δέρμα έχει γίνει διάφανο, ώστε να φανεί η ανατομία του εικονικού ασθενή έτσι όπως έχει σχεδιαστεί (Tzafestas C. , Birbas, Koumpouros, & Christopoulos, 2008).	112

Εικόνα 33: Όψεις του ασθενή από διαφορετική γωνία θέασης στην διάρκεια μίας προσομοίωσης της επέμβασης (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, 2006).	112
Εικόνα 34: Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας κατά την διάρκεια ενός πειράματος (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, 2006).....	113
Εικόνα 35: Η απτική συσκευή PHANTOM Desktop Device της SENSABLE.	113

Λίστα Σχημάτων

Σχήμα 1: Η θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πολύ μικρό θόρυβο (noisex1).....	87
Σχήμα 2: Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πενταπλάσιο θόρυβο από των experts (noisex5).....	87
Σχήμα 3: Η δισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πενταπλάσιο θόρυβο από των experts (noisex5).....	88
Σχήμα 4: Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πενταπλάσιο θόρυβο από των experts (noisex5).....	88
Σχήμα 5: Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με μικρό θόρυβο (noisex1). Με ίδιο σύμβολο εμφανίζονται τα σημεία που ανήκουν στην ίδια φάση όπως έχουν δοθεί από το Viterbi_path. Με κόκκινο χρώμα συμβολίζονται τα σημεία της πρώτης φάσης, με πράσινο της δεύτερης και με μπλε της τρίτης.	89
Σχήμα 6.....	99
Σχήμα 7.....	103
Σχήμα 8.....	106
Σχήμα 9: Για το πρώτο δεδομένο των experts ομαδοποίηση σε 3 clusters των σημείων με συντεταγμένες (thx,thz)	109
Σχήμα 10: Για τα πρώτα 100 δεδομένα των experts ομαδοποίηση σε 3 clusters των σημείων με συντεταγμένες (dpy,dpz)	109
Σχήμα 11.....	141
Σχήμα 12.....	142
Σχήμα 13: Συγκεντρωτικό διάγραμμα που συγκεντρώνει τις πληροφορίες των εικόνων 6,7. Με μπλε χρώμα συμβολίζονται οι τιμές που αφορούν τα δεδομένα με FF_OFF και με κόκκινο χρώμα συμβολίζονται οι τιμές που αφορούν τα δεδομένα με FF_ON.	142
Σχήμα 14: Με κόκκινο χρώμα: a=-4544, b=-0.02526 & με μπλε χρώμα: a=-3864, b=-0.05744.....	143
Σχήμα 15: Με κόκκινο χρώμα: a=1857, b=-0.01909 & με μπλε χρώμα: a=-1576, b=-0.05626.....	143
Σχήμα 16: Με κόκκινο χρώμα: p1=118.2, p2=-4613 & με μπλε χρώμα: p1=157.2, p2=-3722.....	144
Σχήμα 17: Με κόκκινο χρώμα: p1=-45.28, p2=1923 & με μπλε χρώμα: p1=-78.3, p2=1599.	144
Σχήμα 18: Με κόκκινο χρώμα: p1=-5.752, p2=138.8, p3=-1016, p4=2348, p5=-5169 & με μπλε χρώμα: p1=0.3361, p2=0.03641, p3=-88.08, p4=790.1, p5=-4675.	145
Σχήμα 19: Με κόκκινο χρώμα: p1=-9.075, p2=-204.4, p3=1430, p4=-3190, p5=3024 & με μπλε χρώμα: p1=-6.516, p2=158.4, p3=-1329, p4=4274, p5=-2607.....	145
Σχήμα 20.....	146
Σχήμα 21.....	150
Σχήμα 22.....	152

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Υποενότητες:

- 1.1 Κίνητρο
- 1.2 Γενική προσέγγιση της εργασίας- Στόχοι και προβλήματα
- 1.3 Δομή της εργασίας
- 1.4 Συνεισφορά της εργασίας

1.1 Κίνητρο

Η ιατρική είναι μία από τις σημαντικότερες επιστήμες, καθώς έχει ως επίκεντρο της γνώσης της τον άνθρωπο. Το ανθρώπινο σώμα αποτελεί μία μηχανή, η πολυπλοκότητα της οποίας είναι πολύ μεγάλη. Ο ιατρός είναι ο μηχανικός που είναι υπεύθυνος για της επισκευή της και την διατήρησή της στην καλύτερη δυνατή κατάσταση. Λόγω της πολυπλοκότητας του ανθρώπινου σώματος, ο εκάστοτε ιατρός πρέπει να λαμβάνει υψηλού επιπέδου μόρφωση στη διάρκεια των σπουδών του και να είναι κατάλληλα καταρτισμένος. Βέβαια, και μετά την ολοκλήρωση των σπουδών του δεν παύει να εκπαιδεύεται και να εμπλουτίζει τις γνώσεις του μέσα από ειδικά συνέδρια, ιατρικά βιβλία και σεμινάρια.

Η εκπαίδευση και η κατάρτιση ενός ιατρού επιτυγχάνεται σε δύο στάδια. Το πρώτο στάδιο είναι το σύνολο των θεωρητικών γνώσεων που λαμβάνει και το δεύτερο στάδιο είναι η εφαρμογή των παραπάνω γνώσεων στην διάρκεια της πρακτικής εξάσκησης. Συγκεκριμένα, οι χειρουργοί ιατροί πριν πραγματοποιήσουν μία επέμβαση μόνονι τους θα πρέπει να έχουν αποκτήσει κάποια εμπειρία και κατάλληλες χειρουργικές ικανότητες μέσω της εκπαίδευσής τους. Οι χειρουργικές ικανότητες ενός ιατρού μπορούν να χωριστούν στις τεχνικές ικανότητες, δηλαδή η δεξιότητα με την οποία μπορεί να πραγματοποιήσει εργασίες όπως τη συρραφή, και επίσης στην ικανότητά του να λαμβάνει γρήγορες και σωστές αποφάσεις. Η ικανότητα των γρήγορων και ορθών αποφάσεων μπορεί να εξασκηθεί στο πλαίσιο των παραδόσεων στα πανεπιστημιακά ιδρύματα και να εξεταστεί με ακρίβεια με γραπτές εξετάσεις. Όμως, οι τεχνικές ικανότητες ενός ιατρού είναι πολύ πιο δύσκολο να εκτιμηθούν. Η πρακτική εξάσκηση των ιατρών είναι μια πολύ απαιτητική διαδικασία. Συνήθως, στη σημερινή εποχή οι ιατροί εκπαιδεύονται σε νοσοκομεία κατά την διάρκεια των 4^{ου}, 5^{ου} και 6^{ου} έτους των σπουδών τους με στόχο την απόκτηση εμπειρίας, αλλά και την απόκτηση ιδιαίτερων ικανοτήτων που θα τους βοηθήσουν να εφαρμόσουν με τον καλύτερο δυνατό τρόπο τις θεωρητικές τους γνώσεις. Στόχος όλων αυτών είναι να παρέχεται στον ασθενή η μεγαλύτερη δυνατή

φροντίδα και η ανάρρωσή του από κάθε είδους ασθένεια να είναι τάχιστα με τις μικρότερες σωματικές και ψυχικές απώλειες.

Ήδη από τον 19^ο αιώνα, οι ειδικευόμενοι ιατροί εκπαιδεύονται πολλές φορές πάνω σε πτώμα. Έχει επίσης προταθεί για αυτό τον σκοπό να χρησιμοποιούνται ζώα, αλλά αυτό δεν έχει επιτραπεί για λόγους που σχετίζονται με ζητήματα βιοηθικής και θέματα νομικής φύσεως. Βέβαια οι δύο παραπάνω μέθοδοι δεν θα μπορούσαν να καλύψουν όλες τις ανάγκες της εκπαίδευσης. Όταν ένας χειρουργός ιατρός πραγματοποιεί μία επέμβαση, επηρεάζεται από τον παράγοντα της ψυχολογικής φόρτισης στην λήψη αποφάσεων, καθώς από τις επιλογές του κρίνεται η επιβίωση μίας ανθρώπινης ζωής. Στην πρώτη περίπτωση δεν συμβαίνει κάτι τέτοιο (δεν τίθεται θέμα επιβίωσης, αλλά μόνο εικονικά). Ακόμη, στην δεύτερη περίπτωση γνωρίζουμε ότι η ανατομία του σώματος ενός ζώου έχει διαφορές με αυτή του ανθρώπινου σώματος.

Στη διάρκεια ειδικότερα των τελευταίων ετών γίνεται μία συνεχής προσπάθεια για την εύρεση πιο αποτελεσματικών μεθόδων εκπαίδευσης των χειρουργών ιατρών με στόχο την βέλτιστη απόδοσή τους σε κάθε επέμβαση. Η καλύτερη αξιοποίηση της γνώσης των επιστημών είναι η εφαρμογή τους στο πεδίο της ιατρικής και στον τομέα της υγείας με στόχο την καλή υγεία του ανθρώπου. Παραδειγματιζόμενοι οι μηχανικοί από την χρήση του προσομοιωτή εικονικού περιβάλλοντος για την εκπαίδευση ενός πιλότου, θέλησαν να σχεδιάσουν προσομοιωτές εικονικού περιβάλλοντος για την εκπαίδευση χειρουργών ιατρών σε επεμβάσεις που είναι αρκετά απαιτητικές (Tzafestas C. S., Birbas , Koumpouros, & Christopoulos, 2008) (Burdea & Coiffet, 2003).

Τα τελευταία χρόνια η ανάπτυξη και η χρήση της *Εικονικής Πραγματικότητας* (VR-Virtual Reality) έχουν τραβήξει την προσοχή στο πεδίο των επιστημών. Ο πατέρας του όρου Jaron Lanier, το 1989 έδωσε τον εξής ορισμό για τον όρο εικονική πραγματικότητα: "*Ένα αλληλεπιδραστικό, τρισδιάστατο περιβάλλον, φτιαγμένο από υπολογιστή, στο οποίο μπορεί κάποιος να εμβυθιστεί*". Από εκεί και έπειτα, δόθηκαν ποικίλοι ορισμοί, μερικοί από τους οποίους δίνονται παρακάτω: "*Αλληλεπιδραστικά γραφικά πραγματικού χρόνου (real-time) με τρισδιάστατα μοντέλα, συνδυασμένα με μια τεχνολογία απεικόνισης, η οποία δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη για εμβύθιση στον μοντελοποιημένο κόσμο και τη δυνατότητα για απευθείας χειρισμό.*" Fuchs, H., Bishop, et al. (1992). "*Ένα μέσο, το οποίο αποτελείται από αλληλεπιδραστικές εξομοιώσεις με υπολογιστή, οι οποίες «αισθάνονται» την θέση και τις ενέργειες του χρήστη, και αντικαθιστούν ή επαυξάνουν την ανάδραση σε μία ή παραπάνω αισθήσεις, δίνοντας το αίσθημα της πνευματικής εμβύθισης ή παρουσίας στην εξομοίωση (ένας εικονικός κόσμος)*" Sherman, W. R., Craig, A., B. (2003). Τελευταία στην επιστημονική κοινότητα αποφεύγεται η χρήση του όρου *Εικονική Πραγματικότητα* λόγω της αντιφατικότητάς του και χρησιμοποιείται ο όρος Εικονικό Περιβάλλον, ή στα αγγλικά Virtual Environment-VE. (Εικονική πραγματικότητα(Virtual Reality-VR), Βικιπαίδεια).

Το *Εικονικό Περιβάλλον* δίνει την αίσθηση στον χρήστη ότι αυτό που παρακολουθεί στην οθόνη του υπολογιστή συμβαίνει στην πραγματικότητα με την βοήθεια των ειδικών γραφικών τεχνασμάτων που χρησιμοποιούνται. Ακόμη, η αίσθηση αυτή αυξάνεται αφού αλληλεπιδρά με το εικονικό περιβάλλον σε πραγματικό χρόνο και συγχρόνως λαμβάνει οπτικά αλλά και απτικά τα αποτελέσματα των κινήσεων και των επιλογών του. Για τον λόγο αυτό η χρήση του εικονικού περιβάλλοντος βοηθάει στο να ξεπεραστούν πολλά εμπόδια, τα οποία συναντούν οι ειδικευόμενοι ιατροί στον πρακτικό τρόπο εξάσκησης τους που εφαρμόζεται σήμερα.

Το ζήτημα όμως που τίθεται είναι ότι η παραπάνω τεχνική θα πρέπει να είναι ακριβής, αποτελεσματική και τελικώς επιτυχημένη για τον σκοπό που έχει δημιουργηθεί. Ο σκοπός χρήσης ενός προσομοιωτή εικονικού περιβάλλοντος μπορεί να χωριστεί σε δύο κατευθύνσεις:

- ✓ Την εκπαίδευση ενός ειδικευόμενου ιατρού, καθώς μπορούμε να προσομοιώσουμε τις συνθήκες μίας πραγματικής επέμβασης δίνοντας στον ειδικευόμενο την εντύπωση πραγματικών συνθηκών.
- ✓ Την χρήση του προσομοιωτή στην εκτίμηση των ικανοτήτων του ιατρού σε ενός είδους επέμβαση. Η εκτίμηση αυτή θα είναι αντικειμενική και θα γίνεται από τον προσομοιωτή.

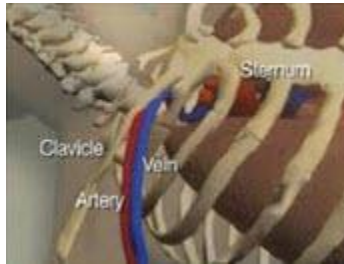
Η χρήση όμως του προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας στην εκπαίδευση των χειρουργών ιατρών μπορεί να συμβάλει και σε άλλες κατευθύνσεις όπως:

- ✓ Στην εκτίμηση της αποτελεσματικότητας των σημερινών μεθόδων εκπαίδευσης.
- ✓ Στην διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο οι χειρουργικές ικανότητες αποκτώνται. Η ανάλυση της επίδρασης των διαφόρων μεθόδων εκπαίδευσης στις ικανότητες των ειδικευόμενων, ίσως να διαφωτίσουν τους παράγοντες που επηρεάζουν την πρόοδό τους και την απόδοσή τους.
- ✓ Στην πιστοποίηση συγκεκριμένων μεθόδων και επεμβάσεων. Η πιστοποίηση αυτή θα βοηθούσε την αποδοχή των μεθόδων και επεμβάσεων από την επιστημονική κοινότητα. Ακόμη, θα βοηθούσε στην αποδοχή αυτών από τους ασθενείς και ίσως να βοηθούσε τους ίδιους τους χειρουργούς απέναντι στις εταιρείες ασφαλίσεων και σε νομικά ζητήματα.
- ✓ Στην μελέτη και ανάλυση των μεθόδων και επεμβάσεων στις επιμέρους φάσεις και υποφάσεις αυτών και στην εξακρίβωση των παραγόντων που οδηγούν στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα για κάθε επέμβαση ξεχωριστά.
- ✓ Στην εκτίμηση της αποτελεσματικότητας νέων μεθόδων και επεμβάσεων. Στην περίπτωση που ένας αριθμός έμπειρων ιατρών έφεραν καλύτερα αποτελέσματα με την νέα αυτή μέθοδο απ'ότι με την προγενέστερη, αυτό θα είχε σαν αποτέλεσμα την ευρεία αποδοχή της νέας αυτής μεθόδου. (Murphy T. , 2004).

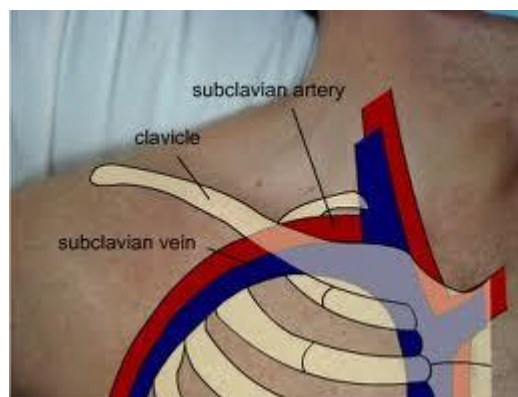
1.2 Γενική προσέγγιση της εργασίας- Στόχοι και προβλήματα

Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος, στον οποίο θα αναφερθούμε πιο αναλυτικά παρακάτω και στον οποίο βασίζεται η εργασία αυτή, αφορά την επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας. Σχετικά θα πρέπει να αναφερθεί ότι η επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας χρησιμοποιείται σήμερα ευρέως. Η παρακέντηση «εν τω βάθει αγγείων» (και ειδικά η παρακέντηση της υποκλειδίου φλέβας) ως χειρουργική πράξη έχει γενική χρήση αγγειακής χειρουργικής προσπέλασης. Μία εφαρμογή της έχει σκοπό την εισαγωγή ειδικού καθετήρα στην άνω κοίλη φλέβα μέσω της υποκλειδίου φλέβας ώστε να χρησιμοποιηθεί για τη διενέργεια αιμοκάθαρσης με ασφάλεια για πολλές εβδομάδες.

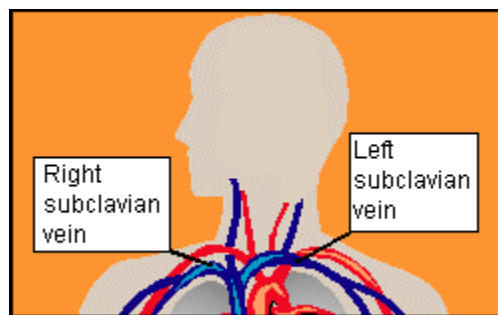
Ακόμη, η αριστερή & η δεξιά υποκλειδίου φλέβα (Right & Left subclavian vein αντίστοιχα), όπως βλέπουμε στις παρακάτω εικόνες, βρίσκονται κάτω από την κλείδα και συνδέονται με την άνω κοίλη φλέβα (superior vena cava), που αποτελεί κεντρική φλέβα του ανθρώπινου σώματος.



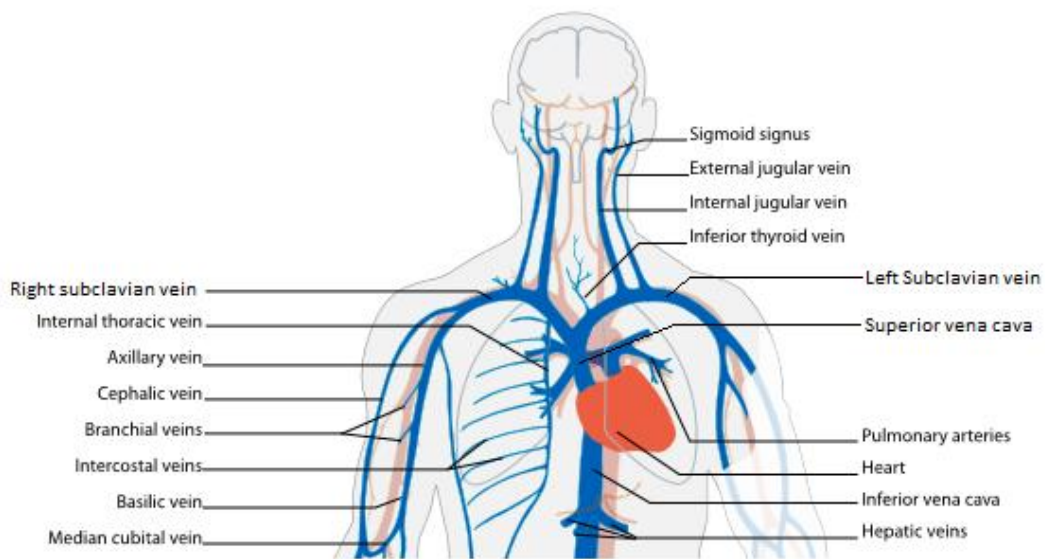
Εικόνα 1: Η αριστερή υποκλείδιος φλέβα (http://rhimaimedicine.blogspot.com/2009_11_01_archive.html)



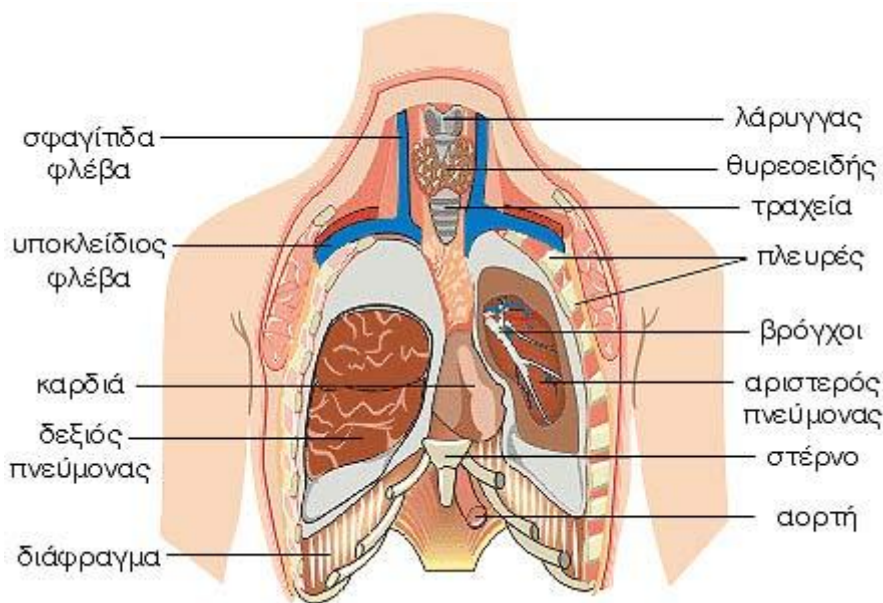
Εικόνα 2: Η αριστερή υποκλείδιος φλέβα & η αριστερή υποκλείδιος αρτηρία (UCSF-<http://sfgm.medicine.ucsf.edu/education/resed/procedures/centrallines/>)



Εικόνα 3: Η αριστερή & δεξιά υποκλείδιος φλέβα (http://www.hls-herbs.com/health_condition/Lymph-Drainage.html)



Εικόνα 4: Οι κύριες φλέβες του άνω μέρους του ανθρώπινου σώματος (http://en.wikipedia.org/wiki/File:Venous_system_en.svg)



Εικόνα 5 : Η αριστερή και δεξιά υποκλείδιος φλέβα (<http://www.pelmasoft.com/article.php?id=232>)

Για τους παραπάνω λόγους έχει γίνει επιτακτική η ανάγκη δημιουργίας ενός αξιόπιστου συστήματος, το οποίο αρχικά θα εξεταστεί λεπτομερώς για την αποτελεσματικότητά του εκτός του προσομοιωτή μας σε περιβάλλον MATLAB και έπειτα δίνεται η δυνατότητα ενσωμάτωσης στοιχείων, που μπορούν να προκύψουν από την έρευνά μας, σε αυτόν. Το σύστημα αυτό θα είναι υπεύθυνο για την ακριβή εκτίμηση των χειρουργικών δεξιοτήτων των ιατρών που κάθε φορά θα εκτελούν μία

εικονική επέμβαση. Τα τελευταία χρόνια υπάρχει μία τάση για τέτοιους σκοπούς να χρησιμοποιούνται τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models-HMM).

Παλαιότερα τα μοντέλα αυτά έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς και σε άλλες εφαρμογές όπως η αναγνώριση φωνής αλλά και σε άλλες. Έτσι, με την εργασία μας αυτή θα γίνει συλλογή δεδομένων από διάφορους έμπειρους χειρουργούς ιατρούς πάνω στην προαναφερθείσα εικονική επέμβαση, θα γίνει επεξεργασία των δεδομένων που έχουμε πάρει από τον προσομοιωτή μας και θα ακολουθήσει η δημιουργία κατάλληλων Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων, τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για τους διάφορους τρόπους επεξεργασίας που έχουμε υιοθετήσει.

Σε γενικές γραμμές οι στόχοι μας έγκεινται στα παρακάτω σημεία:

- ✓ Την επιτυχή και αποτελεσματική χρήση των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων στην αυτόματη αναγνώριση απλών χειρουργικών κινήσεων και αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων στα πλαίσια του προσομοιωτή μας.
- ✓ Την διάκριση ενός συμμετέχοντα σε έμπειρο ή αρχάριο με βάση το επίπεδο των δεξιοτήτων του. Την αυτόματη αναγνώριση και την αποδοχή ως επιτυχούς ή ανεπιτυχούς της εκτέλεσης του ειδικευόμενου ιατρού. Βέβαια, ως κριτήριο σύγκρισης θα υπάρχει μία σειρά εκτελέσεων που έχουν γίνει από έμπειρους χειρουργούς ιατρούς και οι οποίες θα έχουν μοντελοποιηθεί προηγουμένως.
- ✓ Την επίδραση της απτικής ανάδρασης στην εκτέλεση της εικονικής επέμβασης, ως προς τρία βασικά χαρακτηριστικά επίδοσης:
 1. την ταξινόμηση πειραματικών δοκιμών σε επίπεδο δεξιότητας έμπειρου ή αρχάριου χρήστη.
 2. την μεταβολή στην καμπύλη μάθησης.
 3. την συσχέτιση των πειραματικών δοκιμών των αρχάριων χρηστών με το πλήρες εκπαιδευμένο μοντέλο έμπειρου χρήστη.

Αναλύουμε τους παραπάνω στόχους:

- ✓ Ο πρώτος στόχος αφορά την προσπάθειά μας η εργασία μας να αποτελέσει μία ακόμη απόδειξη της δυνατότητας χρήσης των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων για την αυτόματη αναγνώριση απλών χειρουργικών κινήσεων και την αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων.
- ✓ Ο δεύτερος στόχος αφορά κυρίως την πιστοποίηση ότι ο ειδικευόμενος ιατρός έχει πραγματοποιήσει την εικονική επέμβαση χωρίς σημαντικές αποκλίσεις από την βασική μεθοδολογία, όπως αυτή έχει καθοριστεί από τις εκτελέσεις των έμπειρων χειρουργών ιατρών. Δηλαδή, την κατηγοριοποίηση μίας εκτέλεσης ενός χειριστή του προσομοιωτή σε αρχάρια ή έμπειρη με βάση τις δεξιότητές του.
- ✓ Ο τρίτος στόχος αφορά την απόδειξη της ύπαρξης διαφοροποίησης και του είδους αυτής στις εκτελέσεις των αρχάριων, που πραγματοποιήθηκαν με ανατροφοδότηση δύναμης και χωρίς.

Στο εργαστήριο Ρομποτικής της σχολής ΗΜΜΥ του ΕΜΠ έχει δημιουργηθεί ένας προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος για την παρακέντηση της υποκλειδίου φλέβας. Εν συντομία, ο παραπάνω προσομοιωτής αποτελείται από έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή, δηλαδή την κεντρική του μονάδα και την οθόνη του. Στην κεντρική μονάδα είναι συνδεδεμένη μία απτική συσκευή (PHANTOM Desktop device της ©Sensable), την οποία χειρίζεται ο ιατρός ή οποιοδήποτε άλλο άτομο πραγματοποιεί

την εικονική επέμβαση και η απτική συσκευή αντιπροσωπεύει την σύριγγα στο χέρι του ιατρού και ανάλογα με τον χειρισμό της αλλάζει η θέση και ο προσανατολισμός της σύριγγας και της βελόνας σε πραγματικό χρόνο κατά την διάρκεια της προσομοίωσης. Η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας του προσομοιωτή καθορίζεται από τα τέσσερα βασικά του κομμάτια. Αυτά είναι η οθόνη του υπολογιστή, που είναι υπεύθυνη για την απεικόνιση των 2D-3D γραφικών, ο μηχανισμός της οπτικοποίησης του εικονικού περιβάλλοντος (Visualization Engine), ο μηχανισμός που χειρίζεται τα δεδομένα από την απτική συσκευή (Haptic Display Engine) και τέλος η απτική μας συσκευή. Ο μηχανισμός της οπτικοποίησης του εικονικού περιβάλλοντος και ο μηχανισμός που χειρίζεται τα δεδομένα από την απτική συσκευή φιλοξενούνται στην κεντρική μονάδα του Η/Υ (Tzafestas C. S., Birbas , Koumpourous, & Christopoulos, 2008).



Εικόνα 6: Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας κατά την διάρκεια ενός πειράματος (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study, 2006)

Με βάση παλαιότερη μελέτη, κάθε φορά που κάποιο άτομο προσπαθεί να εκτελέσει μία εικονική επέμβαση, μετά την ολοκλήρωσή της η απόδοσή του εκτιμάται από τον προσομοιωτή με την βοήθεια δύο τιμών που είναι ο συνολικός χρόνος που χρειάστηκε για να την εκτελέσει και το σκορ που πέτυχε. Το σκορ αυτό υπολογίζεται από αρκετές μεταβλητές που χαρακτηρίζουν τον τρόπο με τον οποίο το άτομο εκτέλεσε την εικονική επέμβαση (Μέθοδος που είναι εγκατεστημένη στον προσομοιωτή για την εκτίμηση των δεξιοτήτων του χειριστή με περιγραφικά στατιστικά μεγέθη).

Τελευταία τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models-HMM) χρησιμοποιούνται και για την εκτίμηση των χειρουργικών δεξιοτήτων των ιατρών μέσω της μοντελοποίησης και αυτόματης αναγνώρισης κινήσεων. Αρχικά, τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα πρώτο-χρησιμοποιήθηκαν για την αυτόματη αναγνώριση φωνής. Αργότερα, όμως, βρήκαν εφαρμογή και σε πολλά άλλα πεδία.

Τα στάδια της εργασίας αυτής είναι (παρουσιάζονται με την χρονική σειρά που πραγματοποιήθηκαν):

1. Δημιουργία θεωρητικών δεδομένων παρόμοιων με αυτά που προκύπτουν από τις εκτελέσεις εικονικών επεμβάσεων από έμπειρους χειρουργούς ιατρούς αλλά και από άλλες ομάδες ατόμων όπως νοσηλευτές-αρχάριοι.
2. Κατάλληλη προ-επεξεργασία αυτών, έτσι ώστε να έχουμε τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα στην συνέχεια.
3. Εκπαίδευση Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων με την χρήση ενός συγκεκριμένου αριθμού θεωρητικών δεδομένων από αυτά που δημιουργήσαμε.
4. Έλεγχος για το αν αναγνωρίζονται όλα τα υπόλοιπα θεωρητικά δεδομένα (δηλαδή όσα δεν χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου) από το μοντέλο μας.
5. Έλεγχος αναγνώρισης των τριών κύριων φάσεων στις οποίες έχουμε τμήσει την επέμβαση (οι φάσεις εξηγούνται στο κεφάλαιο 4).
6. Μελέτη των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από τα παραπάνω στάδια και σύνοψη των συμπερασμάτων.
7. Λήψη των δεδομένων που αφορούν τις εκτελέσεις των εικονικών επεμβάσεων από έμπειρους χειρουργούς ιατρούς και από αρχάριους.
8. Κατάλληλη επεξεργασία αυτών, ώστε να αξιοποιηθούν για την εκπαίδευση Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων.
9. Εκτέλεση των διάφορων τρόπων επεξεργασίας των πειραματικών δεδομένων που έχουν υιοθετηθεί.
10. Στους διάφορους τρόπους επεξεργασίας συμπεριλαμβάνεται: ο έλεγχος αναγνώρισης των τριών κύριων φάσεων στις οποίες έχουμε τμήσει την επέμβαση, ο έλεγχος της ανοχής που εμφανίζει το μοντέλο της κάθε κατηγορίας στην αναγνώριση δεδομένων από διαφορετική κατηγορία δεξιοτήτων, η επίδραση της τεχνικής της ανάδρασης δύναμης στην εκπαίδευση ενός αρχάριου χρήστη και άλλα, που παρουσιάζονται στο κεφάλαιο 5.
11. Μελέτη των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από το πειραματικό στάδιο, σύνοψη των συμπερασμάτων, συνολική αξιολόγηση της εργασίας και παρουσίαση τρόπων μελλοντικής επέκτασης της συγκεκριμένης εργασίας.

Κατά την εκτέλεση των παραπάνω σταδίων της εργασίας συναντήσαμε σε αρκετά σημεία δυσκολίες και προβλήματα τα οποία απαιτούσαν μεγάλη προσοχή, καθώς οποιοδήποτε λάθος μπορεί να οδηγήσει σε παραπλανητικά και λανθασμένα αποτελέσματα. Κάποια από τα σημεία, τα οποία χρήζουν προσοχής, είναι:

- ✓ Καθοριστικής σημασίας είναι η επιλογή των κατάλληλων μεταβλητών, από τις οποίες θα αποτελούνται τα διανύσματα παρατήρησης για κάθε χρονική στιγμή t , και οι τιμές των οποίων θα σχηματίζουν τους πίνακες δεδομένων των εκτελέσεων της εικονικής επέμβασης.
- ✓ Σημαντική, επίσης, είναι η κατάλληλη επιλογή των αρχικών τιμών των παραμέτρων του εκάστοτε μοντέλου που τελικώς μας δίνουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα. Βέβαια, η επιλογή αυτή θα εξαρτηθεί κι από το αρχικό διάστημα που θα ορίσουμε για τις τιμές της κάθε μεταβλητής, με τις οποίες θα πειραματιστούμε, ώστε να καταλήξουμε στον βέλτιστο συνδυασμό αυτών.

- ✓ Προσοχή επιβάλλεται να δοθεί στην δημιουργία του πειραματικού πρωτοκόλλου, από το οποίο θα εξαρτηθούν τα αποτελέσματα, που θα προκύψουν.
- ✓ Ακόμη απαιτείται να γίνει προεπεξεργασία των πειραματικών δεδομένων, ώστε να είναι κατάλληλα για την χρήση τους με τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα.

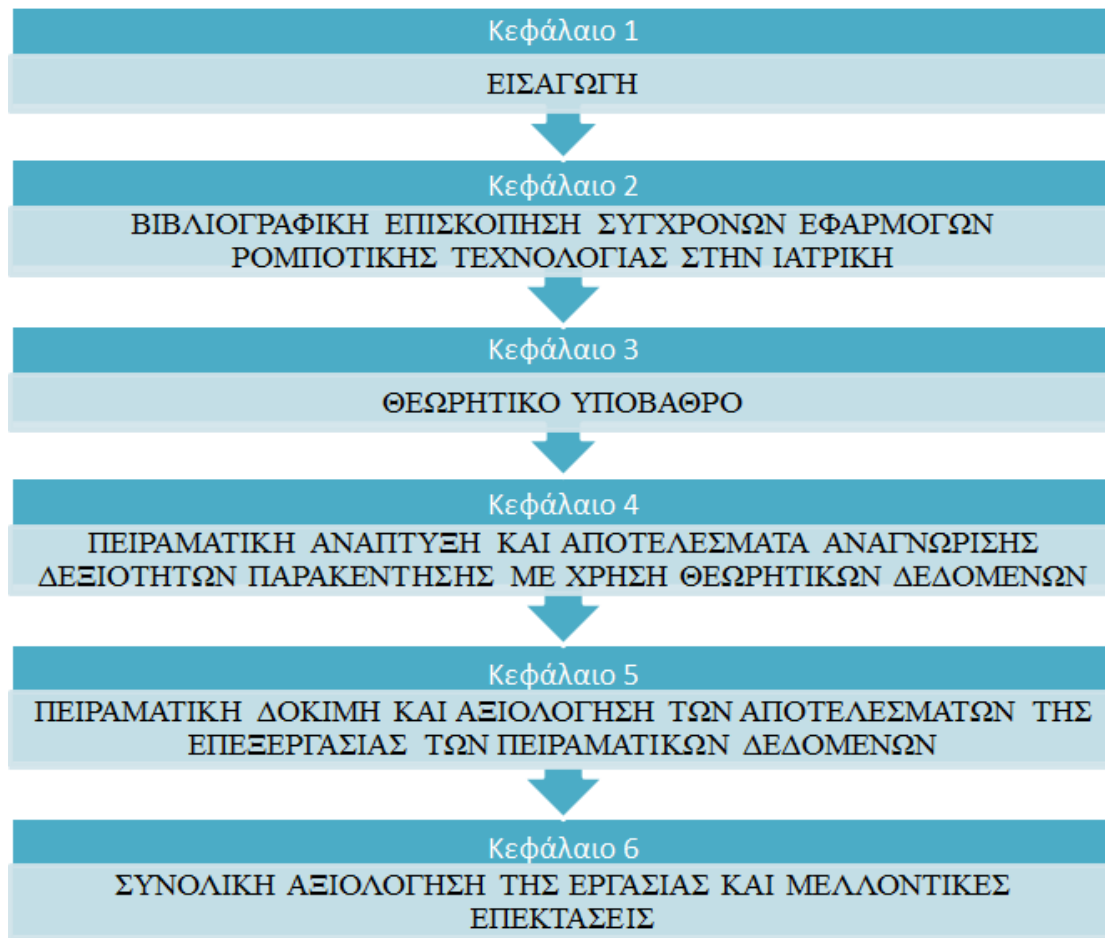
Η διαχείριση των παραπάνω σημείων συνέβαλε αποφασιστικά στην αντιμετώπιση των βασικών προβλημάτων που εμφανίζονται στο πλαίσιο αυτής της εργασίας. Τα θέματα που θα κρίνουν την αποτελεσματικότητα της εργασίας μας είναι:

- ✓ Βασικό πρόβλημά μας ήταν το σύστημα που θα δημιουργούσαμε να καλύπτει και να ικανοποιεί τους στόχους οι οποίοι τέθηκαν στον αρχικό του σχεδιασμό.
- ✓ Το σύστημα που δημιουργήθηκε πρέπει να επιτυγχάνει με αξιοπιστία την μοντελοποίηση και την αυτόματη αναγνώριση των χειρουργικών κινήσεων των χειρουργών πάνω στην επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας. Επειδή ο σκοπός για τον οποίο γίνεται η εργασία είναι καθοριστικής σημασίας, δεν επιτρέπονται περιθώρια λάθους.
- ✓ Πρέπει να γίνουν προτάσεις σχετικά με τον τρόπο βελτίωσης του συστήματος, που έχουμε δημιουργήσει. Με επιπρόσθετα εργαλεία, που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν, θα ήταν δυνατή η περαιτέρω βελτιστοποίησή του. Ακόμη, αρκετά ενδιαφέρουσα κατεύθυνση μελλοντικής προέκτασης θα μπορούσε να είναι η εξαγωγή στοιχείων- κανόνων, τα οποία εν τέλει να ενσωματωθούν στον προσομοιωτή με στόχο την βελτίωση του τρόπου εκπαίδευσης των ειδικευόμενων ιατρών με ενεργητική υποβοήθηση-απτική καθοδήγηση.

1.3 Δομή της εργασίας

Στο κεφάλαιο 1 γίνεται σύντομη περιγραφή των λόγων που υποκίνησαν την ενασχόλησή μας με την μοντελοποίηση και την αυτόματη αναγνώριση των χειρουργικών κινήσεων των χειρουργών, όσον αφορά την επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας. Ακόμη, περιγράφουμε την εργασία μας και προετοιμάζουμε τον αναγνώστη για τα επόμενα κεφάλαια που θα ακολουθήσουν και στα οποία θα εμβαθύνουμε στην εργασία μας.

Στο κεφάλαιο 2 γίνεται μία βιβλιογραφική επισκόπηση των σύγχρονων εφαρμογών της ρομποτικής τεχνολογίας στην ιατρική. Πιο συγκεκριμένα, στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μία αναφορά στις πηγές, οι οποίες μας εφοδίασαν με τις κατάλληλες ιδέες και γνώσεις, ώστε να μας προετοιμάσουν για την περαιτέρω μελέτη και ενασχόλησή μας με το θέμα. Οι πηγές μας μπορεί να είναι κεφάλαια από επιστημονικά βιβλία, άρθρα που έχουν δημοσιευθεί σε επιστημονικά περιοδικά καθώς και υλικό που προέρχεται από μαθήματα που παραδίδονται στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο και σε άλλα πανεπιστήμια ή και ιστοσελίδες του ιντερνέτ.



Εικόνα 7: Δομή της Εργασίας

Πιο συγκεκριμένα, οι παραπάνω πηγές μας έχουν ως θέμα:

- ✓ Την τηλεκατεύθυνση (teleoperation) και τον έλεγχο από απόσταση.
- ✓ Απτικές τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται σήμερα σε συνδυασμό με την εικονική πραγματικότητα.
- ✓ Απτική τεχνολογία στην ρομποτική χειρουργική και στην ελάχιστα επεμβατική τεχνολογία (Minimally Invasive Technology-MIS).
- ✓ Ρομποτική τεχνολογία που χρησιμοποιείται στην χειρουργική.
- ✓ Χρήση των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων στην αναγνώριση κίνησης και στην εκτίμηση των χειρουργικών δεξιοτήτων των ιατρών.
- ✓ Χρήση της εικονικής πραγματικότητας σε προσομοιωτές για την εκπαίδευση ειδικευόμενων ιατρών και την εκτίμηση των χειρουργικών τους δεξιοτήτων.

Στο κεφάλαιο 3 γίνεται μία αναλυτική παρουσίαση του θεωρητικού υπόβαθρου των στατιστικών μοντέλων και των τεχνικών-εργαλείων που χρησιμοποιήθηκαν στο πλαίσιο της εργασίας αυτής. Πιο συγκεκριμένα, το θέμα μας στηρίζεται στην χρήση των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων (Hidden Markov Models-HMM), των οποίων η προσέγγιση από μαθηματικής απόψεως είναι πολύπλοκη. Ακόμη, για την υλοποίηση αυτών απαιτείται ένας αριθμός τεχνικών και αλγορίθμων, όπως ο αλγόριθμος ταξινόμησης K-means, το μείγμα Γκαουσιανών κατανομών (Gaussian Mixture Model-GMM) και ο Baum-Welch αλγόριθμος.

Στο κεφάλαιο 4 έχουμε την πειραματική ανάπτυξη και τα αποτελέσματα της αναγνώρισης δεξιοτήτων σχετικά με την επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας με χρήση θεωρητικών δεδομένων. Πριν μεταβούμε στην χρήση του προσομοιωτή παρακέντησης για την λήψη των πειραματικών δεδομένων από τις εκτελέσεις των έμπειρων χειρουργών, δημιουργήσαμε μία σειρά παρόμοιων θεωρητικών δεδομένων και δοκιμάσαμε, αρχικά, το σύστημά μας με αυτά, ώστε να είμαστε προετοιμασμένοι για το πείραμά μας. Έτσι, σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζουμε όλη την λογική με την οποία δημιουργήσαμε το σύστημά μας που είναι υπεύθυνο για την μοντελοποίηση και την αυτόματη αναγνώριση χειρουργικών κινήσεων και αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων. Εξετάσαμε την συμπεριφορά του με τα θεωρητικά δεδομένα που δημιουργήσαμε και μελετήσαμε τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

Στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα από τον εικονικό προσομοιωτή παρακέντησης με απτική ανάδραση. Πιο αναλυτικά, γίνεται παρουσίαση της αρχιτεκτονικής του προσομοιωτή εικονικού περιβάλλοντος με απτική ανάδραση, που χρησιμοποιήσαμε. Έπειτα, αναλύονται τα πειραματικά αποτελέσματα που συλλέξαμε, τα εργαλεία με τα οποία έγινε κατάλληλη προεπεξεργασία τους, η δοκιμή του συστήματός μας με τα πειραματικά δεδομένα, εφαρμογή των τρόπων επεξεργασίας τους που υιοθετήσαμε, μελέτη των αποτελεσμάτων που έχουν προκύψει και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μας.

Στο κεφάλαιο 6, αρχικά, παρουσιάζουμε συγκεντρωτικά τα συμπεράσματα που έχουμε εξαγάγει παρατηρώντας τα αποτελέσματα της πειραματικής διαδικασίας και των διαφόρων τρόπων επεξεργασίας των πειραματικών μας δεδομένων. Στην συνέχεια ακολουθεί συνολική αξιολόγηση της εργασίας και του συστήματός μας και εν τέλει παρουσιάζονται προτάσεις για μελλοντικούς τρόπους επέκτασης της συγκεκριμένης μελέτης και αξιοποίησης των αποτελεσμάτων της εργασίας αυτής.

1.4 Συνεισφορά της εργασίας

Η χρησιμότητα της επέμβασης της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας υποκίνησε εξαρχής την δημιουργία του εικονικού προσομοιωτή και την προσπάθεια να καταστεί ικανός για την εκπαίδευση ειδικευόμενων ιατρών, καθώς και για την αξιολόγηση των χειρουργικών τους ικανοτήτων. Η χρήση Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων με στόχο την μοντελοποίηση και την αυτόματη αναγνώριση χειρουργικών κινήσεων και την αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων μπορεί να συνεισφέρει στα παρακάτω:

- ✓ Στην ανάπτυξη συστημάτων, τα οποία έχουν ήδη αποδειχτεί αρκετά αξιόπιστα ως προς την μοντελοποίηση και αυτόματη αναγνώριση χειρουργικών κινήσεων, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν με επιτυχία για την αντικειμενική αξιολόγηση και πιστοποίηση των χειρουργικών δεξιοτήτων ενός ιατρού σε συγκεκριμένες επεμβατικές πράξεις.
- ✓ Επιπλέον, η ανάλυση των αποτελεσμάτων εφαρμογής ενός τέτοιου συστήματος και η επέκτασή του με νέες λειτουργίες μπορεί να οδηγήσει σε νέα δεδομένα ως προς την βελτίωση του τρόπου εκπαίδευσης των χειρουργών πάνω σε τέτοιου είδους επεμβάσεις (όπως η παρακέντηση της υποκλειδίου φλέβας). Για παράδειγμα, ο προσομοιωτής κατά την διάρκεια της εκτέλεσης θα μπορούσε να προειδοποιεί τους χρήστες όταν αποκλίνουν σημαντικά από

την τροχιά των έμπειρων χειρουργών με βάση κάποια κριτήρια, που θα πρέπει να αναζητηθούν.

- ✓ Αποδεικνύεται μέσω αυτής της εργασίας η αποτελεσματικότητα της χρήσης των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων στην μοντελοποίηση και στην αυτόματη αναγνώριση κινήσεων στην χειρουργική.
- ✓ Όπως έχουμε αναφέρει παραπάνω με ένα τέτοιου είδους σύστημα θα μπορούσε κανείς να αναλύσει περαιτέρω την συγκεκριμένη χειρουργική επέμβαση, και να διερευνήσει τυχόν δυσκολίες που μπορεί να αντιμετωπίζουν οι ειδικευόμενοι ιατροί κατά την εκπαίδευσή τους πάνω σε αυτή. Το σύστημα αυτό θα μπορούσε ακόμη να χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας των σημερινών μεθόδων εκπαίδευσης.
- ✓ Το σύστημα αυτό θα μπορούσε δυνητικά να αξιοποιηθεί και για τη διερεύνηση και άλλων τεχνικών εκτέλεσης της συγκεκριμένης επέμβασης, διευκολύνοντας τους ειδικούς στην ανάλυση διαφορετικών χειρουργικών τεχνικών, στην εκτίμηση σχετικά με το ποιά είναι καλύτερη και λιγότερο επώδυνη για τον ασθενή, και στην τελική πιστοποίηση ως προς την πιο ασφαλή μέθοδο επέμβασης.
- ✓ Κύρια και πολύ σημαντική είναι η χρήση του συστήματός μας για την διερεύνηση του αν και με ποιο τρόπο διαφοροποιείται η εκτέλεση της εικονικής επέμβασης από έναν χρήστη του προσομοιωτή με ενεργοποιημένη την απτική ανάδραση (ανατροφοδότησης δύναμης) και χωρίς αυτή.
- ✓ Τέλος, πολύ βασική είναι η διερεύνηση των διαφοροποιήσεων που εμφανίζονται στα πειραματικά δεδομένα μεταξύ των έμπειρων χειρουργών και των αρχάριων χρηστών.

Γενικότερα, φιλοδοξούμε η εργασία μας να συμβάλλει, μέσω της επίτευξης των στόχων που προαναφέρθηκαν, στην βελτίωση των γνώσεων της επιστημονικής κοινότητας σχετικά με την εφαρμογή προσομοιωτών εικονικής πραγματικότητας με απτική ανάδραση στον τομέα της υγείας και της ιατρικής.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΣΥΓΧΡΟΝΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΣΤΗΝ ΙΑΤΡΙΚΗ

Υποενότητες:

- 2.1 Ρομποτική: Ορισμός και Ιστορική Αναδρομή
 - 2.1.1 Ορισμός του Ρομπότ
- 2.2 Η Εφαρμογή της Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Ιατρική
 - 2.2.1 Τομείς Εφαρμογής
 - 2.2.2 Κατηγοριοποίηση των Χειρουργικών Ρομποτικών Συστημάτων
- 2.3 Σύγχρονες Εφαρμογές Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Χειρουργική
 - 2.3.1 Τηλερομποτική-Τηλεχειρισμός
 - 2.3.2 Εικονική Πραγματικότητα για Εκπαίδευση με Απτική Αίσθηση
 - 2.3.3 Προσομοιωτές Χειρουργικών Επεμβάσεων Για Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Δεξιοτήτων
 - 2.3.4 Συστήματα Αποτελεσματικής και Αντικειμενικής Εκτίμησης Χειρουργικών Δεξιοτήτων

2.1 Ρομποτική: Ορισμός και Ιστορική Αναδρομή

Η Ρομποτική είναι ο κλάδος της επιστήμης του μηχανικού που ασχολείται με τη σύλληψη, το σχεδιασμό, την κατασκευή και τη λειτουργία ενός ρομπότ. Τα ρομπότ είναι μηχανές, η χρήση των οποίων αποσκοπεί στην αντικατάσταση του ανθρώπου στην εκτέλεση έργου. Η αντικατάσταση αυτή αφορά τόσο στο φυσικό επίπεδο του έργου όσο και στο επίπεδο λήψης απόφασης.

Αναζητώντας κανείς τις ρίζες της ρομποτικής θα οδηγηθεί αρκετά πίσω στην ιστορία της ανθρωπότητας. Πράγματι, η φιλοδοξία του ανθρώπου να δημιουργήσει μηχανές που θα του μοιάζουν τόσο στη μορφή όσο και τη λειτουργία πρωτοσυναντάται στην ελληνική μυθολογία. Σύμφωνα με την τελευταία ο τιτάνας Προμηθέας έπλασε την ανθρωπότητα από πηλό. Επιπλέον, ο Τάλος, ο μυθικός χάλκινος γίγαντας που κατασκεύασε ο Ήφαιστος για να προστατεύει την Κρήτη από τους εισβολείς, αποτελεί το πρώτο «αυτόματο» στην ανθρώπινη ιστορία.

Στη σύγχρονη εποχή, η εισαγωγή της έννοιας των ρομπότ έγινε το 1921 από τον Τσέχο θεατρικό συγγραφέα Karel Čapek με το θεατρικό έργο “Rossum’s Universal Robots”. Στο τελευταίο ο συγγραφέας φαντάζεται ένα μηχανικό κατασκεύασμα, το

οποίο και ονομάζει *robot* από την τσέχικη λέξη *robota* για την καταναγκαστική εργασία. Το «αυτόματο» του Rossum στρέφεται τελικά εναντίον της ανθρωπότητας.

Λίγα χρόνια αργότερα, κατά τη δεκαετία του '40, ο Ρώσος συγγραφέας επιστημονικής φαντασίας Isaac Asimov συνέλαβε το *robot* ως ένα «αυτόματο» με εμφάνιση ανθρώπου, αλλά απαλλαγμένο από συναισθήματα. Η συμπεριφορά του υπαγορευόταν από ένα «ποζιτρονικό μυαλό» προγραμματισμένο από τον άνθρωπο κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να ανταποκρίνεται σε συγκεκριμένες αρχές ηθικής συμπεριφοράς. Ο όρος ρομποτική χρησιμοποιήθηκε από τον Asimov ως το σύμβολο της επιστήμης που είναι αφιερωμένη στη μελέτη των ρομπότ, τα οποία διέπονται από τους τρεις παρακάτω βασικούς νόμους:

1. Ένα ρομπότ δεν μπορεί να τραυματίσει ή μέσω της αδράνειάς του να βλάψει ένα ανθρώπινο πλάσμα.
2. Ένα ρομπότ πρέπει να υπακούει στις εντολές που δίνονται από τους ανθρώπους, εκτός και αν αυτό έρχεται σε αντίθεση με τον πρώτο νόμο.
3. Ένα ρομπότ πρέπει να προστατεύει την ίδια του την ύπαρξη, εκτός και αν αυτό έρχεται σε αντίθεση με τον πρώτο ή τον δεύτερο νόμο.

2.1.1 Ορισμός του Ρομπότ

Σύμφωνα με έναν από τους πρώτους ορισμούς που εδόθη από το Robot Institute of America (1979), ως *ρομπότ* μπορούμε να ορίσουμε ένα μηχανισμό σχεδιασμένο, έτσι ώστε μέσω προγραμματιζόμενων κινήσεων, να μεταφέρει υλικά, τεμάχια, εργαλεία ή ειδικευμένες συσκευές με σκοπό την επιτέλεση ποικιλίας εργασιών.

Ένας τέτοιος μηχανισμός περιλαμβάνει συνήθως τις ακόλουθες συνιστώσες:

- Ένα *μηχανολογικό υποσύστημα*, το οποίο ενσωματώνει τη δυνατότητα του ρομπότ για εκτέλεση έργου. Το υποσύστημα αυτό αποτελείται από μηχανισμούς που επιτρέπουν στο ρομπότ να κινείται όπως αρθρώσεις, συστήματα μετάδοσης κίνησης, επενεργητές-κινητήρες, οδηγούς κλπ..
- Ένα *υποσύστημα αίσθησης*, μέσω του οποίου το ρομπότ συγκεντρώνει πληροφορίες για την κατάσταση στην οποία βρίσκονται τόσο το ίδιο όσο και το περιβάλλον. Το υποσύστημα αυτό εκτός των άλλων είναι υπεύθυνο για την αποδοχή των εξωτερικών εντολών, την επεξεργασία τους, τη μετάφρασή τους σε ηλεκτρική ισχύ που θα δοθεί στους κινητήρες του ρομπότ, καθώς επίσης και για την παραγωγή σημάτων εξόδου που θα πληροφορούν για την κατάσταση του συστήματος. Στο υποσύστημα αίσθησης περιλαμβάνονται όργανα μετρήσεως, αισθητήρες, ηλεκτρονικά στοιχεία κλπ..
- Ένα *σύστημα ελέγχου*, το οποίο συνδυάζει κατάλληλα την αίσθηση με τη δράση, έτσι ώστε το ρομπότ να λειτουργεί αποτελεσματικά και με τον επιθυμητό τρόπο. Ο ελεγκτής του ρομπότ επιβλέπει και συντονίζει ολόκληρο το σύστημα, για τη σχεδίαση και υλοποίηση του οποίου απαιτείται ο συνδυασμός γνώσεων από πολλές γνωστικές περιοχές, όπως είναι ο αυτόματος έλεγχος, η τεχνητή νοημοσύνη, η επιστήμη των υπολογιστών κλπ.. (K.Kyriakopoulos, E.Papadopoulos, 2005)

2.2 Η Εφαρμογή της Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Ιατρική

2.2.1 Τομείς Εφαρμογής

Τις τελευταίες δεκαετίες σημειώνεται μία ραγδαία ανάπτυξη των επιστημών και της τεχνολογίας. Στη διάρκεια του 20^{ου} αιώνα εμφανίστηκε για πρώτη φορά η έννοια του ρομπότ και της ρομποτικής, του επιστημονικού πεδίου, που το ρομπότ αποτελεί το αντικείμενο μελέτης του. Η *Ρομποτική* βρήκε αρκετά πεδία εφαρμογής όπως στη βιομηχανία, στον στρατό και αλλού. Όπως έχουμε αναφέρει στο προηγούμενο κεφάλαιο, οι επιστήμες που έχει αναπτύξει ο άνθρωπος έχουν δημιουργηθεί για την κατανόηση του κόσμου που μας περιβάλλει, του ανθρώπου και για την βελτίωση των συνθηκών διαβίωσής του. Συνεπώς, ήταν λογική η χρήση της ρομποτικής τεχνολογίας στον τομέα της ιατρικής.

Η Ρομποτική Ιατρική (Medical Robotics) έχει αναπτυχθεί τις τελευταίες κυρίως δεκαετίες και η έρευνα που γίνεται συγκεντρώνεται σε συγκεκριμένα πεδία, από τα οποία τα πιο κύρια είναι τα ακόλουθα:

- Ρομποτική Χειρουργική (Robotic Surgery)
- Ρομποτική Αποκατάσταση (Rehabilitation Robotics)
- Προσομοιωτές Χειρουργικών Επεμβάσεων Εικονικής Πραγματικότητας με Απτική Ανάδραση - Ανατροφοδότηση Δύναμης ή χωρίς (Training Simulators with Haptic Display)
- Διαγνωστική Ρομποτική Τεχνολογία (Diagnostics Robotic Technology)
- Μικρορομποτική (Micro-Robotics)

Παρακάτω ακολουθεί σύντομη περιγραφή του κάθε πεδίου.

Ρομποτική Χειρουργική είναι ο όρος που αναφέρεται στις τεχνολογικές εξελίξεις που χρησιμοποιούν ρομποτικά συστήματα για την παροχή βοήθειας σε χειρουργικές επεμβάσεις. Η Ρομποτικά Υποβοηθούμενη Χειρουργική αναπτύχθηκε για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί της ελάχιστα επεμβατικής χειρουργικής και να ενισχυθούν οι δυνατότητες των χειρουργών που εκτελούν ανοικτό χειρουργείο.

Στην περίπτωση της ρομποτικά υποβοηθούμενης ελάχιστα επεμβατικής χειρουργικής (robot-assisted minimally-invasive surgery, MIS), αντί της απευθείας κίνησης των χειρουργικών εργαλείων, ο χειρουργός χρησιμοποιεί μία από τις δύο μεθόδους για τον έλεγχο των μέσων: είτε ένα άμεσο τηλεχειριστή είτε έλεγχο μέσω υπολογιστή. Ο τηλεχειριστής είναι ένας απομακρυσμένος ρομποτικός χειριστής (με μηχανική – ηλεκτρική σύνδεση) που επιτρέπει στο χειρουργό να εκτελέσει τις κανονικές κινήσεις που απαιτούνται για την ολοκλήρωση της χειρουργικής επέμβασης ενώ οι τηλερομποτικοί χειριστές αναπαράγουν τις εν λόγω κινήσεις χρησιμοποιώντας κατάλληλα διαμορφωμένα χειρουργικά εργαλεία στα σημεία δράσης και ρομποτικούς βραχίονες για την εκτέλεση της πραγματικής χειρουργικής επέμβασης στον ασθενή. Στο ελεγχόμενο από υπολογιστή σύστημα ο χειρουργός χρησιμοποιεί έναν υπολογιστή για τον έλεγχο των ρομποτικών βραχιόνων και των εργαλείων στα σημεία δράσης τους.

Ένα πλεονέκτημα της χρήσης της μεθόδου με υπολογιστή είναι ότι ο χειρουργός δεν απαιτείται να είναι παρών, και μάλιστα θα μπορούσε να είναι οπουδήποτε, με αποτέλεσμα τη δυνατότητα της εξ' αποστάσεως επέμβασης. Στην περίπτωση της ενισχυμένης ανοικτής χειρουργικής επέμβασης, αυτόνομα εργαλεία (σε οικείες

διαμορφώσεις) αντικαθιστούν τα παραδοσιακά εργαλεία, που εκτελούν ορισμένες ενέργειες (όπως rib spreading) με πολύ ομαλότερες και ελεγχόμενες κινήσεις, από ότι θα μπορούσε ποτέ να επιτευχθεί με ένα ανθρώπινο χέρι, και δίνοντας την δυνατότητα ανατροφοδότησης δύναμης. Το κύριο αντικείμενο τέτοιων έξυπνων μέσων είναι να μειώσουν ή να εξαλείψουν το τραύμα στους ιστούς, το οποίο παραδοσιακά συνδέεται με την ανοικτή χειρουργική επέμβαση. Αυτή η προσέγγιση επιδιώκει να βελτιώσει τις χειρουργικές επεμβάσεις, κυρίως καρδιο-θωρακικές, που η ελάχιστη επεμβατικές τεχνικές δυσκολεύονται να αντικαταστήσουν.

Σημαντικές προόδους με τη συμβολή χειρουργικού ρομπότ αποτελεί η ρομποτική ελάχιστη επεμβατική χειρουργική. Μερικά σημαντικά πλεονεκτήματα της ρομποτικής χειρουργικής είναι η ακρίβεια, οι μικρότερες τομές, η μειωμένη απώλεια αίματος, ο λιγότερος πόνος και ο γρηγορότερος χρόνος επούλωσης. Περαιτέρω πλεονεκτήματα είναι η αυξημένη δυνατότητα κινήσεων πέρα από τον κανονικό-συνηθισμένο χειρισμό και η τρισδιάστατη μεγέθυνση, με αποτέλεσμα την βελτιωμένη εργονομία, την μικρότερη έκθεση σε ακτινοβολία και την καλύτερη απεικόνιση της εικόνας. Οι τεχνικές της Ρομποτικής Χειρουργικής συσχετίστηκαν, επίσης, με την μειωμένη διάρκεια παραμονής στο νοσοκομείο, την απώλεια αίματος, των μεταγίσεων και της χρήσης φαρμάκων πόνου (Wikipedia for Robotics Surgery).



Εικόνα 8: Ρομποτικό Χειρουργικό Σύστημα Da Vinci (http://fe-mail.gr/pages/posts/health_nutrition/health_nutrition2789.php)

Η **Ρομποτική Αποκατάσταση** είναι ένα ερευνητικό πεδίο, αφιερωμένη στην κατανόηση και την επαύξηση της αποκατάστασης λειτουργιών του ανθρώπινου σώματος μέσω της εφαρμογής των ρομποτικών συστημάτων. Περιλαμβάνει την ανάπτυξη των θεραπειών μέσω χρήσης ρομπότ. Μπορεί να θεωρηθεί μια συγκεκριμένη εστίαση της βιοϊατρικής μηχανικής και ένα μέρος της διαδραστικότητας ανθρώπου-ρομπότ. Στον τομέα αυτό οι κλινικοί ιατροί, θεραπευτές και οι μηχανικοί συνεργάζονται για να βοηθήσουν την αποκατάσταση ασθενών. Εξέχοντες στόχοι στον τομέα αποτελούν: η ανάπτυξη εφαρμόσιμων τεχνολογιών, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν εύκολα από τους ασθενείς, τους θεραπευτές, και τους κλινικούς ιατρούς, η ενίσχυση της αποτελεσματικότητας των μεθόδων θεραπείας του κλινικού ιατρού και η αύξηση της ευκολίας των δραστηριοτήτων της καθημερινής ζωής των ασθενών (Wikipedia for Rehabilitation Robotics).



Εικόνα 9: Εφαρμογή Ρομποτικής Τεχνολογίας στον τομέα της Διάγνωσης (<http://robotics.youngster.com/2008/09/stroke-rehabilitation-robots-medical.html>)

Οι *Προσομοιωτές Χειρουργικών Επεμβάσεων Εικονικής Πραγματικότητας με Απτική Ανάδραση-Ανατροφοδότηση Δύναμης ή χωρίς* αποτελούν ένα άλλο πεδίο ερευνητικής δραστηριότητας στα πλαίσια της ρομποτικής. Αρχικά, δημιουργήθηκαν με σκοπό την καλύτερη δυνατή εκπαίδευση ιατρών για την εκάστοτε χειρουργική επέμβαση πριν την εφαρμογή των γνώσεών τους σε πραγματικό περιβάλλον. Επιπρόσθετα, προτάθηκε η χρήση τους για την αποτελεσματική και αντικειμενική αξιολόγηση των χειρουργικών δεξιοτήτων ενός χειρουργού. Όπως διαπιστώνεται από την ονομασία τους χρησιμοποιούν εικονική πραγματικότητα, ώστε να δημιουργείται ένα εικονικό περιβάλλον όμοιο με εκείνο στην αντίστοιχη πραγματική χειρουργική επέμβαση. Επιπλέον, χρησιμοποιείται απτική συσκευή, η οποία είναι κατάλληλη για την ανατροφοδότηση δύναμης. Έτσι, ο χειρουργός έχει σε πραγματικό χρόνο απτική αίσθηση των κινήσεών του και του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο τις πραγματοποιεί.

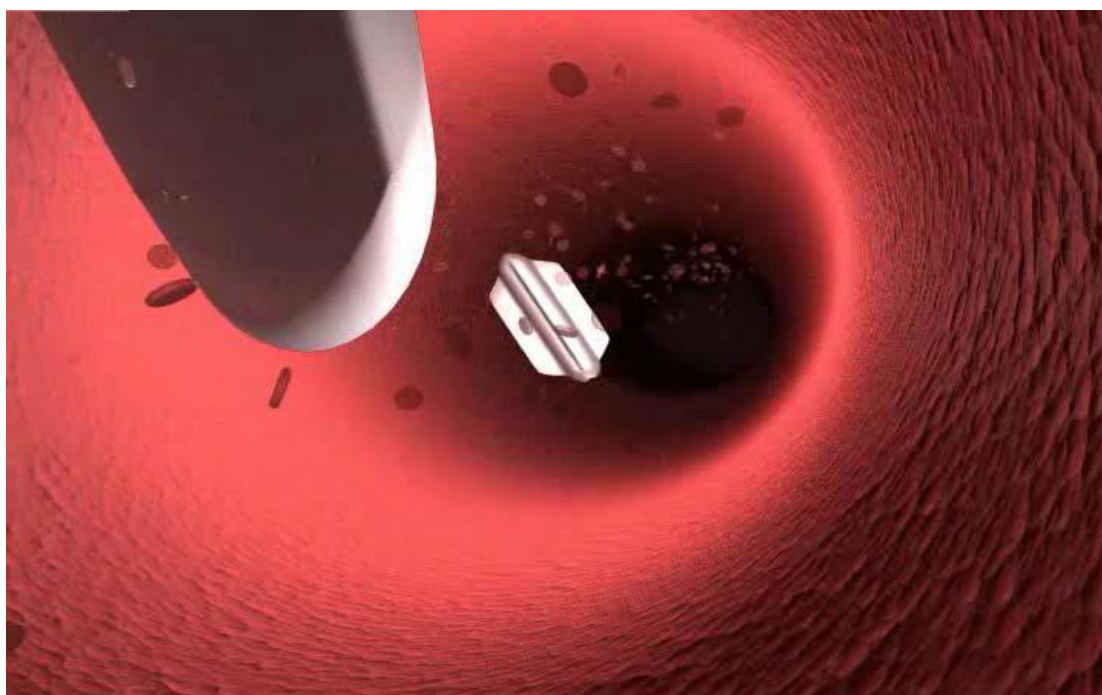


Εικόνα 10: Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας κατά την διάρκεια ενός πειράματος (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study, 2006)

Ο τομέας της *Διαγνωστικής Ρομποτικής Τεχνολογίας* αποσκοπεί αρχικά στον εφοδιασμό των ιατρών με εργαλεία τα οποία με ασφάλεια και ακρίβεια θα εκτελούν τις κατάλληλες ενέργειες, ώστε να οδηγηθούν σε ορθή διάγνωση. Επιπρόσθετα, η χρήση της ρομποτικής τεχνολογίας θα διευρύνει τους ορίζοντες και θα δημιουργήσει νέες προοπτικές για την έγκαιρη και έγκυρη διάγνωση μίας ασθένειας ή μίας δυσλειτουργίας στο ανθρώπινο σώμα.



Τέλος, η *Μικρορομποτική* ασχολείται και με θέματα που αφορούν την ιατρική όπως για παράδειγμα τη χορήγηση φαρμάκων σε καθορισμένες ποσότητες σε σημεία του σώματος, που για να προσεγγισθούν χρειάζονται πολύπλοκες διαδικασίες. Έτσι, η μικρορομποτική προσπαθεί να τις απλοποιήσει όπως στην περίπτωση της χορήγησης ινσουλίνης σε ανθρώπους, που πάσχουν από την ασθένεια του διαβήτη υψηλού τύπου.



Εικόνα 12: Είσοδος μικρό-ρομπότ στην ροή αίματος μέσω μίας βελόνας (Nelson, 2006)

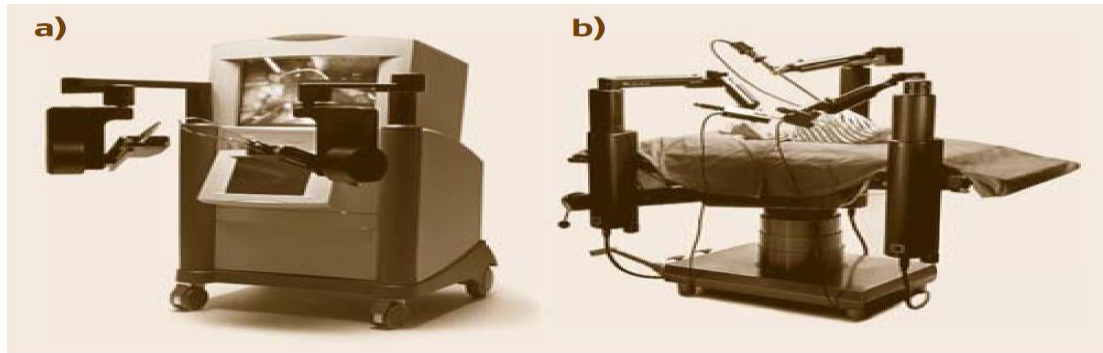
2.2.2 Κατηγοριοποίηση Χειρουργικών Ρομποτικών Συστημάτων

Τα ιατρικά ρομπότ έχουν ταξινομηθεί στην βιβλιογραφία σύμφωνα με τις ακόλουθες κατηγορίες: απομακρυσμένοι χειριστές, παθητικά ρομποτικά συστήματα, ημιενεργά ρομποτικά συστήματα, ενεργά ρομποτικά συστήματα και συστήματα απεικόνισης και πλοήγησης στο χώρο. Από την στιγμή που αυτή η περιοχή έρευνας δεν έχει ωριμάσει ακόμα είναι αναμενόμενο οι κατηγορίες και οι κατηγοριοποιήσεις να διαφέρουν με το πέρασμα του χρόνου και την συμβολή νέων επαναστατικών ιδεών.

1. Τα *παθητικά ρομποτικά συστήματα* υποστηρίζουν την χειρουργική επέμβαση, αλλά όμως δεν λαμβάνουν ενεργό ρόλο κατά την διάρκεια της επέμβασης και ουσιαστικά η επέμβαση εκτελείται από τον χειρουργό. Σήμερα μία από τις κύριες

μορφές των παθητικών χειρουργικών ρομποτικών συστημάτων είναι τα ρομποτικά συστήματα υποβοήθησης επεμβατικών πράξεων μέσω ενεργών περιορισμών (active constraint). Το Acrobot είναι ένα αντιπροσωπευτικό παράδειγμα τέτοιων ρομποτικών συστημάτων, το οποίο αναπτύχθηκε από τον B.L.Davies και τους συνεργάτες του, και χρησιμοποιείται στην υποβοήθηση ορθοπεδικών επεμβάσεων. Προϋποθέτει την συνεργασία μεταξύ του χειρουργού και του ρομπότ, προσφέρει υποστήριξη στον χειρουργό κατά την διάρκεια της επέμβασης και προλαμβάνει τυχόν λάθη. Το ρομπότ προσφέρει κατάλληλη γεωμετρική ακρίβεια και αυξάνει την ασφάλεια καθότι περιορίζει την τρισδιάστατη κίνηση του εκάστοτε χειρουργικού εργαλείου εντός της ασφαλούς περιοχής. Αυτή η πρακτική ονομάζεται hands-on robotics. Άλλα ρομπότ της ίδιας κατηγορίας είναι το MAKO και το PFS της BlueBelt.

2. Μία άλλη κατηγορία είναι τα *ημιενεργά ρομποτικά συστήματα*. Σε αυτά το ρομπότ ενεργεί βοηθητικά κατά τη διάρκεια της επέμβασης κρατώντας σε σταθερή θέση το εργαλείο, ώστε να επιτρέπει την ακριβή οδήγηση των χειρουργικών εργαλείων. Ορισμένα παραδείγματα σύγχρονων ρομποτικών συστημάτων αυτού του είδους είναι το NeuroMate (Integrated Surgical Systems, USA) και το PathFinder (Armstrong HealthCare Ltd., UK).
3. Τα *ενεργά ρομποτικά συστήματα* εκτελούν χειρουργικές εργασίες αυτόνομα χωρίς την άμεση παρέμβαση του χειρουργού. Παραδείγματα αυτών είναι το RoboDoc, CASPAR, MBARS, CyberKnife και Gamma Knife PERFEXION. Ίσως σήμερα το πιο γνωστό εξ αυτών είναι το RoboDoc.
4. Πιθανώς τα ρομπότ που χρησιμοποιούνται περισσότερο ευρέως στην ιατρική είναι τα *ρομπότ με τηλεχειρισμό (Remote Manipulators - Απομακρυσμένοι Χειριστές)*. Ο χειρουργός μπορεί να κατευθύνει τα ρομπότ με τηλεχειρισμό από απομακρυσμένη περιοχή. Με άλλα λόγια ο χειρουργός δεν χρειάζεται να είναι στο ίδιο δωμάτιο με τον ασθενή ούτε καν στην ίδια χειρουργική αίθουσα αλλά μπορεί να οδηγεί το ρομποτικό σύστημα από απομακρυσμένη περιοχή ενώ το ρομπότ θα αποτελεί τα μάτια και τα χέρια του χειρουργού. Τα ρομποτικά αυτά συστήματα μπορούν να οδηγούνται από απόσταση. Οι ιατρικές επεμβάσεις που εκτελούνται με αυτό τον τρόπο ονομάζονται τηλεχειρουργική (Telesurgery). Το πρώτο πρόγραμμα αναπτύχθηκε από το Stanford Ερευνητικό Κέντρο για λογαριασμό του αμερικανικού στρατού. Η ιδέα της τηλεχειρουργικής εφαρμόστηκε για πρώτη φορά το 2001 από έμπειρο χειρουργό κατά την αφαίρεση της χοληδόχου κύστης από έναν άνθρωπο 68 ετών. Ο ασθενής βρισκόταν στο Στρασβούργο της Γαλλίας και ο χειρουργός εκτέλεσε την επέμβαση από την Νέα Υόρκη. Για την επιτυχία αυτής της επέμβασης απαιτούνταν ένα ιδιαίτερης μεγάλης ταχύτητας διαδίκτυο. Η επιτυχής αυτή επέμβαση άνοιξε νέους ορίζοντες στην χειρουργικές επεμβάσεις. Αξιοσημείωτα παραδείγματα αυτών είναι το σύστημα Zeus (το οποίο απεικονίζεται παρακάτω) και το χειρουργικό ρομπότ Da Vinci.



Εικόνα 13: Zeus σύστημα, α) Κονσόλα, β) ρομποτικοί βραχίονες

5. Τα συστήματα απεικόνισης και πλοήγησης στο χώρο (Navigators) αποτελούν σημαντικό κομμάτι των ιατρικών ρομποτικών συστημάτων. Χρησιμοποιούνται συνήθως πριν την έναρξη της χειρουργικής επέμβασης. Κατά την προετοιμασία του ρομποτικού συστήματος κάθε μέρος αυτού συγχρονίζεται. Τα περισσότερα ρομποτικά συστήματα σχεδιάζουν τον τρόπο εκτέλεσης της επέμβασης από πριν. Έτσι, σε αυτό το στάδιο στην οθόνη του συστήματος μπορεί να αναπαρασταθεί εικονικά ο τρόπος εκτέλεσής της. Με ένα CT ή MRI σαρωτή τομογράφο ο γιατρός προμηθεύεται τις απαραίτητες πληροφορίες καθώς το σύστημα χαρτογραφεί την ανατομική θέση του ασθενή στο χώρο. Παραδείγματα αυτών είναι το HipNav, OptoTrak, VectorVision, SurgiGATE, Navitrack, StealthStation, Stryker, and Surgetic Systems. Μία νέα τεχνική, που χρησιμοποιείται, είναι η Image Overlay (Τεχνική Επαυξημένης Πραγματικότητας). Πιο συγκεκριμένα, αφορά την απεικόνιση της εικόνας που έχει δημιουργήσει ο υπολογιστής πάνω στην πραγματική εικόνα και αποτελεί ένα είδος επαυξημένης πραγματικότητας.



Εικόνα 14: Τεχνική Επαυξημένης Πραγματικότητας Image Overlay

Τα βασικά χαρακτηριστικά, που πρέπει να πληρούνται από τα ιατρικά ρομπότ, είναι τα ακόλουθα:

- *Αποτελεσματικός Έλεγχος:* Ο έλεγχος της δύναμης και της ταχύτητας του τελικού σημείου δράσης πρέπει να επιτρέπεται από τα εξαρτήματα του εκάστοτε ρομποτικού συστήματος
- *Περιορισμένος Χώρος Εργασίας:* Ο Χώρος Εργασίας πρέπει να είναι περιορισμένος στον επιθυμητό χώρο δράσης για αποφυγή τραυματισμών.

- *Περιορισμένη Δύναμη ή Ανατροφοδότηση Δύναμης:* Κατά τη διάρκεια των επεμβάσεων οι εφαρμοζόμενες δυνάμεις θα πρέπει να ελέγχονται πλήρως και ο χειρουργός να έχει γνώση αυτών.
- *Επιλογή Πλήρους Ελέγχου του Ρομπότ:* Να υπάρχει δυνατότητα σε περίπτωση μίας ενέργειας που την εκτελεί αυτόνομα το ρομπότ να πάρει τον χειρισμό ο χειρουργός.
- *Δυνατότητα Ασφαλούς Λειτουργίας:* Σε περίπτωση βλάβης το ρομπότ να μπαίνει σε ασφαλή λειτουργία για την αποφυγή τραυματισμών.
- *Δυνατότητα Αποστείρωσης:* Δυνατότητα αποστείρωσης των εξαρτημάτων του ή κάλυψη αυτών με ειδικά προστατευτικά μίας χρήσης.
- *Προστασία από Μαγνητική Παρεμβολή:* Προστασία από μαγνητική παρεμβολή λόγω χρήσης άλλων χειρουργικών εργαλείων με μαγνητικό πεδίο.

Τα χειρουργικά ρομποτικά συστήματα μπορούν να εκφραστούν και ως τα απομακρυσμένα χέρια του χειρουργού τα οποία δίνουν τη δυνατότητα μεταφοράς κινήσεων στον ασθενή μέσω μικροσκοπικών τομών. Τα τελευταία χρόνια η εμφάνιση του νέου πεδίου των μικρορομπότ υπόσχεται νέα καινοτόμα μικροσυστήματα τα οποία θα μπορούν να κινηθούν μέσα στο ανθρώπινο σώμα.



Εικόνα 15: CardioArm Ρομπότ για Επεμβάσεις Καρδιάς

Στοιχεία της υποενότητας 2.2.2 αντλήθηκαν από το ακόλουθη πηγή: (Wolf & Shoham, 2009).

2.3 Σύγχρονες Εφαρμογές Ρομποτικής Τεχνολογίας στην Χειρουργική

2.3.1 Τηλεχειρισμός-Τηλεχειρουργική

Ο όρος *Τηλεχειρισμός* (Teleoperation) είναι ένας συνδυασμός της ελληνικής λέξης τηλε- (από απόσταση) και της λατινικής λέξης operatio-onis (που σημαίνει κάτι γίνεται). Έτσι, τηλεχειρισμός ονομάζεται η εκτέλεση μίας εργασίας ή μίας πράξης από απόσταση. Αν και η έννοια αυτή θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για

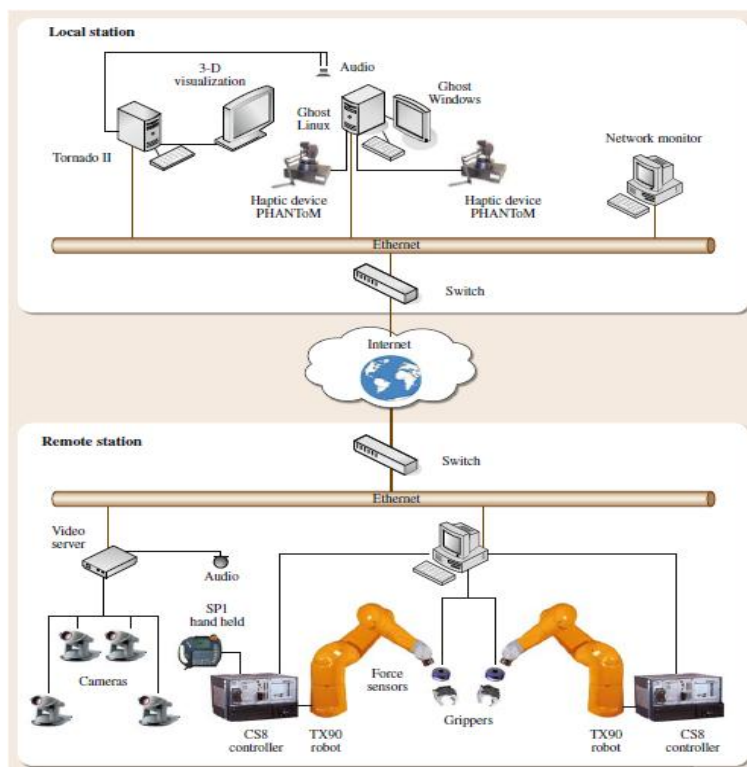
κάθε ενέργεια που μπορεί να εκτελεστεί από απόσταση, ο όρος αυτός χρησιμοποιείται συνήθως για θέματα ρομποτικής και κινουμένων ρομπότ και υποδεικνύει την οδήγηση των μηχανών αυτών από απομακρυσμένο μέρος.

Στα ρομποτικά συστήματα τηλεχειρισμού εμπλέκονται αρκετά άλλα θέματα όπως η αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής, οι νόμοι κατανεμημένου ελέγχου, οι τηλεπικοινωνίες, η προσομοίωση εργασίας, ο σχεδιασμός τροχιάς, η εικονική και επαυξημένη πραγματικότητα, η επιδέξια λαβή και ο χειρισμός αντικειμένου.

Οι απαρχές του τηλεχειρισμού μπορούν να αναχθούν στις απαρχές της ραδιοεπικοινωνίας όταν ο Νικόλα Τέσλα ανέπτυξε στις 8 Νοεμβρίου 1898 το σύστημα που μπορεί να θεωρηθεί ως η πρώτη συσκευή τηλεχειρισμού. Αυτό το επίτευγμα έχει αναφερθεί ως “Μέθοδος και Συσκευή για τον Μηχανισμό Ελέγχου για την Μετακίνηση Οχημάτων”. Ωστόσο, τα αμφίπλευρα συστήματα τηλεχειρισμού δεν εμφανίστηκαν μέχρι τα τέλη του 1940. Οι πρώτοι αμφίπλευροι χειριστές αναπτύχθηκαν για το χειρισμό ραδιενεργών υλικών. Εξαιρετικά πρωτοπόροι ήταν οι Raymond Goertz και οι συνάδελφοί του στο Εθνικό Εργαστήριο Argonne έξω από το Σικάγο, και παράλληλα ο Jean Vertut σε ένα εργαστήριο πυρηνικής μηχανικής κοντά στο Παρίσι. Οι πρώτοι μηχανισμοί ήταν μηχανικά συνδεδεμένοι και ο δευτερεύων (slave) μηχανισμός μιμούταν τις κινήσεις του κύριου (master) μηχανισμού, με τους δύο μηχανισμούς (master-slave) να παρουσιάζουν κινηματικές ομοιότητες ώστε να είναι εφικτή η διασύνδεσή τους με καθαρά μηχανικά μέσα. Το πρώτο ηλεκτρικά συζευγμένο κύριο-δευτερεύον (master-slave) σύστημα τηλεχειρισμού παρουσιάστηκε στα μέσα της δεκαετίας του 1950 από τον Goertz.

Στη δεκαετία του 1960, οι εφαρμογές είχαν ήδη επεκταθεί και σε υποβρύχιο τηλεχειρισμό, όπου υποβρύχιες συσκευές έφεραν φωτογραφικές μηχανές και ο χειριστής μπορούσε να παρακολουθεί το απομακρυσμένο ρομπότ και την αλληλεπίδρασή του με το υποθαλάσσιο περιβάλλον. Οι απαρχές του τηλεχειρισμού σε εφαρμογές του διαστήματος χρονολογούνται περί το 1970, και σε αυτήν την εφαρμογή η παρουσία της χρονικής καθυστέρησης άρχισε να προκαλεί προβλήματα αστάθειας. Σήμερα, η τεχνολογία έχει εξελιχθεί με γιγαντιαία βήματα, έχοντας ως αποτέλεσμα καλύτερους ρομποτικούς χειριστές και ειδικότερα, τη βελτίωση των τηλεπικοινωνιακών μέσων στην ηλεκτρική μετάδοση, χρησιμοποιώντας καλώδια οπτικών ινών, ραδιοσήματα και το Internet-Διαδίκτυο, που αφαιρεί σχεδόν κάθε περιορισμό απόστασης. Οι εφαρμογές των συστημάτων τηλεχειρισμού έχουν επεκταθεί σε ένα μεγάλο φάσμα τομέων. Οι πιο ενδεικτικοί είναι το διάστημα, τα υποβρύχια, η ιατρική, και τα επικίνδυνα περιβάλλοντα («hostile» environments). Μια σύγχρονη εφαρμογή της τηλερομποτικής αποτελεί η **τηλεχειρουργική** (Telesurgery). Με τον όρο **τηλεχειρουργική** περιγράφονται περιπτώσεις στις οποίες ο χειρουργός πραγματοποιεί την επέμβαση μπροστά σε μία κονσόλα ελέγχου μακριά από τον ασθενή. Ο όρος έχει καθαρά ελληνική προέλευση και λίγα μέτρα ή πολλά χιλιόμετρα απόστασης δεν διαφοροποιούν το είδος της πράξης.

Ένα σύγχρονο σύστημα τηλεχειρισμού αποτελείται από αρκετά υποσυστήματα τα οποία συμβάλλουν ενεργά στην επίτευξη του γενικού στόχου. Παρακάτω δίνεται ως παράδειγμα το διάγραμμα ενός ρομποτικού συστήματος τηλεχειρισμού που έχει αναπτυχθεί στο Εργαστήριο Ρομποτικής από το Ινστιτούτο Βιομηχανίας και Ελέγχου του πολυτεχνείου της Καταλονίας στην Ισπανία.



Εικόνα 16: Αρχιτεκτονική του ρομποτικού συστήματος IOC-UPC (Basanez & Suarez, 2009)

Παραπάνω παρατηρούμε ότι το συγκεκριμένο σύστημα τηλεχειρισμού αποτελείται από ορισμένες βασικές μονάδες που παίζουν κυρίαρχο ρόλο στην επίτευξη του επιθυμητού στόχου. Ουσιαστικά παρατηρούμε δύο κύρια μπλοκ που το πρώτο περιέχει το διάγραμμα του τοπικού σταθμού από τον οποίο γίνεται η οδήγηση του ρομποτικού συστήματος με την συμβολή του χειριστή και των κύριων ρομπότ (απτικές συσκευές) και το δεύτερο το διάγραμμα του απομακρυσμένου σταθμού που περιέχει τους βιομηχανικούς χειριστές που αποτελούν τα δευτερεύοντα ρομπότ. Το σύστημα περιέχει τα ακόλουθα βασικά υποσυστήματα: *Μονάδα Απτικής Απόδοσης (haptic display)*, *Μονάδα Επαυξημένης Πραγματικότητας*, *Μονάδα Προσομοίωσης*, *Μονάδα Τοπικού Σχεδιασμού*, *Μονάδα Απομακρυσμένου Σχεδιασμού*, *Μονάδα Τηλεπικοινωνιών*, *Μονάδα Κωδικοποίησης Κατάστασης* και *Σύστημα Παρακολούθησης Δικτύου*.

Κατά την εξέλιξη των σύγχρονων συστημάτων τηλεχειρισμού, όπως αυτό που παρουσιάστηκε παραπάνω, εμφανίστηκαν αρκετές προκλήσεις οι οποίες απαιτούσαν την προσοχή των ερευνητών. Οι προκλήσεις αυτές αφορούν θέματα όπως:

- *Αλγόριθμοι Ελέγχου:* Ένας αλγόριθμος ελέγχου για ένα σύστημα τηλεχειρισμού στοχεύει στην ικανοποίηση δύο χαρακτηριστικών: (α) της επονομαζόμενης «τηλεπαρουσίας» (telepresence), δηλαδή του συνολικού αισθήματος εικονικής παρουσίας του χειριστή στον απομακρυσμένο σταθμό όπου εκτελούνται οι πραγματικές εργασίες από τα τηλερομπότ (όρος που συχνά χρησιμοποιείται παράλληλα με την έννοια της «διαφάνειας» - transparency- συνολικά του μέσου τηλεχειρισμού) και (β) της ευστάθειας κατά την εκτέλεση (και τηλε-έλεγχο) της τηλερομποτικής εργασίας. Προφανώς, η ελάχιστη απαίτηση από ένα σύστημα ελέγχου είναι η διατήρηση της σταθερότητάς του ανεξάρτητα της ύπαρξης χρονικής καθυστέρησης και

της αλληλεπίδρασης του χειριστή με το περιβάλλον. Ο όρος «Τηλεπαρουσία», από την άλλη, σημαίνει ότι οι πληροφορίες για το απομακρυσμένο περιβάλλον εμφανίζονται στο χειριστή με ένα φυσικό και διαισθητικό τρόπο που δίνει την αίσθηση της ύπαρξης του χειριστή στο περιβάλλον αυτό. Η καλή αίσθηση τηλεπαρουσίας συμβάλλει στην καλύτερη επιτευξιμότητα του χειρισμού από απόσταση.

- *Κανάλια Επικοινωνίας:* Οι διάυλοι επικοινωνίας μπορούν να ταξινομηθούν με βάση δύο κριτήρια: τη φύση του μέσου μετάδοσης και τον τρόπο λειτουργίας τους. Σύμφωνα με το πρώτο κριτήριο, δύο ομάδες μπορούν να οριστούν: φυσικά συνδεδεμένες (μηχανικά, ηλεκτρικά, οπτικά ενσύρματα, πνευματικά, και υδραυλικά) και φυσικά αποσυνδεδεμένες (ραδιοσυχνότητες και οπτικά, όπως μέσω υπερύθρων). Το δεύτερο κριτήριο περιλαμβάνει τις περιπτώσεις μηδενικής χρονικής καθυστέρησης, σταθερής χρονικής καθυστέρησης και μεταβλητής χρονικής καθυστέρησης.
- *Διαδραστικότητα Χειριστή-Περιβάλλοντος:* Τα ανθρώπινα όντα είναι σε θέση να δέχονται πληροφορίες από τον πραγματικό κόσμο για να αλληλεπιδρούν με αυτόν. Ωστόσο, μερικές φορές, για τους σκοπούς συγκεκριμένων εφαρμογών, υπάρχει ανάγκη να αλληλεπιδρούν με συστήματα που είναι δύσκολο να οικοδομηθούν στην πραγματικότητα, λόγω της φυσικής τους συμπεριφοράς, των άγνωστων χαρακτηριστικών τους ή άλλων περιορισμών. Ως εκ τούτου, προκειμένου να επιτραπεί η καλύτερη ανθρώπινη αλληλεπίδραση με τέτοια συστήματα, τα οποία ολικώς ή μερικώς δεν υφίστανται στον πραγματικό φυσικό κόσμο, καθώς και η κατανόησή τους, έχουν ερευνηθεί τα τελευταία χρόνια νέα πεδία που σχετίζονται με έννοιες, όπως της εικονικής και επαυξημένης πραγματικότητας.
- *Βοηθήματα Τηλεχειρισμού:* Μερικά από τα προβλήματα που προκύπτουν σε συστήματα τηλεχειρισμού, όπως η ύπαρξη ενός μη δομημένου περιβάλλοντος, οι χρονικές καθυστερήσεις στην επικοινωνία, η αβεβαιότητα ως προς τις κινήσεις και τη δυναμική συμπεριφορά του ανθρώπου χειριστή, και η επικινδυνότητα του απομακρυσμένου περιβάλλοντος, μεταξύ άλλων, μπορούν να μειωθούν με τη χρήση βοηθημάτων τηλεχειρισμού. Μεταξύ των βοηθημάτων τηλεχειρισμού με στόχο να μειωθεί η ανθρώπινη αβεβαιότητα του χειριστή, μπορεί κανείς να επισημάνει εικονικά εξαρτήματα (virtual fixtures) για την καθοδήγηση της κίνησης, τα οποία έχουν πρόσφατα προστεθεί στην τηλεχειρουργική, ώστε να βελτιωθεί η επαναληψιμότητα του χειρουργού και να μειωθεί η κόρασή του.
- *Επιδέξιος Τηλεχειρισμός:* Μια συχνή δράση σε ρομποτικές εφαρμογές είναι η λαβή (grasping) ενός αντικειμένου. Ο τρόπος λαβής ενός αντικειμένου μπορεί συχνά να απασχολήσει εργασίες τηλεχειρισμού όπως η διαχείριση επικίνδυνων υλικών, η διάσωση, η παροχή βοήθειας, και η εξερεύνηση.

Τα πεδία εφαρμογής της συγκεκριμένης ρομποτικής τεχνολογίας ποικίλουν. Οι παραπάνω εφαρμογές βρίσκουν αντίκτυπο στη βιομηχανία (στον τομέα της συναρμολόγησης), στην εξόρυξη μετάλλων, στον υποθαλάσσιο κόσμο, στο διάστημα και στο χειρουργείο. Υπάρχουν δύο λόγοι για τη χρήση του τηλεχειρισμού στο χειρουργικό πεδίο. Η πρώτη είναι η βελτίωση ή επέκταση των ικανοτήτων του

χειρουργού, καθώς οι κινήσεις του μεταφέρονται στον απομακρυσμένο σταθμό, αυξάνοντας για παράδειγμα το εύρος της θέσης και της κίνησης του χειρουργικού εργαλείου (κλιμάκωση κίνησης), ή την εφαρμογή πολύ ακριβών μικρών δυνάμεων χωρίς ταλαντώσεις. Αυτό έχει συμβάλει σημαντικά σε σημαντικές προόδους στον τομέα της μικροχειρουργικής, καθώς και στην ανάπτυξη των ελάχιστα επεμβατικών ρομποτικών χειρουργικών (EEX- Ελάχιστα Επεμβατική Χειρουργική) τεχνικών. Χρησιμοποιώντας συστήματα τηλεχειρισμού, οι χειρουργικές επεμβάσεις είναι πιο γρήγορες και οι ασθενείς υποφέρουν λιγότερο σε σχέση με την κανονική προσέγγιση, ενώ επιτυγχάνεται, επίσης, η ταχύτερη αποκατάστασή τους. Ο δεύτερος λόγος είναι για την αξιοποίηση της εμπειρογνομosύνης και της επιδεξιότητας ενός έμπειρου χειρουργού σε όλο τον κόσμο, αποφεύγοντας περιττά ταξίδια και εξοικονομώντας χρόνο, κόστος και ανθρώπινη ενέργεια.

Κανονικά, τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται στην EEX δεν έχουν περισσότερους από τέσσερις βαθμούς ελευθερίας, χάνοντας έτσι την ικανότητα ο χειρουργός να προσανατολίσει το άκρο του οργάνου ελεύθερα, αν και εξειδικευμένοι εξοπλισμοί, όπως το σύστημα Da Vinci (Guthart & Salisbury, 2000) ενσωματώνουν ήδη έναν καρπό τριών βαθμών ελευθερίας κοντά στο άκρο του οργάνου που κάνει όλο το σύστημα να επωφελείται από επτά βαθμούς ελευθερίας. Για να εκτελεστεί μία λειτουργία απαιτούνται τουλάχιστον τρία χειρουργικά εργαλεία (ο συνήθης αριθμός είναι τέσσερις): το ένα είναι ένα ενδοσκόπιο που παρέχει ανατροφοδότηση της εικόνας-βίντεο και τα άλλα δύο είναι αρπάγες ή ψαλίδι με λειτουργία ηλεκτρικού νυστεριού, τα οποία θα πρέπει να παρέχουν και απτική ανάδραση.

Υπάρχει η τάση να επεκταθεί το πεδίο εφαρμογής των σημερινών χειρουργικών συσκευών, έτσι ώστε να μπορούν να χρησιμοποιούνται και σε διάφορα άλλα είδη χειρουργικών επεμβάσεων και να περιλαμβάνουν απτική ανάδραση και εικονική προσαρμογή (virtual fixtures), ώστε να ελαχιστοποιούνται οι συνέπειες της τυχόν ανακριβούς κίνησης του χειρουργού (Li, Kapoor, & Taylor, 2007). Μέχρι σήμερα, έχουν αναφερθεί περισσότερες από 25 χειρουργικές επεμβάσεις σε τουλάχιστον έξι ιατρικά πεδία οι οποίες έχουν εκτελεσθεί επιτυχώς με Τηλερομποτικές τεχνικές (Smith, Smith, & Jayne, 2006). Βλέπε επίσης (Wolf & Shoham, 2009).

Στοιχεία της υποενότητας 2.3.1 αντλήθηκαν από την ακόλουθη πηγή: (Basanez & Suarez, 2009).

2.3.2 Εικονική Πραγματικότητα με Απτική Ανάδραση για Εκπαίδευση (Training Virtual Simulators)

Η τεχνολογία της εικονικής πραγματικότητας μπορεί να παρέχει ένα αξιόπιστο τρόπο συλλογής, ανάλυσης, ανατροφοδότησης και εκτίμησης δεδομένων για την εκπαίδευση ενός ανθρώπου σε διεργασίες που απαιτείται καθορισμένος τρόπος χειρισμού μηχανημάτων και εργαλείων. Παράλληλα, αυτά μπορούν να επιτευχθούν με χαμηλό κόστος και πλατφόρμα χαμηλού ρίσκου. Ο στόχος κάθε εικονικού περιβάλλοντος που χρησιμοποιείται για εκπαίδευση (Εκπαιδευτική Εικονική Πραγματικότητα-ΕΕΠ) είναι η μείωση του ρίσκου, η βελτίωση και η επιτάχυνση της εκπαίδευσης σε σχέση με παραδοσιακές μεθόδους εκπαίδευσης και η μεταφορά σε μια διαδραστική προσομοίωση των δεξιοτήτων που κάποιος έχει αποκομίσει στο ισοδύναμο ή στο αντίστοιχο πραγματικό περιβάλλον. Αυτά τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας συχνά σχεδιάζονται, ώστε να παρέχουν ένα

μέσο εικονικής εξάσκησης που είναι όσο το δυνατόν περισσότερο ισοδύναμο του φυσικού μέσου και να συμπεριφέρονται ως ένας εικονικός βοηθός με στόχο την βελτίωση της αποτελεσματικότητας της διαδικασίας της εκπαίδευσης με την παροχή επαυξημένης ανατροφοδότησης ή καθοδήγησης κατά την διάρκεια τη εκπαίδευσης.

Ενώ πολυάριθμες εφαρμογές ΕΕΠ έχουν αναπτυχθεί και αναλυθεί, υπάρχει ένας περιορισμένος αριθμός από δημοσιευμένες μελέτες που αποβλέπουν στην διερεύνηση την αποτελεσματικότητάς τους. Προηγούμενες μελέτες έχουν δείξει ότι η απτική ανάδραση στα εικονικά περιβάλλοντα μπορεί να προσφέρει πλεονεκτήματα επιπλέον των οπτικών και ακουστικών επιδείξεων για τη βελτίωση της επίδοσης, μείωση του χρόνου εκπαίδευσης, αύξηση της επιδεξιότητας και της αίσθησης της πραγματικότητας και της παρουσίας (O'Malley & Gupta, 2003) (Sallnas, Rassmus-Grohn, & Sjostrom, 2000) (Griffiths & Gillespie, 2004) (Emken & Reinkensmeyer, 2005). Για την προώθηση των δυνατοτήτων των εικονικών περιβαλλόντων με ανάδραση δύναμης έχουν προταθεί κατά καιρούς διάφορες πλατφόρμες εκπαίδευσης εικονικής πραγματικότητας. Μία εξ' αυτών είναι η παρουσίαση- αναπαραγωγή της επίδοσης ενός έμπειρου (ανθρώπου ή ρομπότ) σε έναν εκπαιδευόμενο μέσω οπτικής και απτικής ανάδρασης και έπειτα να επιτρέπεται στον εκπαιδευόμενο να εξασκηθεί χωρίς υποβοήθηση (Henmi & Yoshikawa, 1998) (Srimathveeravalli & Thenkurussi, Motor skill training assistance using haptic attributes, 2005). Μία δεύτερη προσέγγιση απαιτεί ο εκπαιδευόμενος να εκτελέσει τη διαδικασία επιβάλλοντας περιορισμούς ή μείωση στους βαθμούς ελευθερίας της διαδικασίας, όπως προτάθηκε από τον Bernstein (Bernstein, 1967) και πιο πρόσφατα εφαρμόστηκε ως *virtual fixtures* (Rosenberg, 1993) (Abbott & Okamura, 2006). Μία τρίτη προσέγγιση με την ονομασία *shared control* (διαμοιρασμένος έλεγχος) στη βιβλιογραφία καταφέρνει να ρυθμίσει τη δυναμική του συστήματος με την επιβολή κάποιων επιθυμητών συμπεριφορών στο σύστημα αυτομάτου ελέγχου αναλαμβάνοντας μέρος της απαιτούμενης προσπάθειας από τον συμμετέχοντα (O'Malley, Gupta, Gen, & Li, 2006) (Griffiths & Gillespie, 2004) (Emken & Reinkensmeyer, 2005). Μία συγκριτική μελέτη των δύο τελευταίων πραγματοποιήθηκε από τους Srimathveeravalli, Gourishankar, and Kesavadas- (2007), δείχνοντας την ύπαρξη ελαφρώς καλύτερης βελτίωσης στην επίδοση με την τεχνική *shared control* σε σχέση με την *virtual fixtures*.

Ενώ αυτά τα ερευνητικά εγχειρήματα εικονικού περιβάλλοντος με στόχο την εκπαίδευση έχουν επιτύχει τη βελτίωση του τρόπου πραγματοποίησης της εκάστοτε διαδικασίας, αυτό που δεν έχει αποδειχθεί είναι η δυνατότητα των διαφόρων τεχνικών καθοδήγησης, που στόχο έχουν την υποβοήθηση του εκπαιδευόμενου, να επιταχύνουν την διαδικασία εκμάθησης ή να αυξήσουν τη συνολική απόδοση κατά την πραγματοποίηση της εκάστοτε διαδικασίας μετά από ορισμένο χρόνο εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, σε ένα απλό πείραμα pick and place (λήψη-και-εναπόθεση) με μία γνωστική συνιστώσα (cognitive component) οι Adams, Klowden, και Hannaford (2001) δεν βρήκαν σημαντικό κέρδος εκμάθησης για εκπαίδευση σε εικονικό περιβάλλον. Επιπρόσθετα, οι Li, Huegel, Patoglu και O'Malley (2009b) σε ένα πείραμα χειροκίνητης προσέγγισης ενός στόχου, έδειξαν πως η απτική καθοδήγηση στο πλαίσιο ενός ΕΕΠ οδήγησε σε αρνητικό αποτέλεσμα όταν συγκρίθηκε με την μη-υποβοηθούμενη εκτέλεση από την ίδια ομάδα ατόμων. Σε ακόλουθη ανάλυση με εναλλακτικές μεθόδους απτικής καθοδήγησης (Li, Huegel, Patoglu, & O'Malley, 2009b) βρέθηκε ότι η απτική καθοδήγηση, που μεταβάλλεται με βάση την απόδοση, οδήγησε στην εκπαίδευση των συμμετεχόντων με τρόπο καλύτερο απ' ότι η υποβοήθηση με σταθερό κέρδος, αλλά όμως τόσο καλά όσο και η μη-υποβοηθούμενη εικονική εκτέλεση. Συγκριτικά, οι Morris, Tan, Barbagli, Chang

και Salisbury (2007) βρήκαν πιο ακριβή αποτελέσματα όσον αφορά στο προφίλ των δυνάμεων ως αποτέλεσμα της συνδυασμένης πολυμεσικής οπτικής και απτικής εκπαίδευσης ταυτοχρόνως, σε σύγκριση με τα αποτελέσματα που προέκυψαν εάν κάθε μέσο (οπτικής ή απτικής) εκπαίδευσης εφαρμοζόταν ξεχωριστά, σημειώνοντας ότι η ανάδραση δύναμης παρείχε καινούργια αίσθηση για τους συμμετέχοντες. Σε άλλο πείραμα οι (Feygin, Keehner, & Tendick, 2002) σύγκριναν την οπτική και την απτική ανάδραση στην εκτέλεση ενός πειράματος που περιείχε την εκπαίδευση στην κίνηση εντός ενός 3-D μονοπατιού. Συμπεράναν ότι ενώ η οπτική εκπαίδευση ήταν πολύ καλύτερη στην εκμάθηση της μορφής του σχήματος, στοιχεία της δυναμικής του πειράματος μαθαίνονταν καλύτερα μέσω της απτικής καθοδήγησης. Στην τελευταία αυτή μελέτη υπεδείχθη ότι το πείραμα ήταν πολύ μικρό, ώστε να καταλήξει σε συμπεράσματα όσον αφορά τις συνολικές επιδόσεις της εκπαίδευσης. Ένα κοινό συμπέρασμα των Feygin, Li, Morris και των συναδέλφων τους είναι ότι οι καλύτερες μέθοδοι καθοδήγησης είναι αυτές που είναι προσαρμοσμένες στο να παρουσιάζουν συγκεκριμένες ή κύριες συνιστώσες μίας συγκεκριμένης εργασίας. Επιπλέον, σύμφωνα με τους Todorov, Shadmehr, και Bizzi (1997) και Adams et al. (Adams, Klowden, & Hannaford, 2001), η αξία των ΕΕΠ προβλέπεται ότι θα εκτιμηθεί καλύτερα όταν χρησιμοποιηθούν για σχετικά πολύπλοκα καθήκοντα και όχι για απλές εργασίες.

Μια κοινή προσέγγιση για τη μεταλαμπάδευση της αντίληψης των κύριων συνιστωσών του πειράματος στο ΕΕΠ στον εκπαιδευόμενο ήταν η καταγραφή των επιδόσεων των εμπειρογνώμων και στη συνέχεια η απτική αναπαραγωγή της εκτέλεσης σε αυτόν. Ένα παράδειγμα είναι η οπτική και απτική αναπαραγωγή των κινήσεων του εμπειρογνώμονα σε ένα πείραμα ψηλάφησης της σπονδυλικής (Williams, Srivastava, Conatser, & Howell, 2004), όπου ο εκπαιδευόμενος βιώνει παθητικά την απόδοση του εμπειρογνώμονα σε ένα εικονικό περιβάλλον. Σε μια άλλη περίπτωση, (Rissanen, Kuroda, Nakao, Kume, Kuroda, & Yoshihara, 2007) προτείνεται να χρησιμοποιούνται οι ικανότητες ενός εμπειρογνώμονα ρητά σε ΕΕΠ για το σκοπό της δημιουργίας του προφίλ της δύναμης που θα αξιοποιηθεί με στόχο την εκπαίδευση του εκπαιδευόμενου. Όλα αυτά τα παραδείγματα παρείχαν στον αρχάριο κάποιας μορφής βοήθεια ή κατευθυντήριες γραμμές με βάση την απόδοση των εμπειρογνώμων, χωρίς ωστόσο η εμπειρία των εμπειρογνώμων να ορίζεται ρητά. Επιπλέον, κατά τα προηγούμενα παραδείγματα, οι συγγραφείς-ερευνητές δεν προσδιορίζουν τα πρωταρχικά-κύρια-βασικά στοιχεία των επιδόσεων του εμπειρογνώμονα για αναπαραγωγή στους ΕΕΠ, υποθέτοντας ότι ανεξάρτητα από το ρεαλισμό του ΕΕΠ, πράγματι ο ΕΕΠ θα τα έχει μεταλαμπαδέψει στον εκπαιδευόμενο. Ο προσδιορισμός των κύριων-βασικών δεξιοτήτων, που απαιτούνται για την εκτέλεση μιας εργασίας, έχει αναφερθεί και από τους (Todorov, Shadmehr, & Bizzi, 1997) ως ένα σημαντικό πρώτο βήμα στην ανάπτυξη επιτυχών προγραμμάτων και τεχνικών καθοδήγησης.

Σε μια προσπάθεια να καθοριστούν τα πρωτογενή στοιχεία μιας εργασίας που απαιτούνται για την επιτυχή εκτέλεσή της, μερικοί ερευνητές έχουν επιλέξει να παρατηρούν σύνθετες εργασίες στις οποίες υπάρχουν σαφείς και σημαντικές διαφορές μεταξύ των εμπειρογνώμων με υψηλές επιδόσεις και των άπειρων αρχάριων χρηστών (Williams & Ericsson, 2005), (Abernethy, Farrow, & Berry, 2003). Υπήρξε μια προτίμηση για τη μελέτη σεναρίων εκπαίδευσης που συνδέονται στενά με ισοδύναμες ενέργειες-εργασίες (tasks) από τον πραγματικό κόσμο, όπως χειρουργική επέμβαση, σπορ, μουσική αλλά και χειρισμός σύνθετων μηχανών όπως πιλοτάρισμα αεροπλάνου. Στην πράξη, η εμπειρία νοείται ως η απόδοση σε εξαιρετικά υψηλά επίπεδα στην εκάστοτε ενδιαφερόμενη εργασία. Στον χειρουργικό

τομέα, οι Rosen, Hannaford, Richards και Sinanan (2001) ανέλυσαν την απόδοση των εμπειρογνομόνων και αρχάριων χειρουργών κατά τη διάρκεια μιας τυπικής λαπαροσκοπικής διαδικασίας, βρίσκοντας σημαντικές διαφορές μεταξύ των ομάδων σε δεκατέσσερις τύπους αλληλεπίδρασης. Σε μια έρευνα χειρουργικής προσομοίωσης με σκοπό την εκπαίδευση, οι (Gallagher, et al., 2005) επέμεναν σχετικά με την ανάγκη να καθοριστεί με σαφήνεια και να κατηγοριοποιηθεί η απόδοση των εμπειρογνομόνων για τον καθορισμό επαρκών κριτηρίων για την αντικειμενική αξιολόγηση των εκπαιδευόμενων χειρουργών, ανεξάρτητα από την προσομοίωση που χρησιμοποιείται. Συνεπώς, τα κριτήρια για την αντικειμενική κατηγοριοποίηση της εμπειρίας μπορεί να είναι τόσο σημαντικά όσο και ο βαθμός ρεαλισμού του ΕΕΠ. Στην πραγματικότητα, οι C.Tzafestas, K.Birbas, Y.Koumpourous, & D.Christopoulos (2008) αναφέρουν ότι κάθε χειρουργικός προσομοιωτής με απτική ανάδραση πρέπει να αξιολογείται με *δύο τρόπους*: όχι μόνο ως ένα εκπαιδευτικό εργαλείο, αλλά και ως εργαλείο αξιολόγησης ικανοτήτων. Οι O'Toole, et al. (1999) προσκόμισαν αποδεικτικά στοιχεία ότι η απόδοση των δύο ομάδων (εμπειρογνώμονες που πραγματοποίησαν περισσότερες από 1.000 διαδικασίες, και αρχάριοι χωρίς εμπειρία) θα μπορούσε να διαφοροποιηθεί χρησιμοποιώντας τις μεθόδους μέτρησης του προσομοιωτή τους. Άλλοι τομείς που απαιτούν παρόμοιους αντικειμενικούς τρόπους αξιολόγησης δεξιοτήτων, είναι η εκπαίδευση εν πτήση, αθλήματα, ακόμη και η αποκατάσταση από ασθένεια-ατύχημα (Lintern, Roscoe, Koonce, & Segal, 1990), (Abernethy, Farrow, & Berry, 2003), και (Celik, O'Malley, Boake, Levin, Fischer, & Reistetter, 2008).

Στοιχεία της υποενότητας 2.3.4 αντλήθηκαν από το ακόλουθη πηγή: (Huegel, Celik, Israr, & O'Malley, 2010).

2.3.3 Προσομοιωτές Χειρουργικών Επεμβάσεων Για Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Δεξιοτήτων

Κατά τα τελευταία δέκα έτη, ένας αριθμός ιατρικών προσομοιωτών εικονικής πραγματικότητας έχει αναπτυχθεί για εκπαίδευση (κατάρτιση) πάνω σε ειδικές χειρουργικές διαδικασίες (procedures). Ελκυστικοί τομείς εφαρμογής περιλαμβάνουν την ελάχιστα παρεμβατική χειρουργική (MIS, π.χ., (Kuhnarpfel, Cakmak, & Maasz, 2000)) και διαδικασίες ενδοσκόπησης (π.χ., (Baur, Guzzoni, & Georg, 1998)), επίσης ονομαζόμενες διαδικασίες μικρής οπής (keyhole). Προσομοιωτές λαπαροσκόπησης (όπως ο MIST-VR προσομοιωτής, π.χ., (Sutton, McCloy, Middlebrook, Chater, Wilson, & Stone, 1997)) και προσομοιωτές αρθροσκόπησης (π.χ., (Heng, Cheng, Wong, Xu, Chui, & Chan, 2004)) αποτελούν τυπικά σενάρια εφαρμογής. Η προσομοίωση των ανοιχτών χειρουργικών επεμβάσεων σε πραγματικό χρόνο δημιουργεί σημαντικές προκλήσεις και μόνο μερικά απλά παραδείγματα εφαρμογής έχουν πρόσφατα αρχίσει να εμφανίζονται με την συμμετοχή ειδικών χειρουργικών διαδικασιών, όπως η αναστόμωση και η συρραφή τραύματος (π.χ., (Webster, Zimmerman, Mohler, Melkonian, & Haluck, 2001)). Η ανάπτυξη προσομοιωτών πλήρους ανοικτής χειρουργικής επέμβασης εξακολουθεί να παραμένει ένας μακρινός στόχος.

Στο πλαίσιο αυτό, το ερευνητικό έργο των Tzafestas et al. που αναφέρεται στην εργασία (Tzafestas C. , Birbas, Koumpourous, & Christopoulos, 2008) διερευνά την εφαρμογή της εικονικής πραγματικότητας και ειδικότερα, τεχνολογίες αφής σε μία

συγκεκριμένη κατηγορία χειρουργικών επεμβάσεων, που περιλαμβάνουν παρακέντηση και καθετηριασμό «φλεβών σε βάθος» («εν τω βάθει» αγγείων) για να αποκτήσουν πρόσβαση σε κεντρικά αγγεία. Υπάρχουν λίγες ερευνητικές προσπάθειες που αναφέρθηκαν στην βιβλιογραφία με στόχο την ανάπτυξη προσομοιωτών για ειδικές διαδικασίες παρακέντησης, όπως ένας προσομοιωτής οσφυϊκής παρακέντησης (Gorman, Krummel, Webster, Smith, & Hutchens, 2000), ένας προσομοιωτής αμνιοπαρακέντησης (Zhang, Payandeh, & Dill, 2003), ή ένας προσομοιωτής κοιλιακής παρακέντησης (Frisoli, Borelli, Stasi, Bellini, Bianchi, & Ruffaldi, 2004). Οι περισσότερες από αυτές τις έρευνες επικεντρώνονται στις τεχνολογικές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπισθούν για την ανάπτυξη αποτελεσματικών χειρουργικών προσομοιωτών εικονικής πραγματικότητας. Μερικές άλλες ερευνητικές προσπάθειες επικεντρώνονται στην ανάπτυξη μοντέλων για διαδικασίες “εισαγωγής της βελόνας σε μαλακό ιστό”, όπως το μοντέλο δύναμης που παρουσιάστηκε από τους (Okamura, Simone, & O’Leary, 2004) ή τα σχετικά μοντέλα για παραμόρφωση μαλακών ιστών, βασιζόμενα στις μεθόδους πεπερασμένων στοιχείων (DiMaio & Salcudean, 2003).

Σε αυτό το σημείο είναι χρήσιμο να γίνει αναφορά στην πρώτη πιλοτική μελέτη που έγινε με βάση τον προσομοιωτή παρακέντησης υποκλειδίου φλέβας με απτική ανάδραση και στον οποίο έχει βασιστεί και η δική μας εργασία. Οι C.S.Tzafestas, K.Birbas, Y.Koumpouros, & D.Christopoulos (Tzafestas, Birbas, Koumpouros, & Christopoulos, 2008) (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, 2006) έχουν αναπτύξει μία πρωτότυπη πλατφόρμα προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας για την εκπαίδευση πάνω σε μία κατηγορία επεμβατικών διαδικασιών, όπως η πρόσβαση σε κεντρικές φλέβες. Η μελέτη επικεντρώνεται ειδικότερα στην παρακέντηση της υποκλειδίου φλέβας. Κύριος στόχος σε αυτή τη μελέτη ήταν η ποσοτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων σχετικά με την επίδραση της απτικής ανάδρασης στην απόδοση των χρηστών. Δύο ομάδες χρηστών συμμετείχαν στη μελέτη: (I) αρχάριοι χρήστες και (II) έμπειροι χειρουργοί. Το σύστημα παρέχει αυτόματα αποτελέσματα για την ποσοτική εκτίμηση της απόδοσης των χρηστών, χρησιμοποιώντας μια σειρά μεταβλητών-χαρακτηριστικών, όπως η βέλτιστη πορεία της εισαγωγής της βελόνας και οι δείκτες σφαλμάτων στους ελιγμούς. Η εκπαίδευση και η απόδοση του συστήματος στην αξιολόγηση δεξιοτήτων αξιολογήθηκε με διπλό τρόπο, όσον αφορά αντίστοιχα: (α) την καμπύλη εκμάθησης των αρχάριων χρηστών, και (β) τη συσχέτιση των αποτελεσμάτων του συστήματος με την πραγματική εμπειρία του χρήστη. Αυτοί οι δείκτες απόδοσης αξιολογήθηκαν σε σχέση με την ενεργοποίηση της απτικής ανάδρασης και το βαθμό στον οποίο αυτή έχει κάποια ευεργετική επίδραση (ή όχι). Τα πειραματικά ευρήματα της μελέτης αυτής παρέχουν ποσοτικά στοιχεία σχετικά με τη σημασία της απτικής ανάδρασης, όχι μόνο ως μέσο για την ενίσχυση του ρεαλισμού της χειρουργικής προσομοίωσης, αλλά κυρίως ως ένα αναντικατάστατο στοιχείο για την επίτευξη της αντικειμενικής και αξιόπιστης αξιολόγησης δεξιοτήτων.

Ο κύριος στόχος της εργασίας τους ήταν η μελέτη της επίδρασης της απτικής ανάδρασης στην απόδοση ενός χειρουργικού προσομοιωτή. Η απόδοση ενός τέτοιου συστήματος πρέπει να αξιολογείται σε δύο κατευθύνσεις: (i) ως *εκπαιδευτικό εργαλείο*, με στόχο να βοηθήσει τους χρήστες να αποκτήσουν με ασφάλεια και να ενισχύσουν ειδικές χειρουργικές ικανότητες και δεξιότητες, που απαιτούνται για την επιτυχή εκτέλεση κρίσιμων επεμβάσεων, πριν από κάθε πραγματική κλινική πρακτική, και (ii) ως *σύστημα αξιολόγησης ικανοτήτων* (και δυνητικά πιστοποίησης δεξιοτήτων), με βάση αντικειμενικές μετρήσεις και αποτελέσματα μέσω ηλεκτρονικού υπολογιστή (δηλαδή, χωρίς υποκειμενική ανθρώπινη παρέμβαση).

Η παραπάνω εργασία επικεντρώθηκε στην πιλοτική μελέτη που διεξήχθη για την αξιολόγηση της επίδοσης του προσομοιωτή παρακέντησης, χρησιμοποιώντας τις ποσοτικές βαθμολογίες απόδοσης του χρήστη που περιείχε, όπως προαναφέρθηκε, το σύστημα, εφαρμόζοντας μία σειρά αντικειμενικών μετρήσεων που περιλαμβάνουν μεταξύ άλλων και μετρήσεις σχετικές με την οικονομία κινήσεων, καθώς και δείκτες εσφαλμένων ελιγμών που ενέχουν κινδύνους δυνητικά σημαντικών επιπλοκών (από την άποψη τραυματισμού ζωτικών ανατομικών δομών). Με βάση όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, η επίδοση όσον αφορά στην κατάρτιση και στην αξιολόγηση δεξιοτήτων, αξιολογήθηκε με δύο τρόπους: (α) την καμπύλη εκμάθησης εκ μέρους των χρηστών και (β) την συσχέτιση επίδοσης στο σύστημα-παραγόμενα αποτελέσματα- με την πραγματική χειρουργική εμπειρία του χρήστη, με άλλα λόγια, το βαθμό στον οποίο το σύστημα μπορεί να προβλέψει αξιόπιστα και να εκτιμήσει το πραγματικό επίπεδο δεξιοτήτων του χρήστη, καθώς σχετίζονται με την ομάδα στην οποία ανήκει ο κάθε χρήστης.

Αυτές οι μετρήσεις επίδοσης αξιολογήθηκαν σε σχέση με την ενεργοποίηση της απτικής ανάδρασης και την πιθανή θετική επίδραση που αυτή έχει στα παραγόμενα αποτελέσματα. Ο κύριος στόχος αυτής της μελέτης ήταν να αποκτηθούν αποτελέσματα ποσοτικής αξιολόγησης όσον αφορά τον αντίκτυπο της απτικής ανάδρασης (impact of haptic display) για την απόδοση του προσομοιωτή παρακέντησης (ιδιαίτερα σε σχέση με το κιναισθητικό / απτικό αίσθημα που προκαλείται όταν η βελόνα περιορίζεται από την κλείδα, η οποία συνήθως αξιοποιείται από ειδικευμένους χειρουργούς ως «απτικός οδηγός» για να ελέγξουν την εισαγωγή της βελόνας).

Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν κατά τη διάρκεια της πιλοτικής αυτής μελέτης και τα συμπεράσματα που προέκυψαν υποστηρίζουν τις βασικές υποθέσεις των ερευνητών σχετικά με την εκμάθηση δεξιοτήτων και την αξιόπιστη αξιολόγηση ικανοτήτων μέσω του πειραματικού αυτού συστήματος εικονικής πραγματικότητας και συνοψίζονται στα ακόλουθα:

1. Το σύστημα φαίνεται να προσομοιώνει τις λειτουργίες της παρακέντησης ρεαλιστικά, όπως μπορεί να συναχθεί αναλύοντας την απόδοση των εμπειρών χρηστών (ομάδα II), που εκτελούν τις απαιτούμενες χειροκίνητες διαδικασίες ικανοποιητικά, αναπαράγοντας στον προσομοιωτή την κλινική τους επιδεξιότητα και δεξιότητες (καμιά εμφανή εκπαίδευση –στατιστικώς σημαντική αύξηση επίδοσης- δεν φαίνεται να απέκτησαν οι έμπειροι χρήστες κατά την διάρκεια κάθε πειραματικής συνεδρίας).
2. Οι αρχικές διαπιστώσεις σε σχέση με τη καμπύλη εκμάθησης των αρχάριων χρηστών, φαίνεται να υποστηρίζει την ιδέα ότι ο προτεινόμενος προσομοιωτής μπορεί πράγματι να χρησιμοποιηθεί από αρχάριους φοιτητές ή σπουδαστές για να αποκτήσουν βασικές δεξιότητες και να ενισχύσουν την απόδοσή τους.
3. Η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων των δύο ομάδων χρηστών συγκριτικά, υποστηρίζει την υπόθεση ότι ο συγκεκριμένος προσομοιωτής εικονικής πραγματικότητας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αξιολογήσει αξιόπιστα την κλινική ικανότητα και εμπειρία των χρηστών, βασισμένος σε αντικειμενικές μετρήσεις και βαθμολογίες επιδόσεων που δημιουργούνται αυτόματα από το σύστημα.
4. Η παρουσία της απτικής ανάδρασης βελτίωσε σημαντικά τον ρυθμό εκμάθησης για αρχάριους χρήστες, καταλήγοντας σε μια πιο απότομη και πιο συνεπή καμπύλη εκμάθησης.
5. Η ενεργοποίηση της απτικής ανάδρασης είχε στατιστικά μία σημαντική επίδραση στις επιδόσεις αξιολόγησης ικανοτήτων του συστήματος, όπως προέκυψε από

μία συγκριτική ανάλυση των βαθμολογιών μεταξύ αρχάριων και έμπειρων χρηστών.

Θα πρέπει πάντα να έχουμε κατά νου, ότι αυτή η μελέτη αφορούσε μία τεχνική ανατροφοδότησης δύναμης, όπου το θέμα είναι να διερευνήσει τον τρόπο με τον οποίο οι χρήστες μπορούν να αντιδρούν με την παρουσία (ή απουσία) ενός τέτοιου εικονικού χαρακτηριστικού σε ένα προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας. Ποσοτικά αποτελέσματα βασισμένα σε αντικειμενικά μέτρα αξιολόγησης, ιδιαίτερα όσον αφορά την επίδραση της απτικής/κιναισθητικής αίσθησης μάλλον εκλείπουν από την βιβλιογραφία, και ήταν στόχος της συγκεκριμένης έρευνας να προσθέσει νέα σχετικά πειραματικά δεδομένα. Μακροπρόθεσμος στόχος της συγκεκριμένης έρευνας, στη συνέχισή της οποίας εντάσσεται και η παρούσα διπλωματική εργασία, είναι να χαρακτηριστούν δεξιότητες και να δημιουργηθούν κανόνες για το πώς διαφορετικές διαστάσεις σε μία προσομοίωση/διαδικασία κατάρτισης μπορούν να επωφελούνται από τις ειδικές μεθόδους αισθητηριακής ανάδρασης προκειμένου να αναζητηθούν κατευθυντήριες οδηγίες για τον βέλτιστο σχεδιασμό πολυτροπικών/πολυμεσικών περιβαλλόντων εκπαίδευσης. Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι απαιτούνται περαιτέρω μακροπρόθεσμες κλινικές μελέτες μεγάλης κλίμακας, πριν εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα σχετικά με την χρήση ενός τέτοιου προσομοιωτή ως αποτελεσματικού εργαλείου κατάρτισης.

Στοιχεία της υποενότητας 2.2.2 αντλήθηκαν από τις ακόλουθες πηγές: (Tzafestas C. , Birbas, Koumpouros, & Christopoulos, 2008) & (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study, 2006).

2.3.4 Συστήματα Αποτελεσματικής και Αντικειμενικής Εκτίμησης Χειρουργικών Δεξιοτήτων

Υπάρχει μεγάλη τρέχουσα ερευνητική δραστηριότητα ως προς την αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων στην χειρουργική, όπως έχει σημειωθεί σε πολλές πρόσφατες ερευνητικές εργασίες. Μερικοί από τους πιο γνωστούς και φανατικούς υποστηρικτές είναι ο Darzi και οι συνεργάτες του από το Imperial College London. Μία σειρά άρθρων από αυτούς τους ερευνητές (Darzi & Mackay, 2002) (Darzi & Mackay, 2001) (Darzi, Smith, & Taffinder, 1999) (Khan, Bann, Darzi, & Butler, 2003) (Moorthy, Munz, Sarker, & Darzi, 2003) (Shah & Darzi, 2001) παρέχει μία καλή επισκόπηση των κινήτρων για την αντικειμενική αξιολόγηση και την ποικιλία των συστημάτων που αναπτύχθηκαν για αυτό το σκοπό. Αυτά τα έγγραφα επίσης παίζουν ρόλο στο να προσανατολίσουν τον αναγνώστη προς άλλα συγγράμματα από επαγγελματίες στο χώρο της Υγείας για το θέμα αυτό.

Υπάρχουν πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις στο πρόβλημα της αξιολόγησης δεξιοτήτων: 1) δομημένη ανθρώπινη βαθμολόγηση, 2) περιγραφικά στατιστικά μεγέθη, και 3) στατιστικά γλωσσικά μοντέλα για χειρουργικές κινήσεις. Επιπρόσθετα, η ανάλυση κίνησης μπορεί να πραγματοποιηθεί με δύο βασικούς τρόπους: α) ανάλυση δεξιότητας με την εξαγωγή περιγραφικών στατιστικών μεγεθών που παρέχουν μία διαίσθηση για τα δεδομένα μας και β) δημιουργία πιο δομημένων χρονικών σειρών (γλωσσικά) μοντέλων από τα δεδομένα αποβλέποντας στην καλύτερη αντίληψη των κινήσεων των χειρουργών.

2.3.4.1 Δομημένη Ανθρώπινη Βαθμολόγηση

Η δομημένη ανθρώπινη βαθμολόγηση είναι μια επέκταση της παραδοσιακής προσέγγισης της παρατήρησης όπου ένας ανώτερος χειρουργός παρατηρεί ένα φοιτητή και παρέχει λεκτική ανατροφοδότηση. Οι δομημένες τεχνικές βαθμολόγησης προσπαθούν να τυποποιήσουν την αξιολόγηση με τυποποιημένες λίστες βαθμολόγησης. Αρκετά επιτυχημένα παραδείγματα αυτής της μεθόδου αξιολόγησης είναι: [1] Η Objective Structured Clinical Examinations (OSCE) (Reznik & MacRae, 2006) (Moorthy, Munz, Sarker, & Darzi, 2003) [2] Η Objective Structured Assessment of Technical Skills (OSATS) (Martin, et al., 1997) [3] Global Rating System (GRS) (Doyle, Webber, & Sidhu, 2007) [4] Error score card analysis (Neumann, et al., 2003) και [5] outcome measures (π.χ. διαρροή από ράμματα, διατομή, και απόσταση ραφής) (Moorthy, et al., 2004). Οι δοκιμές συνήθως αποτελούνται από σταθμούς, όπου ένας θα εκτελέσει μια χειρουργική εργασία για μια ομάδα παρατηρητών. Η βαθμολόγηση γίνεται σε πραγματικό χρόνο μέσω εξειδικευμένων καταλόγων ελέγχου και ένα παγκόσμιο διάγραμμα αξιολόγησης. Παρόλο που οι σταθμοί και τα ερωτηματολόγια αυξάνουν την τυποποίηση της κλινικής αξιολόγησης δεξιοτήτων, οι επικρίσεις περιλαμβάνουν την δυσκολία παραγωγής μιας ευρείας αξιολόγησης του κάθε εξεταζόμενου και θέματα αντικειμενικότητας όσον αφορά τους ανθρώπους – παρατηρητές (Moorthy, Munz, Sarker, & Darzi, 2003).

Το σύστημα, Objective Structured Assessment of Technical Skills (OSATS) σχεδιασμένο από τον Martin et al. (Martin, et al., 1997), εμπίπτει στην κατηγορία της δομημένης ανθρώπινης βαθμολόγησης. Οι δοκιμές του OSATS διεξάγονται με την χρήση μίας σειράς από σταθμούς όπου οι ασκούμενοι εκτελούν χειρουργικές εργασίες και βαθμολογούνται από ένα παρατηρητή εμπειρογνώμονα, χρησιμοποιώντας μία λίστα ελέγχου για συγκεκριμένες εργασίες και μία κλίμακα παγκόσμιας διαβάθμισης. Άλλοι ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει αυτό το σύστημα ως σημείο αναφοράς για την αξιολόγηση της απόδοσης των αυτοματοποιημένων συστημάτων αξιολόγησής τους. Παρά το γεγονός ότι το OSATS έχει πολλά οφέλη στην τυπική, μη δομημένη υποκειμενική αξιολόγηση, η ταξινόμηση σε κάθε σταθμό γίνεται από ένα μόνο άνθρωπο– παρατηρητή, εισάγοντας την δυνατότητα της προκατάληψης.

2.3.4.2 Ανάλυση Δεξιότητας με την Εξαγωγή και Αξιοποίηση Περιγραφικών Στατιστικών Μεγεθών

Η συγκεκριμένη μέθοδος για την ανάλυση δεξιοτήτων περιλαμβάνει την δημιουργία περιγραφικών στατιστικών μεγεθών χρησιμοποιώντας τις καταγεγραμμένες κινήσεις του συστήματος ή δυνάμεις που ασκούνται στο χειρουργικό περιβάλλον. Κοινές μετρήσεις περιλαμβάνουν την κίνηση του εργαλείου (Moorthy, Munz, Sarker, & Darzi, 2003) (Rosen, Hannaford, Richards, & Sinanan, 2001), την οικονομία κινήσεων, τις τιμές των δυνάμεων και των ροπών επικεντρώνοντας την προσοχή στις κορυφές των διαγραμμάτων τους (Rosen, Brown, Chang, Sinanan, & Hannaford, 2006) (Yamauchi, και συν., 2002), την βλάβη ιστών, την επαναληψιμότητα κινήσεων και την κίνηση πάνω σε μονοπάτι (Moorthy, Munz, Sarker, & Darzi, 2003) (Judkins, Oleynikov, & Stergiou, 2008) (Van Sickle, McClusky, Gallagher, & Smith, 2005) (Acosta & Temkin) (Hernandez, et al., 2004). Τα περισσότερα συστήματα χρησιμοποιούν χρονικές μετρήσεις, όπως είναι ο χρόνος

ολοκλήρωσης ή ο χρόνος που δαπανήθηκε για διάφορες χειρουργικές υποεργασίες (Rosen, Solazzo, Hannaford, & Sinanan, 2002) (Cao, MacKenzie, & Payandeh, 1996). Αν και ο χρόνος ολοκλήρωσης της εργασίας μειώνεται γρήγορα με την πρακτική, η οικονομία κινήσεων και η βελτίωση των χειρουργικών ικανοτήτων χρειάζονται περισσότερο χρόνο (Moorthy, Munz, Sarker, & Darzi, 2003). Εάν αυτή η ανάλυση κίνησης είναι αυτοματοποιημένη, ένας εκπαιδευόμενος μπορεί να λάβει ανατροφοδότηση χωρίς άμεση ανθρώπινη επίβλεψη και να βελτιώσει τις μετρήσεις πιο αποτελεσματικά.

Συστήματα εκπαίδευσης εικονικής πραγματικότητας που χρησιμοποιούν υπολογιστή για χειρουργικές επεμβάσεις, απέκτησαν αυξημένη αποδοχή και πολυπλοκότητα τα τελευταία χρόνια. Τα εργαλεία αυτά προσφέρονται ιδιαίτερα για την συλλογή στοιχείων και την παροχή κάποιου είδους αντικειμενικής βαθμολόγησης. Ο MIST – VR εκπαιδευτής λαπαροσκόπησης, είναι ένα από τα πρώτα και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα τέτοια συστήματα (Gallagher, McClure, McGuigan, Crothers, & Browning, 1999) (Gallagher & Satava, 2002). Το λογισμικό σε αυτό το σύστημα και μία έρευνα για άλλες εργασίες στο πεδίο αποκαλύπτουν συστήματα που εκτελούν χαμηλού επιπέδου ανάλυση των θέσεων, των δυνάμεων και των χρόνων που καταγράφονται κατά την διάρκεια της κατάρτισης (εκπαίδευσης) στα συστήματα προσομοίωσης (Cotin, Stylopoulos, Ottensmeyer, Neumann, Rattner, & Dawson, 2002) (OToole, et al., 1999) (Yamauchi, et al., 2002).

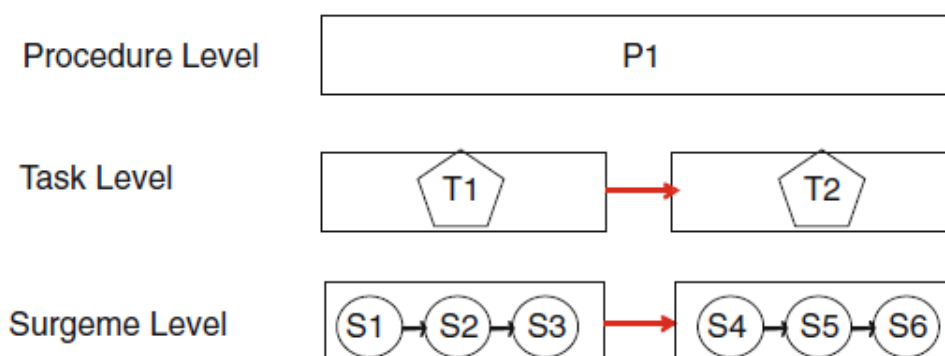
Παρόμοια ανάλυση αποτελεί τον πυρήνα ενός συστήματος που αναπτύχθηκε από τον Darzi και τους συνεργάτες του: το Imperial College Assessment Device (ICSAD). Το ICSAD χρησιμοποιεί ηλεκτρομαγνητικούς δείκτες τοποθετημένους στα χέρια ασκούμενου για να παρακολουθεί τις κινήσεις κατά την εκτέλεση μίας χειρουργικής εργασίας– εκπαίδευσης. Το λογισμικό του συστήματος χρησιμοποιεί τα δεδομένα κίνησης για την παροχή πληροφοριών σχετικά με τον αριθμό και την ταχύτητα των κινήσεων των χεριών, την απόσταση που διανύουν τα χέρια και τον χρόνο που απαιτήθηκε για την εργασία. Οι τεχνικές λεπτομέρειες του λογισμικού για την ανάλυση δεδομένων βρίσκονται στο άρθρο: (Datta, Mackay, Mandalia, & Darzi, 2001). Σε αντίθεση με την εργασία του T.Murphy (εμπίπτει στην κατηγορία της «ανάλυσης με γλωσσικά μοντέλα») (Murphy T. , 2004), η οποία επιδιώκει να εντοπίσει στην πραγματικότητα τις κινήσεις που χρησιμοποιούνται κατά την εκτέλεση της εργασίας, το ICSAD σύστημα μετράει μόνο τον αριθμό των κινήσεων, χρησιμοποιώντας την ταχύτητα του χεριού ως κριτήριο τμηματοποίησης. Το ICSAD έχει επικυρωθεί και έχει χρησιμοποιηθεί σε αμέτρητες μελέτες όπως τις (Datta, Mackay, Mandalia, & Darzi, 2001) (Datta, Mandalia, Mackay, Chang, Cheshire, & Darzi, 2001) (Davis & Mermelstein, 1980).

Οι Verner et al. (Verner, Oleynikov, Holtman, Haider, & Zhukov, 2003) συνέλεξαν στοιχεία από το σύστημα ρομποτικής χειρουργικής da Vinci από αρκετούς χειρουργούς κατά την διάρκεια εκτέλεσης ενός σεναρίου κατάρτισης. Η ανάλυσή τους επίσης εξέτασε το μήκος διαδρομής του άκρου του εργαλείου, ταχύτητες και τον απαραίτητο χρόνο για την ολοκλήρωση της εργασίας. Πρόσφατα, η ICSAD ανάλυση έχει εφαρμοστεί σε δεδομένα συλλεχθέντα από το σύστημα da Vinci (Hernandez, et al., 2004).

Εν ολίγοις, η ανάλυση της κίνησης με περιγραφικά στατιστικά μεγέθη παρουσιάζεται ως ένα θετικό βήμα για την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας. Πληροφορίες σχετικά με την εκτέλεση των εργασιών παρουσιάζονται στο χρήστη γρήγορα και με μειωμένους πόρους. Ωστόσο, τα συστήματα αξιολόγησης πρέπει επίσης να εντοπίζουν τους τομείς δυσκολίας κατά τη διάρκεια μιας εκτέλεσης για τη βελτίωση της μελλοντικής απόδοσης του χειρουργού.

2.3.4.3 Ανάλυση Δεξιότητας με Γλωσσικά Μοντέλα

Τα γλωσσικά μοντέλα επιτρέπουν τη βαθύτερη κατανόηση των χρονικών σειρών και των δεδομένων κίνησης που δεν μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση περιγραφικών στατιστικών μεγεθών. Τα γλωσσικά (στατιστικά) μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εύρεση των βασικών χαρακτηριστικών των δεδομένων και της παρουσίας διακύμανσης στην κίνηση μεταξύ χειρουργών με πιο αποδοτικό τρόπο. Για παράδειγμα, οι διαφορές στο χρόνο ολοκλήρωσης της εργασίας και της οικονομίας των κινήσεων των δύο χειρουργών μπορεί να σημαίνει μεταβολή της χειρουργικής τεχνικής και όχι του επιπέδου δεξιοτήτων. Τα συστήματα με περιγραφικά στατιστικά μεγέθη δείχνουν ότι έχουν μικρότερες δυνατότητες εφαρμογής για αξιολόγηση ικανοτήτων σε πραγματικό χρόνο. Πολλές από τις μετρήσεις εξαρτώνται από την ολοκλήρωση του έργου. Η ανάλυση των χειρουργικών κινήσεων χρησιμοποιώντας τα γλωσσικά μοντέλα προσπαθεί να κατανοήσει την πρόθεση και την ποιότητα των κινήσεων με μεγαλύτερη λεπτομέρεια. Η γενική δομή μιας χειρουργικής επέμβασης παρουσιάζεται ιεραρχικά παρακάτω στην Εικόνα 17.



Εικόνα 17: Ιεραρχική ανάλυση χειρουργικών ενεργειών σε τρία διαφορετικά επίπεδα, procedure-task-surgeme (Reiley C. E., Lin, Yuh, & Hager, 2010).

Μοντέλα έχουν χτιστεί με βάση τη διαίρεση της χειρουργικής διαδικασίας σε βασικές εργασίες (tasks), ή δευτερεύουσες υποεργασίες (subtasks) (Lin, Shafran, Yuh, & Hager GD, 2006) (Rosen, Solazzo, Hannaford, & Sinanan, 2002) (Nagy, Mayer, & Knoll, 2003) (MacKenzie, Ibbotson, Cao, & Lomax, 2001). Στο υψηλότερο επίπεδο, μια διαδικασία (procedure) περιλαμβάνει ολόκληρη την επέμβαση. Μια διαδικασία αποτελείται από ξεχωριστές εργασίες, όπως συρραφή ή τομή. Τέλος, οι εργασίες έχουν υποδιαιρεθεί περαιτέρω σε «surgemes» (Lin, Shafran, Yuh, & Hager GD, 2006), οι οποίες είναι καλά ορισμένες χειρουργικές μονάδες κίνησης, όπως η εισαγωγή μίας βελόνας. Έρευνα και αξιολόγηση των δεξιοτήτων μπορούν να εφαρμοστούν σε οποιοδήποτε από τα τρία επίπεδα:

[1] Επίπεδο Διαδικασίας (Procedure Level): Σχετικά μικρή αυτοματοποιημένη ανάλυση έχει πραγματοποιηθεί σε επίπεδο διαδικασίας. Η μόνη εργασία που είναι γνωστή είναι η ακόλουθη: ερευνητές στο Τεχνικό Πανεπιστήμιο του Μονάχου έχουν αναπτύξει μοντέλα για την αυτόματη τμηματοποίηση της χειρουργικής ροής εργασίας στο χειρουργείο (Padoy, Blum, Essa, Feussne, Berge, & Navab, 2007) (Ahmadi,

Sielhorst, Staude, Horn, Feussner, & Navab, 2006). Οι αλλαγές των εργαλείων χρησιμοποιούνται ως ορόσημα και η μέθοδος του Dynamic Time Warping (DTW) χρησιμοποιείται για να συγχρονίσει γεγονότα. Μια εργασία χολοκυστεκτομής αναλύθηκε σε 14-φάσεις κατά μέσο όρο. Το σύστημα ήταν σε θέση να εντοπίσει το 92% των 14 αυτό-καθορισμένων φάσεων με ένα περιθώριο λάθους 5 s.

[2] Επίπεδο Εργασίας (Task Level): Αν και τα μοντέλα του επιπέδου διαδικασίας (procedure level) είναι χρήσιμα για την ανάλυση της συνολικής αποτελεσματικότητας της χειρουργικής ροής εργασίας, αυτό μπορεί ή δεν μπορεί να συσχετίζεται με την αποτελεσματικότητα του χειρουργού. Διάφορες ερευνητικές ομάδες έχουν αναλύσει τον χρόνο που δαπανάται για την εκτέλεση εργασιών μέσω της χειροκίνητης πρόσθεσης επισημειώσεων σε βίντεο από πολλές διαδικασίες στο χειρουργείο (Cao, MacKenzie, & Payandeh, 1996) (MacKenzie, Ibbotson, Cao, & Lomax, 2001). Διαπιστώθηκε πως η συρραφή ήταν η πιο συχνά εφαρμοζόμενη εργασία, ακολουθούμενη από το δέσιμο κόμπου. Η εστίαση στον χρόνο εκπαίδευσης αυτών των εργασιών μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερο αποτέλεσμα από την μεριά των ασθενών κατά τη διάρκεια της διαδικασίας.

Οι Rosen et al. χρησιμοποίησαν Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (HMM) για να μοντελοποιήσουν 14 διαφορετικές αλληλεπιδράσεις εργαλείου/ιστού κατά την διάρκεια του δεσίματος ενός κόμπου σε ένα σύστημα MIS= Minimally Invasive Surgery (χωρίς αυτές οι αλληλεπιδράσεις να αποτελούν «surges») (Rosen, Hannaford, Richards, & Sinanan, 2001). Ο προσανατολισμός του εργαλείου και η δυναμική του, όπως δύναμη και ροπή στον ιστό, έχουν καταγραφεί. Ο στόχος ήταν να δημιουργήσουν μοναδικές υπογραφές για κάθε χειρουργό. Ακόμη, ήταν σε θέση να προσδιορίσουν διαφορές στην δεξιότητα των συμμετεχόντων, που ανήκαν σε διαφορετικό έτος εκπαίδευσης. (Rosen, Brown, Chang, Sinanan, & Hannaford, 2006). Η μελέτη προσδιόρισε αυτά τα αποτελέσματα ως καμπύλες μάθησης, παρόλο που η μελέτη δεν παρακολούθησε την επιμέρους απόδοση των χειρουργών ξεχωριστά με την πάροδο του χρόνου. Η επιδεξιότητα αξιολογήθηκε από τον υπολογισμό της στατιστικής απόστασης μεταξύ των HMMs που χτίστηκαν από διάφορες ομάδες ατόμων με διαφορετική δεξιότητα. Η μελέτη ταξινόμησε ένα χειρουργό σε εμπειρογνώμονα ή αρχάριο με ακρίβεια 87,5% (Rosen, Hannaford, Richards, & Sinanan, 2001). Μία εκτεταμένη μελέτη από την ίδια ερευνητική ομάδα, κατέληξε σε ποσοστό ακρίβειας μέχρι και 91% χρησιμοποιώντας έναν ePelvis προσομοιωτή, ο οποίος μετρά συνδυασμούς των αισθητήρων πίεσης (Mackel, Rosen, & Pugh, 2007). Ωστόσο, η μέθοδος που έχουν αναπτύξει απαιτεί τα σύνολα δεδομένων να αναλυθούν χειροκίνητα με βάση την ανάλυση βίντεο. Αυτός ο περιορισμός εμποδίζει αυτή τη διαδικασία από την παροχή ανατροφοδότησης σε πραγματικό χρόνο. Η εργασία που περιλαμβάνεται στον χειροκίνητο προσδιορισμό μεταβάσεων μεταξύ των αλληλεπιδράσεων εργαλείου/ιστών είναι παρόμοια με το OSATS.

Άλλες πρόσφατες εργασίες στην δημιουργία μοντέλων για την ανάλυση δεξιοτήτων, εκπονήθηκαν στο Imperial College, όπου έχουν χρησιμοποιηθεί HMMs για να μοντελοποιηθούν οι τροχιές κίνησης και να προβλεφθούν τα επίπεδα δεξιοτήτων (Leong, Leong, Atallah, Mylonas, Darzi, & Yang, 2006). Οι κινήσεις του τελικού σημείου του εργαλείου εντοπίστηκαν χρησιμοποιώντας ένα Polaris 6-DOF με υπέρυθρα trackers κατά τη διάρκεια μιας MIS εργασίας. Η μελέτη έδειξε ότι τα HMMs μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να μάθουν τα μοντέλα των τροχιών των χειρουργικών κινήσεων για τους χρήστες των διαφόρων κατηγοριών δεξιοτήτων. Στατιστικές μέθοδοι, όπως ο Expectation-Maximization αλγόριθμος, χρησιμοποιήθηκαν για να τον υπολογισμό της μέγιστης πιθανοφάνειας των

παραμέτρων του HMM. Τα αποτελέσματα αξιολόγησης από το HMM-EM συγκρίθηκαν με αυτά του OSATS και βρέθηκε μια υψηλή συσχέτιση.

Το έργο του Nagy και των συνεργατών του προσπαθεί να αναγνωρίσει χειρονομίες χρησιμοποιώντας λογισμικό οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων (Optical Character Recognition OCR) και HMMs με μια μέθοδο που ονομάζεται προγραμματισμός μέσω επίδειξης (Programming by Demonstration) (Nagy, Mayer, & Knoll, 2003). Αναλύοντας τις εκτελέσεις των ειδικών που εκτελούν το έργο πολλές φορές, το σύστημα υπολογίζει τη βέλτιστη διαδρομή από αυτές τις εκτελέσεις. Πιο αναλυτικά, καταγράφεται η θέση και ο προσανατολισμός του τελικού σημείου του εργαλείου και η 2-DOF δύναμη κάμψης του άξονα του εργαλείου. Ενδιαφέρον είναι ότι αντλούν στοιχεία από τις τεχνικές που έχουν υιοθετηθεί στον τομέα της βιοπληροφορικής, κινούμενες προς μια προσέγγιση που βασίζεται στην χρήση της εικόνας (Speidel, Delles, Gutt, & Dillmann, 2006), ωστόσο, δεν υπάρχουν πειραματικά αποτελέσματα στο έργο αυτό.

Την τελευταία δεκαετία οι μελέτες που αφορούν την αντικειμενική αξιολόγηση χειρουργικών δεξιοτήτων, και όχι μόνο, χρησιμοποιούν τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα. Ένα ακόμη παράδειγμα είναι η εργασία των Ahmidi et al. (Ahmidi, Hager, Ishii, Fichtinger, Gallia, & Ishii, 2010). Η μελέτη τους αφορούσε την αναγνώριση χειρουργικών διαδικασιών και την αντικειμενική εκτίμηση χειρουργικών δεξιοτήτων (η επέμβασή τους ονομάζεται Functional Endoscopic Sinus Surgery-FESS). Συνέλεξαν δεδομένα από τον χειρισμό της κάμερας που χρησιμοποιείται καθώς και από την κίνηση των υπόλοιπων εργαλείων. Δημιούργησαν 14 διαφορετικά Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (λεξιλόγιο) από 7 διαφορετικές χειρουργικές εργασίες και για την κάθε μία ένα μοντέλο για τους έμπειρους χειρουργούς και για τους αρχάριους. Εξέτασαν τα ποσοστά επιτυχίας αναγνώρισης για κάθε εργασία ξεχωριστά και την επιτυχία της αναγνώρισης δεξιοτήτων από το σύστημα. Διαπιστώθηκε ότι η συλλογή δεδομένων από τον χειρισμό της κάμερας πράγματι βελτιώνει την αναγνώριση δεξιοτήτων. Έτσι συνδυάζοντάς τα με τα υπόλοιπα δεδομένα η απόδοση του συστήματος βελτιώθηκε για όλα τα ζητήματα που εξετάστηκαν (αναγνώριση δεξιοτήτων και αναγνώριση χειρουργικής εργασίας). Παρόμοια είναι και η εργασία των (Jayender, Estepar, Obstein, Patil, Thompson, & Vosburgh, 2010), οι οποίοι εργάστηκαν πάνω σε χειρουργική εργασία που αφορούσε τον χειρισμό του ανθρώπινου εντέρου από γιατρούς. Η μόνη διαφορά είναι ότι αυτοί ασχολήθηκαν με την αντικειμενική αξιολόγηση χειρουργικών δεξιοτήτων και την εξέλιξη της απόδοσης των συμμετεχόντων με την εκπαίδευσή τους στο σύστημα μετά από μεγάλο χρονικό διάστημα.

[3] Surgeme Level: η εργασία σε επίπεδο ανάλυσης “task level” μπορεί να παρέχει ένα τρόπο για να εκτιμηθεί το επίπεδο δεξιοτήτων, αλλά δεν παρέχει καμία ιδέα για το πώς ένας αρχάριος και ένας εμπειρογνώμον διαφέρουν. Ο στόχος της περαιτέρω διαίρεσης χειρουργικών επεμβάσεων σε ενότητες και επαναχρησιμοποιήσιμα τμήματα κίνησης που ονομάζονται “surgemes” είναι να παράσχει τέτοια ανατροφοδότηση. Μελετώντας τις υποεργασίες (subtasks level), μπορούν να δοθούν διαγνωστικές πληροφορίες σχετικά με το πού να διορθώσει ο χρήστης την χειρουργική του επίδοση.

Οι Cao & McKenzie (Cao, MacKenzie, & Payandeh, 1996) όρισαν “surgemes” αρκετών κοινών χειρουργικών εργασιών χρησιμοποιώντας ένα λεξιλόγιο εργαλείου/ιστού και εργαλείου/αντικειμένου, που αποτελείται από ενέργειες που βασίζονται στην αλληλεπίδραση μεταξύ του εργαλείου και του περιβάλλοντος που γίνεται ο χειρισμός. Κατέγραψαν MIS κινήσεις μέσω ενός VCR και κατάρτισαν την

εργασία χρησιμοποιώντας ένα αυτοματοποιημένο σύστημα σχολιασμού βίντεο και κωδικοποίησης. Αυτά τα *surgemes* αναλύθηκαν με βάση τον μέσο χρόνο που δαπανήθηκε στα *surgemes*, τον αριθμό των βασικών κινήσεων και τον αριθμό των προσπαθειών για κάθε κίνηση για να επιτύχει την αποστολή στην περίπτωση των εμπειρογνομόνων και των αρχάριων χειρουργών. Στο Πανεπιστήμιο της Ουάσιγκτον (Rosen, Solazzo, Hannaford, & Sinanan, 2002) εκτελέστηκε ανεξάρτητα μια ιεραρχική αποσύνθεση των εργασιών στην οποία τα αποτελέσματα ήταν πολύ παρόμοια με τα αποτελέσματα στις εργασίες της Cao. Το λεξιλόγιό τους ήταν με βάση την ενέργεια και την κίνηση, το οποίο αναλυτικά περιελάμβανε τις καταστάσεις: απελευθέρωση (*release*), αδράνεια (*idle*), κράτημα (*hold*), προσανατολισμός (*orient*), τράβηγμα/υποχώρηση (*pull/retract*), πίεση/άπλωμα (*push/reach*), εξάπλωση/πίασιμο (*spread/grasp*) και μετατροπή (*translate/sweet*) (συνολικά οκτώ δευτερεύουσες εργασίες).

Παρόμοια, στην εργασία του T.Murphy που ασχολείται με την εργασία της συρραφής δοκιμάζονται πολλά μοντέλα – ένα για κάθε χειρονομία ή κίνηση – και γίνεται προσπάθεια να αξιολογηθούν δεξιότητες μέσα από μία άμεση ανάλυση όλων των κινήσεων που χρησιμοποιούνται για την ολοκλήρωση της εργασίας (Murphy T. , 2004) (Murphy, Vignes, Yuh, & Okamura, 2003).

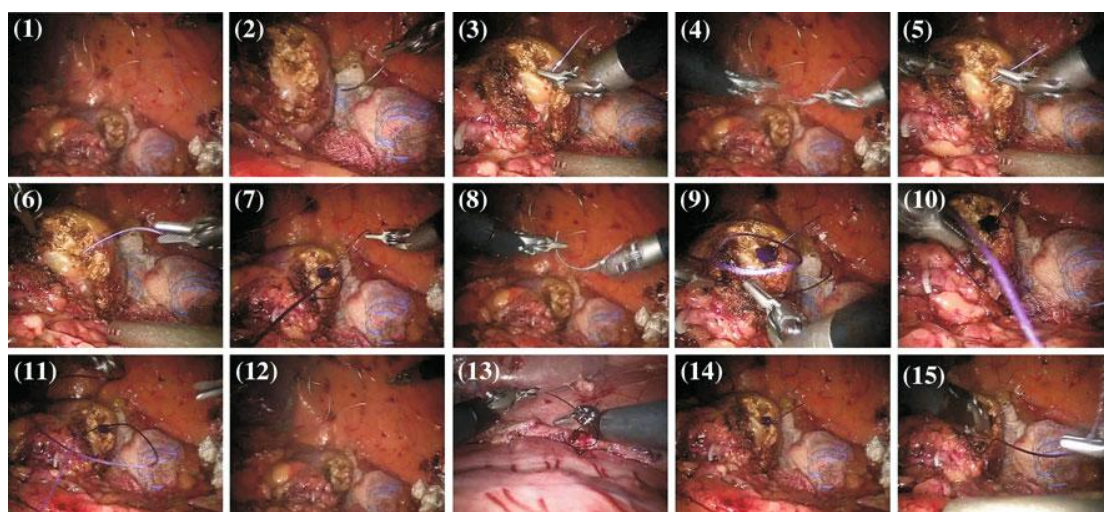
Οι Hundtofte, Hager και Okamura (Hundtofte, Hager, & Okamura, 2002), έχουν αυτόματα τμηματοποιήσει εργασίες σε *surgemes* χρησιμοποιώντας HMMs που δημιουργήθηκαν από τα δεδομένα δύναμης και τα υπόλοιπα δεδομένα (*translation data*). Τα μοντέλα αυτά έχουν εκπαιδευτεί με *surgemes* που δημιουργήθηκαν από εργασίες σε ένα ρομπότ μικροχειρουργικής. Η ακρίβεια της κατάτμησης βρέθηκε να είναι 84% για την προσομοίωση της εισαγωγής της βελόνας και για την προσομοίωση του ξεφλουδίσματος του αμφιβληστροειδούς 90% για την ακρίβεια των ακολουθιών και 97% για την ακρίβεια ταξινόμησης. Η αυτόματη κατάτμηση και αναγνώριση των κινήσεων εκτελέστηκε σε μια εργασία εικονικής πραγματικότητας χρησιμοποιώντας την θέση, την ταχύτητα, την δύναμη καθώς και την κατάσταση της λαβής (Murphy, Vignes, Yuh, & Okamura, 2003). Το σύστημα αναγνώρισης χρησιμοποίησε την ακολουθία των αναγνωρισμένων κινήσεων για να εξαχθούν συμπεράσματα για την δεξιότητα της εκτέλεσης μετρώντας τον αριθμό των κινήσεων που χρησιμοποιήθηκαν. Αυτή ήταν η πρώτη εργασία για την αυτόματη κατάτμηση, χωρίς καμία είσοδο από τους χρήστες.

Οι Lin et al. (Lin, Shafran, Yuh , & Hager, 2006) ανέπτυξαν τεχνικές για την αυτόματη επεξεργασία αναλύοντας τα ανεπεξέργαστα δεδομένα κίνησης από 4-throw εργασία συρραφής σε μια ακολουθία των χειρουργικών χειρονομιών (*gesture*) στο χειρουργικό σύστημα da Vinci. Η Εικόνα 18 δείχνει μια κίνηση με λεξιλόγιο που όρισε η παραπάνω ομάδα για την συρραφή. Η μέθοδος Linear Discriminative Analysis (LDA) χρησιμοποιήθηκε για τη μείωση των διαστάσεων σε καταγεγραμμένα δεδομένα κινηματικής και η ταξινόμηση έγινε στην μειωμένη έκδοση του χώρου χρησιμοποιώντας ένα ταξινομητή Bayes. Έδειξαν ότι υπάρχουν κυρίαρχες διαστάσεις- κατηγορίες στην χειρουργική εμπειρογνωμοσύνη βασιζόμενοι στις ταχύτητες. Πειράματα με στόχο την διασταύρωση των αποτελεσμάτων δείχνουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση μπορεί να επιτύχει ακρίβεια μεγαλύτερη από 90% όταν έχουμε κατάτμηση σε χειρονομίες μιας 4-throw εργασίας συρραφής, τόσο για τους έμπειρους, αλλά και τους όχι τόσο χειρουργούς. Κινήσεις ενός εμπειρογνώμονα έδειξαν να διαχωρίζονται καλύτερα από εκείνες ενός αρχάριου. Ωστόσο, επειδή υπήρχε μόνο ένας χρήστης σε κάθε επίπεδο τεχνογνωσίας, συλλέχθηκε ένα μεγαλύτερο μέγεθος δείγματος με πολλαπλούς χρήστες σε κάθε ομάδα. Το σύστημα επίσης έδειξε ότι είναι αξιόπιστο, με μια μεγάλη ποικιλία των χρηστών σε ελαφρώς

χαμηλότερα ποσοστά αναγνώρισης (80-90%) καθώς και σε διάφορες τεχνικές μάθησης, όπως HMMs (Reiley C. E., Lin, Varadarajan, Khudanpur, Yuh, & Hager, 2008).

Μια άλλη προσέγγιση αυτοματοποιημένης αναγνώρισης είναι ένα υβριδικό HMM-Support Vector Machine (SVM) μοντέλο για την εν-λειτουργία (online) και εκτός λειτουργία (offline) κατάτμηση μίας τηλε-εργασίας peg-in-hole (Castellani, Botturi, Bicego, & Fiorini, 2004). Ο υβριδικός ταξινομητής χρησιμοποιήθηκε για να τμηματοποιήσει μια εργασία peg-in-hole με τη χρήση δεδομένων δύναμης και ροπής σε τέσσερις καταστάσεις. Αυτή η τεχνική είχε ως αποτελέσματα ακρίβεια 100% για την offline κατάτμηση και 84% σε απευθείας online λειτουργία για περισσότερες από 2.000 δοκιμές. Η υβριδική μέθοδος εκτελείται λίγο καλύτερα σε απευθείας λειτουργία κατάτμησης σε σύγκριση με ένα τυπικό HMM. Αυτή η τεχνική online κατάτμησης δεν έχει επικυρωθεί για χειρουργικές εργασίες.

Τα ενθαρρυντικά αυτά αποτελέσματα δείχνουν ότι τα στοχαστικά μοντέλα χρονοσειράς έχουν ένα καθοριστικό ρόλο να διαδραματίσουν σε αυτόν τον τομέα έρευνας.



Εικόνα 18: Στιγμιότυπο-Παράδειγμα κίνησης με λεξιλόγιο. Αυτές οι κινήσεις αποτελούνται από (1) προσέγγιση με τη βελόνα (2) τοποθέτηση βελόνας (3) τοποθέτηση βελόνας (4) μεταφορά βελόνας από αριστερά προς τα δεξιά (5) κίνηση προς το κέντρο με βελόνα στο κράτημα (6) τράβηγμα ράμματος με το αριστερό χέρι (7) τράβηγμα ράμματος με το δεξί χέρι (8) προσανατολισμός βελόνας (9) χρήση του δεξιού χεριού για να σύσφιξη των ραμμάτων (10) χαλάρωση των ραμμάτων (11) πτώση ραμμάτων (12) προσέγγιση για την βελόνα (13) επίτευξη C βρόχο (14) δεξί χέρι για την προσέγγιση του ράμματος και (15) και τράβηγμα με τα δύο χέρια (Reiley C. E., Lin, Yuh, & Hager, 2010)

Στοιχεία της υποενότητας 2.3.4 αντλήθηκαν από τις ακόλουθες πηγές: (Reiley C. E., Lin, Varadarajan, Khudanpur, Yuh, & Hager, 2008), (Murphy T. , 2004) & (Reiley C. E., Lin, Yuh, & Hager, 2010).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

Υποενότητες:

3.1 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα

3.1.1 Γενικά

3.1.2 Ορισμός

3.1.3 Τα Τρία Βασικά Προβλήματα των HMM

3.1.4 Συνεχείς Πυκνότητες Παρατηρήσεων στα HMMs

3.2 K-means Αλγόριθμος

3.3 Μοντέλα Μίγματος Γκαουσιανών

3.1 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα

3.1.1 Γενικά

Στατιστικές μέθοδοι όπως τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models-HMM) έγιναν εξαιρετικά διάσημες τις τελευταίες δεκαετίες. Είναι δύο οι κύριοι λόγοι που οδήγησαν σε αυτό. Ο πρώτος είναι ότι η κατασκευή των μοντέλων αυτών είναι πολύ πλούσια από μαθηματικής άποψης και αυτό μπορεί να αποτελέσει την βάση για την χρήση τους σε πληθώρα εφαρμογών. Δεύτερον, εάν εφαρμοστούν κατάλληλα, τα αποτελέσματα και η λειτουργία τους είναι εξαιρετικά.

Η βασική θεωρία των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων δημοσιεύτηκε από τον Leonard E. Baum και τους συνεργάτες του σε μία σειρά επιστημονικών άρθρων στο τέλος της δεκαετίας του 60 και στις αρχές του 70 χρησιμοποιήθηκαν σε εφαρμογές επεξεργασίας φωνής από τον Baker στο CMU και τον Jemek και τους συναδέλφους του στην IBM στα μέσα της δεκαετίας του 70 (Rabiner, 1989).

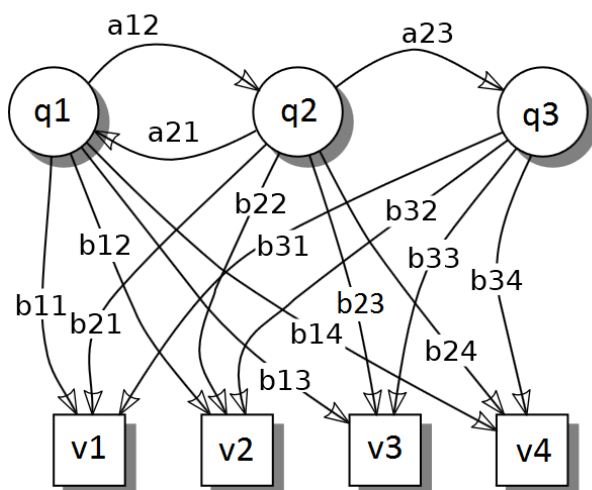
Ένα **Κρυφό Μαρκοβιανό Μοντέλο (HMM)** είναι ένα στατιστικό Μαρκοβιανό μοντέλο στο οποίο το σύστημα που μοντελοποιείται θεωρείται ότι είναι μία Μαρκοβιανή διαδικασία με απαρατήρητες (*κρυφές*) καταστάσεις. Ένα HMM μπορεί να θεωρηθεί ως το πιο απλό δυναμικό Bayesian δίκτυο. Τα μαθηματικά πίσω από το HMM αναπτύχθηκαν από τον L.E. Baum και τους συνεργάτες του.

Σε ένα κανονικό Μαρκοβιανό Μοντέλο, η κατάσταση είναι άμεσα ορατή στον παρατηρητή και ως εκ τούτου οι πιθανότητες μετάβασης των καταστάσεων είναι οι μόνες παράμετροι. Σε ένα *Κρυφό Μαρκοβιανό Μοντέλο*, η κατάσταση δεν είναι άμεσα ορατή, αλλά η έξοδος, εξαρτώμενη από την κατάσταση, είναι ορατή. Κάθε κατάσταση έχει μία κατανομή πιθανότητας για τις πιθανές εξόδους-παρατηρήσεις. Επομένως, η ακολουθία των παρατηρήσεων που παράγονται από το HMM δίνουν κάποιες πληροφορίες για την ακολουθία των καταστάσεων. Σημειώνουμε ότι το

επίθετο «κρυφό» αναφέρεται στην ακολουθία των καταστάσεων, μέσα από τις οποίες το μοντέλο περνάει, και όχι στις παραμέτρους του μοντέλου. Ακόμα, και αν οι παράμετροι του μοντέλου είναι γνωστοί, το μοντέλο εξακολουθεί να είναι «κρυφό».

Τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα είναι ιδιαίτερα γνωστά για την εφαρμογή τους στην αναγνώριση προτύπων σε διάφορες εφαρμογές όπως η ομιλία, η γραφή, η αναγνώριση χειρονομιών, η αναγνώριση κίνησης, η βιοπληροφορική και άλλες.

3.1.2 Ορισμός



Εικόνα 19: Παράδειγμα των πιθανοτικών παραμέτρων ενός Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου (Hidden Markov Models-Wikipedia, 2012).

Ένα Κρυφό Μαρκοβιανό Μοντέλο χαρακτηρίζεται από τα ακόλουθα:

1. N , ο αριθμός των καταστάσεων του μοντέλου. Οι καταστάσεις του μοντέλου είναι κρυφές.
2. M , ο αριθμός των παρατηρούμενων συμβόλων. Τα παρατηρούμενα σύμβολα αντιστοιχούν στην φυσική έξοδο των συστημάτων που μοντελοποιούνται.
3. $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$: το σύνολο των καταστάσεων.
4. $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$. Το σύνολο των πιθανών συμβόλων στην έξοδο.
5. Τον πίνακα A , που περιέχει τις πιθανότητες μετάβασης από μία κατάσταση σε μία άλλη:

$$A = \{a_{ij} | a_{ij} = P_r(s_{t+1} = q_j | s_t = q_i)\}, \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (3.1)$$

a_{ij} : η πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση q_i στην q_j .

Στην περίπτωση όπου κάθε κατάσταση μπορεί να φτάσει οποιαδήποτε άλλη κατάσταση του μοντέλου με ένα απλό βήμα, τότε ισχύει $a_{ij} > 0$ για κάθε i, j . Σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση μπορεί να ισχύει $a_{ij} = 0$ για οποιοδήποτε συνδυασμό i, j .

6. Η πιθανότητα εμφάνισης συμβόλου στην έξοδο αναφερόμενη στην κατάσταση j , $B = \{b_j(k)\}$, όπου

$$b_j(k) = P[v_k \text{ για } t | q_t = S_j], \quad 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M]$$

$$7. \text{ Η πιθανότητα αρχικής κατάστασης } \pi = \{\pi_i\}, \text{ όπου } \pi_i = P[q_1 = S_i], \quad 1 \leq i \leq N. \quad (3.2)$$

8. Η κατάσταση s_t είναι η κατάσταση που βρίσκεται το μοντέλο μας την χρονική στιγμή t (μη παρατηρήσιμο)

$$S = \{s_t\}, t = 1, 2, \dots, T$$

9. Η παρατηρούμενη ακολουθία συμβόλων:

$$O = O_1, O_2, \dots, O_T$$

Κάθε κατάσταση στοχαστικά παράγει ένα σύμβολο, ενώ συνολικά παίρνουμε την συμβολοακολουθία $O = O_1, O_2, \dots, O_T$. Ένα μοντέλο HMM περιγράφεται πλήρως από τρεις πίνακες: τον πίνακα πιθανοτήτων αρχικής κατάστασης π , τον πίνακα πιθανοτήτων μετάβασης από μία κατάσταση σε μια άλλη ή στον εαυτό του και τον πίνακα πιθανοτήτων εμφάνισης συμβόλων B στην έξοδο. Συνοπτικά, χρησιμοποιούμε τον ακόλουθο συμβολισμό για ένα μοντέλο HMM:

$$\lambda = (A, B, \pi) \quad (3.3)$$

3.1.3 Τα Τρία Βασικά Προβλήματα των HMM

Σύμφωνα με την μορφή των HMMs που παρουσιάσαμε παραπάνω υπάρχουν τρία βασικά προβλήματα, η λύση των οποίων βοηθάει στην βέλτιστη χρήση των HMM σε διάφορες εφαρμογές. Τα τρία αυτά προβλήματα αναλυτικά είναι:

- ✓ **Πρόβλημα 1 (Εκτίμησης)**: Δεδομένου της ακολουθίας συμβόλων $O = O_1, O_2, \dots, O_T$ και του μοντέλου $\lambda = (A, B, \pi)$ με ποιόν τρόπο θα υπολογίσουμε την πιθανότητα $P(O|\lambda)$, δηλαδή την πιθανότητα εμφάνισης της συγκεκριμένης ακολουθίας συμβόλων δεδομένου του μοντέλου μας λ ;
- ✓ **Πρόβλημα 2 (Πιθανότερης Ακολουθίας Καταστάσεων)**: Δεδομένου της ακολουθίας συμβόλων $O = O_1, O_2, \dots, O_T$ και του μοντέλου $\lambda = (A, B, \pi)$ με ποιόν τρόπο επιλέγουμε μία κατάλληλη ακολουθία καταστάσεων $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$ η οποία είναι η βέλτιστη-η πιο πιθανή;
- ✓ **Πρόβλημα 3 (Εκπαίδευσης)**: Με ποιόν τρόπο επιλέγουμε- υπολογίζουμε τις παραμέτρους του μοντέλου μας $\lambda = (A, B, \pi)$, έτσι ώστε να μεγιστοποιήσουμε την πιθανότητα $P(O|\lambda)$;

Επίλυση Προβλήματος 1 (Εκτίμησης):

Καταρχήν, θα πρέπει να σημειωθεί ότι η λύση του προβλήματος 1 χρησιμοποιείται στο στάδιο της *Εκτίμησης (Testing)*. Η λύση του προβλήματος 1

δίνεται μέσα από τον αλγόριθμο *Forward-Backward*. Σύμφωνα με αυτό τον αλγόριθμο ορίζεται η εμπρόσθια μεταβλητή $a_t(i)$ ως:

$$a_t(i) = P(O_1 O_2 \dots O_t, q_t = S_i | \lambda), \quad (3.4)$$

όπου $a_t(i)$ είναι η πιθανότητα για την μερική ακολουθία παρατηρήσεων $O_1 O_2 \dots O_t$ μέχρι την χρονική στιγμή t , όπου την χρονική στιγμή t βρισκόμαστε στην κατάσταση S_i δεδομένου του μοντέλου λ . Αρχικά, έχουμε

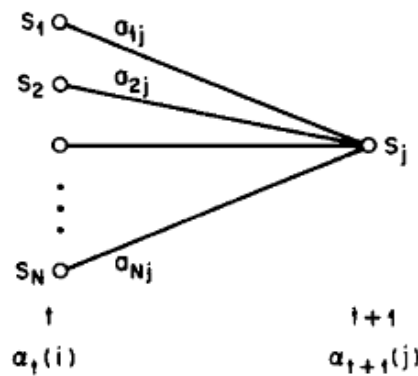
$$a_1(i) = \pi_i b_i(O_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.5)$$

Εν συνεχεία,

$$a_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N a_t(i) * a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}) \quad (3.6)$$

Τελικώς,

$$P(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N a_T(i) \quad (3.7)$$



Εικόνα 20: Παρουσίαση της ακολουθίας των πράξεων που απαιτούνται για τον υπολογισμό της εμπρόσθιας μεταβλητής $a_{t+1}(j)$ (Rabiner, 1989).

Επίλυση Προβλήματος 2 (Πιθανότερης Ακολουθίας Καταστάσεων):

Σε αντίθεση με το πρόβλημα 1 που μία ακριβής λύση μπορεί να δοθεί, εδώ υπάρχουν διάφορες πιθανές λύσεις που μπορούν να προταθούν για την εύρεση της βέλτιστης ακολουθίας καταστάσεων με βάση την ακολουθία συμβόλων που έχουμε. Το πιο ευρέως διαδεδομένο κριτήριο είναι η εύρεση της πιο πιθανής ακολουθίας καταστάσεων (μονοπάτι) που σαν σύνολο θα μεγιστοποιεί την $P(Q|O, \lambda)$ (ισοδύναμα σημαίνει να μεγιστοποιεί την $P(Q, O|\lambda)$). Ο *Viterbi αλγόριθμος* είναι αυτός που χρησιμοποιείται για την εύρεση της πιο πιθανής ακολουθίας καταστάσεων σαν σύνολο και βασίζεται στις μεθόδους δυναμικού προγραμματισμού..

Για την εύρεση της πιο πιθανής ακολουθίας καταστάσεων $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$ δεδομένης της ακολουθίας συμβόλων $O = O_1, O_2, \dots, O_T$ χρειάζεται να ορίσουμε την μεταβλητή

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P[q_1, q_2, \dots, q_t = S_i, O = O_1, O_2, \dots, O_t | \lambda] \quad (3.8)$$

όπου $\delta_t(i)$ είναι η μεγαλύτερη πιθανότητα όσον αφορά ένα μονοπάτι την χρονική στιγμή t , που αφορά τις t πρώτες παρατηρήσεις και καταλήγει στην κατάσταση S_i . Ακόμη, έχουμε

$$\delta_{t+1}(j) = \max_i [\delta_t(i) a_{ij}] b_j(O_{t+1}) \quad (3.9)$$

Για να υπολογίσουμε την πιο πιθανή ακολουθία καταστάσεων θα χρησιμοποιήσουμε τον πίνακα $\psi_t(j)$. Η διαδικασία υπολογισμού είναι η ακόλουθη:

1. Αρχικοποίηση:

$$\delta_1(i) = \pi_i b_i(O_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.10)$$

$$\psi_1(i) = 0. \quad (3.11)$$

2. Συνέχεια:

$$\delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(O_t) \quad (3.12)$$

$$\psi_t(j) = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] \quad (3.13)$$

3. Τερματισμός:

$$\hat{p} = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (3.14)$$

$$\hat{q} = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)]. \quad (3.15)$$

4. Υπολογισμός όλου του Μονοπατιού:

$$\hat{q}_t = \psi_{t+1}(\hat{q}_{t+1}), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1. \quad (3.16)$$

Επίλυση Προβλήματος 3 (Εκπαίδευσης):

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να αναφέρουμε ότι πριν την εκπαίδευση ενός Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου κρίσιμη είναι η αρχικοποίηση των παραμέτρων του μοντέλου μας. Για την αρχικοποίησή τους χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι που θα αναφερθούν στο 4^ο κεφάλαιο. Η μέθοδος με την οποία γίνεται η εκπαίδευση του μοντέλου μας στηρίζεται στην λύση του προβλήματος 3. Το HMM θα πρέπει να εκπαιδευτεί ώστε να είναι το πιο πιθανό να παράγει τα πρότυπα συμβόλων για την κατηγορία του. Το πιο δύσκολο πρόβλημα των HMM είναι ο υπολογισμός των παραμέτρων του μοντέλου μας $\lambda = (A, B, \pi)$ ώστε να μεγιστοποιηθεί η πιθανότητα παρατήρησης της ακολουθίας από το μοντέλο μας. Η καλύτερη μέθοδος επίλυσης αυτού του προβλήματος μέχρι στιγμής είναι η κατάλληλη επιλογή των παραμέτρων του μοντέλου μας ώστε τοπικά να μεγιστοποιείται η πιθανότητα $P(O|\lambda)$ χρησιμοποιώντας μία επαναληπτική διαδικασία όπως τον *Baum-Welch αλγόριθμο* (ή ισοδύναμα τον EM Expectation-Maximization αλγόριθμο). Η λύση αυτή χρησιμοποιείται στο στάδιο της *Εκπαίδευσης (Training)*. Έτσι, σύμφωνα με την διατύπωση του προβλήματος 3 η μέθοδος που θα παρουσιαστεί παρακάτω αποσκοπεί στην βελτιστοποίηση των παραμέτρων του μοντέλου $\lambda = (A, B, \pi)$ έτσι ώστε να μεγιστοποιήσουμε την πιθανότητα $P(O|\lambda)$. Ο αλγόριθμος Baum-Welch χρησιμοποιείται για αυτό τον σκοπό.

Ορίζουμε την οπίσθια μεταβλητή σύμφωνα με τον *Forward-Backward αλγόριθμο*:

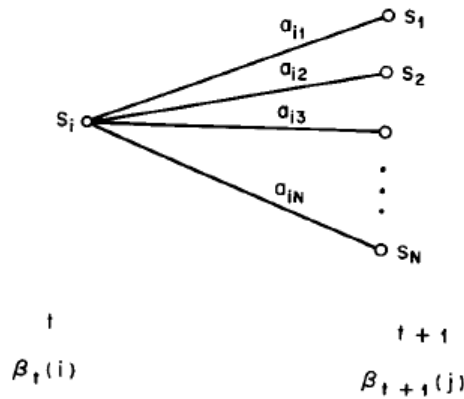
$$\beta_t(i) = P(O_{t+1}O_{t+2} \dots O_T | q_t = S_i, \lambda) \quad (3.17)$$

όπου $\beta_t(i)$ είναι η πιθανότητα για την μερική ακολουθία παρατηρήσεων $O_{t+1}O_{t+2} \dots O_T$ από την χρονική στιγμή $t+1$ έως T , όπου την χρονική στιγμή t βρισκόμαστε στην κατάσταση S_i δεδομένου του μοντέλου λ . Αρχικά, έχουμε

$$\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.18)$$

Εν συνεχεία,

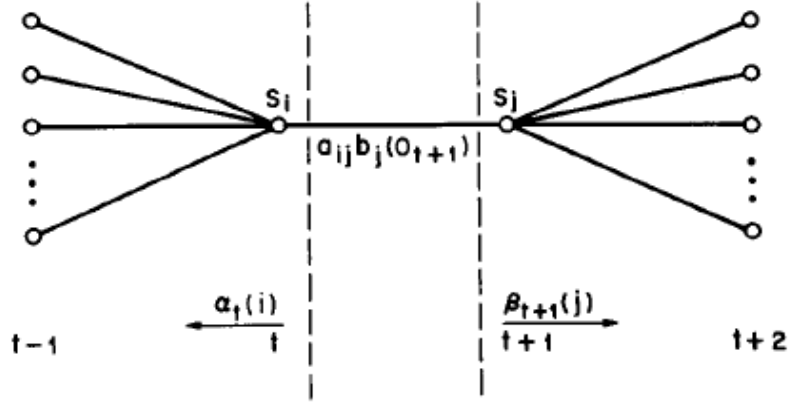
$$\beta_t(i) = \left[\sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(O_{t+1}) * a_{ij} \right] \beta_{t+1}(j), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad \& \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.19)$$



Εικόνα 21: Παρουσίαση της ακολουθίας των πράξεων που απαιτούνται για τον υπολογισμό της οπίσθιας μεταβλητής $\beta_t(i)$ (Rabiner, 1989).

Επίσης, ορίζουμε την μεταβλητή $\xi_t(i, j)$, που είναι η πιθανότητα να είμαστε στην κατάσταση S_i την χρονική στιγμή $t+1$ δεδομένου του μοντέλου μας και της ακολουθίας παρατήρησης. Έτσι, έχουμε:

$$\xi_t(i, j) = P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | O, \lambda) \quad (3.20)$$



Εικόνα 22: Παρουσίαση των αποτελεσμάτων των πράξεων που απαιτούνται για τον υπολογισμό του συνδυαστικού γεγονότος από την μετάβαση από την S_i την χρονική στιγμή t στην S_j την χρονική στιγμή $t+1$ (Rabiner, 1989).

Με την βοήθεια της εμπρόσθιας και της οπίσθιας μεταβλητής από τον Forward-Backward αλγόριθμο η μεταβλητή $\xi_t(i, j)$ μπορεί να ορισθεί ως εξής:

$$\xi_t(i, j) = \frac{a_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(O|\lambda)} = \frac{a_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (3.21)$$

Όπου ο αριθμητής είναι ίσος με $P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j, O|\lambda)$ και με την διαίρεσή του με τον όρο $P(O|\lambda)$ παίρνουμε την επιθυμητή πιθανότητα.

Η $\gamma_t(i)$ είναι η πιθανότητα του να είμαστε στην κατάσταση S_i την χρονική στιγμή t δεδομένου της ακολουθίας συμβόλων O και του μοντέλου λ . Έτσι, έχουμε:

$$\gamma_t(i) = P(q_t = S_i | O, \lambda) \quad (3.22)$$

Με την βοήθεια των μεταβλητών που προκύπτουν από τον Forward-Backward αλγόριθμο η πιθανότητα $\gamma_t(i)$ μπορεί να εκφρασθεί ως εξής:

$$\gamma_t(i) = \frac{a_t(i) \beta_t(i)}{P(O|\lambda)} = \frac{a_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N a_t(i) \beta_t(i)} \quad (3.23)$$

Γνωρίζουμε ήδη ότι η μεταβλητή $a_t(i)$ αφορά την ακολουθία συμβόλων $O_1 O_2 \dots O_t$ και την κατάσταση S_i την χρονική στιγμή t , ενώ η μεταβλητή $\beta_t(i)$ αφορά την ακολουθία συμβόλων $O_{t+1} O_{t+2} \dots O_T$ και την κατάσταση S_i την χρονική στιγμή t . Ο όρος κανονικοποίησης $P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N a_t(i) \beta_t(i)$ κάνει την μεταβλητή $\gamma_t(i)$ μέγεθος πιθανότητας ώστε να ικανοποιείται η συνθήκη:

$$\sum_{i=1}^N \gamma_t(i) = 1. \quad (3.24)$$

Έτσι μπορούμε να συσχετίσουμε την μεταβλητή $\gamma_t(i)$ με την μεταβλητή $\xi_t(i, j)$ αθροίζοντας ως προς j . Έτσι θα έχουμε:

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j). \quad (3.25)$$

Εάν αθροίσουμε την μεταβλητή $\gamma_t(i)$ ως προς τον χρόνο t θα πάρουμε μία ποσότητα που μπορεί να εκφρασθεί ως ο αναμενόμενος αριθμός επισκέψεων της κατάστασης S_i ή ισοδύναμα ο αναμενόμενος αριθμός μεταβάσεων από την κατάσταση S_i αν δεν συμπεριλάβουμε στην άθροισή μας την περίπτωση T . Παρόμοια, η άθροιση του $\xi_t(i, j)$ ως προς τον χρόνο t (από την χρονική στιγμή $t=1$ έως $t=T-1$) μπορεί να εκφρασθεί ως ο αριθμός των μεταβάσεων από την κατάσταση S_i στην κατάσταση S_j . Έτσι έχουμε:

$$\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i) = \text{αναμενόμενος αριθμός μεταβάσεων από την } S_i \quad (3.26)$$

$$\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j) = \text{αναμενόμενος αριθμός μεταβάσεων από την } S_i \text{ στην } S_j. \quad (3.27)$$

Με βάση τα παραπάνω μπορούμε να δώσουμε κάποιους τύπους για τον επαναυπολογισμό των παραμέτρων του HMM. Ένα σύνολο τύπων επαναυπολογισμών των παραμέτρων π, A, B είναι οι ακόλουθοι τύποι:

$$\bar{\pi}_i = \text{αναμενόμενος αριθμός ύπαρξης στην κατάσταση } S_i \text{ την χρονική στιγμή } (t = 1) = \gamma_1(i) \quad (3.28)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\text{αναμενόμενος αριθμός μεταβάσεων από την } S_i \text{ στην } S_j}{\text{αναμενόμενος αριθμός μεταβάσεων από την } S_i} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (3.29)$$

$$\begin{aligned} \bar{b}_j(k) &= \frac{\text{αναμενόμενος αριθμός στην } S_j \text{ και στο παρατηρούμενο σύμβολο } v_k}{\text{αναμενόμενος αριθμός στην } S_j} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)} \quad \text{s.t. } O_t = v_k. \end{aligned} \quad (3.30)$$

Αν υπολογίσουμε τις μεταβλητές $\bar{\pi}_i, \bar{a}_{ij}, \bar{b}_j(k)$ από τους παραπάνω τύπους θα έχουμε ένα νέο HMM που θα συμβολίζεται ως $\bar{\lambda} = (\bar{\pi}, \bar{A}, \bar{B})$. Έχει αποδειχθεί από τον Baum και τους συνεργάτες του ότι είτε το αρχικό μοντέλο λ εκφράζει ένα κρίσιμο σημείο για την συνάρτηση του loglikelihood ώστε να ισχύει $\lambda = \bar{\lambda}$ είτε το μοντέλο $\bar{\lambda}$

είναι πιο πιθανό από το μοντέλο λ διότι $P(O|\bar{\lambda}) > P(O|\lambda)$. Συνεπώς έχει βρεθεί ένα νέο μοντέλο $\bar{\lambda}$ από το οποίο είναι πιο πιθανόν να έχει παραχθεί η ακολουθία παρατηρήσεων.

Στηριζόμενοι στην παραπάνω διαδικασία αν στην συνέχεια κρατήσουμε το μοντέλο $\bar{\lambda}$ και επαναλάβουμε την διαδικασία υπολογισμού των παραμέτρων μπορούμε και πάλι να αυξήσουμε κι άλλο την πιθανότητα της ακολουθίας παρατήρησης να έχει παραχθεί από το νέο μας μοντέλο. Αυτό μπορούμε να το επαναλάβουμε έως ότου φτάσουμε σε ένα οριακό σημείο. Το τελικό αποτέλεσμα από αυτή την μέθοδο επαναυπολογισμού ονομάζεται *εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας* (*maximum likelihood*) του HMM. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο Forward-Backward αλγόριθμος οδηγεί σε τοπικό μέγιστο και ότι στα περισσότερα προβλήματα η επιφάνεια βελτιστοποίησης είναι πολύ πολύπλοκη και με πολλά τοπικά μέγιστα.

Οι τύποι επαναυπολογισμού (3.28-3.30) μπορούν να παραχθούν και από την μεγιστοποίηση της βοηθητικής συνάρτησης του Baum

$$Q(\lambda, \bar{\lambda}) = \sum_Q P(Q|O, \lambda) \log[P(O, Q|\bar{\lambda})] \quad (3.31)$$

ως προς $\bar{\lambda}$. Ακόμη, απέδειξαν ότι η μεγιστοποίηση της $Q(\lambda, \bar{\lambda})$ οδηγεί σε αύξηση της πιθανοφάνειας, δηλαδή

$$\max_{\bar{\lambda}} [Q(\lambda, \bar{\lambda})] \Rightarrow P(O|\bar{\lambda}) \geq P(O|\lambda) \quad (3.31)$$

Τελικά, η συνάρτηση πιθανοφάνειας συγκλίνει σε ένα κρίσιμο σημείο.

Σημείωση σχετικά με την διαδικασία επαναυπολογισμού των παραμέτρων: Οι τύποι επαναυπολογισμού των παραμέτρων μπορούν να εκφραστούν ως εφαρμογή του *EM αλγόριθμου* στον οποίο το βήμα E (Expectation=Προσδοκία) αφορά τον υπολογισμό της βοηθητικής συνάρτησης $Q(\lambda, \bar{\lambda})$ και το βήμα M (Maximization=Μεγιστοποίηση) αφορά την μεγιστοποίηση ως προς $\bar{\lambda}$. Έτσι, τα βήματα επαναυπολογισμού του αλγορίθμου Baum-Welch είναι πανομοιότυπα με αυτά του EM.

Ένα άλλο σημαντικό σημείο που θα πρέπει να τονιστεί είναι ότι οι συνθήκες:

$$\sum_{i=1}^N \bar{\pi}_i = 1 \quad (3.32)$$

$$\sum_{j=1}^N \bar{a}_{ij} = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.33)$$

$$\sum_{k=1}^M \bar{b}_j(k) = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.34)$$

ικανοποιούνται αυτόματα σε κάθε επανάληψη.

Αν μελετήσουμε κι άλλο το πρόβλημα του υπολογισμού των παραμέτρων του HMM με στόχο την βελτιστοποίηση του $P=P(O|\lambda)$, η τεχνική των λαγκρανζιανών πολλαπλασιαστών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό των μεταβλητών $\bar{\pi}_i$, \bar{a}_{ij} , $\bar{b}_j(k)$ που μεγιστοποιούν την πιθανότητα P . Εφαρμόζοντας μία λαγκρανζιανή βελτιστοποίηση με λαγκρανζιανούς πολλαπλασιαστές αποδεικνύεται ότι το P μεγιστοποιείται όταν ισχύουν οι παρακάτω συνθήκες:

$$\pi_i = \frac{\pi_i \frac{\partial P}{\partial \pi_i}}{\sum_{k=1}^N \pi_k \frac{\partial P}{\partial \pi_k}} \quad (3.35)$$

$$a_{ij} = \frac{a_{ij} \frac{\partial P}{\partial a_{ij}}}{\sum_{k=1}^N a_{ik} \frac{\partial P}{\partial a_{ik}}} \quad (3.36)$$

$$b_j(k) = \frac{b_j(k) \frac{\partial P}{\partial b_j(k)}}{\sum_{l=1}^N b_j(l) \frac{\partial P}{\partial b_j(l)}} \quad (3.37)$$

Με κατάλληλο χειρισμό των τύπων (3.35-3.37) μπορεί να προκύψει οι τύποι αυτοί να είναι πανομοιότυποι με τους (3.28-3.30). Έτσι αποδεικνύεται ότι οι τύποι (3.28-3.30) είναι σωστοί στα κρίσιμα σημεία του P (σημεία όπου το P μεγιστοποιείται τοπικά).

Τελικώς, πρέπει να σημειώσουμε ότι επειδή συνολικά το πρόβλημα αυτό είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, κλασσικές τεχνικές κλίσης (classical gradient technics) μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εύρεση των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων του μοντέλου μας κάθε φορά. Τέτοιες τεχνικές έχουν δοκιμαστεί και έχουν οδηγήσει σε αποτελέσματα συγκρίσιμα με αυτά των κλασικών μεθόδων.

Στοιχεία της ενότητας 3.1.2 προέρχονται από το επιστημονικό άρθρο (Rabiner, 1989).

3.1.4 Συνεχείς Πυκνότητες Παρατηρήσεων στα HMMs

Μέχρι στιγμής παραπάνω είχαμε θεωρήσει ότι οι παρατηρήσεις μας είναι διακριτά σύμβολα από ένα πεπερασμένο αλφάβητο και γι' αυτό σε κάθε κατάσταση χρησιμοποιούσαμε διακριτή πυκνότητα πιθανότητας. Σε κάποιες άλλες περιπτώσεις όπως και στην δική μας οι παρατηρήσεις αφορούν συνεχή σήματα ή διανύσματα (το δικό μας πρόβλημα αφορά την περίπτωση των διανυσμάτων). Συνεπώς θα ήταν πολύ ενθαρρυντικό αν χρησιμοποιούσαμε τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα με συνεχείς πυκνότητες πιθανότητας.

Για να χρησιμοποιηθούν συνεχείς πυκνότητες πιθανότητας, θα πρέπει να τεθούν κάποιοι περιορισμοί όσον αφορά την μορφή της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας (probability density function-pdf), ώστε να διαβεβαιώσουμε ότι οι παράμετροι της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας επαναυπολογίζονται με συνεπή τρόπο. Ο πιο γενικός τρόπος παρουσίασης-έκφρασης της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας, για τον οποίο μία μέθοδος επαναυπολογισμού έχει σχηματιστεί (Rabiner, 1989), είναι ένα πεπερασμένο μείγμα της μορφής

$$b_j(\mathbf{O}) = \sum_{m=1}^M c_{jm} N[\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{jm}, \mathbf{U}_{jm}], \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.38)$$

Όπου το \mathbf{O} είναι το διάνυσμα που μοντελοποιείται, το c_{jm} ο συντελεστής στάθμισης του m -οστού μείγματος στην κατάσταση j και N είναι οποιαδήποτε λογαριθμική-κοίλη γραμμή-επιφάνεια ή ελλειπτική συμμετρική πυκνότητα π.χ. Γκαουσιανή, με $\boldsymbol{\mu}_{jm}$ διάνυσμα μέσης τιμής και πίνακα συνδιακύμανσης \mathbf{U}_{jm} του m -οστού συντελεστή του μείγματος στην κατάσταση j . Συνήθως χρησιμοποιείται η Γκαουσιανή πυκνότητα για το N . Έτσι, οι συντελεστές των μειγμάτων c_{jm} ικανοποιούν τις στοχαστικές σχέσεις

$$\sum_{m=1}^M c_{jm} = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.39)$$

$$c_{jm} \geq 0, \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq m \leq M \quad (3.40)$$

ώστε η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας να είναι κατάλληλα κανονικοποιημένη, δηλαδή,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} b_j(x) dx = 1, \quad 1 \leq j \leq N.$$

Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (Σχέση 3.38) μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προσεγγίσει στενά, κάθε πεπερασμένη, συνεχή συνάρτηση πυκνότητας. Γι' αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πληθώρα προβλημάτων.

Οι τύποι που χρησιμοποιούνται για τον επαναυπολογισμό των συντελεστών του μείγματος πυκνότητας, δηλαδή c_{jm} , $\boldsymbol{\mu}_{jm}$, \mathbf{U}_{jm} δίνονται παρακάτω

$$\overline{c_{jk}} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)}{\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^M \gamma_t(j, k)} \quad (3.41)$$

$$\overline{\boldsymbol{\mu}_{jk}} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k) * \mathbf{O}_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)} \quad (3.42)$$

$$\overline{\mathbf{U}_{jk}} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k) \cdot (\mathbf{O}_t - \boldsymbol{\mu}_{jk})(\mathbf{O}_t - \boldsymbol{\mu}_{jk})'}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)} \quad (3.43)$$

όπου $\gamma_t(j, k)$ είναι η πιθανότητα του να είμαστε στην κατάσταση j την χρονική στιγμή t με την k -οστή συνιστώσα του μείγματος να μετράει για το \mathbf{O}_t , δηλαδή

$$\gamma_t(j, k) = \left[\frac{a_t(j)\beta_t(j)}{\sum_{j=1}^N a_t(j)\beta_t(j)} \right] \left[\frac{c_{jk}N[\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{jk}, \mathbf{U}_{jk}]}{\sum_{m=1}^M c_{jm}N[\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{jm}, \mathbf{U}_{jm}]} \right]. \quad (3.44)$$

Ο όρος $\gamma_t(j, k)$ γενικεύεται στον $\gamma_t(j)$ στην περίπτωση που έχουμε μία γκαουσιανή στο μείγμα μας ή διακριτή πυκνότητα. Ο επαναυπολογισμός του a_{ij} είναι ο ίδιος με την περίπτωση της διακριτής πυκνότητας (Σχέση 3.29). Ο τύπος επαναυπολογισμού του c_{jm} είναι η αναλογία μεταξύ του αναμενόμενου αριθμού των φορών που το σύστημά μας είναι στην κατάσταση j χρησιμοποιώντας την k -οστή συνιστώσα του μείγματος, και του αναμενόμενου των φορών που το σύστημά μας είναι στην κατάσταση j . Παρομοίως, ο τύπος επαναυπολογισμού του διανύσματος μέσης τιμής, $\boldsymbol{\mu}_{jm}$, σταθμίζει τον κάθε όρο του αριθμητή του τύπου 3.41 με την παρατήρηση και με αυτό τον τρόπο δίνει την αναμενόμενη τιμή του τμήματος του διανύσματος παρατήρησης υπολογισμένο με την k -οστή συνιστώσα του μείγματος. Μία ανάλογη ερμηνεία μπορεί να δοθεί για τον τύπο επαναυπολογισμού του πίνακα συνδιακύμανσης \mathbf{U}_{jm} .

Στοιχεία της ενότητας 3.1.3 προέρχονται από το επιστημονικό άρθρο (Rabiner, 1989).

3.2 K-means Αλγόριθμος

Αρχικά, θα πρέπει να σημειώσουμε ότι εκτός από τα τρία βασικά προβλήματα που αναφέρθηκαν παραπάνω στο πλαίσιο των HMM, ένα άλλο στοιχείο πρωταρχικής σημασίας είναι η μέθοδος αρχικοποίησης των μοντέλων μας. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας χρησιμοποιήσαμε τον *K-means αλγόριθμο* για την ομαδοποίηση των διανυσμάτων παρατήρησης. Η μέθοδος με την οποία αρχικοποιήθηκαν τα μοντέλα μας θα παρουσιαστεί αναλυτικά στο κεφάλαιο 4.

Η μέθοδος του *kmeans* χρησιμοποιείται ευρέως στον τομέα της στατιστικής. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση-ομαδοποίηση n παρατηρήσεων σε k ομάδες, όπου κάθε παρατήρηση ανήκει στην ομάδα με το πλησιέστερο σε αυτό κέντρο. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο *K-means αλγόριθμος* συχνά χρησιμοποιείται για την αρχικοποίηση των τιμών των μειγμάτων των γκαουσιανών που χρησιμοποιούνται πριν εφαρμοστεί ο *Baum-Welch αλγόριθμος*, όπως συμβαίνει και στην περίπτωση μας.

Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα σύνολο δεδομένων $\{x_1, \dots, x_N\}$ που αποτελείται από N παρατηρήσεις μίας τυχαίας D -διαστάσεων Ευκλείδειας μεταβλητής x . Σκοπός μας είναι να τμήσουμε το σύνολο δεδομένων σε K ομάδες, όπου θεωρούμε το K δεδομένο. Αυτές τις ομάδες δεδομένων μπορούμε να τις θεωρήσουμε ως ένα γκρουπ από δεδομένα σημεία, των οποίων οι μεταξύ τους αποστάσεις μέσα στην ομάδα είναι μικρότερες σε σχέση με τις αποστάσεις τους από σημεία που ανήκουν σε άλλες ομάδες. Μπορούμε επίσης να θεωρήσουμε ένα σύνολο από D -διάστατα διανύσματα μ_k , όπου

$k=1, \dots, K$ και το μ_k αφορά την k -οστή ομάδα. Το διάνυσμα μ_k αποτελεί το κέντρο της ομάδας αυτής. Στόχος μας είναι να υπολογίσουμε τα διανύσματα μ_k , έτσι ώστε το

άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε σημείου από το κοντινότερό του κέντρο να είναι το ελάχιστο.

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να ορίσουμε τον τρόπο με τον οποίο θα κατατάσσεται κάθε σημείο στην ανάλογη ομάδα. Για κάθε σημείο x_n , εισάγουμε μία δυαδική μεταβλητή $r_{nk} \in \{0, 1\}$, όπου $k=1, \dots, K$ περιγράφοντας σε ποιά από τις K ομάδες ανήκει το σημείο x_n . Έτσι αν το σημείο x_n ανήκει στην ομάδα k τότε ισχύει $r_{nk}=1$ και $r_{nj}=0$ για $j \neq k$. Το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε σημείου από το κοντινότερό του κέντρο μ_k δίνεται από τον παρακάτω τύπο

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K r_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2, \quad (3.45)$$

Ας δούμε τώρα πώς προσδιορίζουμε την τιμή του r_{nk} . Αυτό που προσπαθούμε να επιτύχουμε είναι να ελαχιστοποιήσουμε την τιμή του J . Η συνάρτηση αυτή είναι μία γραμμική συνάρτηση του r_{nk} . Για κάθε ομάδα k μπορούμε να επιλέξουμε την τιμή του r_{nk} , έτσι ώστε να παίρνουμε τη ελάχιστη τιμή για το $\|x_n - \mu_k\|^2$. Πολύ απλά, ταξινομούμε το σημείο x_n στην ομάδα με το κοντινότερο κέντρο. Έτσι,

$$r_{nk} = \begin{cases} 1 & \text{αν } k = \arg \min_j \|x_n - \mu_k\|^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.46)$$

Για να πάρουμε την καλύτερη δυνατή τιμή για το κέντρο μ_k , δεδομένου ότι η J είναι τετραγωνικής μορφής ως προς μ_k , θα πρέπει:

$$J'(\mu_k) = 0 \Rightarrow 2 \sum_{n=1}^N r_{nk} (x_n - \mu_k) = 0 \Rightarrow \mu_k = \frac{\sum_n r_{nk} x_n}{\sum_n r_{nk}}, \quad (3.47)$$

Θέλουμε να υπολογίσουμε τις τιμές των r_{nk} και μ_k , ώστε να ελαχιστοποιήσουμε την τιμή του J .

➤ Κριτήριο: $Min(J)$

Προκύπτει ότι για να έχουμε το καταλληλότερο αποτέλεσμα θα πρέπει να εφαρμόσουμε δύο κανόνες κατά τον υπολογισμό μας. Έτσι, για να γίνει η ιδανική κατάτμηση του N -διαστάτου χώρου σε K ομάδες, $1 \leq i \leq K$ και σε κάθε ομάδα να αντιστοιχηθεί σε ένα διάνυσμα μ_k ως κέντρο, θα πρέπει:

Κανόνας 1: Κάθε σημείο να κατατάσσεται στην ομάδα της οποίας το κέντρο απέχει την μικρότερη απόσταση απ'ότι με τα υπόλοιπα κέντρα των άλλων ομάδων. $d(x_n, \mu_i) \leq d(x_n, \mu_j) \quad \forall i \neq j, 1 \leq j \leq K, 1 \leq i \leq K$

Κανόνας 2: Κατά δεύτερον κάθε διάνυσμα μ_k να ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων των σημείων που ανήκουν στην ίδια ομάδα k με αυτό το κέντρο.

Τα παραπάνω μπορούν να επιτευχθούν με την παρακάτω μεθοδολογία:

Βήμα 1. Αρχικοποίηση:

Θέτουμε $m=0$. Επιλέγουμε κάποια αρχικά διανύσματα $\mu_k(0)$, $1 \leq i \leq K$.

Βήμα 2. Ταξινόμηση.

Ταξινομούμε κάθε σημείο δεδομένων $x_n, 1 \leq n \leq N$ στις K ομάδες με βάση τον κανόνα 1.

$$x_n \in \text{ομάδα } k \Leftrightarrow d(x_n, \mu_i) \leq d(x_n, \mu_j) \quad \forall i \neq j, 1 \leq j \leq K, 1 \leq i \leq K$$

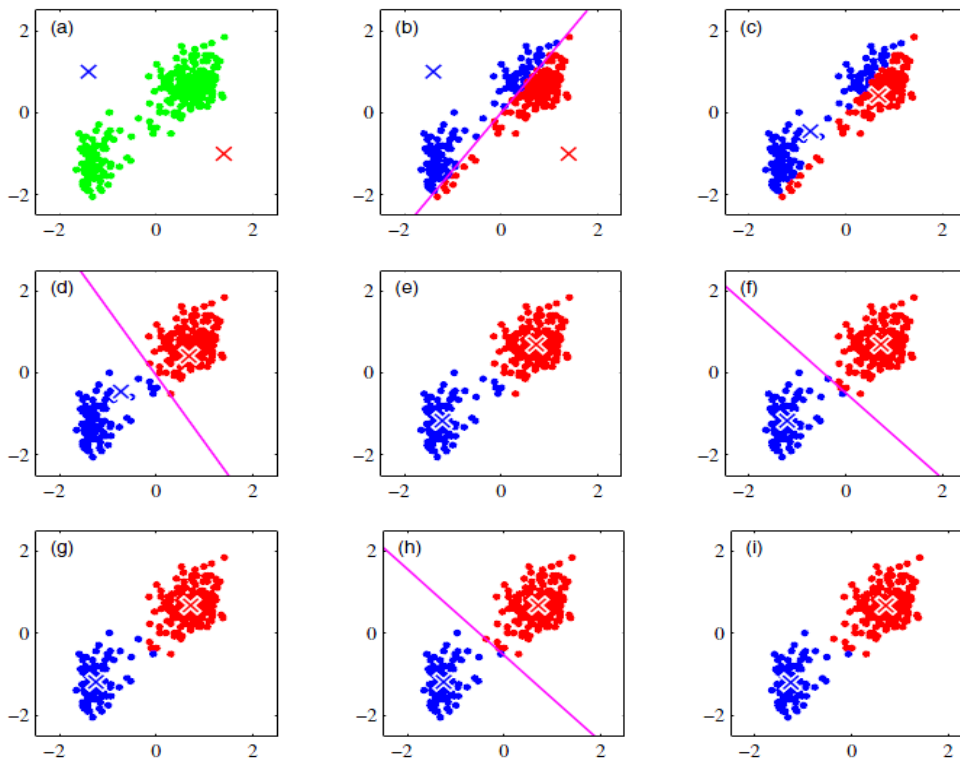
Βήμα 3. Ανανέωση διανυσμάτων κέντρων μ_k .

$$m \leftarrow m + 1,$$

$$\mu_k = \frac{1}{M_k} \sum_{x_n \in \text{ομάδα } k} x_n, \quad (3.48)$$

Βήμα 4. Κριτήριο τερματισμού.

Εάν $J(m) - J(m-1) \leq \varepsilon$, όπου ε ένα όριο (threshold), τότε να τερματιστεί ο αλγόριθμος διαφορετικά να μεταβεί στο βήμα 2.



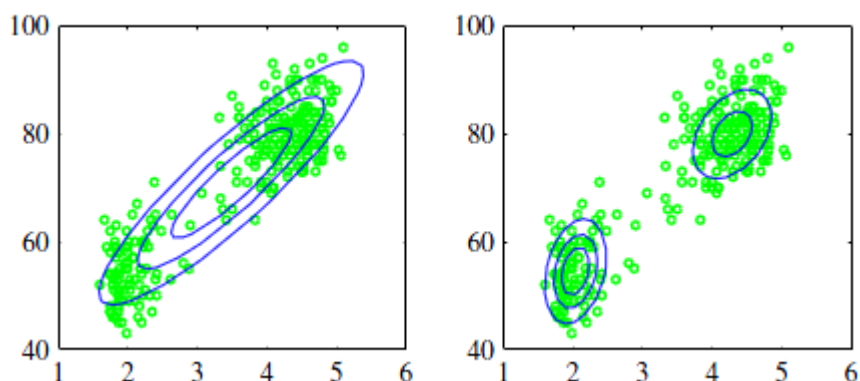
Εικόνα 23: Η δράση του *Kmeans* αλγορίθμου για την ταξινόμηση ενός συνόλου δεδομένων. (α) Τα σημεία με πράσινο χρώμα αποτελούν το σύνολο δεδομένων μας 2 διαστάσεων στον ευκλείδειο χώρο. Οι αρχικές επιλογές για τις τιμές των κέντρων μ_1, μ_2 φαίνονται με τον κόκκινο και μπλε κέρσσορα, αντίστοιχα. (β) Στο αρχικό βήμα E, κάθε δεδομένο ταξινομείται είτε στην κόκκινη ομάδα είτε στην μπλε, ανάλογα με το ποιο κέντρο ομάδας βρίσκεται πιο κοντά. Αυτό είναι ισοδύναμο με την ταξινόμηση των σημείων ανάλογα με το ποια πλευρά της γραμμής διαχωρισμού βρίσκονται. (γ) Στο επόμενο στάδιο M, κάθε κέντρο cluster υπολογίζεται εκ νέου ώστε να είναι το κέντρο των σημείων που

ανήκουν στην αντίστοιχη νέα ομάδα. (d) - (i) παρουσιάζουν διαδοχικά βήματα E και M έως την τελική σύγκλιση του αλγορίθμου (Bishop, 2006).

Στοιχεία της υποενότητας αυτής αντλήθηκαν από τις διαφάνειες του μαθήματος «Αναγνώριση Προτύπων με έμφαση στην Αναγνώριση Φωνής» της Σχολής ΗΜΜΥ του ΕΜΠ που διδάσκει ο καθ. κ. Πέτρος Μαραγκός.

3.3 Μοντέλα Μίγματος Γκαουσιανών

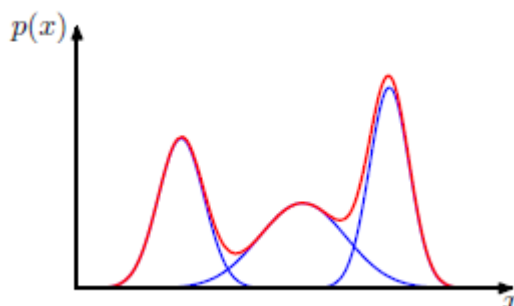
Ενώ η Γκαουσιανή κατανομή έχει κάποιες σημαντικές αναλυτικές ιδιότητες, πάσχει από σοβαρούς περιορισμούς σε ό,τι αφορά την μοντελοποίηση πραγματικών συνόλων δεδομένων. Ας δούμε το παράδειγμα στην Εικόνα 24. Το σύνολο δεδομένων στην Εικόνα 24 είναι γνωστό ως «Old Faithful», και αποτελείται από 272 μετρήσεις της έκρηξης του Old Faithful πίδακα ζεστού νερού στο Εθνικό Πάρκο Yellowstone στις ΗΠΑ. Κάθε μέτρηση περιλαμβάνει την διάρκεια της έκρηξης σε λεπτά (οριζόντιος άξονας) και το χρόνο σε λεπτά για την επόμενη έκρηξη (κάθετος άξονας). Βλέπουμε ότι το σύνολο των δεδομένων σχηματίζει δύο κυρίαρχες μάζες, και μία Γκαουσιανή κατανομή αδυνατεί να συλλάβει αυτή τη δομή, ενώ μια γραμμική υπέρθεση δύο Γκαουσιανών δίνει ένα καλύτερο χαρακτηρισμό του συνόλου των δεδομένων.



Εικόνα 24: Οι γραφικές παραστάσεις του συνόλου δεδομένων «old faithful», στις οποίες οι μπλε καμπύλες δείχνουν περιοχές με σταθερή πυκνότητα πιθανότητας. Στα αριστερά έχει χρησιμοποιηθεί μία μοναδική Γκαουσιανή κατανομή, η οποία έχει προσαρμοστεί στα δεδομένα χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Μέγιστης Πιθανοφάνειας (*Maximum Likelihood*). Επισημαίνεται ότι αυτή μόνο αδυνατεί να εντοπίσει τη κατανομή των δύο μαζών των δεδομένων και μάλιστα τοποθετεί την περισσότερη μάζα της πιθανότητας στην κεντρική περιοχή μεταξύ των δύο μαζών των δεδομένων, όπου τα δεδομένα είναι αραιά. Στα δεξιά η διανομή δίνεται από ένα γραμμικό συνδυασμό δύο Γκαουσιανών, οι οποίες έχουν προσαρμοστεί στα δεδομένα μας με την βοήθεια του αλγορίθμου Μέγιστης Πιθανοφάνειας. Αυτή την φορά λαμβάνουμε μία καλύτερη εκπροσώπηση των δεδομένων μας (Bishop, 2006).

Οι εν λόγω υπερθέσεις, οι οποίες σχηματίστηκαν από γραμμικούς συνδυασμούς των περισσότερο βασικών κατανομών, που είναι οι Γκαουσιανές, μπορούν να

διατυπωθούν ως πιθανοτικά μοντέλα γνωστά ως κατανομές μείγματος (Bishop, 2006). Στην Εικόνα 25 βλέπουμε ότι ένας γραμμικός συνδυασμός των Γκαουσιανών μπορεί να οδηγήσει σε πολύπλοκες πυκνότητες. Με τη χρήση ενός επαρκούς αριθμού Γκαουσιανών, και με την προσαρμογή των μέσων τιμών τους, των συνδιακυμάνσεων τους καθώς και των συντελεστών του γραμμικού συνδυασμού, σχεδόν κάθε συνεχής πυκνότητα μπορεί να προσεγγιστεί με μεγάλη ακρίβεια.



Εικόνα 25: Παράδειγμα με ένα μείγμα Γκαουσιανών κατανομών σε μία διάσταση δείχνοντας 3 Γκαουσιανές (η κάθε μία είναι κλιμακωμένη από ένα συντελεστή) σε χρώμα μπλε και το άθροισμα αυτών σε κόκκινο (Bishop, 2006).

Γι' αυτό θεωρούμε μία υπέρθεση από K Γκαουσιανές πυκνότητες της μορφής

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (3.49),$$

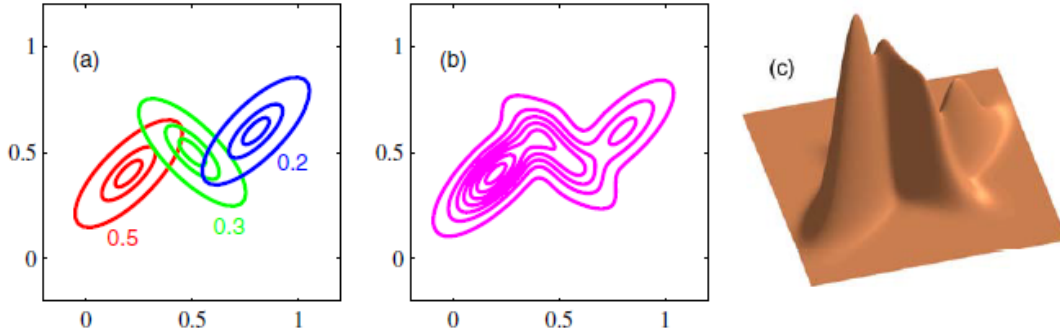
η οποία ονομάζεται *μείγμα Γκαουσιανών κατανομών*. Κάθε Γκαουσιανή πυκνότητα $N(x|\mu_k, \Sigma_k)$ ονομάζεται *συνιστώσα του μείγματος* και διαθέτει την δική της μέση τιμή μ_k και συνδιακύμανση Σ_k . Ορισμένες γραφικές παραστάσεις για το περίγραμμα (contour) και την επιφάνεια ενός μείγματος Γκαουσιανών με 3 συνιστώσες φαίνονται στην Εικόνα 26.

Στην ενότητα αυτή εξετάζονται συστατικά Γκαουσιανών κατανομών προκειμένου να τεκμηριωθεί το πλαίσιο των μοντέλων μείγματος. Γενικότερα, τα μοντέλα μείγματος μπορούν να αποτελούνται από γραμμικούς συνδυασμούς και άλλων κατανομών. Για παράδειγμα, μείγματα με κατανομές Bernoulli χρησιμοποιούνται στην περίπτωση διακριτών μεταβλητών.

Οι παράμετροι π_k στον τύπο (3.49) ονομάζονται *συντελεστές του μείγματος*. Αν ολοκληρώσουμε και τις δύο πλευρές της σχέσης (3.49) ως προς x , και λάβουμε υπόψη μας ότι το $p(x)$ και οι ανεξάρτητες συνιστώσες του μείγματος (Γκαουσιανές κατανομές) έχουν κανονικοποιηθεί, παίρνουμε

$$\sum_{k=1}^K \pi_k = 1. \quad (3.50)$$

Επίσης, η απαίτηση $p(x) \geq 0$ μαζί με την $N(x|\mu_k, \Sigma_k) \geq 0$ συνεπάγονται ότι $\pi_k \geq 0$ για όλα τα k . Συνδυάζοντας αυτά με την σχέση (3.49), παίρνουμε ότι:

$$0 \leq \pi_k \leq 1. \quad (3.51)$$


Εικόνα 26: Παρουσίαση ενός μείγματος από 3 Γκαουσιανές σε χώρο δύο διαστάσεων. (a) Περιγράμματα με σταθερή πυκνότητα για κάθε συνιστώσα του μείγματος, στο οποίο οι 3 συνιστώσες εμφανίζονται με κόκκινο, μπλε και πράσινο χρώμα και οι τιμές των συντελεστών του μείγματος εμφανίζονται κάτω από αυτές. (b) Περιγράμματα της οριακής (marginal) πυκνότητας πιθανότητας $p(x)$ της κατανομής του μείγματος. (c) Η γραφική παράσταση της επιφάνειας της κατανομής της $p(x)$ (Bishop, 2006).

Παρατηρούμε ότι οι συντελεστές του μείγματος ικανοποιούν τις απαιτήσεις για να αποτελούν πιθανότητες.

Σύμφωνα με τους κανόνες του αθροίσματος και του γινομένου η οριακή πυκνότητα δίνεται από τον τύπο

$$p(x) = \sum_{k=1}^K p(k)p(x|k) \quad (3.52)$$

η οποία είναι ισοδύναμη με την σχέση (3.49) στην οποία μπορούμε να ορίσουμε το $\pi_k = p(k)$ ως την πρότερη πιθανότητα του να πάρουμε την k -οστή συνιστώσα, και την πυκνότητα $N(x|\mu_k, \Sigma_k) = p(x|k)$ ως την πιθανότητα του x ως προς k . Επίσης, ένα σημαντικό ρόλο διαδραματίζουν οι πρότερες πιθανότητες $P(k|x)$, οι οποίες είναι επίσης γνωστές ως *συντελεστές βαρύτητας (responsibilities)*. Από το θεώρημα του Bayes αυτές δίνονται από τον τύπο

$$\gamma_k(x) \equiv p(k|x) = \frac{p(k)p(x|k)}{\sum_l p(k)p(x|k)} = \frac{\pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k)}{\sum_l \pi_l N(x|\mu_l, \Sigma_l)}. \quad (3.53)$$

Η μορφή του μείγματος των Γκαουσιανών κατανομών διέπεται από τις παραμέτρους π, μ και Σ , όπου $\pi \equiv \{\pi_1, \dots, \pi_K\}$, $\mu \equiv \{\mu_1, \dots, \mu_K\}$, και $\Sigma \equiv \{\Sigma_1, \dots, \Sigma_K\}$. Ένας τρόπος για τον υπολογισμό των τιμών αυτών των παραμέτρων είναι να χρησιμοποιήσουμε την τεχνική *Μέγιστης Πιθανοφάνειας*

(*Maximum Likelihood*). Από τον τύπο (3.49) ο λογάριθμος της συνάρτησης δίνεται από την σχέση:

$$\ln p(X|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k N(x_n | \mu_k, \Sigma_k) \right\} \quad (3.54)$$

όπου $X \equiv \{x_1, \dots, x_K\}$. Αμέσως, βλέπουμε ότι η κατάσταση είναι πλέον πολύ πιο πολύπλοκη από ότι στην περίπτωση με μια μόνο Γκαουσιανή, λόγω της παρουσίας της άθροισης ως προς k στο εσωτερικό του λογαρίθμου. Ως αποτέλεσμα, η λύση της *Μέγιστης Πιθανοφάνειας* για τις παραμέτρους να μην δίνει πλέον μία αναλυτική λύση κλειστής μορφής. Μία προσέγγιση για τη μεγιστοποίηση της πιθανοφάνειας είναι να χρησιμοποιήσουμε επαναληπτικές αριθμητικές τεχνικές βελτιστοποίησης. Εναλλακτικά, θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε έναν ισχυρό αλγόριθμο που ονομάζεται *Expectation Maximization*, για τον οποίο θα πρέπει να οριστεί μία καινούργια διακριτή μεταβλητή με βάση την οποία θα εκφραστούν οι παραπάνω τύποι.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΔΕΞΙΟΤΗΤΩΝ ΠΑΡΑΚΕΝΤΗΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΘΕΩΡΗΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Υποενότητες:

- 4.1 Εισαγωγή στη χειρουργική μέθοδο της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας(paracentesis of subclavian vein)
- 4.2 Δημιουργία θεωρητικών αποτελεσμάτων παρόμοιων αυτών του προσομοιωτή
- 4.3 Μοντελοποίηση με κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα
- 4.4 Αυτόματη αναγνώριση των χειρουργικών δεξιοτήτων
- 4.5 Παρουσίαση αποτελεσμάτων των βασικότερων δοκιμών με το Hmm
- 4.6 Συμπεράσματα

4.1 Εισαγωγή στη χειρουργική μέθοδο της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας(paracentesis of subclavian vein)

Η χειρουργική μέθοδος της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας είναι ευρέως γνωστή λόγω της σημερινής της χρησιμότητας σε αρκετές περιπτώσεις, που απαιτείται η προσέγγιση κεντρικής φλέβας του ανθρώπινου σώματος (για παράδειγμα για την χορήγηση ορού). Ιστορικά θα πρέπει να αναφέρουμε ότι το 1952 ο ανατόμος Robert Aubaniac εισήγαγε την μέθοδο αυτή στον κλάδο της χειρουργικής και την οποία πρώτη φορά χρησιμοποίησε ο Stanley Sheldon. Το 1969 ο Elder με τους συνεργάτες του παρουσίασε τον καθετηριασμό της υποκλειδίου φλέβας, χρησιμοποιώντας την προσέγγιση κάτωθεν την κλείδας (Erden, Kvanicka, & Bastecky, 1969).

Παρακάτω παρουσιάζονται ενδεικτικά κάποιες πρώτες ενδείξεις τοποθέτησης υποκλειδίου καθετήρα:

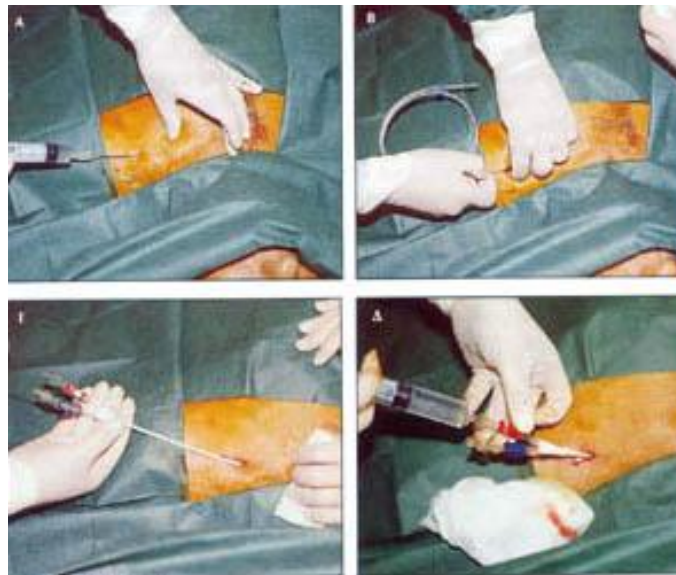
1. Ασθενείς σε τελικό στάδιο χρόνιας νεφρικής ανεπάρκειας που δεν ήταν γνωστή προηγουμένως
2. Αιφνίδια θρόμβωση Α-Φ επικοινωνίας
3. Επείγουσα μεταφορά από περιτοναϊκή κάθαρση σε αιμοκάθαρση
4. Οξεία μη αναστρέψιμη νεφρική ανεπάρκεια
5. Σε περιπτώσεις πλήρους αδυναμίας δημιουργίας άλλης επικοινωνίας
6. Για συνεχή υπερδιήθηση με διπλό αυλό

7. Πλασμαφαίρεση για διάφορα νοσήματα

Επιπλοκές υποκλειδίου καθετήρα:

1. Λοίμωξη στο σημείο εξόδου- Σηψαιμία
2. Τραυματισμοί όπως πνευμοθώρακα, τρώση υποκλειδίου αρτηρίας- φλέβας, τρώση άνω κοίλης φλέβας, αιμοθώρακας
3. Αιφνίδια απομάκρυνση εμβολής αέρος, απώλεια αίματος
4. Θρόμβωση υποκλειδίου φλέβας, προσκόλληση θρόμβου στον καθετήρα

Οι επιπλοκές από τραυματισμό αποφεύγονται όταν η τοποθέτηση του καθετήρα γίνεται από έμπειρο γιατρό. Ο αιμοθώρακας είναι μια επιπλοκή που θέτει σε άμεσο κίνδυνο τη ζωή του αρρώστου. Απαραίτητη είναι η απλή ακτινογραφία θώρακος μετά από κάθε τοποθέτηση υποκλειδίου καθετήρα. Η θρόμβωση της υποκλειδίου φλέβας είναι σπάνια, αντιμετωπίζεται δε με απομάκρυνση του καθετήρα και χορήγηση αντιπηκτικών όταν διαπιστωθεί έγκαιρα. Σε γενικές γραμμές πρόκειται για μια ασφαλή επέμβαση, ανώδυνη και με πολύ μικρή πιθανότητα επιπλοκής. Ωστόσο, πάντοτε υπάρχει κίνδυνος πρόκλησης αιμό-πνευμοθώρακα κατά την παρακέντηση της υποκλειδίου φλέβας, τοπικής αιμορραγίας ή αιματώματος στην περιοχή της τομής, ενώ σπανιότερα είναι αδύνατη η τοποθέτηση του συστήματος, λόγω ανατομικών παραλλαγών, ιδιαίτερα όταν έχουν προηγηθεί άλλες παρακεντήσεις της φλέβας στο παρελθόν, επεμβάσεις στην περιοχή παρακέντησης ή τοπική ακτινοβολία.



Εικόνα 27: (Α) Είσοδος της βελόνας για την προσέγγιση της υποκλειδίου φλέβας. (Β) Είσοδος του καθετήρα. (Γ) Τοποθέτηση 'μόνιμης' αναμονής. (Δ) Χορήγηση φαρμάκου.

Σύμφωνα με βιβλία της χειρουργικής, υπάρχουν πολλές μέθοδοι με τις οποίες μπορεί ένας χειρουργός να πραγματοποιήσει την επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας, εκ των οποίων η κάθε μία ξεχωριστά χαρακτηρίζεται από πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Βέβαια, στο πλαίσιο της εργασίας αυτής υιοθετήθηκε μία από αυτές, η οποία συναντάται πιο συχνά απ' ότι οι υπόλοιπες. Τα χαρακτηριστικά αυτής της μεθόδου αξιοποιήθηκαν με τον ίδιο ακριβώς τρόπο σε όλη

την έκταση της εργασίας χωρίς καμία αλλοίωση. Η μέθοδος αυτή θα παρουσιαστεί παρακάτω.

Από τα παραπάνω αντιλαμβανόμαστε τους λόγους για τους οποίους επιλέχθηκε και αποφασίστηκε να δουλέψουμε πάνω στη συγκεκριμένη χειρουργική μέθοδο. Η ολοκλήρωση και η βέλτιστη απόδοση του προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας της παρακέντησης υποκλειδίου φλέβας έχει στόχο την καλύτερη δυνατή εκπαίδευση των χειρουργών ιατρών, καθώς και την ακριβή αξιολόγηση των δεξιοτήτων τους, ώστε η επέμβαση να είναι ανώδυνη και να ελαχιστοποιούνται οι επιπλοκές αυτής. Σε αρκετές περιπτώσεις είναι επιβεβλημένη η συμβολή της τεχνικής γνώσης και της τεχνολογίας για την βελτίωση των συνθηκών ζωής του ανθρώπου και την αντιμετώπιση ασθενειών που τον ταλαιπωρούν.

Στοιχεία της ενότητας 4.1 αντλήθηκαν από την πηγή ("Μεταμοσχεύσεις"-Υπό την Αιγίδα της Ελληνικής Εταιρίας Μεταμοσχεύσεων).

4.2 Δημιουργία θεωρητικών αποτελεσμάτων παρόμοιων αυτών του προσομοιωτή.

Πριν την πραγματοποίηση των πειραματικών μας μετρήσεων και την επεξεργασία αυτών, απαραίτητο ήταν να δημιουργήσουμε θεωρητικά αποτελέσματα, τα οποία είναι παρόμοια με αυτά που μας δίνει ο προσομοιωτής μας για την συγκεκριμένη χειρουργική μέθοδο και έπειτα να τα δοκιμάσουμε με τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα, που θα έχουμε σχεδιάσει για το σκοπό της συγκεκριμένης εργασίας, και από τα αποτελέσματα που θα πάρουμε θα μελετήσουμε την συμπεριφορά τους και θα εξάγουμε συμπεράσματα σχετικά με τα αναμενόμενα αποτελέσματα από τα αντίστοιχα πειραματικά. Στο πλαίσιο της εργασίας αυτής τμήσαμε την τροχιά της βελόνας της σύριγγας σε φάσεις κατά την διάρκεια της επέμβασης. Η κατάτμηση αυτή (παρουσιάζεται παρακάτω στην ενότητα αυτή) έγινε με βασικό κριτήριο την διευκόλυνση της δημιουργίας των θεωρητικών αποτελεσμάτων, και της μετέπειτα αξιολόγησης της επίδοσης του συστήματος ως προς την μοντελοποίηση και αυτόματη αναγνώριση.

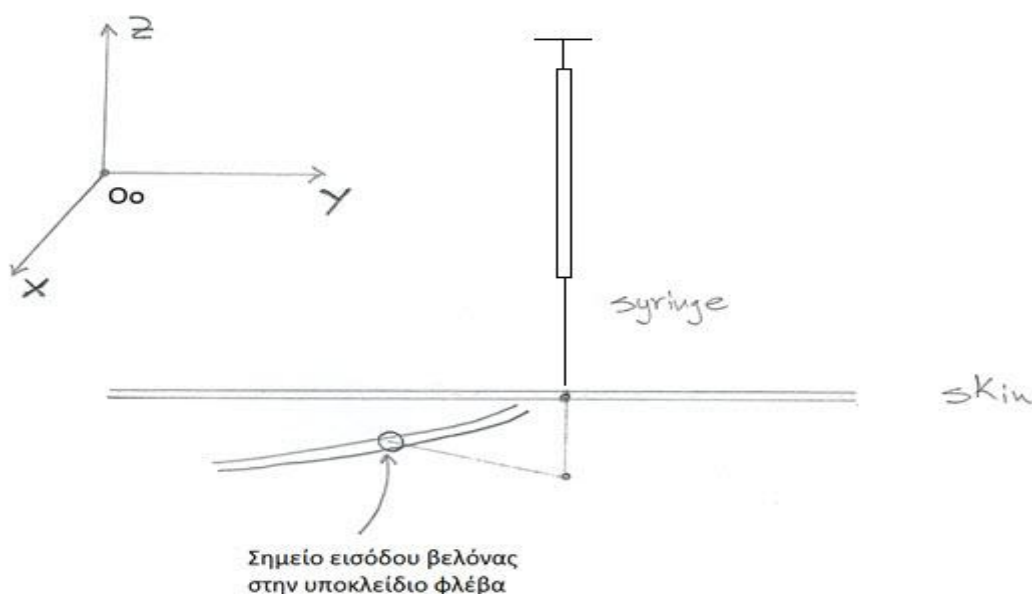
Για την δημιουργία των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήσαμε το περιβάλλον του MATLAB. Το MATLAB είναι ένα τεχνικό λογισμικό, το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως σήμερα σε πολλούς τομείς τεχνικών επαγγελμάτων, εξαιτίας της μεγάλης ταχύτητας του στην πραγματοποίηση μαθηματικών υπολογισμών. Στο περιβάλλον του MATLAB χρησιμοποιούμε εντολές σε γλώσσα προγραμματισμού που αποτελείται από αρκετά στοιχεία δανεισμένα από άλλες γνωστές γλώσσες προγραμματισμού, που είναι διαδεδομένες ευρέως, και γενικά είναι αρκετά φιλική προς τον χρήστη.

Στο πλαίσιο της εργασίας αυτής, αποφασίσαμε να τμήσουμε την τροχιά της βελόνας από την στιγμή που εισέρχεται στο σώμα του ασθενή έως την προσέγγιση της υποκλειδίου φλέβας σε τρεις κύριες φάσεις. Σε αυτό το σημείο, θα πρέπει να σημειώσουμε ότι πριν δημιουργήσουμε τα θεωρητικά μας αποτελέσματα για να είναι αποτελεσματικός ο κώδικας του MATLAB θα έπρεπε να απλοποιήσουμε κατά μία έννοια την περιγραφή της μεθόδου της παρακέντησης, όπως αυτή παρουσιάζεται στην χειρουργική βιβλιογραφία. Ουσιαστικά, κατά την διάρκεια της πρώτης φάσης, η βελόνα εισέρχεται στο σώμα του ασθενή σε βάθος περίπου 1 cm (το ακριβές βάθος έγκειται στην κρίση του ιατρού), ενώ το σημείο εισόδου αντιστοιχεί στο ύψος που

αντιστοιχεί στα δύο τρίτα της βελόνας. Έπειτα, κατά την διάρκεια της δεύτερης φάσης, κάνει μία στροφή περίπου 100 μοιρών, έτσι ώστε ενώ προηγουμένως ήταν στην κατακόρυφη θέση τώρα να αλλάξει ο προσανατολισμός της βελόνας και το άκρο της να κατευθυνθεί κάτω από την κλείδα. Συνεπώς, σε γενικές γραμμές κατά την διάρκεια της δεύτερης φάσης το τελικό σημείο της βελόνας δεν αλλάζει θέση, αλλά έχουμε μεταβολή μόνο του προσανατολισμού της μέχρις ότου λάβει την επιθυμητή κατεύθυνση. Στη συνέχεια, την δεύτερη φάση υποδέχεται η τρίτη φάση κατά την οποία η βελόνα κινείται κάτω από την κλείδα και χωρίς να έχουμε σημαντική αλλαγή στον προσανατολισμό της κινείται προς την υποκλείδιο φλέβα μέχρι να γίνει η διάτρηση αυτής και να έχουμε οπτικό αποτέλεσμα στην σύριγγα, στην οποία θα εισέλθει αίμα από την υποκλείδιο φλέβα.

Συνοπτικά:

- ✓ Η πρώτη φάση ξεκινά από την στιγμή που η βελόνα διαπερνά το δέρμα του ασθενή και τελειώνει όταν αυτή έχει εισέρθει σε βάθος 1cm. Κατά την διάρκειά της, η βελόνα κινείται με τον ίδιο περίπου προσανατολισμό.
- ✓ Η δεύτερη φάση ακολουθεί την πρώτη και έχουμε αλλαγή του προσανατολισμού της βελόνας και όχι της θέσης του τελικού σημείου της (στροφή περίπου 100 μοιρών), μέχρις ότου λάβει την επιθυμητή κατεύθυνση για να κινηθεί μετέπειτα κάτω από την κλείδα.
- ✓ Η τρίτη φάση υποδέχεται την δεύτερη και κατά την διάρκειά της η βελόνα διατηρεί τον προσανατολισμό της και κινείται κάτω από την κλείδα, ώστε να προσεγγίσει την υποκλείδιο φλέβα.



Εικόνα 28: Συνοπτικό σχέδιο της τροχιάς της βελόνας

Πρώτη Φάση

Αρχικά, θα αναφέρουμε τον τρόπο με τον οποίο δημιουργήσαμε τα θεωρητικά αποτελέσματα παρόμοια με αυτά που θα πάρουμε από τον προσομοιωτή για την πρώτη φάση της χειρουργικής μεθόδου. Χρησιμοποιήσαμε κάποιες κύριες μεταβλητές πάνω στις οποίες βασιστήκαμε για να προσομοιώσουμε την κίνηση του τελικού σημείου δράσης της βελόνας. Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να αναφέρουμε

ότι σε όλη αυτήν την προσπάθεια η προσοχή μας ήταν επικεντρωμένη στην θέση του τελικού σημείου της βελόνας και στον προσανατολισμό αυτής. Όλες οι τιμές των μεταβλητών μας είναι εκφρασμένες στο αρχικό σύστημα των αξόνων μας Oo . Το αρχικό σύστημα των αξόνων έχει ως εξής: ο άξονας των z είναι παράλληλος με τη βελόνα όταν αυτή μόλις που εισέρχεται στο δέρμα του ασθενή, ενώ οι άξονες x, y κάθετοι σε αυτόν. Παρακάτω θα γίνει πιο αναλυτική περιγραφή τους στον χώρο. Η αρχική θέση του τελικού σημείου της βελόνας επιλέξαμε να είναι το σημείο $px=5$, $py=5$ και $pz=3$. Για την στιγμή $t=0$ ο πίνακας περιστροφής (rotation matrix) έχει ως εξής:

$$R = [n \quad o \quad a] = \begin{bmatrix} nx & ox & ax \\ ny & oy & ay \\ nz & oz & az \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

Την στιγμή $t=0$ η βελόνα είναι έτοιμη να έρθει σε επαφή με το δέρμα του ασθενή. Έχουμε επιλέξει η διάρκεια της πρώτης φάσης να είναι 4 sec. Αυτό σημαίνει ότι η βελόνα θα πρέπει να έχει συγκεκριμένη ταχύτητα ως προς τον άξονα των z , ώστε σε 4 sec να έχει μόλις εισέρθει σε βάθος 1 cm. Η ταχύτητα του τελικού σημείου δράσης κατά τον άξονα τον z θα έχει αρνητικό πρόσημο, διότι η βελόνα θέλουμε να κινηθεί παράλληλα στον άξονα του z και αφού εισέρθει σε βάθος 1cm για $t=4$ sec θα έχουμε $pz=2$.

$$vz(1) = \frac{1cm}{4sec} = 0,25 \text{ cm/sec}$$

Γκαουσιανός Θόρυβος

Κάθε φορά που ένας χειρουργός ιατρός χειρίζεται τον προσομοιωτή και ολοκληρώνει μία εικονική επέμβαση παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας, ο προσομοιωτής ως αποτέλεσμα δίνει έναν πίνακα, που στις γραμμές του περιλαμβάνει τις μεταβλητές που μας ενδιαφέρουν και χαρακτηρίζουν την κίνηση της βελόνας και στις στήλες του τις τιμές αυτών για κάθε χρονική στιγμή t κατά της διάρκεια της εκτέλεσης. Οπότε, για κάθε εικονική επέμβαση από κάθε χειρουργό ιατρό θα παίρνουμε έναν πίνακα με διαφορετικές τιμές των μεταβλητών που έχουμε επιλέξει. Έτσι, με κάποιο τρόπο θα έπρεπε εμείς να λύσουμε αυτό το πρόβλημα της ποικιλίας των τιμών των μεταβλητών για κάθε ξεχωριστό πίνακα που θα δημιουργούσαμε για τα θεωρητικά αποτελέσματα. Επιλέξαμε σε κάθε τιμή των μεταβλητών, που επιθυμούμε να συμπεριλάβουμε στους πίνακες, να προσθέτουμε έναν Γκαουσιανό θόρυβο, την τυπική απόκλιση του οποίου καθορίσαμε εμείς με γνώμονα το ποσοστό θορύβου που θέλαμε να έχει η τιμή της εκάστοτε μεταβλητής ανάλογα με το είδος και τον τύπο της. Επειδή, ο θόρυβος αυτός για κάθε φάση αλλά και για κάθε χρονική στιγμή t επιλέγεται να έχει διαφορετική τιμή, με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνουμε με κάθε εκτέλεση του κώδικα, που είναι υπεύθυνος για την δημιουργία των θεωρητικών αποτελεσμάτων, να παίρνουμε και έναν διαφορετικό πίνακα, ο οποίος αντιστοιχεί θεωρητικά σε μία διαφορετική εκτέλεση ενός χειρουργού ιατρού.

Ο θόρυβος που κάθε φορά επιλέγεται να προστεθεί στην τιμή μιας μεταβλητής λαμβάνει την τιμή του από μία κατανομή Γκαουσιανής μορφής. Χρησιμοποιήσαμε

μία συνάρτηση του MATLAB, η οποία ήταν υπεύθυνη, κάθε φορά που την καλούσαμε, να μας παράγει μία τιμή για τον θόρυβο που θέλαμε να προσθέσουμε ανάλογα με τα χαρακτηριστικά που επιθυμούσαμε. Πιο αναλυτικά, η συνάρτηση αυτή χρησιμοποιείται ευρέως στις πιθανότητες και στην στατιστική και ουσιαστικά παράγει τιμές οι οποίες ανήκουν στην Γκαουσιανή κατανομή, τα χαρακτηριστικά της οποίας έχουμε επιλέξει εμείς οι ίδιοι όπως τυπική απόκλιση, και βρίσκονται εντός ενός διαστήματος που το ορίζουμε εμείς. Χρησιμοποιήσαμε την συνάρτηση

```
function X = TruncatedGaussian(sigma, range)
    X = TruncatedGaussian(sigma, range, n).
```

Σκοπός της είναι η δημιουργία ψευδό-τυχαίου διανύσματος X μεγέθους n . Το X ανήκει στην γκαουσιανή κατανομή και στο διάστημα που εμείς επιθυμούμε να κινείται η τιμή του και ικανοποιεί την σχέση $\text{std}(X)=\text{sigma}$. Η παράμετρος range είναι της μορφής $[\text{left}, \text{right}]$, ορίζοντας το διάστημα που ανήκει το X .

Παρακάτω παρουσιάζουμε το ποσοστό θορύβου που επιλέξαμε να προσθέσουμε για κάθε τύπο μεταβλητής όσον αφορά τα θεωρητικά αποτελέσματα από έμπειρους ιατρούς (experts).

Για την πρώτη φάση,

- ✓ $\text{noise}(v)\text{phase1}$: 10%
- ✓ $\text{noise}(a)\text{phase1}$: 5%
- ✓ $\text{noise}(dp1)\text{phase1}$: 5%
- ✓ $\text{noise}(ddl)\text{phase1}$: 5%

v : η ταχύτητα του τελικού σημείου της βελόνας.

a : ο άξονας που είναι παράλληλος στην βελόνα και επιλέξαμε να προσθέσουμε θόρυβο στις τιμές του, ώστε να δημιουργήσουμε μικρή περιστροφή- ω .

$dp1$: ο θόρυβος που προστίθεται στις συντεταγμένες του αρχικού σημείου εισόδου της βελόνας στο δέρμα, ώστε να ποικίλει από πίνακα σε πίνακα και αντίστοιχα από επέμβαση σε επέμβαση.

ddl : ο θόρυβος που προστίθεται στο κριτήριο τερματισμού της πρώτης φάσης που είναι το βάθος στο οποίο έχει εισέρθει η βελόνα, ώστε να ποικίλει από επέμβαση σε επέμβαση.

Αρχικά, επιλέξαμε τις αρχικές τιμές των μεταβλητών μας, όπως θέση του τελικού σημείου της βελόνας, προσανατολισμός αυτής μέσω του πίνακα περιστροφής της και ταχύτητα του τελικού σημείου της βελόνας. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι στην αρχή κάθε φάσης υπολογίζουμε και τους θορύβους κάποιων μεταβλητών, οι τιμές των οποίων παραμένουν σταθερές κατά την διάρκεια όλης της φάσης, όπως του κριτηρίου που επιλέγουμε το οποίο είναι υπεύθυνο για τον τερματισμό τους. Για παράδειγμα, στην πρώτη φάση ως κριτήριο έχουμε επιλέξει να τερματιστεί η φάση αυτή όταν το τελικό σημείο της βελόνας έχει εισέρθει σε βάθος 1 cm. Έτσι, στο 1 cm θα προσθέσουμε θόρυβο επειδή ο κάθε χειρουργός σε κάθε επέμβαση θα έχει πραγματοποιήσει τις κινήσεις του με λίγο διαφορετικό τρόπο.

Κατά την διάρκεια της πρώτης φάσης, για μια χρονική στιγμή t μεταβάλλουμε κατά ένα μικρό ποσοστό την ταχύτητα, που κινείται το τελικό σημείο δράσης της

βελόνας στον άξονα του z , προσθέτοντας θόρυβο σύμφωνα με τους παραπάνω λόγους, και στην συνέχεια υπολογίζουμε την νέα θέση του από τον τύπο του Euler

$$p(t) = p(t - 1) + v(t) * \Delta t, \quad (4.2)$$

Δt : έχουμε επιλέξει να είναι ο χρόνος με τον οποίο δειγματοληπτεί ο υπολογιστής και αποθηκεύει τις τιμές των μεταβλητών. Οπότε, $\Delta t = 0.05$ που αντιστοιχεί σε 20 Hz.

Στην συνέχεια, προσθέτουμε θόρυβο στις τιμές που αφορούν τον άξονα a της βελόνας, ώστε να δημιουργήσουμε μικρή περιστροφή- ω , κάνουμε κανονικοποίηση των τιμών αυτών και στην συνέχεια με εξωτερικά γινόμενα υπολογίζουμε τον νέο πίνακα περιστροφής. Έτσι έχουμε:

$$n(t) = \begin{bmatrix} ox(t-1) \\ oy(t-1) \\ oz(t-1) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} ax(t) \\ ay(t) \\ az(t) \end{bmatrix}, \quad (4.3)$$

$$o(t) = \begin{bmatrix} ax(t) \\ ay(t) \\ az(t) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} nx(t) \\ ny(t) \\ nz(t) \end{bmatrix}, \quad (4.4)$$

Πίνακας Περιστροφής και Γωνίες Euler R-P-Y

Ο καθορισμός του προσανατολισμού (orientation) ενός αντικειμένου ως προς το αρχικό σύστημα αναφοράς $Oo(x,y,z)$ επιτυγχάνεται με την βοήθεια τριών μοναδιαίων διανυσμάτων των n, o, a . Τα τρία αυτά μοναδιαία διανύσματα συντελούν τον πίνακα περιστροφής του αντικειμένου (Siciliano, Sciavicco, Villani, & Oriolo, 2008).

$$R = [n \quad o \quad a] = \begin{bmatrix} nx & ox & ax \\ ny & oy & ay \\ nz & oz & az \end{bmatrix}, \quad (4.5)$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι τα διανύσματα στις στήλες αυτού του πίνακα είναι ορθογώνια, αφού αποτελούν τα μοναδιαία διανύσματα του συστήματος αναφοράς του αντικειμένου. Έτσι,

$$n^T \cdot o = 0 \quad \text{και} \quad o^T \cdot a = 0 \quad \text{και} \quad a^T \cdot n = 0, \quad (4.6)$$

Και επίσης έχουν μοναδιαίο μέτρο

$$n^T \cdot n = 1 \quad \text{και} \quad o^T \cdot o = 1 \quad \text{και} \quad a^T \cdot a = 1, \quad (4.7)$$

Έτσι, ο πίνακας περιστροφής είναι ένας ορθοκανονικός πίνακας που σημαίνει ότι

$$R^T \cdot R = I_3, \text{ όπου } I_3 \text{ ο } 3 \times 3 \text{ μοναδιαίος πίνακας,} \quad (4.8)$$

Ένα σετ των Euler γωνιών πηγάζει από μία παρουσίαση του προσανατολισμού που συναντάται στο πεδία της αεροναυπηγικής. Αυτές είναι οι ZYX ή στα αγγλικά RPY γωνίες, που επίσης είναι γνωστές ως Roll-Pitch-Yaw γωνίες. Σε αυτή την περίπτωση έχουμε τις γωνίες $\varphi = [thx \ thy \ thz]^T$.

Οι περιστροφές που προκύπτουν από τις παραπάνω γωνίες μπορούν να πραγματοποιηθούν ως εξής:

- ✓ Περιστροφή του συστήματος αναφοράς κατά γωνία thx ως προς τον άξονα x . Η περιστροφή αυτή περιγράφεται από τον πίνακα $Rx(thx)$, όπου

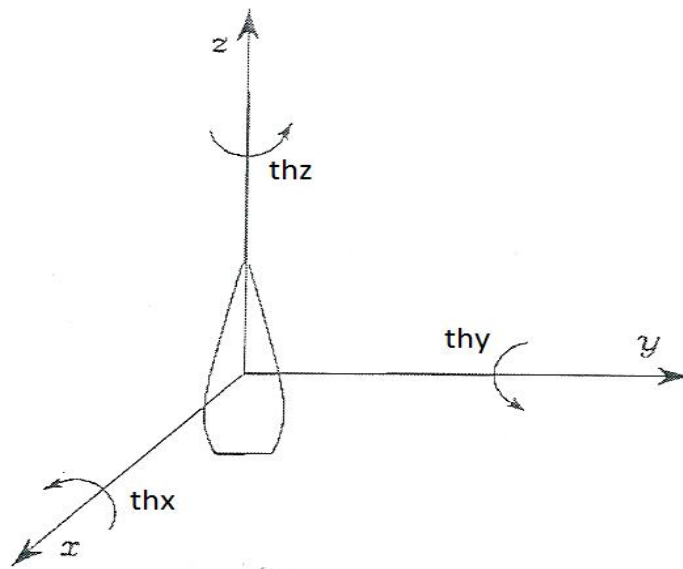
$$Rx(thx) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos thx & -\sin thx \\ 0 & \sin thx & \cos thx \end{bmatrix}, \quad (4.9)$$

- ✓ Περιστροφή του συστήματος αναφοράς κατά γωνία thy ως προς τον άξονα y . Η περιστροφή αυτή περιγράφεται από τον πίνακα $Ry(thy)$, όπου

$$Ry(thy) = \begin{bmatrix} \cos thy & 0 & \sin thy \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin thy & 0 & \cos thy \end{bmatrix}, \quad (4.10)$$

- ✓ Περιστροφή του συστήματος αναφοράς κατά γωνία thz ως προς τον άξονα z . Η περιστροφή αυτή περιγράφεται από τον πίνακα $Rz(thz)$, όπου

$$Rz(thz) = \begin{bmatrix} \cos thz & -\sin thz & 0 \\ \sin thz & \cos thz & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.11)$$



Εικόνα 29: Γωνίες Euler Roll-Pitch-Yaw

Μετά από όλες τις περιστροφές με την σειρά που παρουσιάστηκαν παραπάνω προκύπτει ο νέος πίνακας περιστροφής

$$R = R_z(thz) \cdot R_y(thy) \cdot R_x(thx) =$$

$$\begin{bmatrix} C_{thz}C_{thy} & C_{thz}S_{thy}S_{thx} - S_{thz}C_{thx} & C_{thz}S_{thy}C_{thx} + S_{thz}S_{thx} \\ S_{thz}C_{thy} & S_{thz}S_{thy}S_{thx} + C_{thz}C_{thx} & S_{thz}S_{thy}C_{thx} - C_{thz}S_{thx} \\ -S_{thy} & C_{thy}S_{thx} & C_{thy}C_{thx} \end{bmatrix} =$$

$$[n \quad o \quad a] = \begin{bmatrix} nx & ox & ax \\ ny & oy & ay \\ nz & oz & az \end{bmatrix}, \quad (4.12)$$

Για $\theta = (-\pi/2, \pi/2)$ παίρνουμε

$$\checkmark \quad thy = \text{Atan2}(-nz, \sqrt{oz^2 + az^2}), \quad (4.13)$$

$$\checkmark \quad thx = \text{Atan2}(oz, az), \quad (4.14)$$

$$\checkmark \quad thz = \text{Atan2}(ny, nx), \quad (4.15)$$

Σύμφωνα με την θεωρία, αφού έχουμε υπολογίσει τις στήλες του νέου πίνακα περιστροφής, υπολογίζουμε και τις τιμές των μεταβλητών thx , thy , thz . Τα παραπάνω αφορούσαν κάθε χρονική στιγμή t . Η πρώτη φάση τελειώνει όταν το τελικό σημείο δράσης έχει εισέρθει σε βάθος περίπου 1 cm.

Δεύτερη Φάση

Η δεύτερη φάση περιλαμβάνει την κατάλληλη περιστροφή της βελόνας, ώστε στην επόμενη φάση της επέμβασης να είναι έτοιμη να κινηθεί κάτω από την κλείδα του ασθενή και να προσεγγίσει την υποκλειδίο φλέβα. Πιο συγκεκριμένα, με την μετάβαση στην δεύτερη φάση ο προσανατολισμός της βελόνας μεταβάλλεται και επιλέξαμε να περιστρέφεται η βελόνα ως προς τον άξονα του n περίπου 100 μοίρες. Αρχικά, υπολογίζουμε τον πίνακα περιστροφής με βάση τον τύπο

$$R' = R * R_n(thx) \text{ και } thx = 1,7453 \text{ rad} = 100^\circ, \quad (4.16)$$

όπου σε αυτή τη φάση ο άξονας $n \cong x$. Έχουμε επιλέξει η δεύτερη φάση να διαρκεί περίπου 3 sec. Αυτό σημαίνει ότι για να έχουμε περιστροφή του συστήματος αξόνων της βελόνας κατά 1,7453 rad σε 3 sec σε κάθε μέτρηση που αποθηκεύει ο προσομοιωτής (όπως είπαμε παραπάνω ο ρυθμός αποθήκευσης είναι 20 Hz και ο υπολογιστής αποθηκεύει τις μετρήσεις ανά 0,05 sec) πρέπει να έχουμε περιστροφή κατά

$$th = \frac{1,7453 \text{ rad} * dt}{3 \text{ sec}} = \frac{1,7453 \text{ rad} * 0,05}{3 \text{ sec}} \cong 0,03 \text{ rad}$$

Στην συνέχεια, υπολογίζουμε τον νέο πίνακα περιστροφής

$$R\{t + 1\} = R\{t\} * R_n(th), \quad (4.17)$$

Έπειτα, από τις γωνίες Euler που παρουσιάσαμε παραπάνω υπολογίζουμε την γωνία $th2$, που σχηματίζεται ανάμεσα στο νέο άξονα a που έχει προκύψει και έχει υπολογιστεί ως η τρίτη στήλη του πίνακα περιστροφής $R\{t + 1\}$ και τον άξονα a' που αποτελεί την τρίτη στήλη του R' . Η γωνία $th2$ είναι ίση με την υπολειπόμενη γωνία περιστροφής του συστήματος αξόνων της βελόνας, ώστε η βελόνα να είναι τοποθετημένη στην κατάλληλη θέση για να μεταβούμε στην τρίτη φάση της επέμβασης. Εάν, η γωνία $th2$ που έχουμε υπολογίσει είναι μεγαλύτερη από ένα όριο που έχουμε ορίσει εμείς ως κριτήριο τερματισμού, τότε θα επαναληφθεί η παραπάνω διαδικασία που μόλις περιγράψαμε. Η δεύτερη φάση θα τερματιστεί όταν η γωνία $th2$ θα είναι μικρής τιμής, που αυτό αυτομάτως σημαίνει ότι η βελόνα που χειρίζεται ο χειρουργός θα έχει λάβει τον επιθυμητό προσανατολισμό και θα είναι κατάλληλα τοποθετημένη για να μεταβούμε στην τρίτη φάση.

Παρουσιάζουμε το ποσοστό θορύβου που επιλέξαμε να προσθέσουμε για κάθε τύπο μεταβλητής όσον αφορά τα θεωρητικά αποτελέσματα από έμπειρους ιατρούς (experts).

Για την δεύτερη φάση,

- ✓ noise($dth2$)phase2: 5%
- ✓ noise(th)phase2: 5%

$dth2$: ο θόρυβος που προστίθεται στο κριτήριο τερματισμού της δεύτερης φάσης που είναι η γωνία περιστροφής του συστήματος αξόνων, ώστε να ποικίλει από επέμβαση σε επέμβαση.

th : η γωνία που έχει επιλεγεί να περιστρέφεται το σύστημα αξόνων της βελόνας ως προς τον άξονα x για κάθε χρονική στιγμή t .

Τρίτη Φάση

Κατά την διάρκεια της τρίτης φάσης η βελόνα διατηρεί τον προσανατολισμό της και κινείται κάτω από την κλείδα μέχρι να προσεγγίσει την υποκλείδιο φλέβα και ουσιαστικά το οπτικό ερέθισμα που θα λάβει ο χειριστής για να βεβαιωθεί ότι έχει εισέρθει στην υποκλείδιο φλέβα είναι ότι η σύριγγα θα γεμίσει με αίμα. Σύμφωνα με την Εικόνα 28 η βελόνα διατηρώντας τον προσανατολισμό της θα έχει θετική ταχύτητα ως προς τον άξονα των z και αρνητική ταχύτητα ως προς τον άξονα των y .

Έχουμε επιλέξει η διάρκεια της τρίτης φάσης να είναι περίπου 3 sec (ο ακριβής χρόνος διαφέρει από εκτέλεση σε εκτέλεση εξαιτίας του διαφορετικού θορύβου που προσθέτουμε κάθε φορά στις μεταβλητές όπως η ταχύτητα). Ακόμη έχουμε επιλέξει η τρίτη φάση, που αυτό συνεπάγεται και η επέμβαση, να τερματίζονται όταν το τελικό σημείο δράσης της βελόνας στον άξονα των z ξεπεράσει το ύψος των περίπου 2,5 cm (περίπου εκεί θεωρήσαμε ότι εντοπίζεται η υποκλείδιος φλέβας) (το ακριβές ύψος διαφέρει από εκτέλεση σε εκτέλεση εξαιτίας του διαφορετικού θορύβου που προσθέτουμε κάθε φορά στις μεταβλητές όπως και το κριτήριο τερματισμού της

τρίτης φάσης). Αυτό σημαίνει ότι η βελόνα θα πρέπει να έχει συγκεκριμένη ταχύτητα ως προς τον άξονα των z , ώστε σε 3 sec να έχει φθάσει στην επιθυμητή θέση. Η ταχύτητα του τελικού σημείου δράσης κατά τον άξονα των z θα έχει θετικό πρόσημο και η βελόνα θέλουμε να κινηθεί παράλληλα στον άξονα του z :

$$vz0 = \frac{0,5cm}{3sec} = 0,1667 \text{ cm/sec}$$

Έχουμε επιλέξει να βάλουμε ταχύτητα και στον άξονα των y η οποία είναι αρνητική σύμφωνα με την Εικόνα 28:

$$vy0 = -\frac{0,9cm}{3sec} = 0,3 \text{ cm/sec}$$

Παρακάτω παρουσιάζουμε το ποσοστό θορύβου που επιλέξαμε να προσθέσουμε για κάθε τύπο μεταβλητής όσον αφορά τα θεωρητικά αποτελέσματα από έμπειρους ιατρούς (experts).

Για την τρίτη φάση,

- ✓ noise(da)phase3: 5%
- ✓ noise(dvz)phase3: 10%
- ✓ noise(dvy)phase3: 10%
- ✓ noise($dd3$)phase3: 5%

dvz : η ταχύτητα του τελικού σημείου της βελόνας ως προς τον άξονα του z .

dvy : η ταχύτητα του τελικού σημείου της βελόνας ως προς τον άξονα του y .

da : ο άξονας που είναι παράλληλος στην βελόνα και επιλέξαμε να προσθέσουμε θόρυβο στις τιμές του, ώστε να δημιουργήσουμε μικρή περιστροφή- ω .

$dd3$: ο θόρυβος που προστίθεται στο κριτήριο τερματισμού της τρίτης φάσης που είναι το ύψος στο οποίο θα φθάσει η βελόνα, ώστε να ποικίλει από επέμβαση σε επέμβαση.

Στην αρχή της τρίτης φάσης υπολογίσαμε και τους θορύβους κάποιων μεταβλητών οι τιμές των οποίων παραμένουν σταθερές κατά την διάρκεια όλης της φάσης, όπως του κριτηρίου που επιλέγουμε το οποίο είναι υπεύθυνο για τον τερματισμό της. Πιο αναλυτικά, το κριτήριο τερματισμού της τρίτης φάσης είναι όταν η θέση του τελικού σημείου της βελόνας φθάσει σε ύψος 2,5 cm στον άξονα των z . Έτσι, στα 2,5 cm θα προσθέσουμε θόρυβο, επειδή ο κάθε χειρουργός σε κάθε επέμβαση θα έχει πραγματοποιήσει τις κινήσεις του με λίγο διαφορετικό τρόπο και έτσι τα θεωρητικά μας αποτελέσματα θα διαφέρουν μεταξύ τους, ώστε να μοιάζουν με αποτελέσματα από διαφορετικές εκτελέσεις της επέμβασης.

Κατά την διάρκεια της τρίτης φάσης, για κάθε χρονική στιγμή t μεταβάλλουμε κατά ένα μικρό ποσοστό την ταχύτητα, που κινείται το τελικό σημείο δράσης της

βελόνας στον άξονα του z , προσθέτοντας θόρυβο σύμφωνα με τους παραπάνω λόγους, και στην συνέχεια υπολογίζουμε την νέα θέση του από τον τύπο του Euler:

$$p(t) = p(t - 1) + v(t) * \Delta t, \quad (4.18)$$

Δt : έχουμε επιλέξει να είναι ο χρόνος με τον οποίο δειγματοληπτεί ο υπολογιστής και αποθηκεύει τις τιμές των μεταβλητών. Οπότε, $\Delta t=0.05$ που αντιστοιχεί σε 20 Hz.

Στην συνέχεια, προσθέτουμε θόρυβο στις τιμές που αφορούν τον άξονα a της βελόνας, ώστε να δημιουργήσουμε μικρή περιστροφή- ω , κάνουμε κανονικοποίηση των τιμών αυτών και στην συνέχεια με εξωτερικά γινόμενα υπολογίζουμε τον νέο πίνακα περιστροφής από τους τύπους (4.3) και (4.4).

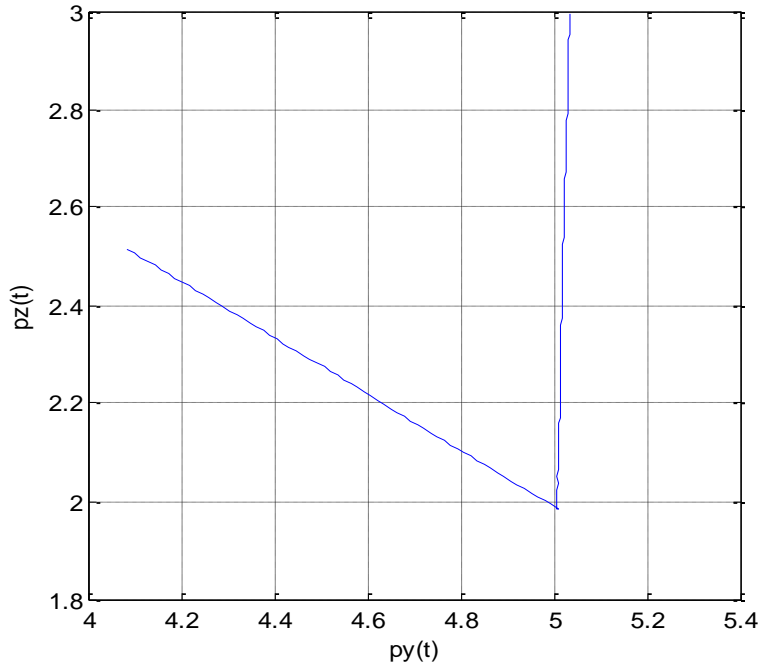
Σύμφωνα με την θεωρία, αφού έχουμε υπολογίσει τις στήλες του νέου πίνακα περιστροφής, υπολογίζουμε και τις τιμές των μεταβλητών thx , thy , thz . Τα παραπάνω αφορούσαν κάθε χρονική στιγμή t , συνεπώς η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να ικανοποιηθεί το κριτήριο τερματισμού. Η τρίτη φάση τελειώνει όταν το τελικό σημείο δράσης έχει φθάσει σε ύψος ($2,5\text{cm} \pm \theta$ θόρυβο) στον άξονα των z .

Αφού έχει τερματιστεί και η τρίτη φάση, τερματίζεται και η εκτέλεση της επέμβασής μας. Οι πίνακες, που αποτελούν τα θεωρητικά αποτελέσματα που έχουμε παράγει και είναι όσο το δυνατόν πιο όμοια σε αυτά που παράγει ο προσομοιωτής μας, περιέχουν στις γραμμές τους 12 μεταβλητές. Αναλυτικά, οι μεταβλητές αυτές, των οποίων τις τιμές έχουμε υπολογίσει με τον τρόπο που περιγράψαμε παραπάνω, είναι:

1. $px(t)$
2. $py(t)$
3. $pz(t)$
4. $thx(t)$
5. $thy(t)$
6. $thz(t)$
7. $dp_x = px(t) - px(t-1) \approx v_x(t)$
8. $dp_y = py(t) - py(t-1) \approx v_y(t)$
9. $dp_z = pz(t) - pz(t-1) \approx v_z(t)$
10. $dth_x = thx(t) - thx(t-1)$
11. $dth_y = thy(t) - thy(t-1)$
12. $dth_z = thz(t) - thz(t-1)$

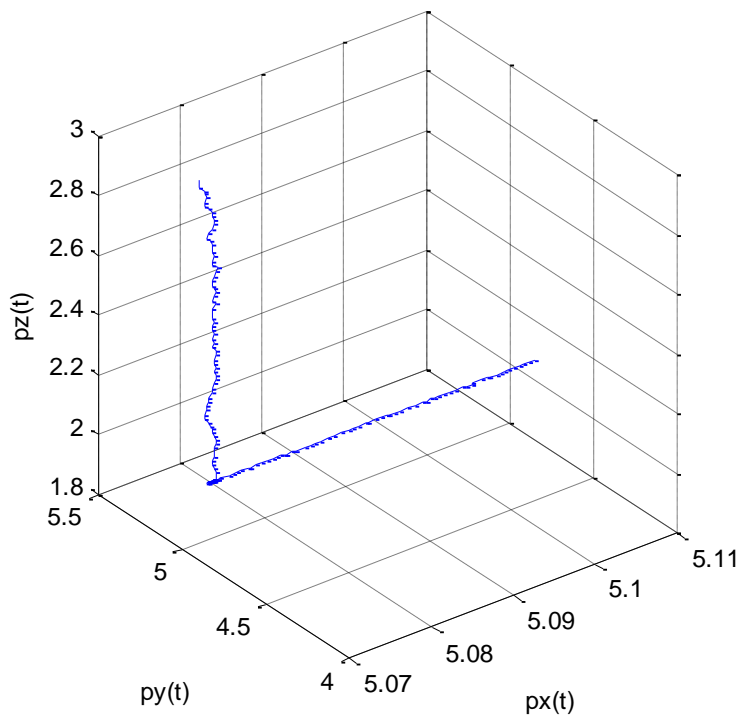
Στο σημείο αυτό θα πρέπει να σημειωθεί ότι οι παράγοντες $thx(t) - thx(t-1)$, $thy(t) - thy(t-1)$, $thz(t) - thz(t-1)$ σχετίζονται με την γωνιακή ταχύτητα του αντικειμένου μας και γι' αυτό τον λόγο έχουν συμπεριληφθεί στα διανύσματα παρατήρησης.

Η δισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης



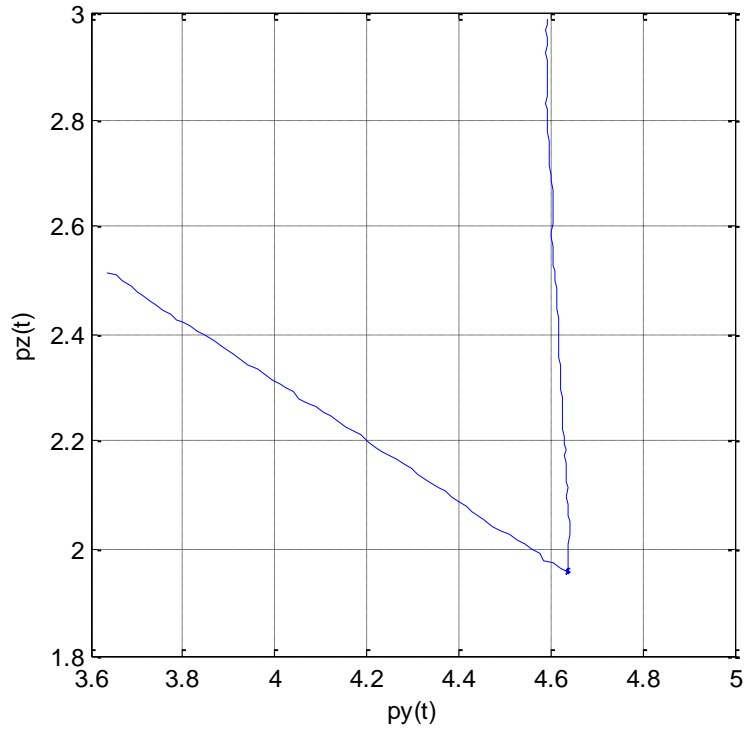
Σχήμα 1: Η θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πολύ μικρό θόρυβο (noisex1).

Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας στην διάρκεια μιας επέμβασης



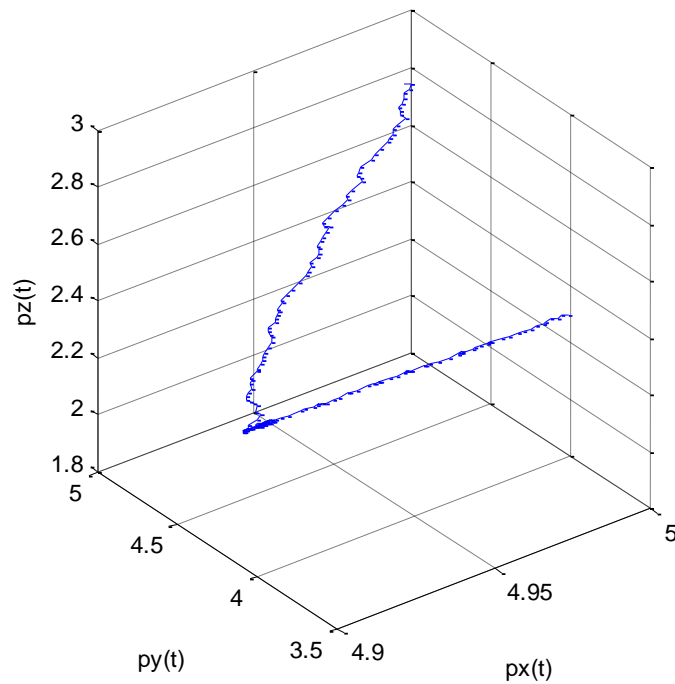
Σχήμα 2: Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πενταπλάσιο θόρυβο από των experts (noisex1).

Η δισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης



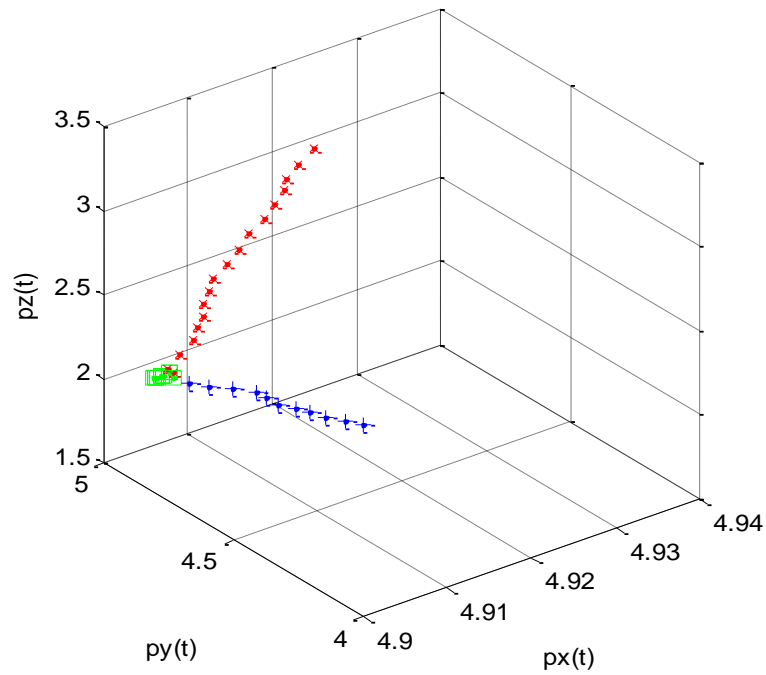
Σχήμα 3: Η δισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πενταπλάσιο θόρυβο από των experts (noisex5).

Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης

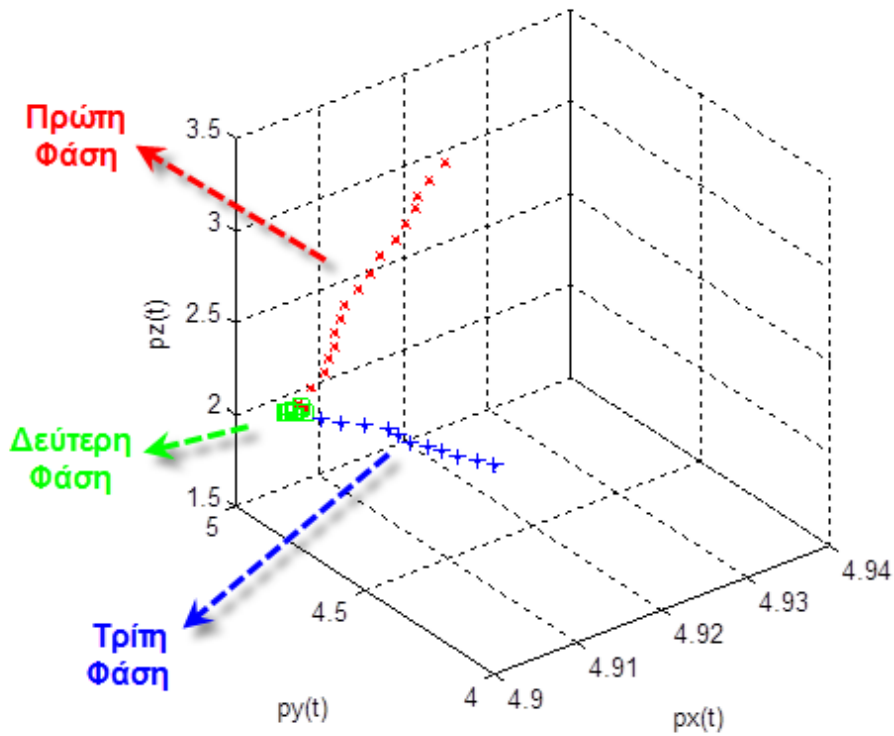


Σχήμα 4: Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με πενταπλάσιο θόρυβο από των experts (noisex5).

Η θέση του τελικού σημείου της βελόνας στην διάρκεια μιας επέμβασης



Η θέση του τελικού σημείου της βελόνας στην διάρκεια μιας επέμβασης



Σχήμα 5: Η τρισδιάστατη θέση του τελικού σημείου της βελόνας κατά την διάρκεια μιας επέμβασης με μικρό θόρυβο (noisex1). Με ίδιο σύμβολο εμφανίζονται τα σημεία που

ανήκουν στην ίδια φάση όπως έχουν δοθεί από το Viterbi_path. Με κόκκινο χρώμα συμβολίζονται τα σημεία της πρώτης φάσης, με πράσινο της δεύτερης και με μπλε της τρίτης.

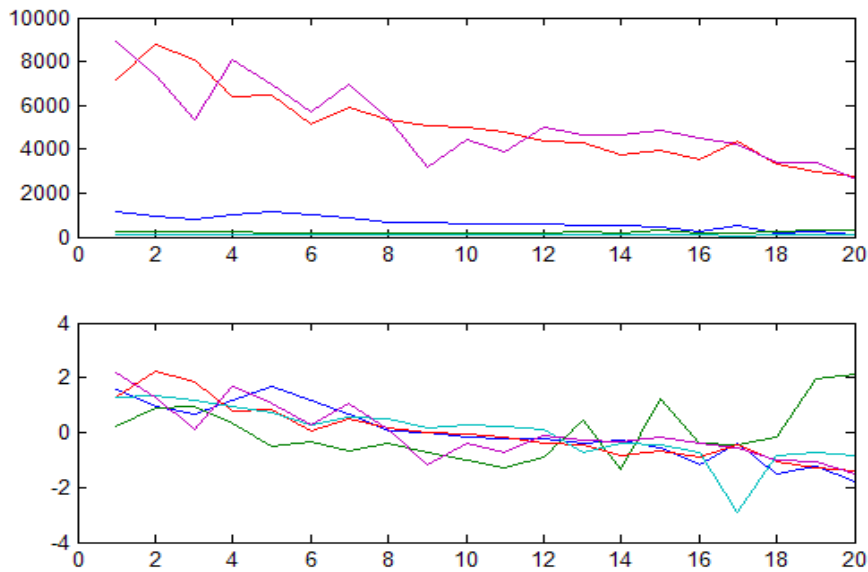
Ακόμη, θέλοντας αργότερα να μελετήσουμε την συμπεριφορά ενός Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου για δεδομένα, τα οποία δεν θα προέρχονταν από επέμβαση που πραγματοποιήθηκε από έμπειρους γιατρούς, αλλά από ειδικευόμενους ιατρούς, έμπειρους νοσηλευτές ή ακόμη ανειδίκευτο προσωπικό, δημιουργήσαμε θεωρητικά δεδομένα με μεγαλύτερο θόρυβο. Δηλαδή, τροποποιήσαμε τον αρχικό μας κώδικα και εισάγαμε έναν πολλαπλασιαστικό παράγοντα σε κάθε μεταβλητή όταν σε αυτή προστίθεται ο θόρυβος που της αναλογεί. Έτσι, δημιουργήσαμε θεωρητικά δεδομένα με τριπλάσιο και πενταπλάσιο θόρυβο σε σύγκριση με αυτά που προέρχονται από έμπειρους χειρουργούς (experts). Αυτό το κάναμε διότι θέλαμε, όπως θα δείξουμε και παρακάτω, να δούμε πως θα συμπεριφέρεται το Κρυφό Μαρκοβιανό Μοντέλο στο στάδιο της μοντελοποίησης και της αυτόματης αναγνώρισης όσο αυξάνεται ο θόρυβος στα δεδομένα μας.

4.3 Μοντελοποίηση με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα

Για την εκπαίδευση Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων δημιουργήσαμε ένα νέο τμήμα κώδικα. Ο κώδικας αυτός περιλαμβάνει την αρχικοποίηση των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στο εσωτερικό του και με την κατάλληλη σειρά γίνεται χρήση κάποιων συναρτήσεων, με τις οποίες δημιουργούμε σταδιακά το κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο. Σε αυτό το στάδιο, μας βοήθησε πολύ η έρευνα που έχει πραγματοποιηθεί τα τελευταία χρόνια στο πεδίο της αναγνώρισης ομιλίας και στην συνέχεια σε άλλα πεδία όπως βιοεπιστήμες, κλιματολογία, έλεγχος, τηλεπικοινωνίες, οικονομετρική, αναγνώριση κειμένου, επεξεργασία εικόνας και όραση υπολογιστών.

Στην προσπάθειά μας αυτή, μεγάλη βοήθεια μας παρείχε το πακέτο λογισμικού κατάλληλο για χρήση στο περιβάλλον MATLAB για κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα που διατίθεται ελεύθερα σε ιστοσελίδα του διαδικτύου (Murphy K. , 2011), παρέχεται δωρεάν και έχει σχεδιαστεί από τον Kevin Murphy, Αναπληρωτή Καθηγητή στο Πανεπιστήμιο British Columbia στο Vancouver του Καναδά. Αυτό το πακέτο λογισμικού αποτελείται από μια σειρά συναρτήσεων έτοιμες να χρησιμοποιηθούν σε περιβάλλον MATLAB και στο εσωτερικό τους περιέχουν σχόλια που αναλύουν τον σκοπό τους και τον τρόπο χρήσης τους. Είναι, δηλαδή, αρκετά φιλικές στον χρήστη. Το παραπάνω λογισμικό δίνεται δωρεάν με την άδεια του MIT (Distributed under the MIT License). Επιπρόσθετα, στο παραπάνω λογισμικό χρησιμοποιούνται αρκετές συναρτήσεις που είναι δημιουργία του Ian T. Nabney και ανήκουν στο πακέτο NETLAB (Nabney, 2004)

Επίσης, θα πρέπει να σημειώσουμε ότι πριν χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα μας με τα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα κάναμε standardization το κάθε σετ των τιμών της κάθε μεταβλητής των δεδομένων μας. Πιο συγκεκριμένα, η συνάρτηση αυτή επιστρέφει έναν κεντραρισμένο, κλιμακωμένο πίνακα, που προέρχεται από τον πίνακα, που του έχουμε δώσει ως είσοδο, και ίδιων διαστάσεων με αυτόν. Σύμφωνα με τον δημιουργό του πακέτου λογισμικού Kevin Murphy τα στοιχεία των διανυσμάτων δεδομένων θα πρέπει να έχουν μικρά και συγκρίσιμα μεγέθη. Διαφορετικά είναι πολύ πιθανό η συνδιακύμανση (Γκαουσιανής κατανομής) να συρρικνωθεί σε ένα σημείο/ μία δέλτα συνάρτηση.



Εικόνα 30: Παράδειγμα που προέρχεται από τον βοηθητικό οδηγό του MATLAB και φαίνεται η επίδραση του standardization σε ένα σύνολο δεδομένων.

Αρχικά, ορίσαμε τις αρχικές τιμές ορισμένων μεταβλητών, οι οποίες παραμένουν σταθερές σε όλο τον κώδικα, όπως το πλήθος των καταστάσεων του μοντέλου μας, το πλήθος των γκαουσιανών που χρησιμοποιούμε για να μοντελοποιήσουμε τα δεδομένα μας, ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων για τον υπολογισμό των παραμέτρων του μοντέλου καθώς και κάποιες άλλες. Σύμφωνα με την παρουσίαση του θεωρητικού υπόβαθρου των κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων που έγινε στο προηγούμενο κεφάλαιο, αρχικοποιήσαμε τον πίνακα των πρότερων πιθανοτήτων των καταστάσεων p_i , δίνοντας στο μοντέλο μας ίση πιθανότητα να εκκινεί από οποιαδήποτε κατάσταση.

$$prior(i) = 1/Ns, \quad i = 1,2, \dots, Ns, \quad (4.19)$$

Ακόμη, αρχικοποιήσαμε τον πίνακα μεταβάσεων $A(a_{ij})$, ο οποίος μαζί με τον πίνακα πρότερων πιθανοτήτων θα χρησιμοποιηθούν ως αρχικοποίηση στα μοντέλα μας.

$$A(ij) = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1Ns} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{Ns1} & \dots & a_{NsNs} \end{bmatrix}, \quad Ns: \text{ο αριθμός των states}$$

- Για $i=1,2,\dots,Ns$: $a_{ij} = 1/Ns$

Όπως, μπορούμε πολύ εύκολα να παρατηρήσουμε τα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν έχουν αρχικοποιηθεί έχοντας ίση πιθανότητα μετάβασης από κάθε κατάσταση σε οποιαδήποτε άλλη από τις υπόλοιπες καταστάσεις ή ακόμη παραμονής στον εαυτό της. Αυτό σημαίνει ότι, κάθε φορά που βρισκόμαστε σε μία κατάσταση στο κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο η επόμενη επιτρεπτή μετάβαση που

δύναται να γίνει είναι σε οποιαδήποτε άλλη κατάσταση του μοντέλου μας ή στον εαυτό της. Βέβαια πρέπει να σημειωθεί ότι ο πίνακας που περιέχει τις πιθανότητες μετάβασης λαμβάνει την τελική του μορφή στο τέλος του σταδίου της εκπαίδευσης του μοντέλου μας.

Ο πίνακας μετάβασης διαμορφώθηκε κατά αυτό τον τρόπο διότι μετά από πολλές δοκιμές συμπεράναμε ότι με αυτά τα χαρακτηριστικά το μοντέλο μας συμπεριφέρεται με τον καλύτερο δυνατό τρόπο πάνω στα δεδομένα μας. Πιο συγκεκριμένα,

- ✓ Από την στιγμή που το κρυφό μαρκοβιανό μοντέλο μας θα είναι αυτής της μορφής με Ns καταστάσεις δίνεται η μεγαλύτερη ελευθερία στο μοντέλο μας για τις μεταβάσεις από κατάσταση σε κατάσταση. Αυτή η μορφή δεν επηρεάζει αρνητικά την συμπεριφορά του μοντέλου μας, καθώς το συγκεκριμένο μοντέλο δίνει τα πιο επιτυχημένα αποτελέσματα. Πιο αναλυτικά, παρατηρούμε ότι μετά το στάδιο της εκπαίδευσης πράγματι το μοντέλο μας εντοπίζει τις τρεις κύριες φάσεις της επέμβασης με υψηλά ποσοστά αναγνώρισης, που σημαίνει ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης συγκλίνει σωστά παρόλο που στο μοντέλο μας αρχικά είχε δοθεί πλήρη ελευθερία κινήσεων.
- ✓ Κατά δεύτερον αν επιθυμεί για παράδειγμα να μεταβεί από τη δεύτερη κατάσταση στην πέμπτη μπορεί να μεταβεί απευθείας χωρίς να απαιτούνται μερικές επαναλήψεις γι' αυτό (δηλαδή σταδιακά από την δεύτερη στην τρίτη, στην επόμενη επανάληψη από την τρίτη στην τέταρτη κ.ο.κ μέχρι να φτάσει στην επιθυμητή, στην περίπτωση του left-right μοντέλου).
- ✓ Οι τιμές που επιλέχθηκαν για τον αρχικό πίνακα μεταβάσεων είναι οι πιο γενικές δίνοντας ίση βαρύτητα για μετάβαση σε οποιαδήποτε κατάσταση ή παραμονής στην ίδια. Το ίδιο ισχύει και για τον πίνακα πρότερων πιθανοτήτων.

Για την εκπαίδευση του κρυφού μαρκοβιανού μας μοντέλου χρησιμοποιήσαμε κατά κύριο λόγο δύο βασικές συναρτήσεις, οι οποίες υπάρχουν στο πακέτο λογισμικού που αναφέραμε παραπάνω (Murphy K. , 2011). Οι συναρτήσεις αυτές είναι η `mixgauss_init` και η `mhmm_em`. Για την πρώτη ισχύει ότι

```
function [mu, Sigma, weights] = mixgauss_init(M, data, cov_type, method)
```

Η συνάρτηση αυτή χρησιμοποιείται για την εκτίμηση των αρχικών παραμέτρων ενός μείγματος Γκαουσιανών (Gaussian Mixture Model-GMM). Ένα μείγμα Γκαουσιανών χρησιμοποιείται για την μοντελοποίηση ενός συνόλου δεδομένων.

Περισσότερες και πιο αναλυτικές πληροφορίες δίνονται στο κεφάλαιο 3, όπου παρουσιάζεται και αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο των κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων και του μίγματος Γκαουσιανών. Η παραπάνω συνάρτηση δέχεται ως εισόδους τις εξής μεταβλητές:

- ✓ `data(:,t)` : το t 'οστό παράδειγμα δεδομένου
- ✓ `M` : ο αριθμός των γκαουσιανών που επιθυμούμε να χρησιμοποιηθούν
- ✓ `Cov_type` : 'full', 'diag' or 'spherical'
- ✓ `Method` : 'rnd' (επιλέγει τα κέντρα με τυχαίο τρόπο) or 'kmeans'

Και επιστρέφει ως εξόδους:

- ✓ `mu(:,k)`

- ✓ `Sigma(:,:,k)`
- ✓ `weights(k)`

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να περιγράψουμε τον τρόπο με τον οποίο αρχικοποιήσαμε τα μοντέλα μας πριν συνεχίσουν στο στάδιο της εκπαίδευσης. Έχοντας επιλέξει τα δεδομένα που θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε για να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας, εφαρμόζουμε τον k-means αλγόριθμο ταξινόμησης και ομαδοποιούμε τα δεδομένα μας σε τόσες ομάδες όσος είναι ο αριθμός των καταστάσεων. Στην συνέχεια, για κάθε ομάδα δεδομένων χρησιμοποιούμε την συνάρτηση `mixgauss_init` και μοντελοποιούμε τα δεδομένα που ανήκουν σε κάθε ομάδα ξεχωριστά με τόσες σε πλήθος Γκαουσιανές όσες επιθυμούμε. Και πάλι σε κάθε ομάδα εφαρμόζετε ο K-means αλγόριθμος για να υπολογιστούν τα κέντρα των Γκαουσιανών μας. Η μέθοδος αυτή υπερτερεί αυτής που προτείνει ο Kevin Murphy στις συναρτήσεις που υλοποιούνται στο πακέτο λογισμικού, διότι χειρίζεται τα δεδομένα πιο συγκροτημένα ως ομάδες.

Στην συνέχεια χρησιμοποιήσαμε μία άλλη συνάρτηση, η οποία είναι υπεύθυνη για την δημιουργία και την εκπαίδευση του κρυφού μαρκοβιανού μας μοντέλου. Η συνάρτηση αυτή είναι η:

```
function [LL, prior, transmat, mu, Sigma, mixmat] = ...
    mhmm_em(data, prior, transmat, mu, Sigma, mixmat, varargin);
```

Η συνάρτηση αυτή είναι υπεύθυνη για τον επαναυπολογισμό των παραμέτρων του HMM μοντέλου μας, όπου χρησιμοποιούμε μείγμα Γκαουσιανών κατανομών και τον EM αλγόριθμο.

Σημείωση: $Q(t)$ = κατάσταση του μοντέλου, $Y(t)$ = παρατήρηση, $M(t)$ = μεταβλητή μίξης

Είσοδοι:

- ✓ `data{ex}(:,t)` or `data(:,t,ex)` αν όλες οι ακολουθίες έχουν το ίδιο μήκος
- ✓ `prior(i) = Pr(Q(1) = i)`,
- ✓ `transmat(i,j) = Pr(Q(t+1)=j | Q(t)=i)`

Έξοδοι:

- ✓ `mu(:,j,k) = E[Y(t) | Q(t)=j, M(t)=k]`
- ✓ `Sigma(:,j,k) = Cov[Y(t) | Q(t)=j, M(t)=k]`
- ✓ `mixmat(j,k) = Pr(M(t)=k | Q(t)=j)` :είτε [] είτε `ones(Q,1)` αν χρησιμοποιούμε μόνο μία συνιστώσα στο μείγμα μας.

Η εκπαίδευση του μοντέλου μας βασίζεται στην ανάλυση που πραγματοποιήθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο (κεφάλαιο 3), όπου παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο των HMM. Πιο συγκεκριμένα, η παραπάνω συνάρτηση χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο Baum-Welch. Ο αλγόριθμος αυτός είναι παρόμοιος με τον EM. Κυρίως αποτελείται από τα βήματα E και M, όπου στο στάδιο E (expectation step) υπολογίζουμε την προσδοκία του log-likelihood (λογαριθμική πιθανοφάνεια) και στο βήμα M (maximization step) προσδιορίζουμε ξανά τις τιμές των παραμέτρων ώστε να έχουμε μεγιστοποίηση του log-likelihood που μόλις είχε υπολογιστεί στο βήμα E.

Η ακολουθία των βημάτων και πράξεων που πραγματοποιούνται έχει περιγραφεί στο κεφάλαιο 3.

Με την ολοκλήρωση της εκτέλεσης της εντολής `mhmm_em` λαμβάνουμε τα χαρακτηριστικά του κρυφού μαρκοβιανού μας μοντέλου.

4.4 Αυτόματη αναγνώριση των χειρουργικών δεξιοτήτων

Μετά το στάδιο της εκπαίδευσης του κρυφού μαρκοβιανού μας μοντέλου έχουμε τα χαρακτηριστικά του. Για να εξετάσουμε αν η εκπαίδευση του μοντέλου μας ήταν όντως αποτελεσματική δημιουργήσαμε ένα κομμάτι κώδικα, το οποίο είναι υπεύθυνο για το στάδιο των δοκιμών (*testing*). Πιο συγκεκριμένα, σε αυτό το στάδιο γίνεται χρήση της συνάρτησης `mhmm_logprob` για να δούμε κατά πόσο το μοντέλο μας HMM μπορεί να παράγει έναν συγκεκριμένο πίνακα θεωρητικών αποτελεσμάτων παρόμοιων με αυτών του προσομοιωτή. Αυτό σημαίνει ότι, αν το μοντέλο μας έχει εκπαιδευτεί με ένα σύνολο δεδομένων στο πλήθος 50, το μοντέλο αυτό κατά κάποιο τρόπο θα έχει μοντελοποιήσει την ορθή διαδικασία με την οποία πρέπει να εκτελείται η επέμβαση της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας. Σε αυτό το σημείο καλό θα ήταν να αναλύσουμε την συνάρτηση `mhmm_logprob`.

```
function [loglik, errors] = mhmm_logprob(data, prior, transmat, mu, Sigma, mixmat)
```

Η συνάρτηση αυτή είναι υπεύθυνη για τον υπολογισμό του log-likelihood ενός συνόλου δεδομένων χρησιμοποιώντας ένα HMM (με GMM). Η συνάρτηση αυτή στο εσωτερικό της χρησιμοποιεί άλλες δύο συναρτήσεις που τις έχουμε βρει παραπάνω.

Τελικά, η συνάρτηση `mhmm_logprob` μας δίνει την τιμή του log-likelihood. Η λογαριθμική αυτή πιθανότητα (αποτελεί μία πιθανοφάνεια) δείχνει κατά πόσο το κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο μπορεί να δημιουργήσει τον συγκεκριμένο πίνακα θεωρητικών αποτελεσμάτων. Δηλαδή, κατά πόσο τον ‘αναγνωρίζει’. Η φυσική έννοια αυτής της διεργασίας είναι κατά πόσο η μεθοδολογία με την οποία έγινε η επέμβαση στον προσομοιωτή (τα χαρακτηριστικά της οποίας είναι αποθηκευμένα στον συγκεκριμένο πίνακα δεδομένων που έχει δοθεί στο μοντέλο μας) είναι κοντά στις μεθοδολογίες που έχουμε συλλέξει από τους έμπειρους γιατρούς.

Άρα, αν δημιουργήσουμε 1000 σε πλήθος θεωρητικά αποτελέσματα και τα 50 χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του μοντέλου μας, τα υπόλοιπα που θα δοθούν προς αναγνώριση θα πρέπει να αναγνωριστούν όλα. Όμως με ποιόν τρόπο ορίζεται ότι ένας πίνακας δεδομένων έχει αναγνωριστεί πλήρως από το μοντέλο μας;

Μετά από πολλές προσπάθειες που έγιναν καταλήξαμε στην ακόλουθη μεθοδολογία: Αφού είχαμε δημιουργήσει 1000 σε πλήθος θεωρητικά αποτελέσματα (για την κατηγορία των έμπειρων χειρουργών-experts), εκπαιδεύσαμε ένα κρυφό μαρκοβιανό μοντέλο και με τα 1000 (επιλέγοντας βέβαια κατάλληλα τις αρχικές τιμές των παραμέτρων μας). Στην συνέχεια στο στάδιο του *testing* εξετάσαμε πάλι όλα τα θεωρητικά αποτελέσματα και αποθηκεύσαμε σε πίνακα όλες τις λογαριθμικές πιθανότητες που πήραμε. Εν συνεχεία, υπολογίσαμε την μέση τιμή m και την τυπική απόκλιση s αυτών των λογαριθμικών πιθανοτήτων. Τελικά, επιλέξαμε να δεχόμαστε ότι ένας πίνακας δεδομένων έχει αναγνωριστεί όταν η λογαριθμική του πιθανότητα από το στάδιο του *testing* είναι εντός του διαστήματος $m \pm d*s$. Εδώ το d είναι ένας

πολλαπλασιαστικός παράγοντας που θα επιλέξουμε εμείς μετά από δοκιμές και θα κυμαίνεται στο διάστημα [2,6].

Ακόμη, μπορούμε με τον Viterbi αλγόριθμο να υπολογίσουμε την πιο πιθανή ακολουθία καταστάσεων. Πιο συγκεκριμένα, έχουμε δημιουργήσει ένα κομμάτι κώδικα, ο οποίος είναι υπεύθυνος για κάποιο συγκεκριμένο πίνακα δεδομένων να υπολογίζει την πιο πιθανή ακολουθία καταστάσεων με βάση το μοντέλο που έχουμε υπολογίσει παραπάνω. Με αυτό τον τρόπο μπορούμε να παρατηρήσουμε το μοντέλο μας όταν του δίνεται ένας πίνακας δεδομένων σε ποιές καταστάσεις βρίσκεται για κάθε χρονική στιγμή κατά την διαδικασία της αναγνώρισής του. Ανάλογα με το Viterbi μονοπάτι που θα προκύψει και βέβαια, εξαρτώμενοι πάντα από τον αριθμό των καταστάσεων που έχουμε επιλέξει για το μοντέλο μας καθώς και τον αριθμό των Γκαουσιανών του μείγματος που αξιοποιούνται, μπορούμε να ανακαλύψουμε αν όντως αναγνωρίζει τις κύριες φάσεις που έχουμε ορίσει εμείς για την επέμβαση και αν ανιχνεύει επιπρόσθετες υποφάσεις για κάθε κύρια φάση. Σε αυτό τον κώδικα χρησιμοποιούνται δύο συναρτήσεις:

```
function [B, B2] = mixgauss_prob(data, mu, Sigma, mixmat, unit_norm)
```

Χρησιμοποιούμε αυτή τη συνάρτηση για να πάρουμε τον πίνακα B, τον οποίο θα πάρει ως είσοδο (obslik) η viterbi_path, που ακολουθεί, για να βρει την βέλτιστη ακολουθία path.

```
function path = viterbi_path(prior, transmat, obslik)
```

4.5 Παρουσίαση αποτελεσμάτων των βασικότερων δοκιμών με το HMM

Μετά την δημιουργία των θεωρητικών δεδομένων, τα οποία είναι όμοια με αυτά που δίνει ο προσομοιωτής, κάναμε κάποιες δοκιμές για να εξετάσουμε την συμπεριφορά του συστήματός μας, που δημιουργεί κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα, ανάλογα με τα θεωρητικά δεδομένα που του δίνουμε για εκπαίδευση και αναγνώριση. Πιο συγκεκριμένα, δημιουργήσαμε 1000 σε πλήθος θεωρητικά δεδομένα με μικρό θόρυβο, τα οποία υποτίθεται ότι προέρχονται από επεμβάσεις που έγιναν από έμπειρους χειρουργούς (experts). Στην συνέχεια, δημιουργήσαμε 1000 σε πλήθος θεωρητικά δεδομένα με τριπλάσιο (nurses) και πενταπλάσιο θόρυβο (novice users) σε σχέση με τα πρώτα που δημιουργήσαμε (θεωρητικά των experts). Υποθέτουμε ότι τα δεδομένα με τριπλάσιο θόρυβο αντιστοιχούν σε ομάδα χρηστών που είναι νοσηλευτές, ενώ τα δεδομένα με πενταπλάσιο θόρυβο σε ομάδα χρηστών που είναι αρχάριοι.

Αρχικά, εκπαιδύσαμε το μοντέλο μας με δεδομένα με τον μικρότερο θόρυβο (κατηγορία experts). Για κάθε κατηγορία των θεωρητικών δεδομένων κάναμε κάποιες εκτελέσεις- δοκιμές μεταβάλλοντας κάθε φορά τον αριθμό των Γκαουσιανών, τον αριθμό των καταστάσεων του μοντέλου, τον αριθμό των επαναλήψεων και το διάστημα μέσα στο οποίο αν βρίσκεται το log-likelihood που προκύπτει κάθε φορά από το στάδιο του testing ο κώδικας μας αποφαινεται ότι έχει αναγνωριστεί το δεδομένο από το μοντέλο μας. Πρέπει να σημειώσουμε ότι σε κάθε περίπτωση αν r σε πλήθος δεδομένα έχουν χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου μας, για το στάδιο του testing θα χρησιμοποιηθούν όλα τα υπόλοιπα ($1000-r$). Ακόμη, πρέπει να σημειωθεί ότι τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση κάθε φορά

επιλέγονται με τελείως τυχαίο τρόπο. Τέλος, σε όλες μας τις εκτελέσεις έχουμε επιλέξει να εκπαιδεύουμε το μοντέλο μας με $r=50$ σε πλήθος δεδομένα, ώστε το πλήθος τους να προσεγγίζει το πλήθος των δεδομένων που θα χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία των πειραματικών δεδομένων.

Παρουσιάζουμε τις μεταβλητές που χρησιμοποιούνται ακολούθως:

- ✓ **$m \& s$** : Για κάθε κατηγορία δεδομένων εκπαιδεύσαμε ένα κρυφό μαρκοβιανό μοντέλο και με τα 1000 σε πλήθος δεδομένα της ανάλογης κατηγορίας (επιλέγοντας βέβαια ανάλογο αριθμό Γκαουσιανών και καταστάσεων που θα χρησιμοποιούνταν, όπου αυτά επιλέχθηκαν μετά από δοκιμές). Στην συνέχεια στο στάδιο του testing εξετάσαμε όλα τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύσαμε το μοντέλο μας και αποθηκεύσαμε σε πίνακα όλες τις λογαριθμικές πιθανότητες που πήραμε. Παρακάτω χρησιμοποιούμε την μέση τιμή m και την τυπική απόκλιση s αυτών των λογαριθμικών πιθανοτήτων. Επιλέξαμε να δεχόμαστε ότι ένας πίνακας δεδομένων έχει αναγνωριστεί όταν η λογαριθμική του πιθανότητα από το στάδιο του testing είναι εντός του διαστήματος $m \pm d * s$. Εδώ το d είναι ένας πολλαπλασιαστικός παράγοντας τις τιμές του οποίου που θα εξετάζουμε θα επιλέξουμε μετά από δοκιμές.
- ✓ **N_s** : αριθμός states
- ✓ **N_m** : αριθμός γκαουσιανών
- ✓ **N_{it}** : αριθμός επαναλήψεων για το training
- ✓ **r** : πλήθος δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για training
- ✓ **d** : επί πόσες φορές θα πολλαπλασιάσουμε τη τυπική απόκλιση για τον ορισμό του διαστήματος γύρω από τη μέση τιμή, όπου αν μέσα σε αυτό βρίσκεται η λογαριθμική πιθανοφάνεια που θα λάβουμε για ένα δεδομένο στο στάδιο του testing, τότε ο κώδικάς μας θα αποφαινεται ότι αυτό έχει αναγνωριστεί από το μοντέλο μας.

Ο στόχος μας ήταν για την τιμή $d=3$ να έχει αναγνωριστεί τουλάχιστον το 95% των δεδομένων που δίνονται προς αναγνώριση. Δηλαδή προσπαθούμε κατά κάποιο τρόπο να δούμε αν στην λογική της Γκαουσιανής κατανομής για $m \pm d * s$, με $d=3$ αναγνωρίζονται σχεδόν όλα τα δεδομένα προς αναγνώριση. Δηλαδή εάν μπορεί κατά κάποιο τρόπο οι λογαριθμικές πιθανοφάνειες που λαμβάνουμε να προσεγγισθούν με μία Γκαουσιανή κατανομή μέσης τιμής m και τυπικής απόκλισης s . Ακόμη, περαιτέρω ως καλύτερο μοντέλο θα επιλέγεται αυτό που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα αναγνώρισης και το καλύτερο Viterbi_path.

- 1) ***Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν δεδομένα όμοια με αυτά των experts με μικρό θόρυβο (1000 σε πλήθος). Τα δεδομένα αυτά περιέχουν τις μεταβλητές $px, py, pz, thx, thy, thz, dpx, dpy, dpz, dthx, dthy, dthz$.***

Data with NOISEx1, r=50, Ns=3
m=-653,2659, s=119,4866

		Nit=3		Nit=5			Nit=7		
Nm=1	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	158	83,37	d=2:	181	80,95	d=2:	192	79,79
	d=3:	47	95,05	d=3:	80	91,58	d=3:	60	93,68
	d=4:	17	98,21	d=4:	30	96,84	d=4:	24	97,47
	d=5:	6	99,37	d=5:	14	98,53	d=5:	10	98,95
	d=6:	5	99,47	d=6:	5	99,47	d=6:	5	99,47
Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			

		Nit=10		Nit=13			Nit=15		
Nm=1	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	130	86,32	d=2:	153	83,89	d=2:	185	80,53
	d=3:	47	95,05	d=3:	64	93,26	d=3:	71	92,53
	d=4:	15	98,42	d=4:	30	96,84	d=4:	26	97,26
	d=5:	8	99,16	d=5:	13	98,63	d=5:	13	98,63
	d=6:	2	99,79	d=6:	9	99,05	d=6:	8	99,16
Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			

		Nit=3		Nit=5			Nit=7		
Nm=2	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	152	84,00	d=2:	101	89,37	d=2:	239	74,84
	d=3:	58	93,89	d=3:	40	95,79	d=3:	79	91,68
	d=4:	23	97,58	d=4:	13	98,63	d=4:	32	96,63
	d=5:	9	99,05	d=5:	7	99,26	d=5:	13	98,63
	d=6:	4	99,58	d=6:	4	99,58	d=6:	4	99,58
Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: όχι καλό			

		Nit=10		Nit=13		Nit=15			
Nm=2	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	97	89,79	d=2:	140	85,26	d=2:	100	89,47
	d=3:	42	95,58	d=3:	48	94,95	d=3:	41	95,68
	d=4:	14	98,53	d=4:	18	98,11	d=4:	15	98,42
	d=5:	8	99,16	d=5:	8	99,16	d=5:	7	99,26
	d=6:	4	99,58	d=6:	2	99,79	d=6:	5	99,47
Viterbi: καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: καλό			

		Nit=3		Nit=5		Nit=7			
Nm=3	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	80	91,58	d=2:	94	90,11	d=2:	127	86,63
	d=3:	28	97,05	d=3:	35	96,32	d=3:	44	95,37
	d=4:	13	98,63	d=4:	9	99,05	d=4:	12	98,74
	d=5:	5	99,47	d=5:	2	99,79	d=5:	5	99,47
	d=6:	4	99,58	d=6:	1	99,89	d=6:	1	99,89
Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: όχι καλό			

		Nit=10		Nit=13		Nit=15			
Nm=3	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	84	91,16	d=2:	104	89,05	d=2:	146	84,63
	d=3:	31	96,74	d=3:	39	95,89	d=3:	52	94,53
	d=4:	14	98,53	d=4:	14	98,53	d=4:	28	97,05
	d=5:	7	99,26	d=5:	9	99,05	d=5:	12	98,74
	d=6:	1	99,89	d=6:	5	99,47	d=6:	4	99,58
Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			

Πίνακας 4.1: Αποτελέσματα αναγνώρισης δεδομένων με poisex1 για πλήθος γκαουσιανών 1 έως 3 και αριθμό επαναλήψεων 3,5,7,10,13 και 15

Τα μοντέλα που έχουν φέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα στο στάδιο του testing σε συνδυασμό με την ορθή αναγνώριση των φάσεων από το Viterbi_path είναι τα μοντέλα με παραμέτρους **Ns=3, Nm=1 και Nit=10 & Ns=3, Nm=2 και Nit=10** (με

κόκκινο χρώμα έχουμε σημειώσει στον παραπάνω πίνακα τα μοντέλα αυτά). Εμείς επιλέγουμε το μοντέλο **Ns=3, Nm=1 και Nit=10**, διότι παρατηρούμε ότι στις περιπτώσεις για **Ns=3, Nm=2 και Nit=7 & Nit=13** δεν παίρνουμε καλό αποτέλεσμα στο Viterbi_path. Συνεπώς, προτιμούμε το μοντέλο με 1 γκαουσιανή καθώς φαίνεται ότι η μοντελοποίηση των δεδομένων μας με την 1 γκαουσιανή είναι πιο αντιπροσωπευτική και κατάλληλη χωρίς να εμφανίζει οποιοδήποτε πρόβλημα για οποιοδήποτε αριθμό των επαναλήψεων της εκπαίδευσης στο Viterbi_path.

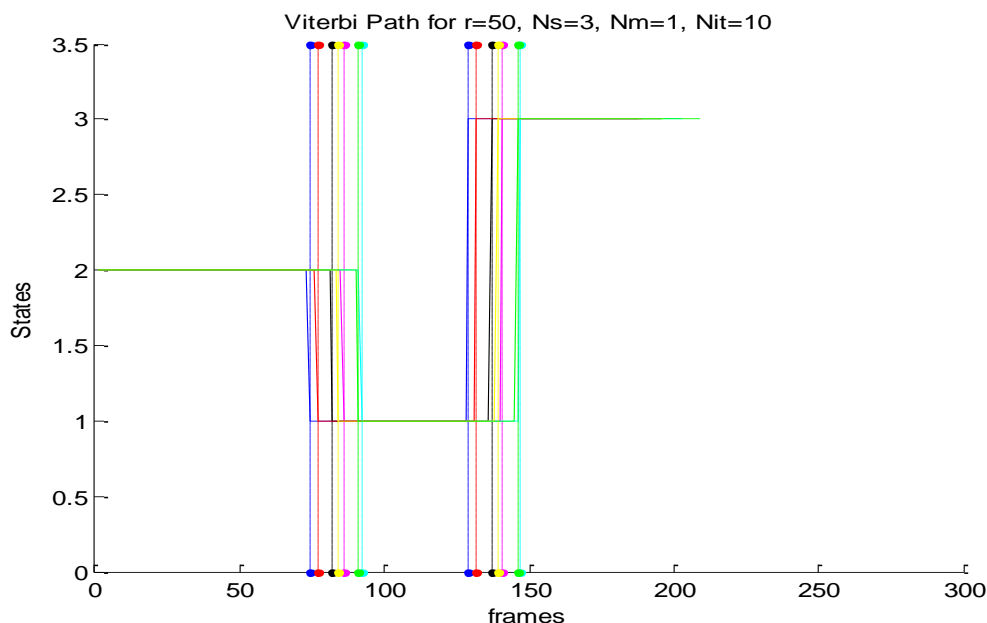
Το μοντέλο αυτό θα το χρησιμοποιήσουμε στην αναγνώριση δεδομένων και με μεγαλύτερο θόρυβο για να ελέγξουμε την ανοχή του.

	noisex2	noisex3	noisex4	Noisex5
Αποτυχίες(out of 950)	950	950	950	950

Πίνακας 4.2: Αποτυχίες αναγνώρισης δεδομένων με μεγαλύτερο θόρυβο από το καλύτερο μοντέλο που επιλέχθηκε

Αυτό το κάνουμε επειδή, όσο αυξάνεται ο θόρυβος στις τιμές του πίνακα των δεδομένων, τόσο αυξάνεται η απόσταση ανάμεσα στον τρόπο που πραγματοποιήθηκε η επέμβαση και στον τρόπο με τον οποίο ιδανικά έπρεπε να εκτελεστεί (τρόπος εκτέλεσης από τους experts). Συνεπώς όσο αυξάνεται ο θόρυβος, τόσες περισσότερες αποτυχίες αναγνώρισης θα πρέπει να παίρνουμε, όπως και συμβαίνει.

Παρακάτω ακολουθεί η γραφική παράσταση του Viterbi_path του μοντέλου που παρουσίασε τα καλύτερα αποτελέσματα. Το μοντέλο αυτό είναι που επιλέξαμε παραπάνω με τις παραμέτρους **r=100, Ns=3, Nm=1 και Nit=10 και d=3**. Η αναγνώριση των τριών κύριων φάσεων είναι επιτυχής χωρίς καμία απόκλιση. Οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές σημειώνουν την ακριβή θέση στην οποία έγινε μετάβαση από την προηγούμενη φάση στην επόμενη φάση της επέμβασης για κάθε θεωρητικό δεδομένο, όπως ακριβώς συνέβη όταν το δημιουργήσαμε.



Σχήμα 6

Παρατηρήσεις:

1. Τα δεδομένα μας αναγνωρίζονται σε πολύ μεγάλο βαθμό από το μοντέλο μας στην περίπτωση όπου $r=50$, $N_s=3$, $N_m=1$, $N_{it}=10$ και $d=3$. Δηλαδή έχουμε 95,1% επιτυχία αναγνώρισης. Πράγματι ο στόχος μας έχει επιτευχθεί στην συγκεκριμένη περίπτωση.
2. Στο Σχήμα 6 βλέπουμε ότι με 3 καταστάσεις το μοντέλο μας μπορεί και αναγνωρίζει χωρίς αποκλίσεις τις 3 κύριες φάσεις.
3. Ακόμη, το μοντέλο μας αυτό δεν αναγνωρίζει δεδομένα τα οποία έχουν μεγαλύτερο θόρυβο (για $noisex3$ και περισσότερο δεν αναγνωρίζει κανένα) από τα αντίστοιχα των έμπειρων χειρουργών, όπως φαίνεται από τον παραπάνω Πίνακα 4.2.

2) Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν δεδομένα με τριπλάσιο θόρυβο ($noisex3$) σε σχέση με των *experts* (1000 σε πλήθος). Τα δεδομένα αυτά περιέχουν τις μεταβλητές $rx, ry, rz, thx, thy, thz, dpx, dpy, dpz, dthx, dthy, dthz$.

Data with NOISEx3, $r=50$, $N_s=3$
$m=-1439,4679$, $s=269,0549$

		Nit=3		Nit=5			Nit=7		
		Αποτυχίες(out of 950):		Αποτυχίες(out of 950):		Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	
Nm=1	d=2:	738	22,32	d=2:	98	89,68	d=2:	78	91,79
	d=3:	360	62,11	d=3:	44	95,37	d=3:	40	95,79
	d=4:	119	87,47	d=4:	32	96,63	d=4:	21	97,79
	d=5:	36	96,21	d=5:	22	97,68	d=5:	15	98,42
	d=6:	18	98,11	d=6:	17	98,21	d=6:	14	98,53
	Viterbi: όχι καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό		

		Nit=10		Nit=13			Nit=15		
		Αποτυχίες(out of 950):		Αποτυχίες(out of 950):		Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	
Nm=1	d=2:	85	91,05	d=2:	81	91,47	d=2:	93	90,21
	d=3:	45	95,26	d=3:	29	96,95	d=3:	36	96,21
	d=4:	28	97,05	d=4:	17	98,21	d=4:	21	97,79
	d=5:	20	97,89	d=5:	8	99,16	d=5:	12	98,74
	d=6:	16	98,32	d=6:	3	99,68	d=6:	5	99,47
	Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό		

		Nit=3		Nit=5			Nit=7		
Nm=2	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	74	92,21	d=2:	127	86,63	d=2:	81	91,47
	d=3:	35	96,32	d=3:	63	93,37	d=3:	37	96,11
	d=4:	20	97,89	d=4:	49	94,84	d=4:	27	97,16
	d=5:	12	98,74	d=5:	29	96,95	d=5:	16	98,32
	d=6:	4	99,58	d=6:	24	97,47	d=6:	7	99,26
Viterbi: καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: καλό			

		Nit=10		Nit=13			Nit=15		
Nm=2	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	70	92,63	d=2:	59	93,79	d=2:	44	95,37
	d=3:	31	96,74	d=3:	24	97,47	d=3:	21	97,79
	d=4:	19	98,00	d=4:	9	99,05	d=4:	12	98,74
	d=5:	8	99,16	d=5:	0	100,00	d=5:	6	99,37
	d=6:	3	99,68	d=6:	0	100,00	d=6:	3	99,68
Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			

		Nit=3		Nit=5			Nit=7		
Nm=3	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	67	92,95	d=2:	100	89,47	d=2:	72	92,42
	d=3:	25	97,37	d=3:	52	94,53	d=3:	29	96,95
	d=4:	14	98,53	d=4:	31	96,74	d=4:	24	97,47
	d=5:	3	99,68	d=5:	19	98,00	d=5:	16	98,32
	d=6:	1	99,89	d=6:	15	98,42	d=6:	11	98,84
Viterbi: καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			

	Nit=10			Nit=13			Nit=15		
	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Nm=3	d=2:	67	92,95	d=2:	94	90,11	d=2:	66	93,05
	d=3:	27	97,16	d=3:	56	94,11	d=3:	27	97,16
	d=4:	19	98,00	d=4:	36	96,21	d=4:	15	98,42
	d=5:	12	98,74	d=5:	25	97,37	d=5:	3	99,68
	d=6:	3	99,68	d=6:	20	97,89	d=6:	0	100,00
	Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό		

Πίνακας 4.3: Αποτελέσματα αναγνώρισης δεδομένων με noise3 για πλήθος γκαουσιανών 1 έως 3 και αριθμό επαναλήψεων 3,5,7,10,13 και 15

Τα μοντέλα που έχουν φέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα στο στάδιο του testing σε συνδυασμό με την ορθή αναγνώριση των φάσεων από το Viterbi_path είναι τα μοντέλα με παραμέτρους **Ns=3, Nm=1 και Nit=13 & Ns=3, Nm=1 και Nit=15 & Ns=3, Nm=2 και Nit=10 & Ns=3, Nm=2 και Nit=13 & Ns=3, Nm=2 και Nit=15** (με κόκκινο χρώμα έχουμε σημειώσει στον παραπάνω πίνακα τα μοντέλα αυτά). Εμείς επιλέγουμε το μοντέλο **r=50, Ns=3, Nm=2 και Nit=13** καθώς δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα.

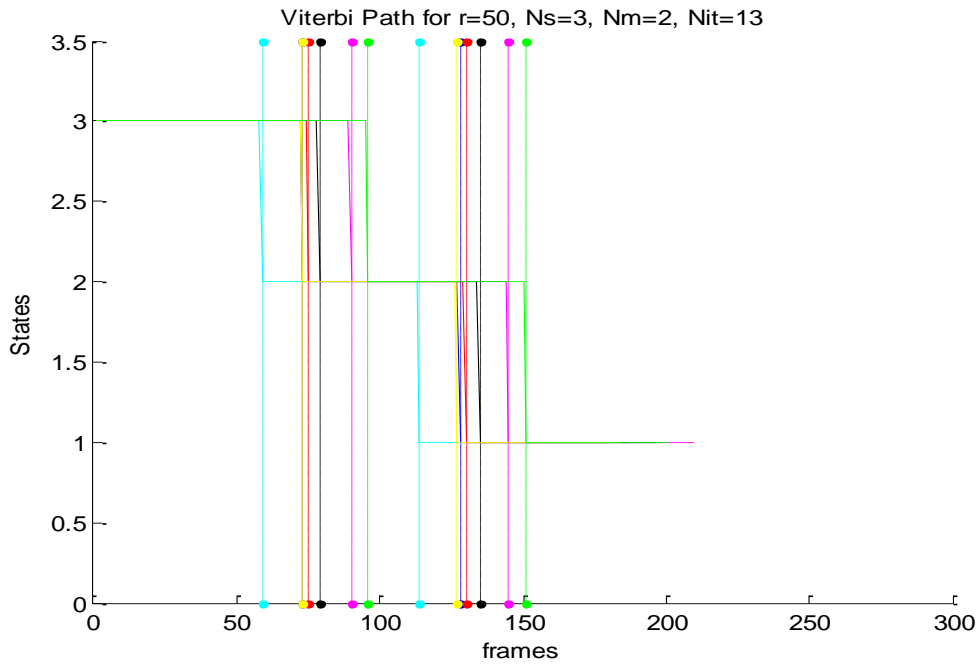
Το μοντέλο αυτό θα το χρησιμοποιήσουμε για την αναγνώριση δεδομένων και με μεγαλύτερο θόρυβο για να ελέγξουμε την ανοχή του.

	Noisex4	Noisex5	Noisex7	Noisex10
Αποτυχίες(out of 950)	243	506	800	919

Πίνακας 4.4 Αποτυχίες αναγνώρισης δεδομένων με μεγαλύτερο θόρυβο από το καλύτερο μοντέλο που επιλέχθηκε

Αυτό το κάνουμε επειδή, όσο αυξάνεται ο θόρυβος στις τιμές του πίνακα των δεδομένων, τόσο αυξάνεται η απόσταση ανάμεσα στον τρόπο που πραγματοποιήθηκε η επέμβαση και στον τρόπο με τον οποίο ιδανικά έπρεπε να εκτελεστεί (τρόπος εκτέλεσης των experts). Συνεπώς όσο αυξάνεται ο θόρυβος, τόσες περισσότερες αποτυχίες αναγνώρισης θα πρέπει να παίρνουμε.

Παρακάτω ακολουθεί η γραφική παράσταση του Viterbi_path του μοντέλου που παρουσίασε τα καλύτερα αποτελέσματα. Το μοντέλο αυτό είναι με τις παραμέτρους **Ns=3, Nm=2 και Nit=13**. Η αναγνώριση των τριών κύριων φάσεων είναι επιτυχής χωρίς καμία απόκλιση. Οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές σημειώνουν την ακριβή θέση στην οποία έγινε μετάβαση από την προηγούμενη φάση στην επόμενη φάση της επέμβασης για κάθε θεωρητικό δεδομένο, όπως ακριβώς συνέβη όταν το δημιουργήσαμε.



Σχήμα 7

Παρατηρήσεις:

1. Τα δεδομένα μας αναγνωρίζονται σχεδόν όλα από το μοντέλο μας στην περίπτωση όπου $N_s=3$, $N_m=2$, $N_{it}=13$ και $d=3$. Δηλαδή έχουμε 97,8% επιτυχία αναγνώρισης. Πράγματι ο στόχος μας έχει επιτευχθεί στην συγκεκριμένη περίπτωση.
 2. Στο Σχήμα 7 βλέπουμε ότι το μοντέλο μας μπορεί να αναγνωρίσει πλήρως τις 3 κύριες φάσεις της επέμβασης.
 3. Ακόμη, το μοντέλο μας αυτό δεν αναγνωρίζει δεδομένα τα οποία έχουνε δεκαπλάσιο θόρυβο ($noisex10$) από τα αντίστοιχα δεδομένα των εμπειρων ιατρών, όπως φαίνεται από τον παραπάνω πίνακα 4.4. Είναι λογικό να αναγνωρίζει ορισμένα δεδομένα με μεγαλύτερο θόρυβο, διότι έχει εκπαιδευτεί με δεδομένα $Noisex3$.
 4. Επιβεβαιώνετε η υπόθεσή μας ότι στην περίπτωση αυτή η τυπική απόκλιση θα είναι πολύ μεγαλύτερη απ'ότι στην περίπτωση με τον μικρότερο θόρυβο ($noisex1$). Στην περίπτωση αυτή σχηματικά η υποτιθέμενη γκαουσιανή μας θα είναι πιο μεγάλης διακύμανσης (πιο απλωμένη).
- 3) Τα παρακάτω αποτελέσματα αφορούν δεδομένα με πενταπλάσιο θόρυβο($noisex5$) σε σχέση με τα παραπάνω(1000 σε πλήθος). Τα δεδομένα αυτά περιέχουν τις μεταβλητές px , py , pz , thx , thy , thz , dpx , dpy , dpz , $dthx$, $dthy$, $dthz$.

Data with NOISEx5, r=50, Ns=3
m=-1945,2711, s=447,1678

	Nit=3			Nit=5			Nit=7		
	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Nm= 1	d=2:	81	91,47	d=2:	77	91,89	d=2:	81	91,47
	d=3:	24	97,47	d=3:	24	97,47	d=3:	27	97,16
	d=4:	7	99,26	d=4:	5	99,47	d=4:	7	99,26
	d=5:	2	99,79	d=5:	1	99,89	d=5:	2	99,79
	d=6:	1	99,89	d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00
	Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό		

	Nit=10			Nit=13			Nit=15		
	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Nm= 1	d=2:	74	92,21	d=2:	73	92,32	d=2:	85	91,05
	d=3:	25	97,37	d=3:	20	97,89	d=3:	25	97,37
	d=4:	7	99,26	d=4:	7	99,26	d=4:	11	98,84
	d=5:	2	99,79	d=5:	2	99,79	d=5:	1	99,89
	d=6:	1	99,89	d=6:	0	100,00	d=6:	1	99,89
	Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό		

	Nit=3			Nit=5			Nit=7		
	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Nm= 2	d=2:	85	91,05	d=2:	71	92,53	d=2:	77	91,89
	d=3:	26	97,26	d=3:	24	97,47	d=3:	26	97,26
	d=4:	7	99,26	d=4:	8	99,16	d=4:	7	99,26
	d=5:	2	99,79	d=5:	3	99,68	d=5:	1	99,89
	d=6:	1	99,89	d=6:	1	99,89	d=6:	0	100,00
	Viterbi: καλό			Viterbi: καλό			Viterbi: καλό		

		Nit=10		Nit=13		Nit=15			
Nm=2	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	72	92,42	d=2:	66	93,05	d=2:	62	93,47
	d=3:	22	97,68	d=3:	19	98,00	d=3:	21	97,79
	d=4:	9	99,05	d=4:	7	99,26	d=4:	6	99,37
	d=5:	2	99,79	d=5:	3	99,68	d=5:	2	99,79
	d=6:	1	99,89	d=6:	1	99,89	d=6:	1	99,89
Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: καλό			

		Nit=3		Nit=5		Nit=7			
Nm=3	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	77	91,89	d=2:	61	93,58	d=2:	55	94,21
	d=3:	23	97,58	d=3:	19	98,00	d=3:	15	98,42
	d=4:	9	99,05	d=4:	4	99,58	d=4:	6	99,37
	d=5:	4	99,58	d=5:	0	100,00	d=5:	3	99,68
	d=6:	1	99,89	d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00
Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			

		Nit=10		Nit=13		Nit=15			
Nm=3	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)	Αποτυχίες(out of 950):		Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
	d=2:	71	92,53	d=2:	65	93,16	d=2:	56	94,11
	d=3:	22	97,68	d=3:	19	98,00	d=3:	18	98,11
	d=4:	5	99,47	d=4:	4	99,58	d=4:	6	99,37
	d=5:	1	99,89	d=5:	1	99,89	d=5:	2	99,79
	d=6:	0	100,00	d=6:	1	99,89	d=6:	1	99,89
Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			Viterbi: όχι καλό			

Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα αναγνώρισης δεδομένων με noise5 για πλήθος γκαουσιανών 1 έως 3 και αριθμό επαναλήψεων 3,5,7,10,13 και 15

Τα μοντέλα που έχουν φέρει ικανοποιητικά αποτελέσματα στο στάδιο του testing σε συνδυασμό με την ορθή αναγνώριση των φάσεων από το Viterbi_path είναι τα μοντέλα με παραμέτρους **Ns=3, Nm=1 και Nit=3-15 & Ns=3, Nm=2 και Nit=3-7 &**

Ns=3, Nm=2 και Nit=15 (με κόκκινο χρώμα έχουμε σημειώσει στον παραπάνω πίνακα τα μοντέλα αυτά). Εμείς επιλέγουμε το μοντέλο **r=50, Ns=3, Nm=1 και Nit=13**, διότι παρατηρούμε ότι στις περιπτώσεις για **r=50, Ns=3, Nm=2 και Nit=10 & Nit=13** δεν παίρνουμε καλό αποτέλεσμα στο Viterbi_path. Συνεπώς, προτιμούμε το μοντέλο με 1 γκαουσιανή καθώς φαίνεται ότι με την 1 γκαουσιανή η μοντελοποίηση των δεδομένων μας είναι πιο αντιπροσωπευτική και κατάλληλη χωρίς να εμφανίζει οποιοδήποτε πρόβλημα για κάποιο αριθμό των επαναλήψεων της εκπαίδευσης στο Viterbi_path.

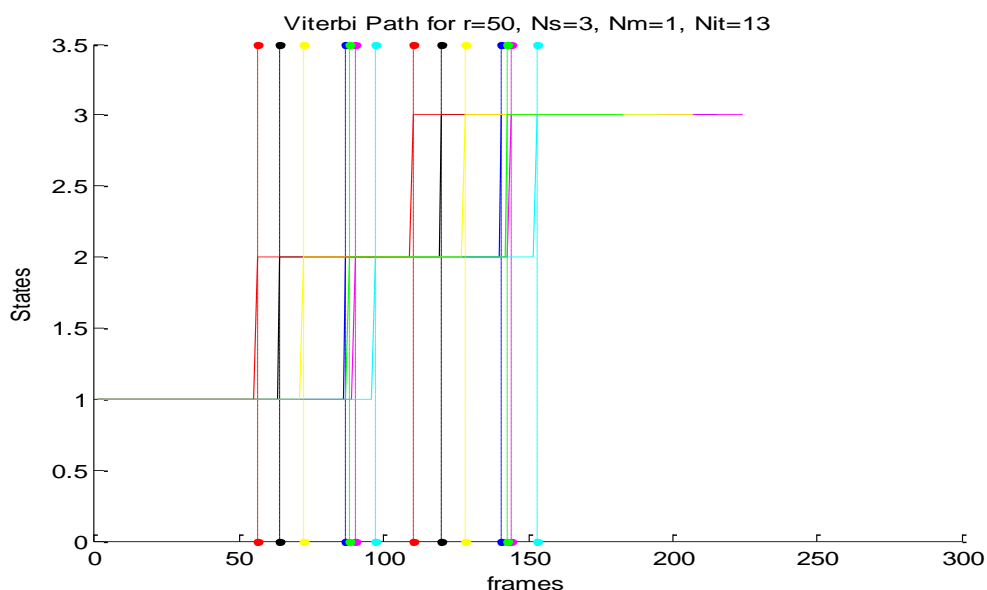
Το μοντέλο αυτό θα το χρησιμοποιήσουμε στην αναγνώριση δεδομένων και με μεγαλύτερο θόρυβο για να ελέγξουμε την ανοχή του.

	Noise7	Noisex10
Αποτυχίες(out of 950)	260	500

Πίνακας 4.6 Αποτυχίες αναγνώρισης δεδομένων με μεγαλύτερο θόρυβο από το καλύτερο μοντέλο που επιλέχθηκε

Αυτό το κάνουμε επειδή, όσο αυξάνεται ο θόρυβος στις τιμές του πίνακα των δεδομένων, τόσο αυξάνεται η απόσταση ανάμεσα στον τρόπο που πραγματοποιήθηκε η επέμβαση και στον τρόπο με τον οποίο ιδανικά έπρεπε να εκτελεστεί (τρόπος εκτέλεσης των experts). Συνεπώς όσο αυξάνεται ο θόρυβος, τόσες περισσότερες αποτυχίες αναγνώρισης θα πρέπει να παίρνουμε.

Παρακάτω ακολουθεί η γραφική παράσταση του Viterbi_path του μοντέλου που παρουσίασε τα καλύτερα αποτελέσματα. Το μοντέλο αυτό είναι με τις παραμέτρους **Ns=3, Nm=1 και Nit=13**. Η αναγνώριση των τριών κύριων φάσεων είναι επιτυχής χωρίς καμία απόκλιση. Οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές σημειώνουν την ακριβή θέση στην οποία έγινε μετάβαση από την προηγούμενη φάση στην επόμενη φάση της επέμβασης για κάθε θεωρητικό δεδομένο, όπως ακριβώς συνέβη όταν το δημιουργήσαμε.



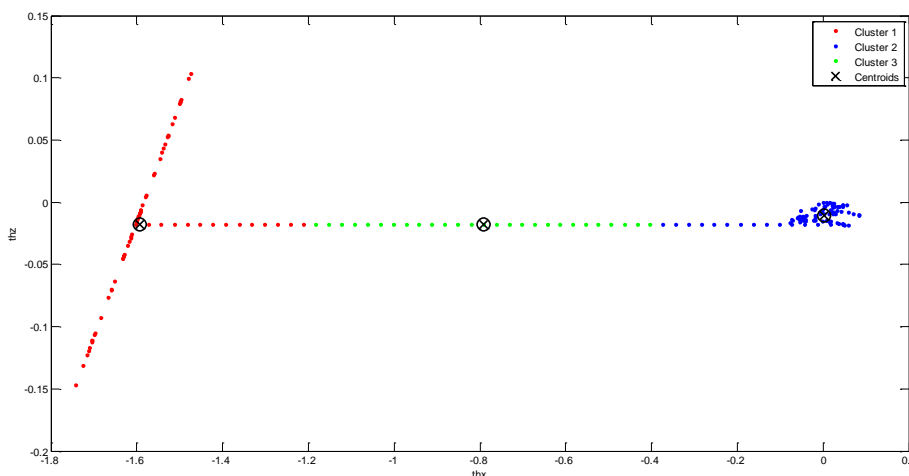
Σχήμα 8

Παρατηρήσεις:

1. Τα δεδομένα μας αναγνωρίζονται όλα από το μοντέλο μας στην περίπτωση όπου $r=200$, $N_s=3$, $N_m=2$, $N_{it}=10$ και $d=5$. Δηλαδή έχουμε 97,9% επιτυχία αναγνώρισης. Πράγματι ο στόχος μας έχει επιτευχθεί στην συγκεκριμένη περίπτωση.
 2. Στο Σχήμα 8 βλέπουμε ότι το μοντέλο μας μπορεί να αναγνωρίσει πλήρως τις 3 κύριες φάσεις της επέμβασης.
 3. Ακόμη, το μοντέλο μας αυτό έχει μεγάλη ανοχή εννοώντας ότι αναγνωρίζει δεδομένα τα οποία έχουνε ακόμη και δεκαπλάσιο θόρυβο ($\text{noisex}10$) από τα αντίστοιχα των έμπειρων ιατρών, όπως φαίνεται από τον παραπάνω πίνακα 4.8. Αυτό όμως είναι λογικό, καθώς έχει εκπαιδευτεί με δεδομένα που περιέχουν μεγάλο θόρυβο ($\text{Noisex}5$).
 4. Επιβεβαιώνετε η υπόθεσή μας ότι στην περίπτωση αυτή η τυπική απόκλιση θα είναι πολύ μεγαλύτερη απ'ότι στην περίπτωση με τον μικρότερο θόρυβο ($\text{noisex}1$ & $\text{noisex}3$). Στην περίπτωση αυτή σχηματικά η υποτιθέμενη γκαουσιανή μας θα έχει μεγαλύτερη διακύμανση (πιο απλωμένη).
- 4) *Σε αυτό το σημείο είναι θεμιτό να επισημανθούν κάποια σημεία που είναι άξια προσοχής και αφορούν τον τρόπο που επηρεάζει η επιλογή των τιμών των παραμέτρων του HMM στην εκπαίδευσή του και στο στάδιο του testing.*
- ✓ Αρχικά, στον υπολογισμό της μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης οι τιμές αυτών που θα πάρουμε από τον κώδικά μας διαφέρουν ανάλογα με την διαφορετική επιλογή των αρχικών παραμέτρων. Για παράδειγμα, π.χ. για $N_{it}=3$ μπορεί να πάρουμε $m=1300$ και για $N_{it}=5$ να πάρουμε $m=1600$. Αυτό μπορεί να επηρεάζει κατά ένα μικρό ποσοστό τα αποτελέσματά μας χωρίς όμως να μεταβάλλει τα τελικά μας συμπεράσματα.
 - ✓ Σε αυτό το σημείο θα ήταν καλό να αναφέρουμε κάποια χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς των Hmm κατά το στάδιο του training συναρτήσει των τιμών των παραμέτρων που επιλέγουμε. Σε γενικές γραμμές όταν εκπαιδεύουμε ένα κρυφό μαρκοβιανό μοντέλο υπάρχει ένας ιδανικός αριθμός καταστάσεων από τις οποίες πρέπει να αποτελείται και ένας ιδανικός αριθμός γκαουσιανών κατανομών για την μοντελοποίηση των δεδομένων μας. Εάν, ο αριθμός των καταστάσεων που επιλέγουμε για το μοντέλο μας είναι μικρός για τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται, η εκπαίδευση του μοντέλου μας δεν θα είναι η βέλτιστη δυνατή. Από την άλλη πλευρά ο μεγαλύτερος αριθμός καταστάσεων από τον ιδανικό αυξάνει την πολυπλοκότητα των μοντέλων και έτσι έχουμε διαχωρισμό των ενιαίων τμημάτων κινήσεων-φάσεων. Οπότε, σε αυτή την περίπτωση δεν επιτυγχάνεται η βέλτιστη εκπαίδευση που μπορούμε να επιτύχουμε. Επομένως το στάδιο του training δεν μας παράγει τα επιθυμητά αποτελέσματα, έτσι ώστε να έχουμε το καλύτερο αποτέλεσμα στο στάδιο του testing. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να σημειωθεί ότι για αριθμό καταστάσεων κοντά στον ιδανικό είναι πιθανό να προκύπτουν πολύ καλά αποτελέσματα αναγνώρισης και το μοντέλο μας να έχει εκπαιδευτεί με ικανοποιητικό τρόπο (όχι όμως βέλτιστο). Γενικά όμως αν αυξήσουμε πάρα πολύ τον αριθμό των καταστάσεων θα οδηγηθούμε σε όχι τόσο καλά αποτελέσματα συναρτήσει του όγκου των δεδομένων που έχουμε και της φύσης της κίνησης που περιγράφουν.

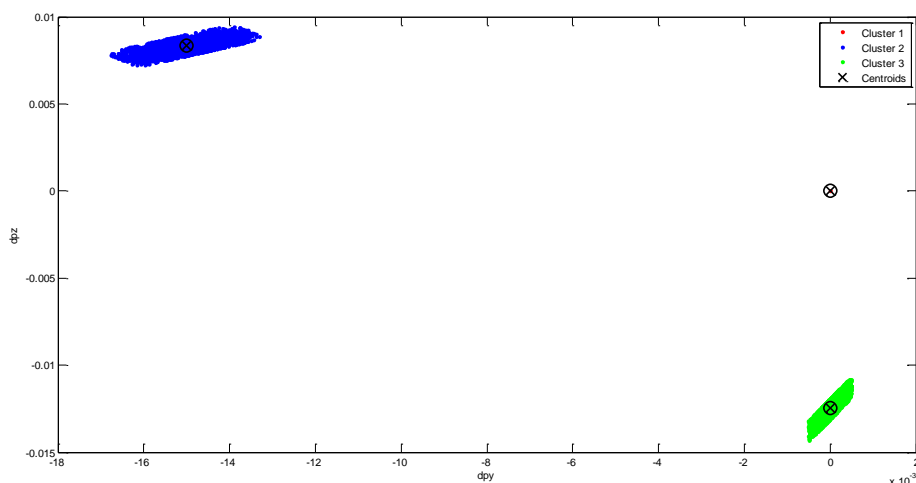
- ✓ Ακόμη, αν παρατηρήσουμε τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις διάφορες εκτελέσεις του κώδικά μας θα διαπιστώσουμε πως σε κάποιες περιπτώσεις παρατηρούμε ότι το ποσοστό επιτυχίας αναγνώρισης για συγκεκριμένο αριθμό καταστάσεων και γκαουσιανών που χρησιμοποιούνται μεγιστοποιείται για ένα ιδανικό αριθμό επαναλήψεων. Αυτό συμβαίνει διότι για μικρό αριθμό επαναλήψεων τα μοντέλα μας δεν προλαβαίνουν να εκπαιδευτούν ικανοποιητικά στα δεδομένα που τους εισάγουμε με αποτέλεσμα να δίνουν χαμηλό ποσοστό αναγνώρισης. Στην περίπτωση των πάρα πολλών επαναλήψεων και πάλι έχουμε χαμηλή απόδοση καθώς τα μοντέλα μας εκπαιδεύονται σε πολύ μεγάλο βαθμό στα δεδομένα που τους εισάγαμε για την εκπαίδευσή τους, οπότε τα μοντέλα των HMM εμφανίζουν σημαντική δυσκολία γενίκευσης (έχουμε γκαουσιανές με πολύ μικρή διακύμανση-πολύ εξειδικευμένες στα αρχικά δεδομένα που τους έχουν δοθεί για training) με αποτέλεσμα να μην αναγνωρίζουν ικανοποιητικά νέα δεδομένα που θα τους δοθούν για αναγνώριση. Το φαινόμενο αυτό για τον μεγάλο αριθμό των επαναλήψεων ονομάζεται «overfitting». Σε αυτό το σημείο πρέπει να επισημανθεί ότι η συνάρτηση που είναι υπεύθυνη για την εκπαίδευση των μοντέλων μας περιέχει και ένα νόμο σύγκλισης που διακόπτει το training ενός μοντέλου όταν ανιχνεύσει ότι με την συνέχεια των iterations και της εκπαίδευσης ότι το μοντέλο δεν βελτιώνεται και δίνει ίση πιθανοφάνεια σε σχέση με την προηγούμενη επανάληψη. Έτσι σταματά και αποθηκεύει το βέλτιστο που έχει συναντήσει. Βέβαια υπάρχουν και περιπτώσεις που για την ικανοποιητική εκπαίδευση των μοντέλων μας απαιτείται μεγάλος αριθμός επαναλήψεων και πάντα τα αποτελέσματα εξαρτώνται από τον συνδυασμό των παραμέτρων που αξιοποιούνται.
- ✓ Επιπλέον, αν αυξήσουμε πάρα πολύ τον αριθμό των γκαουσιανών (πέρα από τον ιδανικό), τότε θα οδηγηθούμε σε αστάθεια και θα έχουμε χειρότερα αποτελέσματα αναγνώρισης.

5) *Ακόμη, χρησιμοποιήσαμε τον K-means αλγόριθμο για να δούμε πως ομαδοποιούνται ορισμένες τιμές των μεταβλητών που περιέχονται στους πίνακες των δεδομένων των experts.*



Σχήμα 9: Για το πρώτο δεδομένο των experts ομαδοποίηση σε 3 clusters των σημείων με συντεταγμένες (thx,thz)

Στο Σχήμα 9 τα σημεία για thx=[0,0.1] αφορούν την φάση 1. Τα σημεία για thx=[-1.5,0] και thz=σταθερό αφορούν την φάση 2. Και τα σημεία με thx=[-1.8,-1.5] και thz=[-0.15,0.1] αφορούν τη φάση 3. Βέβαια η ομαδοποίηση δεν είναι τελείως αντιπροσωπευτική.



Σχήμα 10: Για τα πρώτα 100 δεδομένα των experts ομαδοποίηση σε 3 clusters των σημείων με συντεταγμένες (dpy,dprz)

Στο Σχήμα 10 τα πράσινα σημεία αφορούν την φάση 1. Τα μπλε σημεία αφορούν την φάση 3. Και τα σημεία με thx=0 και thz=0 αφορούν τη φάση 2. Η ομαδοποίηση είναι αρκετά καλή.

Είναι αναμενόμενο οι τιμές κάποιων μεταβλητών να παίζουν πιο σημαντικό ρόλο από τις υπόλοιπες στην ταξινόμηση των δεδομένων σε ομάδες, που το επιθυμητό είναι η τέλεια αντιστοίχιση των ομάδων στις φάσεις.

4.6 Συμπεράσματα

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα μπορούμε να αντιληφθούμε ότι ο τρόπος με τον οποίο έχει σχεδιαστεί το σύστημά μας για την εκπαίδευση κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων είναι ικανοποιητικός. Πράγματι, αποδεικνύεται ότι με την μεθοδολογία που έχουμε δημιουργήσει και επεξεργαστεί τα θεωρητικά δεδομένα μπορούμε να επιτύχουμε μοντελοποίηση και αυτόματη αναγνώριση κίνησης. Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι τα αποτελέσματα που πήραμε ήταν τα αναμενόμενα και δεν υπήρχαν σημαντικές αποκλίσεις από τις αρχικές μας υποθέσεις. Βέβαια, για να επιτύχουμε τα αποτελέσματα αυτά απαιτήθηκε πολύχρονος πειραματισμός και πολυάριθμες δοκιμές.

Η παραπάνω μελέτη μας βοήθησε να εξοικειωθούμε με το σύστημά μας, να προβληματιστούμε με διάφορα σημεία τα οποία μπορεί να κρύβουν κινδύνους και να προετοιμαστούμε για την επεξεργασία των πειραματικών δεδομένων και η οποία είναι η κορύφωση της εργασίας μας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΔΟΚΙΜΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΗΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΤΩΝ ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Υποενότητες:

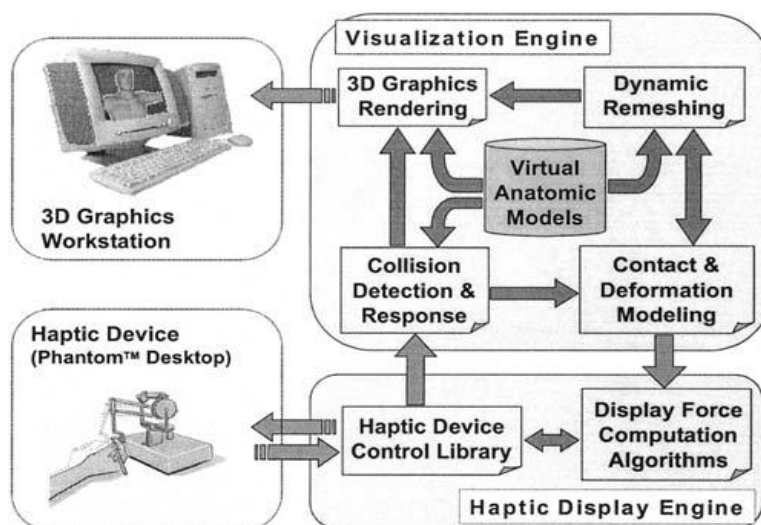
- 5.1 Περιγραφή Προσομοιωτή
- 5.2 Περιγραφή Πειράματος
- 5.3 Τρόποι Επεξεργασίας Πειραματικών Δεδομένων

5.1 Περιγραφή Προσομοιωτή

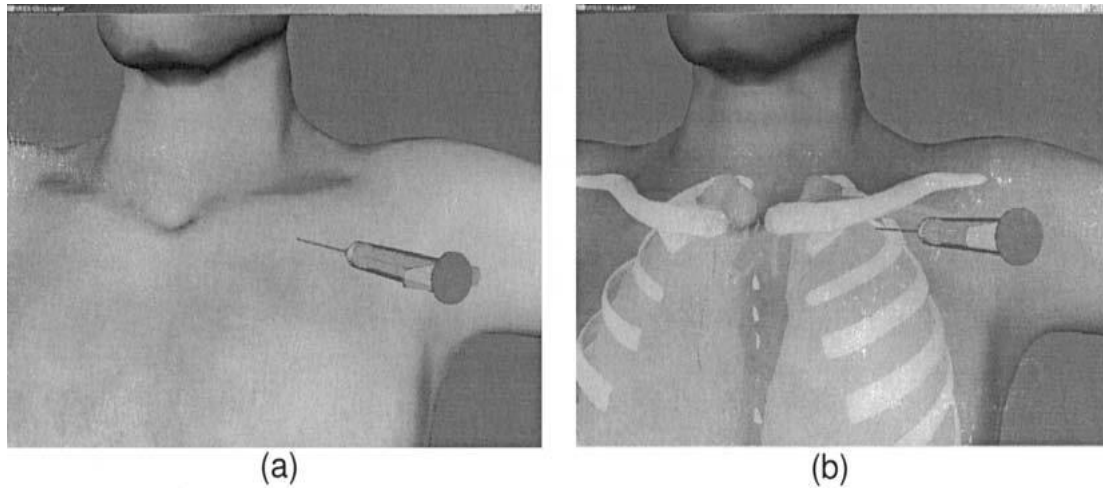
Ο προσομοιωτής παρακέντησης υποκλειδίου φλέβας που χρησιμοποιήθηκε στο πλαίσιο της εργασίας αυτής έχει αναπτυχθεί στο Εργαστήριο Ρομποτικής της σχολής ΗΜΜΥ του ΕΜΠ, με την συνεργασία των: Κ.Σ. Τζαφέστα (Επ.Καθηγητή της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του ΕΜΠ), Κ. Μπίρμπα (Επ.Καθηγητή στο Τμήμα Νοσηλευτικής της Ιατρικής Σχολής του Εθνικού και Καποδιστριακού Πανεπιστημίου Αθηνών), Ι. Κουμπούρο (Καθηγητή του Τμήματος Πληροφορικής του ΤΕΙ Αθήνας) και Δ. Χριστόπουλος (Ιδρυμα Μείζονος Ελληνισμού).

Το λογισμικό του προσομοιωτή μας έχει αναπτυχθεί να διασυνδέει έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή με μια απτική συσκευή (haptic device), η οποία παίζει τον ρόλο της σύριγγας στο χέρι του χειριστή. Για το δικό μας πείραμα χρησιμοποιήσαμε την απτική διάταξη PHANTOM® Desktop της Sensable. Στην παρούσα εργασία δεν χρησιμοποιήθηκαν 3D γυαλιά, δηλαδή η μελέτη εκπονήθηκε χρησιμοποιώντας διδιάστατη εικόνα από την οθόνη του εικονικού προσομοιωτή.

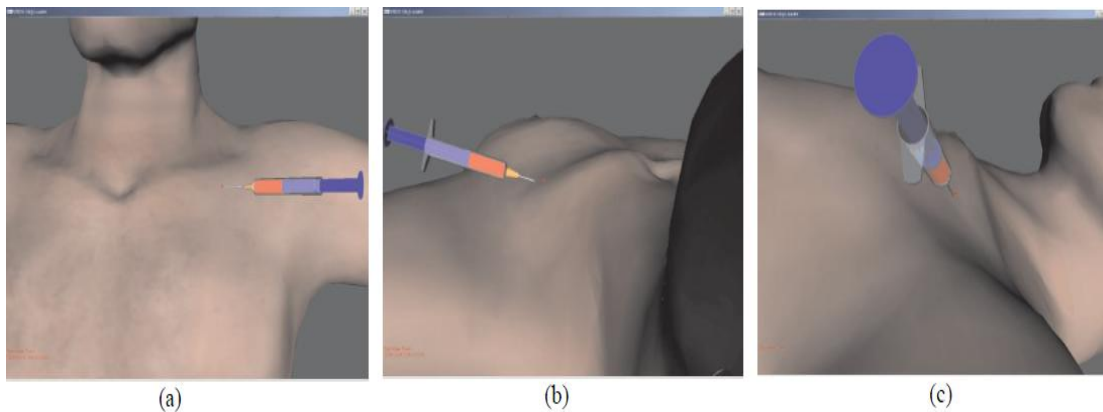
Ακολουθώς παρουσιάζονται ορισμένες εικόνες για την εξοικείωση του αναγνώστη με την γενική αρχιτεκτονική δομή και τα βασικά χαρακτηριστικά του συγκεκριμένου εικονικού προσομοιωτή.



Εικόνα 31: Η συνολική αρχιτεκτονική του προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας με απτική αίσθηση (Tzafestas C. , Birbas, Koumprouros, & Christopoulos, 2008).



Εικόνα 32: Διάφορες εικόνες από μία προσομοίωση. Στην περίπτωση α. βλέπουμε ένα στιγμιότυπο από πραγματική προσομοίωση. Στην περίπτωση β. το δέρμα έχει γίνει διάφανο, ώστε να φανεί η ανατομία του εικονικού ασθενή έτσι όπως έχει σχεδιαστεί (Tzafestas C. , Birbas, Koumpourous, & Christopoulos, 2008).



Εικόνα 33: Όψεις του ασθενή από διαφορετική γωνία θέασης στην διάρκεια μίας προσομοίωσης της επέμβασης (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study, 2006).



Εικόνα 34: Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της παρακέντησης της υποκλείδιου φλέβας κατά την διάρκεια ενός πειράματος (Tzafestas, Christopoulos, & Birbas, Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study, 2006).



Εικόνα 35: Η απτική συσκευή PHANTOM Desktop Device της SENSABLE.

Η απτική συσκευή PHANTOM Desktop, που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, έχει 6 βαθμούς ελευθερίας ως προς την μέτρηση θέσης (positional sensing), και τρεις επενεργούμενους βαθμούς ελευθερίας ως προς την απτική ανάδραση

δύναμης. Δίνει την δυνατότητα άσκησης δύναμης, σε τρεις διευθύνσεις στον τρισδιάστατο χώρο, προερχόμενης από εικονικό περιβάλλον και ελεγχόμενης μέσω των κινήσεων του χειριστή στο περιβάλλον αυτό. Το μέτρο της ασκούμενης δύναμης προς τον χρήστη μέσω της ρομποτικής συσκευής μπορεί να ανέλθει στα 8N, ενώ οι μετρήσεις των κινήσεων είναι πολύ υψηλής ακρίβειας, καθιστώντας την συγκεκριμένη απτική διάταξη εξαιρετικά εύχρηστη και εργονομική στην χρήση της.

Τα προγράμματα του προσομοιωτή έχουν αναπτυχθεί σε γλώσσα προγραμματισμού C++ στο περιβάλλον Microsoft Visual Studio 6 και για τα γραφικά του μοντέλα έχει χρησιμοποιηθεί η βιβλιοθήκη γραφικών OpenGL.

Ο προσομοιωτής εικονικού περιβάλλοντος της χειρουργικής μεθόδου της παρακέντησης για κάθε εκτέλεση της εικονικής επέμβασης αποθηκεύει σε txt αρχείο τα κύρια χαρακτηριστικά που αντιπροσωπεύουν τον τρόπο με τον οποίο έχει γίνει η εισαγωγή της βελόνας στο σώμα του ασθενή, η διάτρηση του δέρματος και η προσέγγιση της υποκλειδίου φλέβας, δηλαδή γενικά όλης της επέμβασης. Πιο αναλυτικά, κατά την διάρκεια της εκτέλεσης της εικονικής παρακέντησης ο χειρουργός βασιζόμενος στην τρισδιάστατη ή δισδιάστατη (στην περίπτωσή μας δισδιάστατη) εικόνα που λαμβάνει από την οθόνη του υπολογιστή κρίνει κάθε φορά τον τρόπο που θα πρέπει να ενεργήσει. Ο χειρουργός ιατρός χειρίζεται μία απτική συσκευή (haptic device), η οποία είναι συνδεδεμένη στον υπολογιστή. Κάθε φορά ο υπολογιστής, αντιλαμβανόμενος τις κινήσεις που κάνει ο ιατρός, δειγματοληπτεί τα δεδομένα που λαμβάνει από την απτική συσκευή με ρυθμό στο εύρος 10-40Hz και αποθηκεύει τις τιμές των μεταβλητών που χαρακτηρίζουν την θέση και τον προσανατολισμό της βελόνας κάθε χρονική στιγμή t σε κατάλληλο πίνακα όπως έχει περιγραφεί παραπάνω.

5.2 Περιγραφή Πειραματικού Πρωτοκόλλου

Το πείραμα αφορούσε την εκτέλεση της επέμβασης που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 4 σε εικονικό περιβάλλον. Συμμετείχαν δύο ομάδες χρηστών: (I) έμπειροι χειρουργοί και (II) αρχάριοι χρήστες. Στην περίπτωση των αρχάριων χρηστών πριν την εκκίνηση της πειραματικής διαδικασίας, σε κάθε συμμετέχοντα ξεχωριστά γινόταν παρουσίαση και ανάλυση του τρόπου που εκτελείται η παρακέντηση της υποκλειδίου φλέβας με βάση την χειρουργική τεχνική που έχει υιοθετηθεί. Εν συνεχεία, επιτρεπόταν στον συμμετέχοντα να πειραματιστεί ελεύθερα με το σύστημα του προσομοιωτή ώστε να εξοικειωθεί με αυτό και έπειτα ξεκινούσε η πειραματική διαδικασία κατά την διάρκεια της οποίας δεν παρεχόταν καμία βοήθεια σε αυτόν. Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να σημειωθεί ότι η κάθε εκτέλεση περιλαμβάνει μία επιπλέον φάση, σε σχέση με τα θεωρητικά δεδομένα και η οποία είναι η τέταρτη κατά σειρά φάση της εκτέλεσης, δεδομένου ότι κατά την εκτέλεση της συγκεκριμένης πράξης στον προσομοιωτή μας όταν η υποκλειδίου φλέβα προσεγγισθεί από την βελόνα απαιτείται επιπλέον ορισμένος χρόνος μέχρι η σύριγγα να γεμίσει εικονικά με αίμα.

Στόχος του πειράματος ήταν η συλλογή δεδομένων από τις εκτελέσεις εικονικών επεμβάσεων από έμπειρους χειρουργούς και αρχάριους χρήστες. Έλαβαν μέρος συνολικά 2 έμπειροι χειρουργοί και 5 αρχάριοι. Ο πρώτος χειρουργός έκανε 10 εκτελέσεις χωρίς ανάδραση δύναμης και ακόμα 10 εκτελέσεις με ανάδραση δύναμης. Ο δεύτερος χειρουργός έκανε 5 εκτελέσεις με ανάδραση δύναμης. Επιπρόσθετα, ο κάθε αρχάριος έκανε 10 εκτελέσεις χωρίς ανάδραση δύναμης και ακόμα 10

εκτελέσεις με ανάδραση δύναμης. Συνολικά, διαθέτουμε 25 εκτελέσεις για την κατηγορία των έμπειρων χειρουργών εκ των οποίων οι 10 είναι χωρίς ανάδραση δύναμης και οι υπόλοιπες 15 με ανάδραση δύναμης. Για την κατηγορία των αρχάριων χρηστών διαθέτουμε 50 εκτελέσεις που εκτελέστηκαν χωρίς ανάδραση δύναμης και ακόμα 50 που εκτελέστηκαν με ανάδραση δύναμης.

Στον κώδικα του προσομοιωτή δημιουργήσαμε ειδικό πρόγραμμα το οποίο ήταν υπεύθυνο για την καταγραφή των τιμών των κατάλληλων μεταβλητών σε αρχείο txt. Οι μεταβλητές αυτές ήταν η θέση του τελικού σημείου δράσης ως προς τους άξονες x,y,z του συστήματος αναφοράς (world coordinates) και το μοναδιαίο διάνυσμα κατεύθυνσης της σύριγγας, το οποίο είναι προέκταση αυτής. Οι συντεταγμένες του δίνονται ως προς τους άξονες x,y,z του συστήματος αναφοράς (world coordinates). Επίσης, αποθηκεύουμε τις τιμές των δυνάμεων ανάδρασης ως προς τους άξονες x,y,z αν είναι ενεργοποιημένη η επιλογή της ανάδρασης δύναμης, την δυαδική μεταβλητή η οποία είναι ίση με 1 όταν η βελόνα έχει εισέλθει στο εσωτερικό της φλέβας και μία μεταβλητή-σημαία (flag), της οποίας η τιμή γίνεται 1 όταν πιέζουμε το κουμπί 'C' ή 'c' του πληκτρολογίου, ώστε να δείχνει την χρονική στιγμή t , στην οποία εντοπίσαμε αλλαγή φάσης. Τις τιμές της μεταβλητής-σημαίας τις χρησιμοποιήσαμε για τον έλεγχο των μονοπατιών που παίρναμε από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_path).

5.3 Τρόποι Επεξεργασίας Πειραματικών Δεδομένων

Αρχικά, όσον αφορά την δομή των διανυσμάτων παρατήρησης, αποτελούνται από 12 μεταβλητές, οι οποίες είναι οι εξής:

1. $px(t)$
2. $py(t)$
3. $pz(t)$
4. $dpx(t)=px(t)-px(t-1)\approx vx(t)$
5. $dpy=py(t)-py(t-1)\approx vy(t)$
6. $dpz=pz(t)-pz(t-1)\approx vz(t)$
7. $rx(t)$
8. $ry(t)$
9. $rz(t)$
10. $drx(t)=rx(t)-rx(t-1)$
11. $dry(t)=ry(t)-ry(t-1)$
12. $drz(t)=rz(t)-rz(t-1)$

Το διάνυσμα \vec{r} είναι το μοναδιαίο διάνυσμα κατεύθυνσης της βελόνας. Οι μεταβλητές $drx(t)$, $dry(t)$, $drz(t)$ είναι ανάλογες της ω_π , δηλαδή της προβολής της γωνιακής ταχύτητας της βελόνας πάνω στο επίπεδο που είναι κάθετο στο διάνυσμα κατεύθυνσης της βελόνας.

$$|\vec{\omega}_\pi(t) \cdot \vec{r}(t)| = |\vec{dr}(t)| \quad (5.1)$$

Με αυτόν τον τρόπο, στο διάνυσμα παρατήρησης συγκεντρώνουμε στοιχεία που αφορούν την θέση, την ταχύτητα του τελικού σημείου δράσης της βελόνας αλλά και τον προσανατολισμό και την γωνιακή ταχύτητα αυτής (βέβαια δεν έχουμε στοιχεία καθόλου για την περιστροφή της βελόνας ως προς τον άξονά της z (roll) κάτι όμως

που δεν μας ενδιαφέρει καθώς αυτή η περιστροφή δεν επιφέρει καμία μεταβολή στο πρόβλημά μας).

Ακόμη, πριν χρησιμοποιηθούν τα δεδομένα μας με τα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα έγινε κανονικοποίηση (standardization) αυτών, δηλαδή οι τιμές των μεταβλητών κεντραρίστηκαν και κλιμακώθηκαν (centered and scaled), όπως και στο κεφάλαιο 4.

Για την επεξεργασία των πειραματικών μας δεδομένων χρησιμοποιήσαμε το σύστημα το οποίο παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4 με τις ίδιες αρχικές παραμέτρους και τις ίδιες μεθόδους.

Για την ανάλυση και αξιολόγηση των πειραματικών δεδομένων διερευνήθηκαν διάφοροι τρόποι επεξεργασίας. Εν τέλει, καταλήξαμε σε 6 τρόπους επεξεργασίας, οι οποίοι εξετάζουν με διαφορετική μεθοδολογία τα δεδομένα μας, όπως παρουσιάζεται παρακάτω. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από κάθε τρόπο επεξεργασίας οδηγούν σε μια σειρά από συμπεράσματα, τα οποία αναλύονται διεξοδικά στη συνέχεια του παρόντος κεφαλαίου.

Στους παρακάτω τρόπους επεξεργασίας χρησιμοποιήσαμε μόνο μία Γκαουσιανή κατανομή ανά κατάσταση. Μετά από δοκιμές για διάφορες τιμές του πλήθους των Γκαουσιανών καταλήξαμε ότι την καλύτερη συμπεριφορά των κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων που χρησιμοποιούσαμε την πήραμε για μία Γκαουσιανή ανά κατάσταση. Αυτό πρέπει να συμβαίνει λόγω του μικρού συνόλου δεδομένων που έχουμε και των μικρών διαστάσεων διανύσματος παρατήρησης.

5.3.1 Μοντελοποίηση κινήσεων έμπειρου χειρουργού

1^{ος} Τρόπος Επεξεργασίας: Μοντέλο Ενός Έμπειρου Χειρουργού (Expert-1 Model)

Τα παρακάτω δεδομένα έχουν ληφθεί από το σύνολο των πειραματικών δοκιμών που εκτέλεσε ο πρώτος έμπειρος χειρουργός. Για τους διάφορους συνδυασμούς των παραμέτρων: του πλήθους των επαναλήψεων Nit, των καταστάσεων Ns, και για μία Γκαουσιανή εκπαιδύσαμε HMM, χρησιμοποιώντας όλα τα αρχεία FF_ON & FF_OFF (FF=Force Feedback). Ακόμη, εκπαιδύσαμε HMM με δεδομένα σε πλήθος N-1, N-2, N-3 για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς και αυτά που έμεναν δόθηκαν για εκτίμηση (testing). Εν συνεχεία, εξήχθη το ποσοστό αναγνώρισης για κάθε τιμή της παραμέτρου d. Το Viterbi_path υπολογίστηκε για το μοντέλο που έδωσε το καλύτερο ποσοστό αναγνώρισης.

I. Πίνακες Αποτελεσμάτων Expert-1 Model

Στους παρακάτω πίνακες έχουμε συμπεριλάβει το σύνολο των δεδομένων και από τις 20 πειραματικές δοκιμές του πρώτου έμπειρου χειρουργού.

m= -710,1379 & s= 645,3124

Nit=3					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 20) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 380) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 5	75,00	d=1: 93	75,53	d=1: 166	72,33
d=2: 2	90,00	d=2: 44	88,42	d=2: 88	85,33
d=3: 1	95,00	d=3: 23	93,95	d=3: 44	92,67
d=4: 1	95,00	d=4: 19	95,00	d=4: 32	94,67
d=5: 1	95,00	d=5: 19	95,00	d=5: 32	94,67
d=6: 1	95,00	d=6: 17	95,53	d=6: 29	95,17
d=7: 0	100,00	d=7: 3	99,21	d=7: 7	98,83
d=8: 0	100,00	d=8: 1	99,74	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

Nit=5					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 20) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 380) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 5	75,00	d=1: 98	74,21	d=1: 142	76,33
d=2: 2	90,00	d=2: 39	89,74	d=2: 53	91,17
d=3: 1	95,00	d=3: 28	92,63	d=3: 39	93,50
d=4: 1	95,00	d=4: 19	95,00	d=4: 26	95,67
d=5: 1	95,00	d=5: 19	95,00	d=5: 26	95,67
d=6: 0	100,00	d=6: 3	99,21	d=6: 12	98,00
d=7: 0	100,00	d=7: 1	99,74	d=7: 5	99,17
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

Nit=7					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 20) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 380) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 5	75,00	d=1: 112	70,53	d=1: 205	65,83
d=2: 2	90,00	d=2: 39	89,74	d=2: 68	88,67
d=3: 1	95,00	d=3: 29	92,37	d=3: 54	91,00
d=4: 1	95,00	d=4: 19	95,00	d=4: 38	93,67
d=5: 1	95,00	d=5: 19	95,00	d=5: 36	94,00
d=6: 0	100,00	d=6: 5	98,68	d=6: 14	97,67

d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00	d=7:	3	99,50
d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00
d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00
d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00

Nit=10					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 20) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 380) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 6	70,00	d=1: 115	69,74	d=1: 187	68,83
d=2: 2	90,00	d=2: 39	89,74	d=2: 60	90,00
d=3: 1	95,00	d=3: 26	93,16	d=3: 45	92,50
d=4: 1	95,00	d=4: 19	95,00	d=4: 32	94,67
d=5: 1	95,00	d=5: 19	95,00	d=5: 30	95,00
d=6: 0	100,00	d=6: 3	99,21	d=6: 10	98,33
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 3	99,50
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

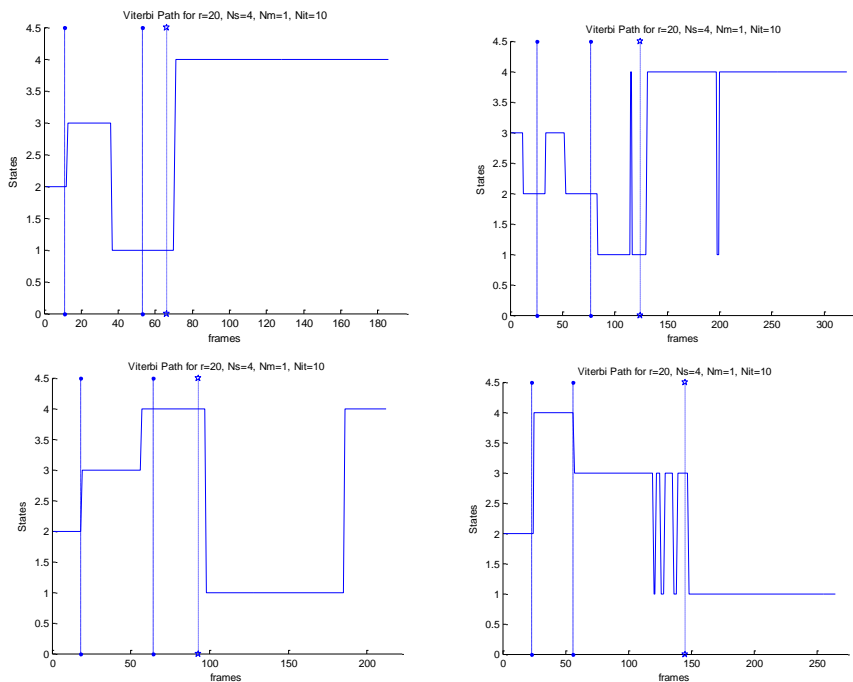
Nit=13					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 20) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 380) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 6	70,00	d=1: 114	70,00	d=1: 188	68,67
d=2: 2	90,00	d=2: 39	89,74	d=2: 61	89,83
d=3: 1	95,00	d=3: 27	92,89	d=3: 43	92,83
d=4: 1	95,00	d=4: 19	95,00	d=4: 29	95,17
d=5: 1	95,00	d=5: 19	95,00	d=5: 29	95,17
d=6: 0	100,00	d=6: 2	99,47	d=6: 7	98,83
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 1	99,83
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 1	99,83
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

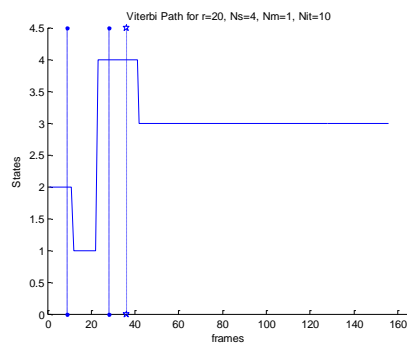
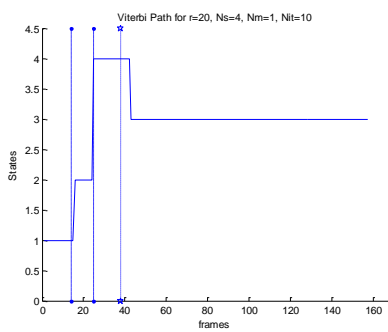
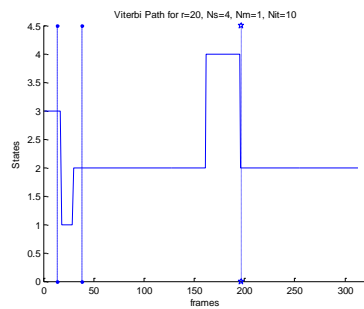
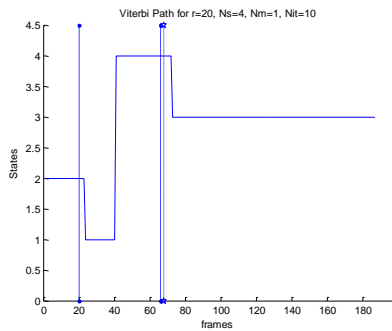
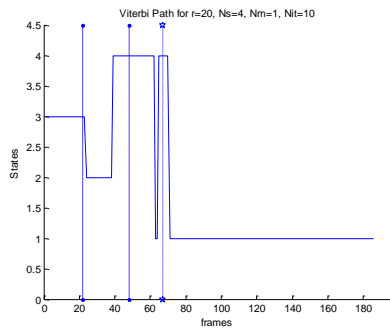
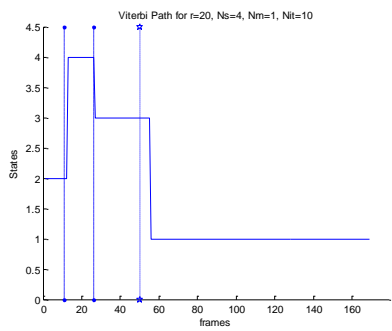
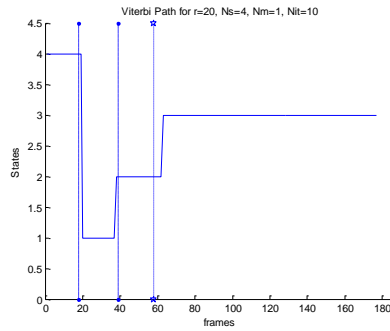
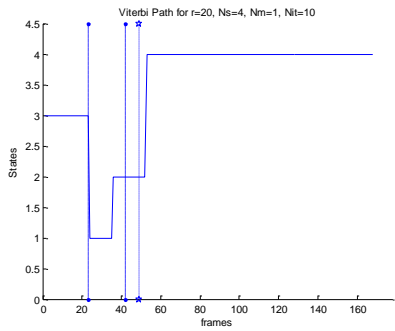
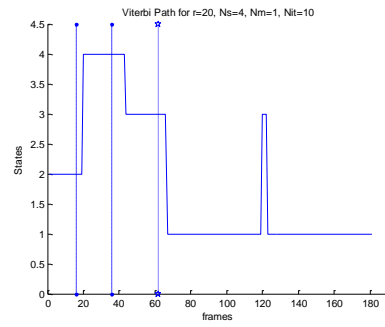
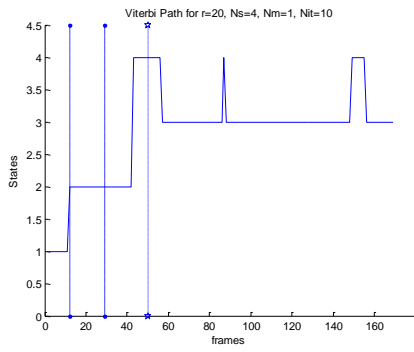
Nit=15						
r=N-1			r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 20) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 380) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	
d=1: 6	70,00	d=1: 117	69,21	d=1: 176	70,67	
d=2: 2	90,00	d=2: 39	89,74	d=2: 47	92,17	
d=3: 2	90,00	d=3: 27	92,89	d=3: 31	94,83	
d=4: 1	95,00	d=4: 19	95,00	d=4: 21	96,50	
d=5: 1	95,00	d=5: 19	95,00	d=5: 21	96,50	
d=6: 0	100,00	d=6: 3	99,21	d=6: 3	99,50	
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	

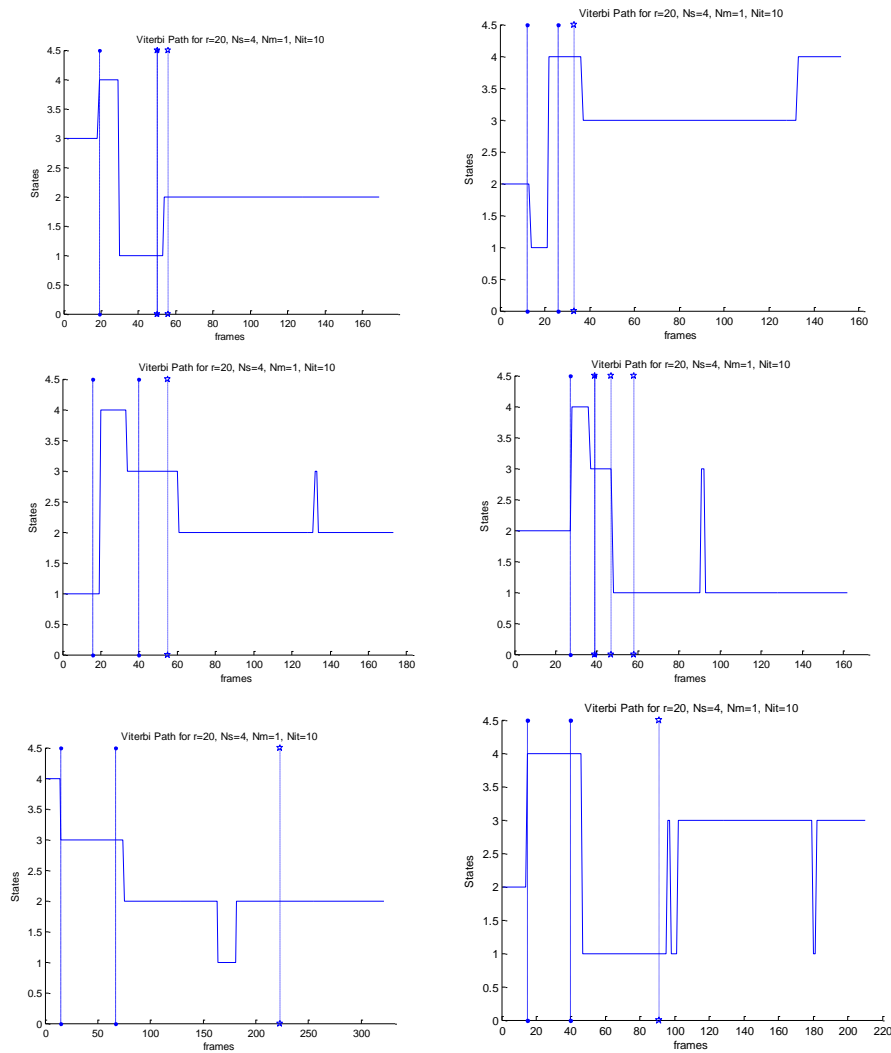
Πίνακας 5.1: Αποτελέσματα Αναγνώρισης από το expert-1 model εκπαιδευμένο με τα 20/20 δεδομένα του ενός έμπειρου χειρουργού

II. Viterbi paths

Ακολουθούν τα Viterbi_paths για τις περιπτώσεις r=N-1, με Niterations=10, μία(1) Γκαουσιανή και τέσσερις(4) καταστάσεις. Τα γραφήματα είναι από τα δεδομένα 1-20 που παραλήφθηκαν από την εκπαίδευση κάθε φορά.







III. Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Στους παραπάνω πίνακες έχουμε σημειώσει με έντονο κόκκινο χρώμα τις τιμές του d για τις οποίες λαμβάνουμε ικανοποιητικό αποτέλεσμα από το σύστημά μας. Για $d=4$ το σύστημά μας εμφανίζει ποσοστά αναγνώρισης τουλάχιστον 95% κατά μέσο όρο για κάθε αριθμό επαναλήψεων και για όλες τις μεθόδους δοκιμών $N-1$, $N-2$, $N-3$. Ένα πολύ ενθαρρυντικό ποσοστό.
- 2) Μπορούμε να θεωρήσουμε ότι κατά κάποιο τρόπο η αναγνώριση των δεδομένων από το σύστημά μας μπορεί να προσεγγισθεί με μια Γκαουσιανή κατανομή με μέση τιμή m και τυπική απόκλιση s .
- 3) Πρέπει να σημειωθεί ότι στις γραφικές παραστάσεις των μονοπατιών από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_path) οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές έχουν τοποθετηθεί χειροκίνητα σε κάθε δεδομένο θέλοντας να δείξουμε που περίπου εντοπίζουμε εμείς τις μεταβάσεις από την μία φάση στην επόμενη με βάση τον θεωρητικό διαχωρισμό που έχουμε πραγματοποιήσει και την εξέλιξη των τιμών των μεταβλητών σε κάθε δεδομένο.
- 4) Ακόμη, μελετώντας τα μονοπάτια από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_paths) που πήραμε παραπάνω, το σύστημά μας αναγνωρίζει στις περισσότερες περιπτώσεις ικανοποιητικά τις 4 φάσεις της εικονικής επέμβασης κι ακόμη

προκαλεί διορθώσεις στις μεταβάσεις που έχουμε δηλώσει με τις κάθετες διακεκομμένες γραμμές. Συνεπώς, όταν υπάρχει απόκλιση στην μετάβαση του συστήματος και της διακεκομμένης γραμμής αυτό σημαίνει ότι λανθασμένη είναι η δική μας προσέγγιση.

- 5) Τέλος, παρατηρούμε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα για τις τιμές του αριθμού των επαναλήψεων 5,7,10,13,15. Αυτό σημαίνει ότι το κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο εκπαιδεύεται με σωστό τρόπο και τα δεδομένα που του δίνονται για εκπαίδευση είναι επαρκή ώστε να αποφεύγονται φαινόμενα «overfitting», που εξηγήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Παρατηρούμε ότι στον πίνακα των αποτελεσμάτων για N-1 έχουμε ένα δεδομένο που δυσκολεύεται το σύστημα να αναγνωρίσει και αυτό είναι το 19. Αν δεν το συμπεριλάβουμε στην επεξεργασία παίρνουμε τον ακόλουθο πίνακα.

m=-534,1231 & s= 489,8742

Nit=3					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 19) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 342) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
d=1: 4	78,95	d=1: 81	76,32	d=1: 148	75,33
d=2: 3	84,21	d=2: 64	81,29	d=2: 113	81,17
d=3: 1	94,74	d=3: 24	92,98	d=3: 41	93,17
d=4: 1	94,74	d=4: 18	94,74	d=4: 29	95,17
d=5: 1	94,74	d=5: 12	96,49	d=5: 16	97,33
d=6: 0	100,00	d=6: 1	99,71	d=6: 1	99,83
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

Nit=5					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 19) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 342) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
d=1: 7	63,16	d=1: 119	65,20	d=1: 214	64,33
d=2: 4	78,95	d=2: 57	83,33	d=2: 108	82,00
d=3: 1	94,74	d=3: 20	94,15	d=3: 50	91,67
d=4: 1	94,74	d=4: 18	94,74	d=4: 39	93,50
d=5: 0	100,00	d=5: 10	97,08	d=5: 32	94,67
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 1	99,83
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00

d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00
d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00
d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00

Nit=7								
r=N-1		r=N-2		r=N-3				
Αποτυχίες (out of 19) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 342) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)			
d=1:	7	63,16	d=1:	128	62,57	d=1:	236	60,67
d=2:	3	84,21	d=2:	55	83,92	d=2:	108	82,00
d=3:	1	94,74	d=3:	19	94,44	d=3:	45	92,50
d=4:	1	94,74	d=4:	18	94,74	d=4:	41	93,17
d=5:	0	100,00	d=5:	2	99,42	d=5:	18	97,00
d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00	d=6:	1	99,83
d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00
d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00
d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00
d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00

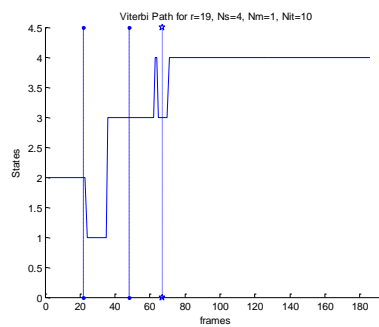
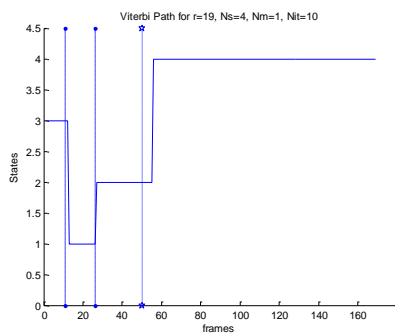
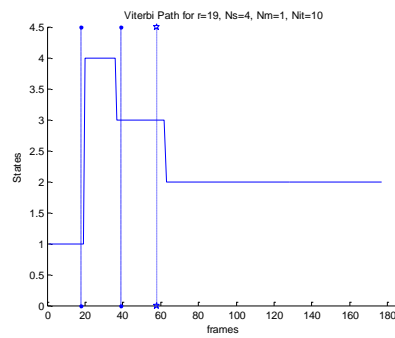
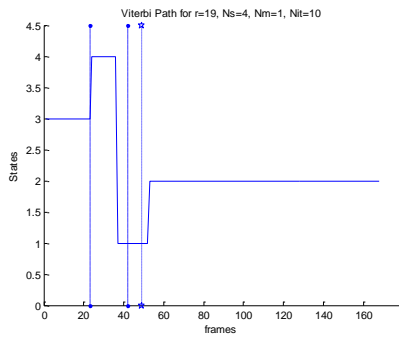
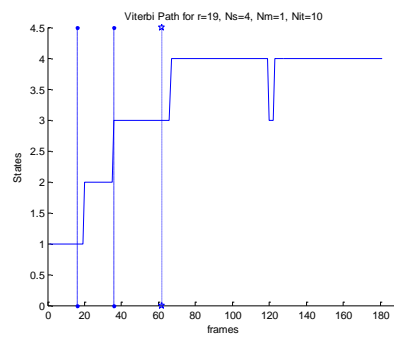
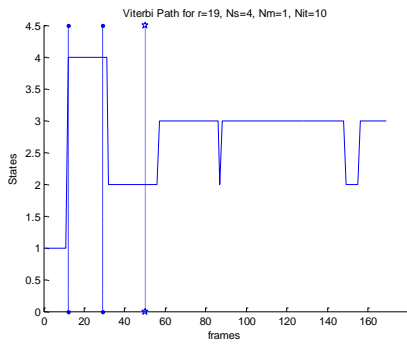
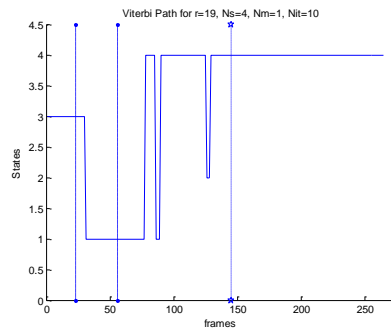
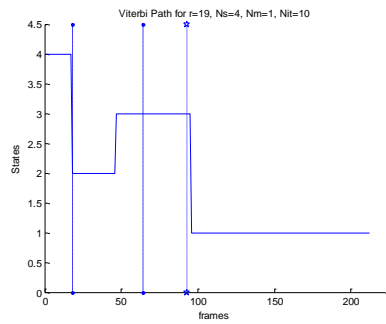
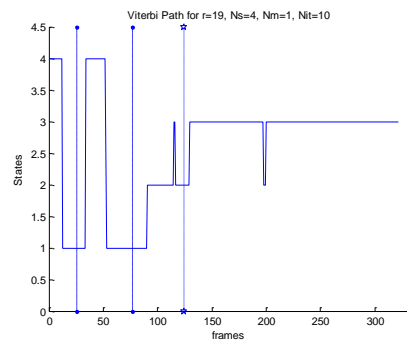
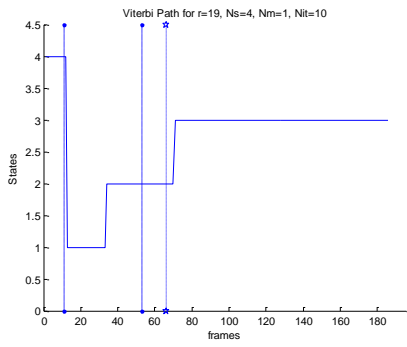
Nit=10								
r=N-1		r=N-2		r=N-3				
Αποτυχίες (out of 19) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 342) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)			
d=1:	7	63,16	d=1:	130	61,99	d=1:	232	61,33
d=2:	3	84,21	d=2:	58	83,04	d=2:	85	85,83
d=3:	1	94,74	d=3:	20	94,15	d=3:	36	94,00
d=4:	1	94,74	d=4:	18	94,74	d=4:	27	95,50
d=5:	0	100,00	d=5:	2	99,42	d=5:	5	99,17
d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00
d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00
d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00
d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00
d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00

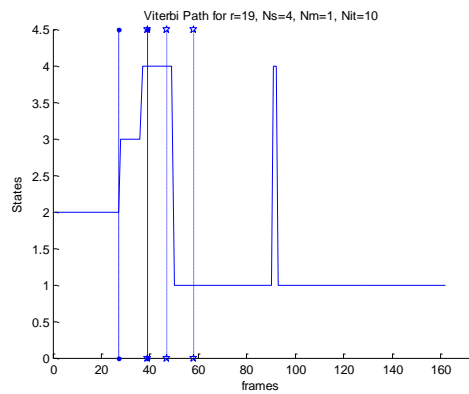
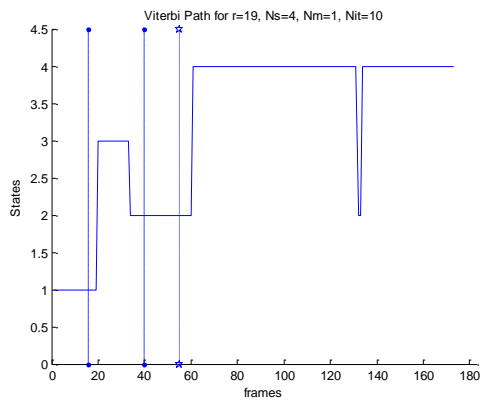
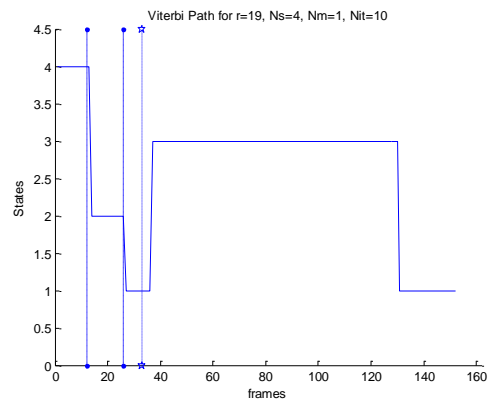
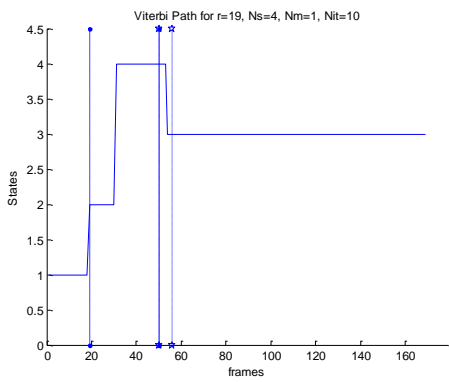
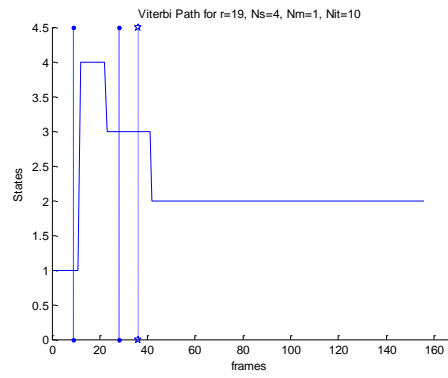
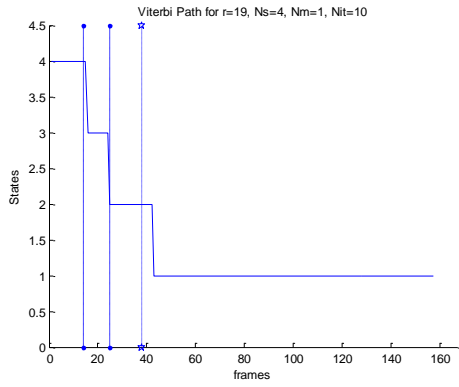
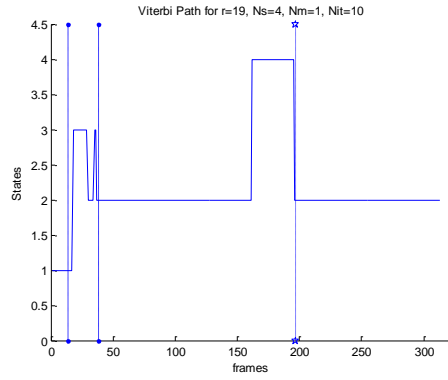
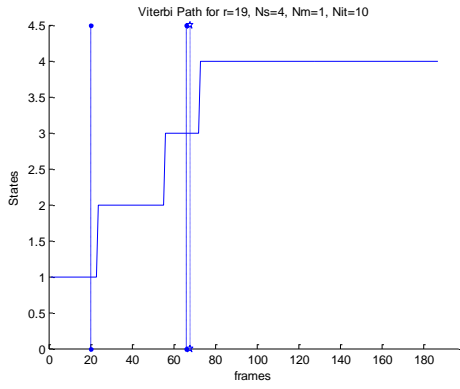
Nit=13						
r=N-1		r=N-2			r=N-3	
Αποτυχίες (out of 19) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 342) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	
d=1: 7	63,16	d=1: 130	61,99	d=1: 234	61,00	
d=2: 3	84,21	d=2: 56	83,63	d=2: 99	83,50	
d=3: 1	94,74	d=3: 20	94,15	d=3: 40	93,33	
d=4: 1	94,74	d=4: 18	94,74	d=4: 29	95,17	
d=5: 1	94,74	d=5: 3	99,12	d=5: 12	98,00	
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 1	99,83	
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	

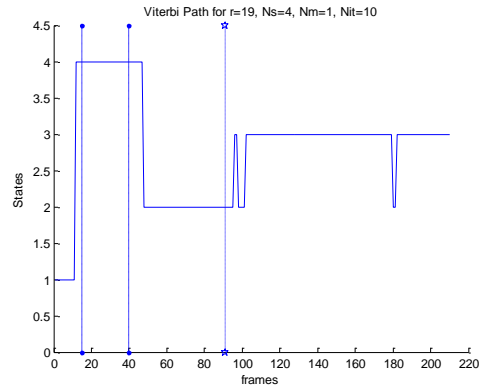
Nit=15						
r=N-1		r=N-2			r=N-3	
Αποτυχίες (out of 19) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 342) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	
d=1: 7	63,16	d=1: 132	61,40	d=1: 222	63,00	
d=2: 3	84,21	d=2: 55	83,92	d=2: 97	83,83	
d=3: 1	94,74	d=3: 20	94,15	d=3: 36	94,00	
d=4: 1	94,74	d=4: 18	94,74	d=4: 33	94,50	
d=5: 0	100,00	d=5: 6	98,25	d=5: 15	97,50	
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 2	99,67	
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	

Πίνακας 5.2 Αποτελέσματα Αναγνώρισης από το expert-1 model εκπαιδευμένο με τα 19/20 δεδομένα του ενός έμπειρου χειρουργού

Ακολουθούν τα μονοπάτια από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi paths) για τις περιπτώσεις $r=N-1$, με Niterations=10, μία(1) Γκαουσιανή και τέσσερις(4) καταστάσεις. Τα γραφήματα είναι από τα δεδομένα 1-19 που παραλήφθηκαν από την εκπαίδευση κάθε φορά.







Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Στους παραπάνω πίνακες έχουμε σημειώσει με έντονο κόκκινο χρώμα τις τιμές του d για τις οποίες λαμβάνουμε ικανοποιητικό αποτέλεσμα από το σύστημά μας. Για $d=4$ το σύστημά μας εμφανίζει ποσοστά αναγνώρισης τουλάχιστον 95% κατά μέσο όρο για κάθε αριθμό επαναλήψεων και για όλες τις μεθόδους δοκιμών $N-1$, $N-2$, $N-3$, το οποίο είναι ένα πολύ ενθαρρυντικό ποσοστό. Σε σύγκριση με την επεξεργασία που κάναμε με τα 20 δεδομένα του χειρουργού, παρατηρούμε διαφοροποίηση ως προς τη μέση τιμή m και την τυπική απόκλιση s , όπου η μεν μέση τιμή m ήταν αναμενόμενο να αυξηθεί και η δε τυπική απόκλιση s να μειωθεί. Ακόμη, για $d=5$ το σύστημά μας επιτυγχάνει υψηλότερα ποσοστά αναγνώρισης απ' ό,τι πριν.
- 2) Μπορούμε να θεωρήσουμε ότι κατά κάποιο τρόπο η αναγνώριση των δεδομένων από το σύστημά μας μπορεί να προσεγγισθεί με μια Γκαουσιανή κατανομή με μέση τιμή m και τυπική απόκλιση s . Αυτή την φορά όμως η Γκαουσιανή κατανομή θα είναι μετατοπισμένη σε πιο μεγάλες τιμές της πιθανοφάνειας και θα έχει μικρότερη διακύμανση απ' ό,τι στην προηγούμενη περίπτωση.
- 3) Πρέπει να σημειωθεί ότι στις γραφικές παραστάσεις των μονοπατιών από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_path) οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές έχουν τοποθετηθεί χειροκίνητα σε κάθε δεδομένο θέλοντας να δείξουμε τη χρονική στιγμή όπου περίπου εντοπίζουμε εμείς τις μεταβάσεις από την μία φάση στην επόμενη με βάση τον θεωρητικό διαχωρισμό που έχουμε πραγματοποιήσει και την εξέλιξη των τιμών των μεταβλητών σε κάθε δεδομένο.
- 4) Ακόμη, μελετώντας τα μονοπάτια από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_paths) που πήραμε παραπάνω, το σύστημά μας αναγνωρίζει στις περισσότερες περιπτώσεις ικανοποιητικά τις 4 φάσεις της εικονικής επέμβασης κι ακόμη προκαλεί διορθώσεις στις μεταβάσεις που έχουμε δηλώσει με τις κάθετες διακεκομμένες γραμμές. Συνεπώς, όταν υπάρχει απόκλιση στην μετάβαση του συστήματος και της διακεκομμένης γραμμής αυτό σημαίνει ότι λανθασμένη είναι η δική μας προσέγγιση.
- 5) Τέλος, παρατηρούμε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα για τις τιμές του αριθμού των επαναλήψεων 5,7,10,13,15. Αυτό σημαίνει ότι το κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο εκπαιδεύεται με σωστό τρόπο και τα δεδομένα που του δίνονται για εκπαίδευση είναι επαρκή ώστε να αποφεύγονται φαινόμενα «overfitting», που εξηγήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

2^{ος} Τρόπος Επεξεργασίας: Μοντέλο με δεδομένα δύο εμπειρων χειρουργών (expert-2 model)

I. Πίνακες αποτελεσμάτων

Για να αξιοποιήσουμε τα δεδομένα και του δεύτερου χειρουργού, τα προσθέσαμε στα δεδομένα του πρώτου χειρουργού και δημιουργήσαμε πίνακα με ποσοστά αναγνώρισης όπως και στον πρώτο τρόπο επεξεργασίας για την κατηγορία των experts.

m=-1542,2003 & s=1219,2878

Nit=3						
r=N-1		r=N-2		r=N-3		
Αποτυχίες (out of 24) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 552) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	
d=1: 3	87,50	d=1: 71	87,14	d=1: 114	81,00	
d=2: 2	91,67	d=2: 47	91,49	d=2: 97	83,83	
d=3: 2	91,67	d=3: 46	91,67	d=3: 69	88,50	
d=4: 2	91,67	d=4: 33	94,02	d=4: 64	89,33	
d=5: 0	100,00	d=5: 1	99,82	d=5: 14	97,67	
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 9	98,50	
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	

Nit=5					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 24) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 552) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
d=1: 5	79,17	d=1: 132	76,09	d=1: 106	82,33
d=2: 2	91,67	d=2: 50	90,94	d=2: 39	93,50
d=3: 2	91,67	d=3: 46	91,67	d=3: 26	95,67
d=4: 2	91,67	d=4: 30	94,57	d=4: 26	95,67
d=5: 0	100,00	d=5: 2	99,64	d=5: 13	97,83
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 8	98,67
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10 : 0	100,00

Nit=7					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 24) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 552) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600):	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
d=1: 6	75,00	d=1: 157	71,56	d=1: 163	72,83
d=2: 3	87,50	d=2: 64	88,41	d=2: 70	88,33
d=3: 2	91,67	d=3: 46	91,67	d=3: 42	93,00
d=4: 1	95,83	d=4: 30	94,57	d=4: 32	94,67
d=5: 0	100,00	d=5: 1	99,82	d=5: 0	100,00
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

Nit=10					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 24) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 552) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
d=1: 7	70,83	d=1: 179	67,57	d=1: 178	70,33
d=2: 2	91,67	d=2: 66	88,04	d=2: 59	90,17
d=3: 2	91,67	d=3: 46	91,67	d=3: 44	92,67
d=4: 1	95,83	d=4: 33	94,02	d=4: 29	95,17
d=5: 0	100,00	d=5: 1	99,82	d=5: 0	100,00
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00
d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00	d=8: 0	100,00
d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00	d=9: 0	100,00
d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00	d=10: 0	100,00

Nit=13					
r=N-1		r=N-2		r=N-3	
Αποτυχίες (out of 24) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 552) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600):	Ποσοστό Επιτυχίας (%)
d=1: 8	66,67	d=1: 186	66,30	d=1: 173	71,17
d=2: 3	87,50	d=2: 65	88,22	d=2: 68	88,67
d=3: 2	91,67	d=3: 46	91,67	d=3: 48	92,00
d=4: 2	91,67	d=4: 45	91,85	d=4: 48	92,00
d=5: 0	100,00	d=5: 2	99,64	d=5: 0	100,00
d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00	d=6: 0	100,00
d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00	d=7: 0	100,00

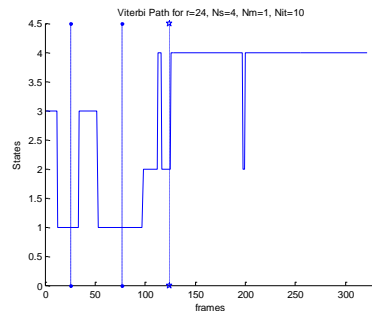
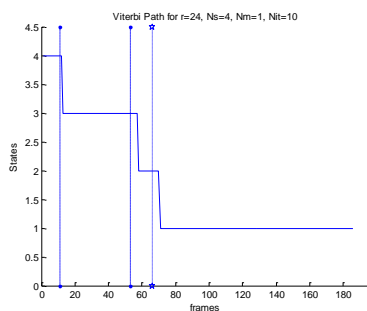
d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00
d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00
d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00

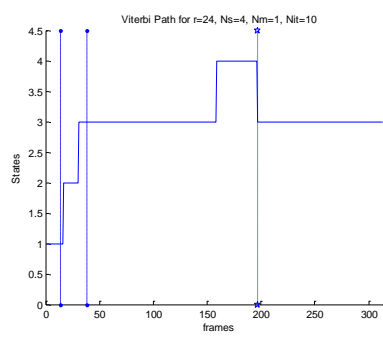
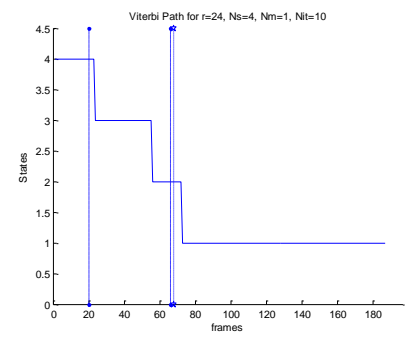
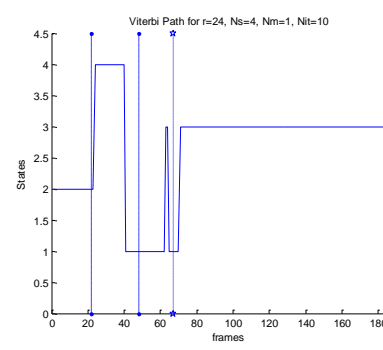
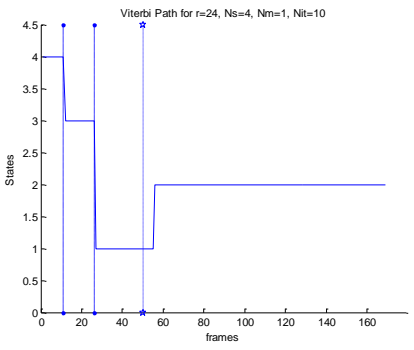
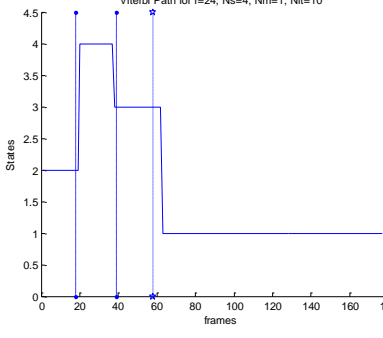
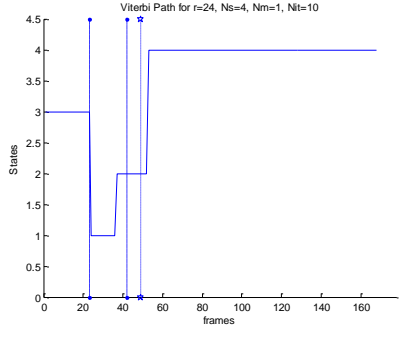
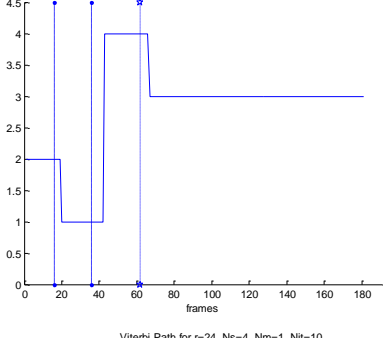
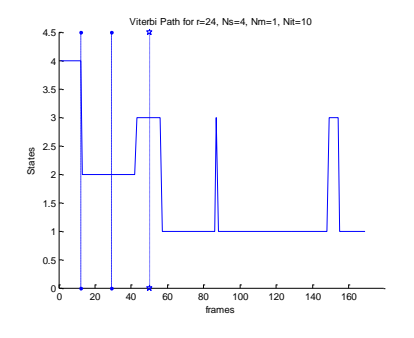
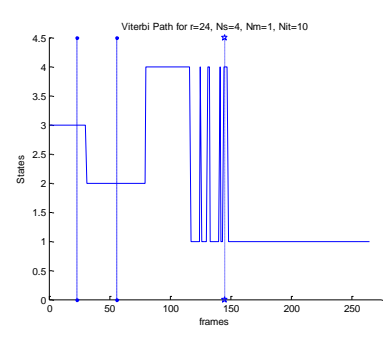
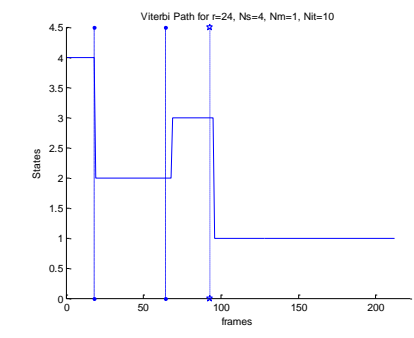
Nit=15								
r=N-1		r=N-2		r=N-3				
Αποτυχίες (out of 24) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 552) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)	Αποτυχίες (out of 600) :	Ποσοστό Επιτυχίας (%)			
d=1:	8	66,67	d=1:	186	66,30	d=1:	186	69,00
d=2:	3	87,50	d=2:	66	88,04	d=2:	57	90,50
d=3:	2	91,67	d=3:	46	91,67	d=3:	44	92,67
d=4:	2	91,67	d=4:	45	91,85	d=4:	44	92,67
d=5:	0	100,00	d=5:	1	99,82	d=5:	0	100,00
d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00	d=6:	0	100,00
d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00	d=7:	0	100,00
d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00	d=8:	0	100,00
d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00	d=9:	0	100,00
d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00	d=10:	0	100,00

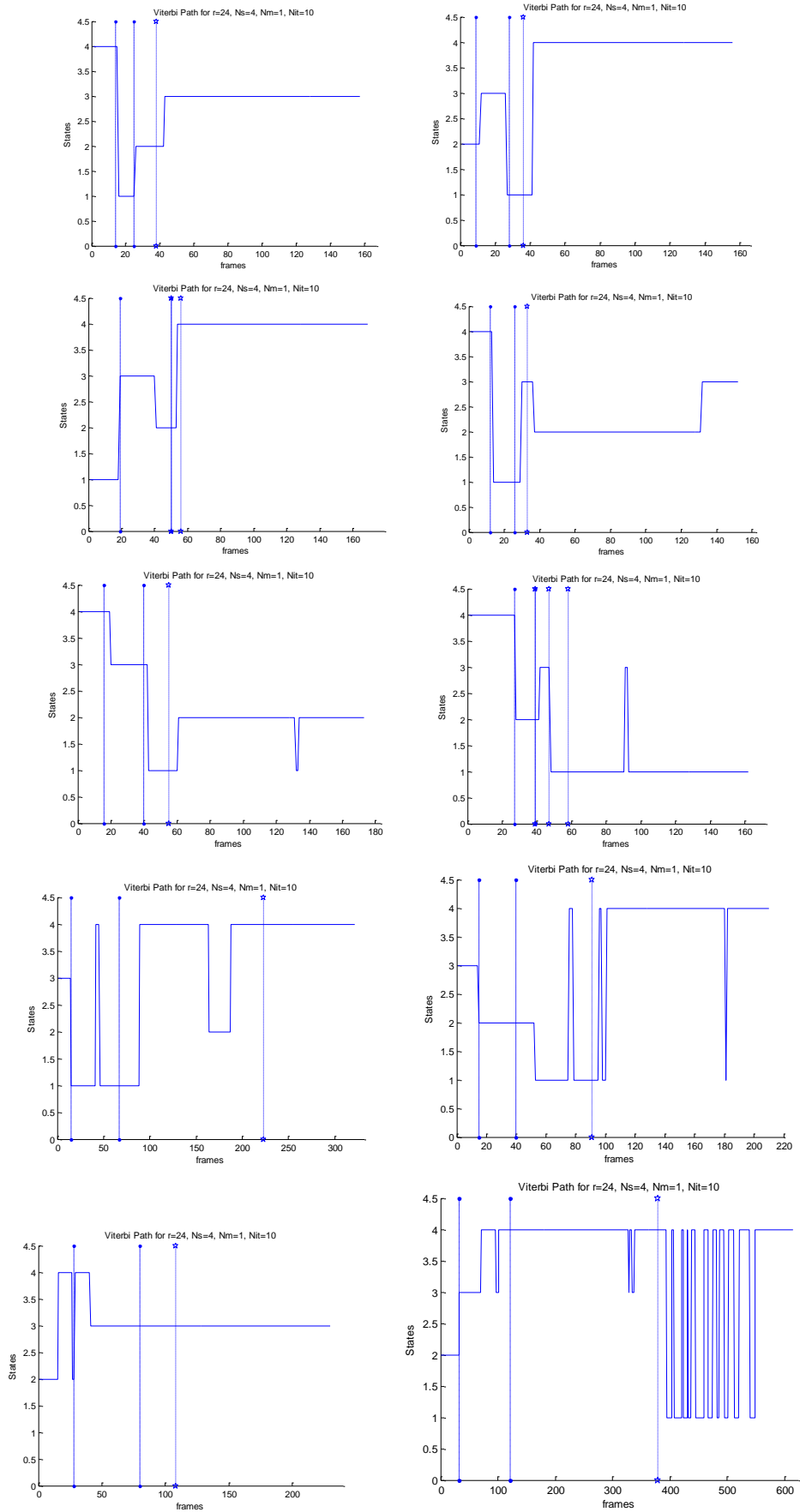
Πίνακας 5.3 Αποτελέσματα Αναγνώρισης από το expert-2 model

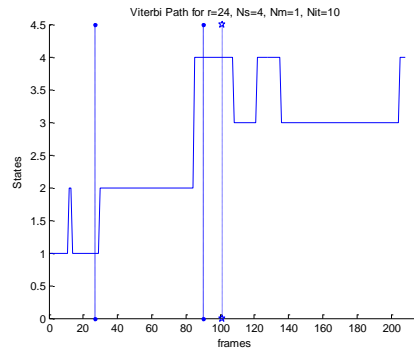
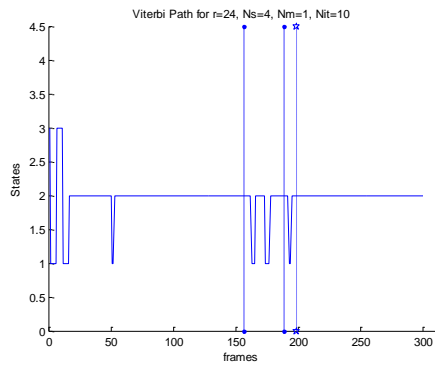
II. Viterbi paths

Ακολουθούν τα μονοπάτια από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_paths) για τις περιπτώσεις $r=N-1$, με $N_{iterations}=10$, μία(1) Γκαουσιανή και τέσσερις(4) καταστάσεις. Τα γραφήματα είναι από τα δεδομένα 1-24 που παραλήφθησαν από την εκπαίδευση κάθε φορά.









III. Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Στους παραπάνω πίνακες έχουμε σημειώσει με έντονο κόκκινο χρώμα τις τιμές του d για τις οποίες λαμβάνουμε ικανοποιητικό αποτέλεσμα από το σύστημά μας. Την καλύτερη συμπεριφορά την λαμβάνουμε για 7 και 10 επαναλήψεις εκπαίδευσης, όπου για $d=4$ το σύστημά μας εμφανίζει ποσοστά αναγνώρισης τουλάχιστον 95% κατά μέσο όρο και για όλες τις μεθόδους δοκιμών $N-1$, $N-2$, $N-3$ (για $d=5$, το ποσοστό κυμαίνεται μεταξύ 99-100%), το οποίο συναντά μία πολύ ικανοποιητική επίδοση για το σύστημα. Σε σχέση με τον πρώτο τρόπο επεξεργασίας έχουν διαφοροποιηθεί σημαντικά η μέση τιμή m και η τυπική απόκλιση s (για τις τιμές της λογ. πιθανοφάνειας log-likelihood), όπου η μέση τιμή m μειώθηκε και η δε τυπική απόκλιση s αυξήθηκε.
- 2) Μπορούμε να θεωρήσουμε ότι, κατά κάποιο τρόπο η αναγνώριση των δεδομένων από το σύστημά μας μπορεί να προσεγγισθεί με μια γκαουσιανή κατανομή με μέση τιμή m και τυπική απόκλιση s . Αυτή την φορά όμως η κατανομή μας θα είναι μετατοπισμένη σε πιο μικρές τιμές της λογ. πιθανοφάνειας και θα παρουσιάζει μεγαλύτερη διασπορά συγκριτικά με τον πρώτο τρόπο επεξεργασίας.
- 3) Πρέπει να σημειωθεί ότι στις γραφικές παραστάσεις των μονοπατιών από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_path) οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές έχουν τοποθετηθεί χειροκίνητα σε κάθε δεδομένο θέλοντας να δείξουμε πού περίπου εντοπίζουμε εμείς τις μεταβάσεις από την μία φάση στην επόμενη με βάση τον θεωρητικό διαχωρισμό που έχουμε πραγματοποιήσει και την εξέλιξη των τιμών των μεταβλητών σε κάθε δεδομένο.
- 4) Ακόμη, μελετώντας τα μονοπάτια που πήραμε από τον Viterbi αλγόριθμο (Viterbi_paths), διαπιστώνουμε ότι το σύστημά μας αναγνωρίζει στις περισσότερες περιπτώσεις ικανοποιητικά τις 4 φάσεις της εικονικής επέμβασης κι ακόμη προκαλεί διορθώσεις στις μεταβάσεις που έχουμε δηλώσει με τις κάθετες διακεκομμένες γραμμές. Συνεπώς, όταν υπάρχει απόκλιση στην μετάβαση του συστήματος και τις διακεκομμένης γραμμής αυτό σημαίνει ότι λανθασμένη είναι η δική μας προσέγγιση.
- 5) Τέλος, παρατηρούμε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα για έναν αριθμό επαναλήψεων 5,7,10,13 και 15. Αυτό σημαίνει ότι το κρυφό μαρκοβιανό μοντέλο μας εκπαιδεύεται με σωστό τρόπο και τα δεδομένα που του δίνονται για εκπαίδευση είναι επαρκή ώστε να αποφεύγονται φαινόμενα «overfitting», που εξηγήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

5.3.2 Αυτόματη Κατηγοριοποίηση Δεξιότητας Χρήστη

3^{ος} Τρόπος Επεξεργασίας: Ταξινόμηση (classification) πειραματικών δεδομένων με βάση εκπαιδευμένα μοντέλα «έμπειρων χειρουργών» vs. «αρχάριων χρηστών»

Στην παρούσα παράγραφο εξετάζουμε την επίδοση του συστήματος ως προς τη βασική λειτουργία η οποία συναντάται στην αυτόματη κατηγοριοποίηση κάθε πειραματικής δοκιμής με βάση τα αντίστοιχα μοντέλα «έμπειρων» και «αρχάριων» (novice) χρηστών, και κατ' επέκταση την αντικειμενική αξιολόγηση της δεξιότητας του χρήστη.

Α' Μέρος: Κατηγοριοποίηση σε πλήρη μοντέλα με δεδομένα από τους ίδιους χρήστες ("intra-user" variability)

Για να ελέγξουμε αρχικά την συσχέτιση των εκτελέσεων των έμπειρων (expert) & αρχάριων (novice users) δοκιμάσαμε ένα τρόπο επεξεργασίας για να διαπιστώσουμε αν οι εκτελέσεις από κάθε κατηγορία χρηστών ταξινομούνται σωστά στο αντίστοιχο μοντέλο HMM. Έτσι, κάθε ένα δεδομένο από κάθε κατηγορία το δώσαμε για εκτίμηση (testing) στο μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί με $r=N-1$ δεδομένα της ίδιας κατηγορίας και στο πλήρες μοντέλο (full model) της άλλης κατηγορίας. Αποθηκεύουμε τις λογ. πιθανοφάνειες (loglikelihoods) και τις συγκρίνουμε κάθε φορά.

Ταξινόμηση (Classification): για τα $N=100$ δεδομένα των αρχάριων το καθένα το δίνουμε για εκτίμηση με το $N-1$ μοντέλο των αρχάριων και το πλήρες μοντέλο των έμπειρων. Αντίστοιχα, κάνουμε το ίδιο για τα δεδομένα των έμπειρων («intra-user» ταξινόμηση = τα δεδομένα που δίνονται για εκτίμηση προέρχονται από χρήστη του οποίου δεδομένα έχουν συμπεριληφθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου των αρχάριων).

Με Δεδομένα από Έμπειρους και των 2 χειρουργών

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων
Δεδομένα Έμπειρων	23	2
Δεδομένα Αρχάριων	2	98

Πίνακας 5.4: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων των έμπειρων και των αρχάριων χρηστών

	Αναγνωρισμένα Δεδομένα	Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Δεδομένα Έμπειρων	23/25	92%
Δεδομένα Αρχάριων	98/100	98%
Σύνολο	121/125	96,8%

Πίνακας 5.5: Παρουσίαση των αποτελεσμάτων και των ποσοστών επιτυχίας

Με Δεδομένα από Έμπειρους μόνο του πρώτου χειρουργού

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων
Δεδομένα Έμπειρων	24	1
Δεδομένα Αρχάριων	2	98

Πίνακας 5.6: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων των έμπειρων και των αρχάριων χρηστών

	Αναγνωρισμένα Δεδομένα	Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Δεδομένα Έμπειρων	19/20	95%
Δεδομένα Αρχάριων	98/100	98%
Σύνολο	122/125	97,6%

Πίνακας 5.7: Παρουσίαση των αποτελεσμάτων και των ποσοστών επιτυχίας

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Στην πρώτη περίπτωση που εκπαιδεύουμε το μοντέλο των έμπειρων (expert model) με τα δεδομένα από τους δύο χειρουργούς τα ποσοστά σωστής ταξινόμησης που λαμβάνουμε είναι πολύ ενθαρρυντικά. Τα δεδομένα των έμπειρων χειρουργών ταξινομήθηκαν σωστά με ποσοστό 92% και των αρχάριων με ποσοστό 98%. Δηλαδή, από το σύστημά μας πήραμε ποσοστό σωστής ταξινόμησης της τάξης του 96,8%.
- 2) Στην δεύτερη περίπτωση που εκπαιδεύουμε το μοντέλο των έμπειρων (expert model) με τα δεδομένα του πρώτου χειρουργού, τα ποσοστά σωστής ταξινόμησης που λαμβάνουμε και πάλι είναι πολύ ενθαρρυντικά. Τα δεδομένα

των έμπειρων χειρουργών ταξινομήθηκαν σωστά με ποσοστό 95% και των αρχάριων με ποσοστό 98%. Δηλαδή, από το σύστημά μας πήραμε ποσοστό σωστής ταξινόμησης της τάξης του 97,6%. Πολύ ενθαρρυντικά ποσοστά επίδοσης του συστήματός μας.

B' Μέρος: Κατηγοριοποίηση με βάση μοντέλα από διαφορετικούς χρήστες ("inter-user" variability)

Εκπαιδευοντας ένα μοντέλο με δεδομένα από (n-1) αρχάριους χρήστες (novice users) (όπου n=5 ο αριθμός των novice users) ελέγχουμε την επίδοση του συστήματος ως προς την ταξινόμηση των πειραματικών δοκιμών (trials) που εκτελέστηκαν από τον έκαστο n-οστό αρχάριο χρήστη (σε σχέση με ένα πλήρες μοντέλο των έμπειρων με τα δεδομένα του πρώτου χειρουργού=full expert-1 model). Αυτό είναι πιο δύσκολο τεστ επίδοσης της ταξινόμησης, γιατί δοκιμάζει inter-user («inter-user» = τα δεδομένα που δίνονται για εκτίμηση προέρχονται από χρήστη του οποίου κανένα δεδομένο δεν έχει συμπεριληφθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου των αρχάριων) (αντί για intra-user) ταξινόμηση, και μπορεί αντίστοιχα να μας δώσει:

5 (χρήστες) x 20 (δεδομένα/χρήστη) = 100 δεδομένα για ταξινόμηση.

n: n-th αρχάριο χρήστη, (n=1,...,5) του οποίου παραλήφθηκαν τα δεδομένα από το στάδιο της εκπαίδευσης αλλά χρησιμοποιήθηκαν για εκτίμηση

- Παραλήφθηκαν από το στάδιο της εκπαίδευσης τα δεδομένα του n=1 αρχάριου χρήστη, και χρησιμοποιήθηκαν για εκτίμηση:

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων από (n-1) αρχάριους χρήστες
Δεδομένα Αρχάριων	0/20	20/20

Πίνακας 5.8: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων του πρώτου αρχάριου χρήστη

- Παραλήφθηκαν από το στάδιο της εκπαίδευσης τα δεδομένα του n=2 αρχάριου χρήστη, και χρησιμοποιήθηκαν για εκτίμηση:

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων από (n-1) αρχάριους χρήστες
Δεδομένα Αρχάριων	2/20	18/20

Πίνακας 5.9: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων του δεύτερου αρχάριου χρήστη

- Παραλήφθηκαν από το στάδιο της εκπαίδευσης τα δεδομένα του $n=3$ αρχάριου χρήστη, και χρησιμοποιήθηκαν για εκτίμηση:

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων από (n-1) αρχάριους χρήστες
Δεδομένα Αρχάριων	3/20	17/20

Πίνακας 5.10: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων του τρίτου αρχάριου χρήστη

- Παραλήφθηκαν από το στάδιο της εκπαίδευσης τα δεδομένα του $n=4$ αρχάριου χρήστη, και χρησιμοποιήθηκαν για εκτίμηση:

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων από (n-1) αρχάριους χρήστες
Δεδομένα Αρχάριων	0/20	20/20

Πίνακας 5.11: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων του τέταρτου αρχάριου χρήστη

- Παραλήφθηκαν από το στάδιο της εκπαίδευσης τα δεδομένα του $n=5$ αρχάριου χρήστη, και χρησιμοποιήθηκαν για εκτίμηση:

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων από (n-1) αρχάριους χρήστες
Δεδομένα Αρχάριων	0/20	20/20

Πίνακας 5.12: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων του πέμπτου αρχάριου χρήστη

Συνολικά:

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων από (n-1) αρχάριους χρήστες
Δεδομένα Αρχάριων	5/100	95/100

Πίνακας 5.13: Συγκεντρωτικά αποτελέσματα της ταξινόμησης των δεδομένων των αρχάριων χρηστών χρησιμοποιώντας το μοντέλο των έμπειρων και των αρχάριων χρηστών

	Αναγνωρισμένα Δεδομένα	Ποσοστό Αναγνώρισης (%)
Δεδομένα Αρχάριων	95/100	95%

Πίνακας 5.14: Ποσοστό δεδομένων που ταξινομήθηκαν σωστά

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Παραπάνω διερευνήσαμε την δυνατότητα του συστήματός μας να ταξινομεί σωστά τα δεδομένα που λαμβάνει ως είσοδο στην αντίστοιχη κατηγορία δεξιοτήτων. Παρατηρούμε ότι τα συνολικά ποσοστά σωστής ταξινόμησης του συστήματός μας αγγίζουν το 95%. Αυτό σημαίνει ότι αντιλαμβάνεται σωστά το αν ένα δεδομένο προέρχεται από χρήστη που ανήκει στην κατηγορία των έμπειρων ή αρχάριων χρηστών χωρίς δεδομένα του ίδιου να έχουν συμπεριληφθεί στην εκπαίδευση του HMM των αρχάριων κάθε φορά. Ακόμα, δεν έγινε καμία διαφοροποίηση των δεδομένων ανάλογα με την ύπαρξη ανάδρασης δύναμης καθώς σκοπός μας δεν ήταν να αναδείξουμε σε αυτό το στάδιο την διαφοροποίηση ανάμεσα σε δεδομένα που έχουν εκτελεστεί με FF_OFF & FF_ON.

5.3.3 Επίδραση Απτικής Ανάδρασης

4^{ος} Τρόπος Επεξεργασίας: Αποτελέσματα ταξινόμησης με ή χωρίς ανάδραση δύναμης

Α'Μέρος: Μελέτη επίδρασης της ανάδρασης δύναμης στην «intra-user» ταξινόμηση (βάσει μοντέλων από δεδομένα των ίδιων χρηστών, intra-user variability)

Σε αυτό το μέρος, δώσαμε τα δεδομένα των αρχάριων με FF_OFF ένα ένα κάθε φορά στο πλήρες μοντέλο του πρώτου χειρουργού και στο αντίστοιχο μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί με (N-1) δεδομένα FF_OFF των αρχάριων, για το οποίο κάθε φορά από την εκπαίδευσή του εξαιρούνταν το δεδομένο που δίνονταν για εκτίμηση. Μετά εφαρμόσαμε το ίδιο για τα FF_ON, δηλαδή δώσαμε τα δεδομένα των αρχάριων με FF_ON ένα ένα κάθε φορά στο πλήρες μοντέλο του πρώτου χειρουργού και στο αντίστοιχο μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί με (N-1) δεδομένα FF_ON των αρχάριων, για το οποίο κάθε φορά από την εκπαίδευσή του εξαιρούνταν το δεδομένο που δίνονταν για εκτίμηση.

	Μοντέλο Έμπειρων	Μοντέλο Αρχάριων για FF_OFF	Μοντέλο Αρχάριων για FF_ON	Ποσοστό Αναγνώρισης
Δεδομένα Αρχάριων με FF_OFF	0/50	50/50	-	100%

Δεδομένα Αρχάριων με FF_ON	2/50	-	48/50	96%
Συνολικά	2/50	98/100		98%

Πίνακας 5.16: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων με FF_OFF και FF_ON βάσει μοντέλων από δεδομένα των ίδιων χρηστών

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

Η επεξεργασία αυτή έγινε επειδή θέλαμε να δούμε για ποια κατηγορία δεδομένων (FF_OFF ή FF_ON) συμβαίνουν οι περισσότερες λάθος ταξινομήσεις, δηλαδή δεδομένα αρχάριων αναγνωρίζονται από το σύστημά μας ότι προέρχονται από έμπειρους. Δεδομένα από την κατηγορία FF_OFF δεν ταξινομήθηκαν λάθος και είχαμε ποσοστό 100% σωστής ταξινόμησης. Αντίθετα, στην περίπτωση FF_ON είχαμε ένα ποσοστό του 4% που ταξινομήθηκαν ως δεδομένα που προέρχονται από έμπειρο χειρουργό. Έτσι, και από αυτό τον τρόπο επεξεργασίας έχουμε μία πρώτη ένδειξη ότι με ανάδραση δύναμης ο τρόπος εκτέλεσης της επέμβασης διαφοροποιείται. Συνολικά το σύστημά μας εμφάνισε ποσοστό σωστής ταξινόμησης ίσο με 98%.

Β' Μέρος: Μελέτη επίδρασης της ανάδρασης δύναμης στη «μεταξύ χρηστών» (inter-user) ταξινόμηση (βάσει μοντέλων εκπαιδευμένων από δεδομένα διαφορετικών χρηστών)

Αυτή τη φορά, αντί για την ταξινόμηση «intra-user» που παρουσιάστηκε παραπάνω, κάναμε ταξινόμηση των δεδομένων με FF_OFF (χωρίς ανάδραση δύναμης) από 2 αρχάριους χρήστες κάθε φορά, τα οποία δίναμε για εκτίμηση στο πλήρες μοντέλο του πρώτου χειρουργού και στο αντίστοιχο μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί με τα δεδομένα FF_OFF από τους (n-2) αρχάριους χρήστες. Μετά το ίδιο για τα FF_ON, δηλαδή κάναμε ταξινόμηση των δεδομένων με FF_ON (με ανάδραση δύναμης) από 2 αρχάριους χρήστες κάθε φορά, τα οποία δίναμε για εκτίμηση στο πλήρες μοντέλο του πρώτου χειρουργού και στο αντίστοιχο μοντέλο που είχε εκπαιδευτεί με τα δεδομένα FF_ON από (n-2) αρχάριους χρήστες.

	Expert-1 HMM Model	(n-2)Μοντέλο Αρχάριων για FF_OFF	(n-2)Μοντέλο Αρχάριων για FF_ON	Ποσοστό Επιτυχούς Ταξινόμησης
Δεδομένα Αρχάριων με FF_OFF	6/200	194/200	-	97%
Δεδομένα Αρχάριων με FF_ON	23/200	-	177/200	88,5%
Συνολικά	29/400	371/400		92,75%

Πίνακας 5.15: Αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων με FF_OFF και FF_ON βάσει μοντέλων εκπαιδευμένων από δεδομένα διαφορετικών χρηστών

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Στο Β' μέρος του 4^{ου} τρόπου επεξεργασίας μπορούμε να εξάγουμε δύο βασικά συμπεράσματα. Αρχικά, μπορούμε να αποφανθούμε για το σύστημά μας ότι τα ποσοστά σωστής ταξινόμησης που λαμβάνουμε είναι αρκετά καλά με ποσοστό 97% στην περίπτωση των δεδομένων των αρχάριων με FF_OFF, 88,5% στην περίπτωση των δεδομένων των αρχάριων με FF_ON και συνολικά 92,75%.
- 2) Κατά δεύτερον, υποψιαζόμαστε ότι στην περίπτωση των δεδομένων των αρχάριων με FF_ON λαμβάνουμε χαμηλότερα ποσοστά αναγνώρισης, διότι η ενεργοποίηση της ανάδρασης δύναμης έχει διαφοροποιήσει τον τρόπο με τον οποίο εκπαιδεύονταν και εκτελούσαν την επέμβαση οι αρχάριοι χρήστες σε σχέση με την περίπτωση της απενεργοποιημένης ανάδρασης δύναμης. Έτσι σαν αποτέλεσμα κάποιες φορές το σύστημά μας αποφαινεται ότι ορισμένα δεδομένα με FF_ON των αρχάριων ανήκουν σε έμπειρους, λόγω κάποιων ομοιοτήτων που υπάρχουν με τα δεδομένα των έμπειρων.

5^{ος} Τρόπος Επεξεργασίας: Μελέτη Καμπύλης Εκμάθησης

A' Μέρος: Μελέτη χρονικής εξέλιξης της πιθανοφάνειας ως προς το μοντέλο έμπειρου χειρουργού κατά τη διάρκεια των πειραματικών δοκιμών αρχάριων χρηστών. Συγκριτικά αποτελέσματα με ή χωρίς απτική ανάδραση.

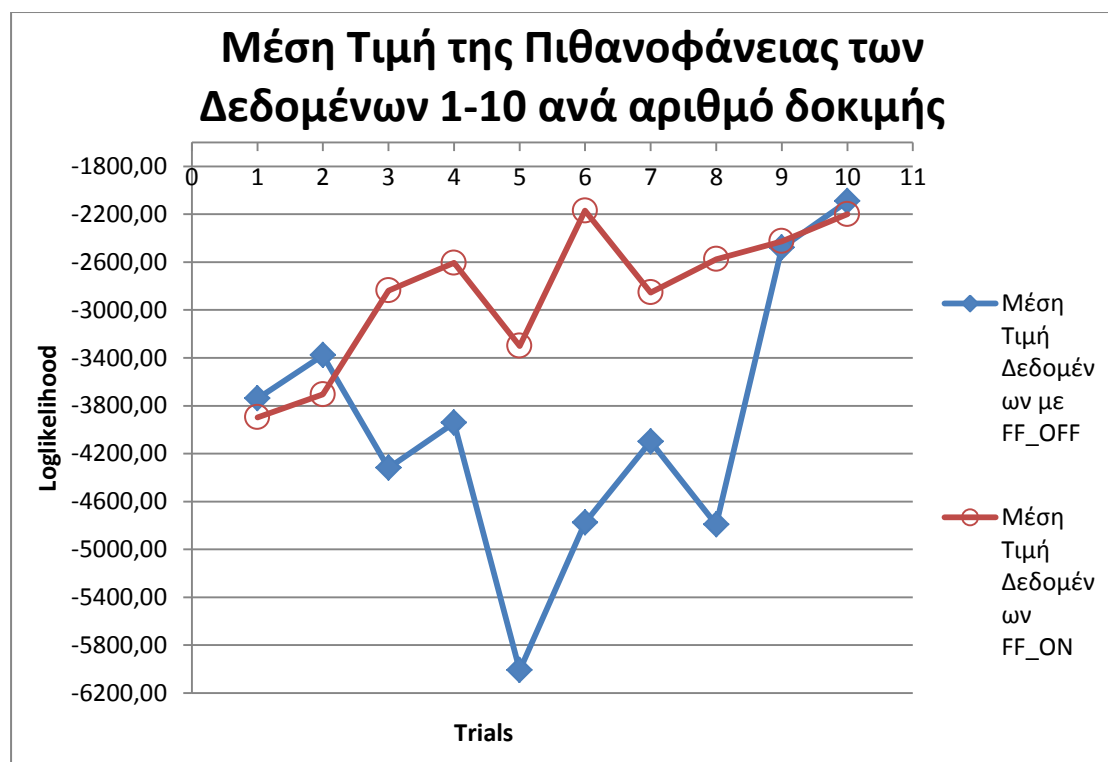
Κατά τον 5^ο τρόπο επεξεργασίας, συγκρίνουμε τα πειραματικά δεδομένα των αρχάριων χρηστών που ελήφθησαν με ενεργή την ανάδραση δύναμης (FF_ON) ή χωρίς ανάδραση δύναμης (FF_OFF) χρησιμοποιώντας το πλήρες εκπαιδευμένο μοντέλο ενός έμπειρου χειρουργού (trained full expert-1 model) και αξιολογώντας πως εξελίσσεται η λογ. πιθανοφάνεια (loglikelihood) ανά χρονικό στάδιο της δοκιμής (trial number). Στόχος είναι να εμφανίζει διαφορές η καμπύλη μάθησης («learning curve») συγκριτικά για τις δύο πειραματικές συνθήκες (FF_ON & FF_OFF). Το μοντέλο των έμπειρων με το οποίο τεστάρουμε τα δεδομένα των αρχάριων θα είναι ένα “πλήρως εκπαιδευμένο = με όλα τα δεδομένα εκπαιδευμένο” μοντέλο. Έπειτα, για κάθε κατηγορία και κάθε αριθμό εκτέλεσης δηλαδή για trial1, trial2, ..., trial20, όπου τα [trial1-trial10] αφορούν την περίπτωση FF_OFF και τα [trial11-trial20] αφορούν την περίπτωση FF_ON, υπολογίσαμε την μέση τιμή και την τυπική απόκλιση των αποτελεσμάτων.

Σε αυτό το σημείο επιλέξαμε να εκτελέσουμε τα παραπάνω με τα αποτελέσματα με τα δεδομένα από τους 4/5 αρχάριους χρήστες.

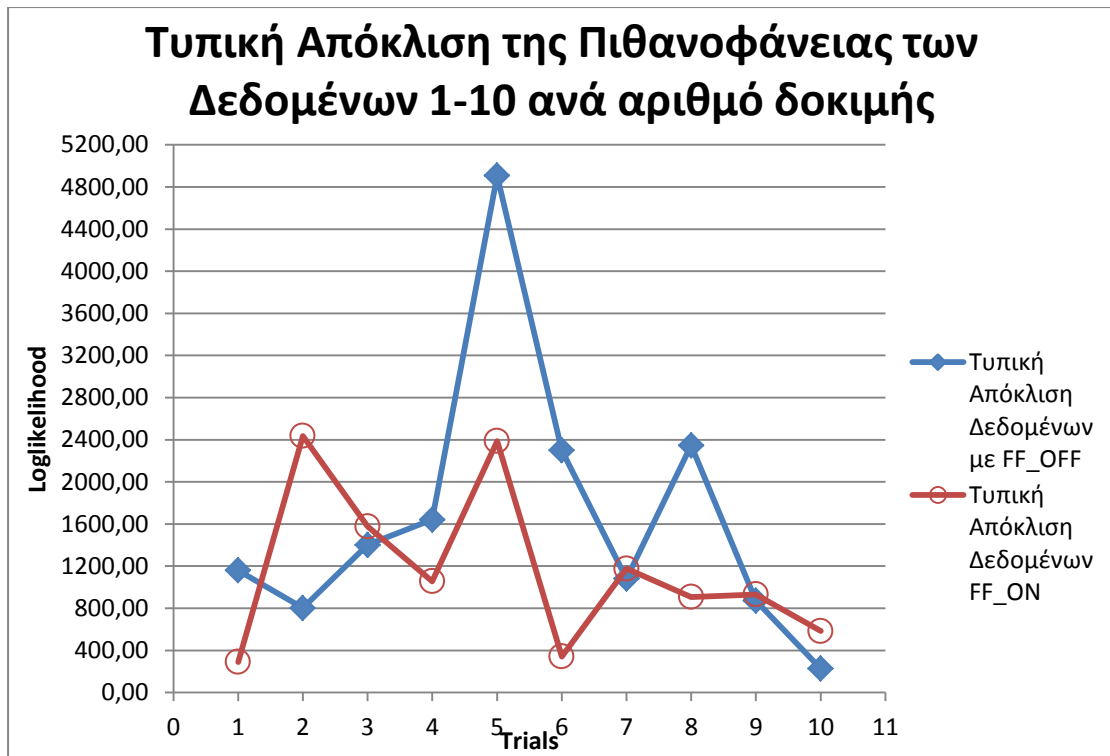
Δεδομένα 1-10 Με FF_OFF			
		Μέση Τιμή	Τυπική Απόκλιση
ΔΟΚΙΜΕΣ	1	-3739,54	1159,91
	2	-3377,86	801,96
	3	-4319,41	1401,88
	4	-3942,27	1640,98
	5	-6010,67	4907,51
	6	-4776,71	2298,73
	7	-4099,54	1080,88
	8	-4793,67	2345,73
	9	-2479,37	872,78
	10	-2091,77	226,94

Δεδομένα 11-20 Με FF_ON			
		Μέση Τιμή	Τυπική Απόκλιση
ΔΟΚΙΜΕΣ	1	-3896,63	290,99
	2	-3706,17	2435,33
	3	-2837,74	1577,17
	4	-2605,59	1055,60
	5	-3300,66	2387,70
	6	-2170,50	341,97
	7	-2853,75	1176,10
	8	-2575,07	907,44
	9	-2425,17	931,57
	10	-2200,11	584,24

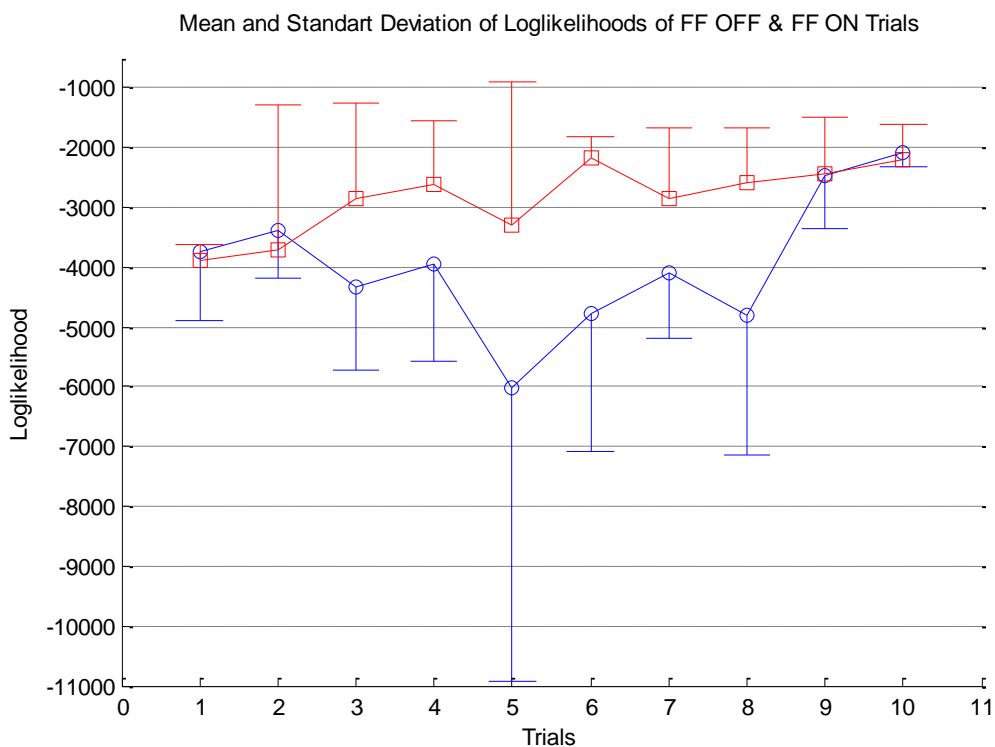
Πίνακας 5.17: Τιμές της μέσης τιμής και τυπικής αποκλίσεις της πιθανοφάνειας των δεδομένων με FF_ON και FF_OFF ανά χρονικό στάδιο της δοκιμής



Σχήμα 11



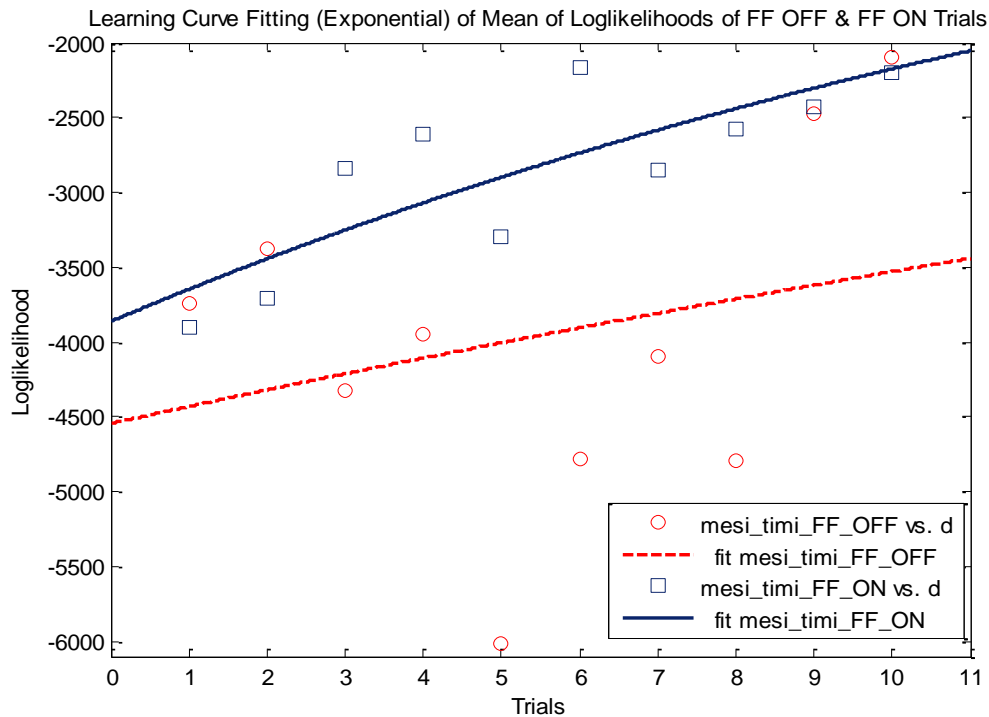
Σχήμα 12



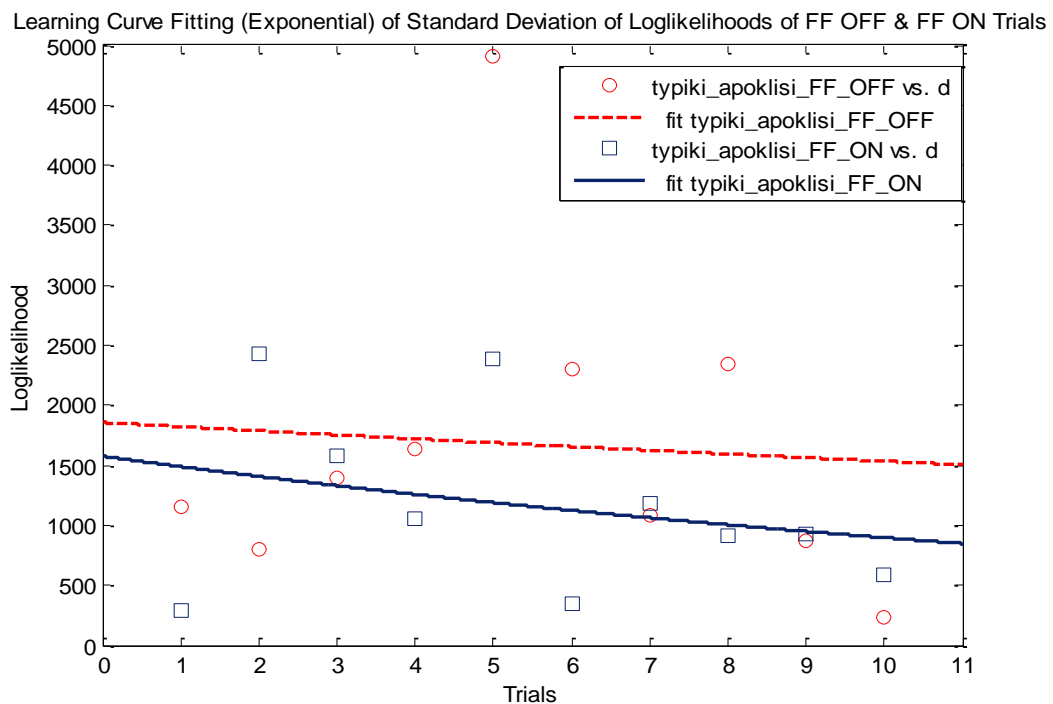
Σχήμα 13: Συγκεντρωτικό διάγραμμα που συγκεντρώνει τις πληροφορίες των εικόνων 6,7. Με μπλε χρώμα συμβολίζονται οι τιμές που αφορούν τα δεδομένα με FF_OFF και με κόκκινο χρώμα συμβολίζονται οι τιμές που αφορούν τα δεδομένα με FF_ON.

**Προσαρμογή συνάρτησης της μορφής «Εκθετικής (Exponential)»
στην καμπύλη μάθησης.**

$$f(x) = a + \exp(b \cdot x): \text{Εκθετικής}$$



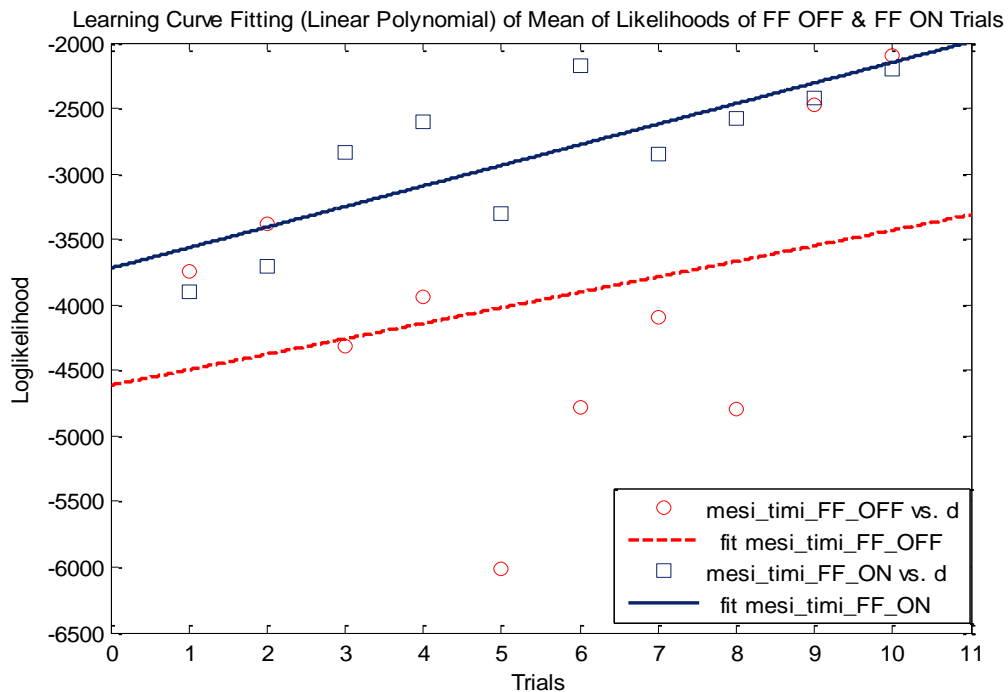
Σχήμα 14: Με κόκκινο χρώμα: $a=-4544$, $b=-0.02526$ & με μπλε χρώμα: $a=-3864$, $b=-0.05744$.



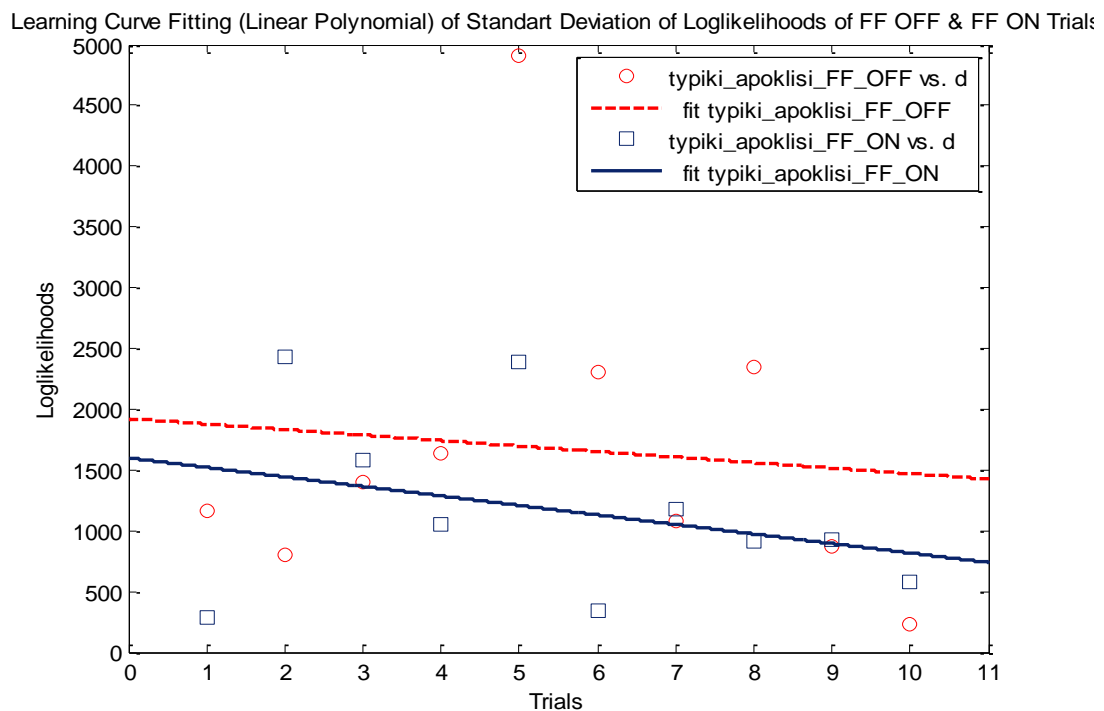
Σχήμα 15: Με κόκκινο χρώμα: $a=1857$, $b=-0.01909$ & με μπλε χρώμα: $a=-1576$, $b=-0.05626$.

**Προσαρμογή συνάρτησης της μορφής «Γραμμική Πολυωνυμική»
στην καμπύλη μάθησης.**

$$f(x) = p_1 \cdot x + p_2: \text{Γραμμική Πολυωνυμική}$$



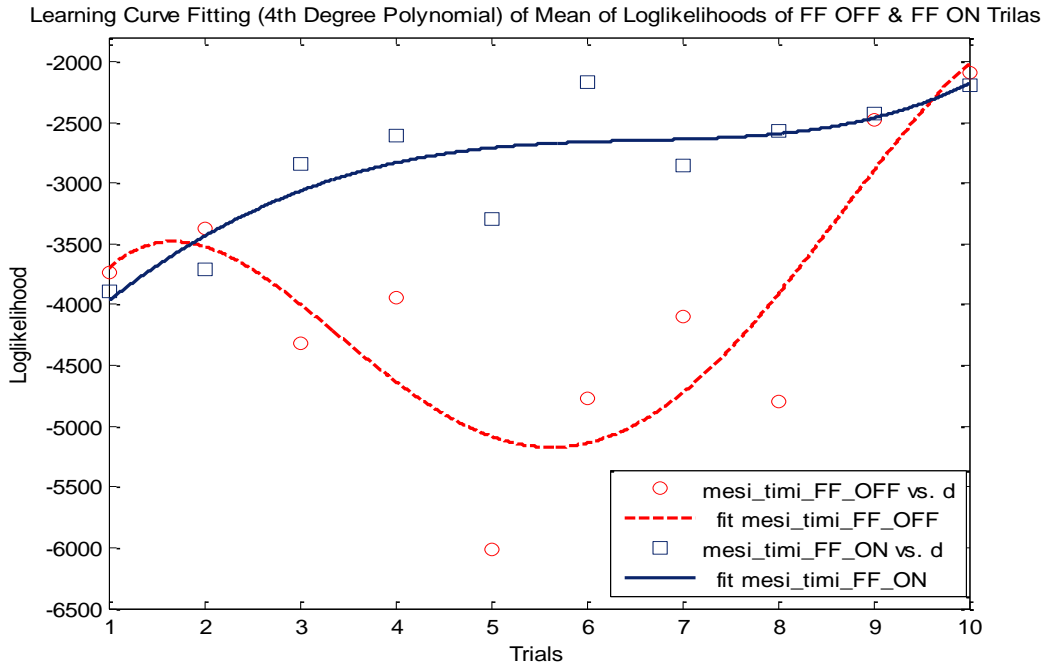
Σχήμα 16: Με κόκκινο χρώμα: $p_1=118.2$, $p_2=-4613$ & με μπλε χρώμα: $p_1=157.2$, $p_2=-3722$.



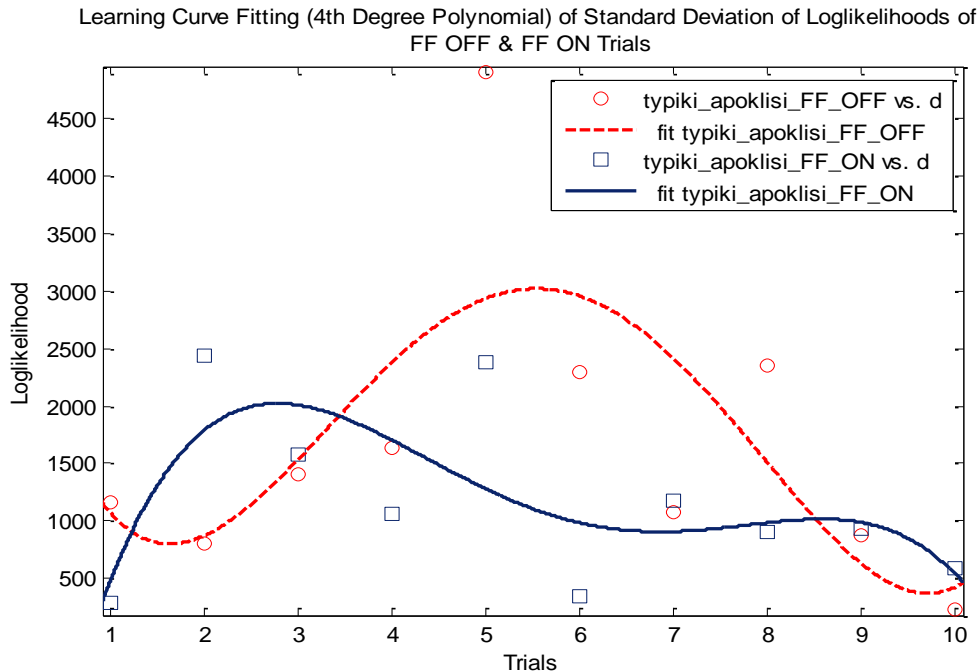
Σχήμα 17: Με κόκκινο χρώμα: $p_1=-45.28$, $p_2=1923$ & με μπλε χρώμα: $p_1=-78.3$, $p_2=1599$.

**Προσαρμογή συνάρτησης της μορφής «4^{ου} Βαθμού Πολυωνυμική»
στην καμπύλη μάθησης.**

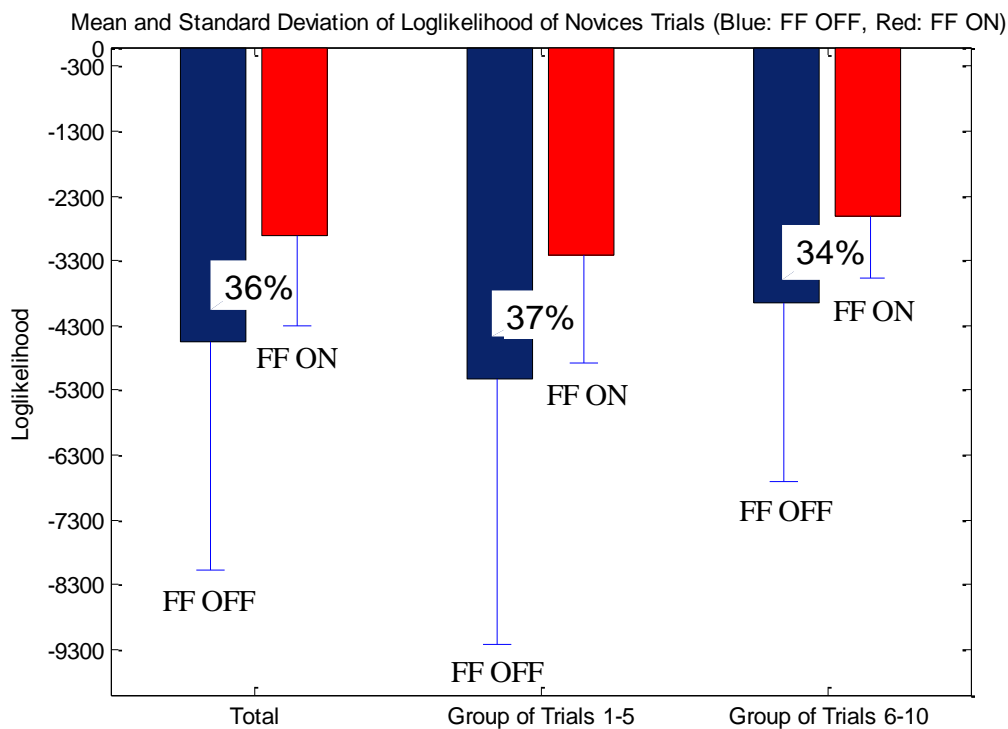
$$f(x) = p_1x^4 + p_2x^3 + p_3x^2 + p_4x + p_5: 4\text{ου Βαθμού Πολυωνυμική}$$



Σχήμα 18: Με κόκκινο χρώμα: $p_1=-5.752$, $p_2=138.8$, $p_3=-1016$, $p_4=2348$, $p_5=-5169$ & με μπλε χρώμα: $p_1=0.3361$, $p_2=0.03641$, $p_3=-88.08$, $p_4=790.1$, $p_5=-4675$.



Σχήμα 19: Με κόκκινο χρώμα: $p_1=-9.075$, $p_2=-204.4$, $p_3=1430$, $p_4=-3190$, $p_5=3024$ & με μπλε χρώμα: $p_1=-6.516$, $p_2=158.4$, $p_3=-1329$, $p_4=4274$, $p_5=-2607$.



Σχήμα 20

Ακόμη, εκτελέσαμε ένα ttest για να ελέγξουμε την στατιστική σημασία ανάμεσα στις τιμές της λογ. πιθανοφάνειας για τις εκτελέσεις 1-10 των πειραματικών συνθηκών FF_OFF και FF_ON. Αναλυτικά, εκτελέσαμε ένα ttest χρησιμοποιώντας δύο σύνολα τιμών. Το πρώτο σύνολο περιείχε τις τιμές της λογ. πιθανοφάνειας, που λάβαμε για κάθε δεδομένο των αρχάριων χρηστών που αντιστοιχεί στην πειραματική συνθήκη FF_OFF, όταν το δώσαμε για εκτίμηση στο πλήρως εκπαιδευμένο μοντέλο ενός έμπειρου χειρουργού (full trained expert-1 model). Το δεύτερο σύνολο περιείχε τις τιμές της λογ. πιθανοφάνειας, που λάβαμε για κάθε δεδομένο των αρχάριων χρηστών που αντιστοιχεί στην πειραματική συνθήκη FF_ON, όταν το δώσαμε για εκτίμηση στο πλήρως εκπαιδευμένο μοντέλο ενός έμπειρου χειρουργού (full trained expert-1 model). Από το ttest πήραμε πιθανότητα $p = 0.0152 < 0.05$. Αυτό σημαίνει ότι στην περίπτωση αυτή ισχύει η υπόθεση (τα δύο σύνολά μας είναι στατιστικώς ανεξάρτητα). Συνεπώς, αντιλαμβανόμαστε ότι το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι εμφανίζονται σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των δύο πειραματικών συνθηκών FF_OFF / FF_ON ως προς την εκτέλεση των δοκιμών από τους αρχάριους χρήστες (στην πειραματική συνθήκη FF_ON η επίδοση των αρχάριων χρηστών έχει μεγαλύτερες ομοιότητες με αυτή των έμπειρων απ' ότι στην περίπτωση FF_OFF).

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Τα αποτελέσματα που έχουν προκύψει από το 5^ο τρόπο επεξεργασίας είναι εντυπωσιακά. Αρχικά, παρουσιάζονται οι πίνακες που περιέχουν τις μέσες τιμές και τις τυπικές αποκλίσεις των τιμών της πιθανοφάνειας που πήραμε ανά αριθμό εκτέλεσης αντίστοιχα για τις περιπτώσεις FF_OFF & FF_ON. Στο Σχήμα 11 παρατηρούμε ότι καθώς εξελίσσονται οι εκτελέσεις στην περίπτωση

FF_OFF η μέση τιμή των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας που παίρνουμε μειώνεται σημαντικά (εκτελέσεις 3-8), ενώ αυξάνεται πάλι και βελτιώνεται στις δύο τελευταίες εκτελέσεις. Το εύρος στο οποίο κινείται συνολικά είναι το (-6010, -2090). Αντιθέτως, στην περίπτωση του FF_ON η μέση τιμή των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας που παίρνουμε κινείται στο πολύ μικρότερο εύρος τιμών (-3897, -2170). Είναι προφανές, ότι στην περίπτωση με ανάδραση δύναμης η εξέλιξη της μέσης τιμής των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας ανά αριθμό εκτέλεσης δηλώνει μία συνεχή και συγκροτημένη εκπαίδευση του κάθε χρήστη. Στην περίπτωση χωρίς ανάδραση δύναμης δεν μπορούμε να το συμπεράνουμε αυτό. Βέβαια, στις δύο τελευταίες εκτελέσεις τα αποτελέσματα είναι συγκρίσιμα, αλλά χωρίς την ανάδραση δύναμης ο τρόπος εκπαίδευσης δεν είναι ο καταλληλότερος.

- 2) Στο Σχήμα 12 παρατηρούμε παρόμοια συμπεριφορά με την εικόνα 6 μόνο που τώρα οι τιμές μας είναι θετικές. Η τιμή της τυπικής απόκλισης της λογ. πιθανοφάνειας στην περίπτωση χωρίς ανάδραση δύναμης αυξάνεται αισθητά στις εκτελέσεις 3-8, ενώ και πάλι παρατηρείται βελτίωση στις εκτελέσεις 9-10. Το εύρος στο οποίο κινείται συνολικά είναι το (227, 4907) Αντίθετα, στην περίπτωση της ανάδρασης δύναμης η τυπική απόκλιση των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας που παίρνουμε κινείται σε πολύ μικρότερο εύρος τιμών (341, 2435). Είναι προφανές, ότι στην περίπτωση με ανάδραση δύναμης η εξέλιξη της τυπικής απόκλισης των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας ανά αριθμό εκτέλεσης υποδηλώνει μία συνεχή και περισσότερο αξιόπιστη διαδικασία εκπαίδευσης του κάθε χρήστη. Στην περίπτωση χωρίς ανάδραση δύναμης δεν μπορούμε να το συμπεράνουμε αυτό. Βέβαια, στα δύο τελευταία trials τα αποτελέσματα είναι συγκρίσιμα, αλλά χωρίς την ανάδραση δύναμης ο τρόπος εκπαίδευσης δεν είναι ο καταλληλότερος.
- 3) Στο Σχήμα 13 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των Σχημάτων 11,12 συγκεντρωμένα στην ίδια γραφική παράσταση. Μπορούμε να ισχυριστούμε ότι επαληθεύονται τα παραπάνω συμπεράσματα.
- 4) Στα Σχήματα 14,15 έχουμε προσαρμόσει στη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας ανά αριθμό εκτέλεσης μία *εκθετική* συνάρτηση της μορφής $f(x) = a + \exp(b \cdot x)$ (Learning Curve Fitting). Παρατηρούμε και στα δύο διαγράμματα ότι η κλίση της καμπύλης στην περίπτωση FF_ON έχει τουλάχιστον διπλάσια κλίση από την περίπτωση FF_OFF. Συνεπώς, στην περίπτωση με FF_ON έχουμε πιο γρήγορη εκπαίδευση και μάθηση της επέμβασης.
- 5) Το ίδιο ακριβώς συμπέρασμα επαληθεύεται από τα Σχήματα 16,17 όπου έχουμε προσαρμόσει στη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας για κάθε trial number μία *γραμμική πολυωνυμική* συνάρτηση της μορφής $f(x) = p_1 \cdot x + p_2$ (Learning Curve Fitting).
- 6) Στα Σχήματα 18,19 χρησιμοποιούμε μία πιο ευέλικτη μορφή συνάρτησης την 4^{ου} βαθμού πολυωνυμική $f(x) = p_1x^4 + p_2x^3 + p_3x^2 + p_4x + p_5$. Από τις καμπύλες που αντιστοιχούν στην περίπτωση FF_OFF επαληθεύεται η παρατήρησή μας ότι η απόδοση των χρηστών χειροτερεύει αισθητά στα trials 3-8. Αντίθετα, η καμπύλες μάθησης της FF_ON περίπτωσης είναι πολύ πιο συνεπείς και δηλώνουν μία συνεχή εκπαίδευση και βελτίωση του τρόπου εκτέλεσης της επέμβασης. Δηλαδή, οι χρήστες ανταποκρίνονται καλύτερα στον προσομοιωτή με την ύπαρξη της ανάδρασης δύναμης.
- 7) Στο Σχήμα 20 έχουμε παρουσιάσει τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις από τρία γκρουπ δεδομένων. Το πρώτο γκρουπ είναι όλο το σύνολο των

εκτελέσεων από 1-10 από κάθε χρήστη. Το δεύτερο σύνολο αφορά τις πέντε πρώτες εκτελέσεις από κάθε χρήστη και το τρίτο τις πέντε τελευταίες από κάθε χρήστη. Η βελτίωση που πήραμε για την μέση τιμή με την ενεργοποίηση της ανάδρασης δύναμης ήταν ίση με 36%, 37%, 34% αντίστοιχα. Μπορούμε να σημειώσουμε ότι τα ποσοστά βελτίωσης είναι αρκετά ενθαρρυντικά.

6^{ος} Τρόπος Επεξεργασίας: Στατιστική συσχέτιση μοντέλου αρχάριου-έμπειρου χρήστη με ή χωρίς απτική ανάδραση

- [1] Εκτίμηση των 100 δεδομένων των αρχάριων χρηστών με το πλήρες μοντέλο του πρώτου χειρουργού για να ελέγξουμε την ανοχή αναγνώρισης για το d που έχουμε βρει.
- [2] Εκτίμηση των 100 δεδομένων των αρχάριων χρηστών με το πλήρες μοντέλο των 2 χειρουργών για να ελέγξουμε την ανοχή αναγνώρισης για το d που έχουμε βρει.

[1]

m= -710,1379 & s= 645,3124

FF_OFF

Nit=3		Nit=5		Nit=7	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 49	2	d=1: 49	2	d=1: 49	2
d=2: 44	12	d=2: 44	12	d=2: 45	10
d=3: 34	32	d=3: 34	32	d=3: 34	32
d=4: 27	46	d=4: 27	46	d=4: 28	44
d=5: 19	62	d=5: 19	62	d=5: 20	60
d=6: 16	68	d=6: 16	68	d=6: 16	68
d=7: 10	80	d=7: 10	80	d=7: 10	80
d=8: 9	82	d=8: 9	82	d=8: 9	82
d=9: 6	88	d=9: 6	88	d=9: 6	88
d=10: 6	88	d=10: 6	88	d=10: 6	88

Nit=10		Nit=13		Nit=15	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 49	2	d=1: 49	2	d=1: 49	2
d=2: 45	10	d=2: 45	10	d=2: 45	10
d=3: 34	32	d=3: 34	32	d=3: 34	32

d=4: 27	46	d=4: 27	46	d=4: 27	46
d=5: 19	62	d=5: 19	62	d=5: 20	60
d=6: 16	68	d=6: 16	68	d=6: 16	68
d=7: 10	80	d=7: 10	80	d=7: 10	80
d=8: 9	82	d=8: 9	82	d=8: 9	82
d=9: 6	88	d=9: 6	88	d=9: 6	88
d=10: 6	88	d=10: 6	88	d=10: 6	88

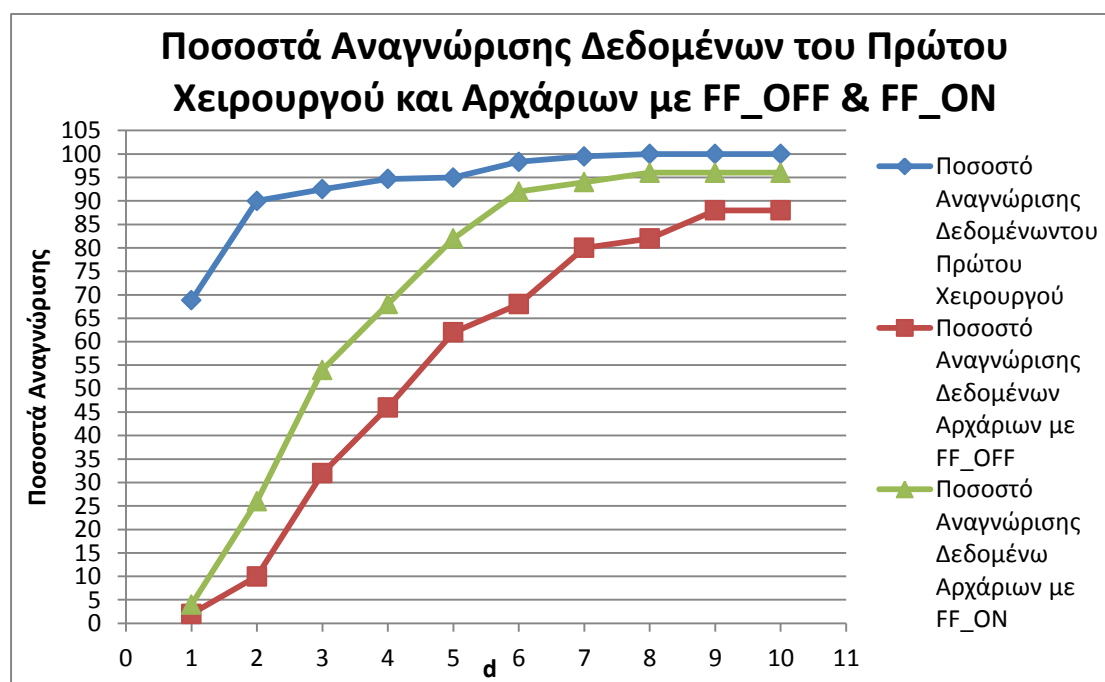
FF ON

Nit=3		Nit=5		Nit=7	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 47	6	d=1: 48	4	d=1: 48	4
d=2: 36	28	d=2: 37	26	d=2: 37	26
d=3: 23	54	d=3: 23	54	d=3: 23	54
d=4: 16	68	d=4: 16	68	d=4: 16	68
d=5: 9	82	d=5: 9	82	d=5: 9	82
d=6: 4	92	d=6: 4	92	d=6: 4	92
d=7: 3	94	d=7: 3	94	d=7: 3	94
d=8: 2	96	d=8: 2	96	d=8: 2	96
d=9: 2	96	d=9: 2	96	d=9: 2	96
d=10: 2	96	d=10: 2	96	d=10: 1	98

Nit=10		Nit=13		Nit=15	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 48	4	d=1: 48	4	d=1: 48	4
d=2: 37	26	d=2: 37	26	d=2: 37	26
d=3: 23	54	d=3: 23	54	d=3: 23	54
d=4: 16	68	d=4: 16	68	d=4: 16	68
d=5: 9	82	d=5: 9	82	d=5: 9	82
d=6: 4	92	d=6: 4	92	d=6: 4	92
d=7: 3	94	d=7: 3	94	d=7: 3	94
d=8: 2	96	d=8: 2	96	d=8: 2	96
d=9: 2	96	d=9: 2	96	d=9: 2	96
d=10: 2	96	d=10: 2	96	d=10: 1	98

Πίνακας 5.18: Αποτελέσματα εκτίμησης των 100 δεδομένων με FF_OFF και FF_ON των αρχάριων χρηστών από το πλήρες μοντέλο του πρώτου χειρουργού

Για Nit=10:



Σχήμα 21

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Με τον συγκεκριμένο τρόπο επεξεργασίας θελήσαμε να ελέγξουμε την ανοχή του μοντέλου HMM, που έχει εκπαιδευτεί με τα δεδομένα του πρώτου χειρουργού, στην αναγνώριση δεδομένων από αρχάριους. Στο Σχήμα 21 έχουμε συγκεντρώσει ποσοστά αναγνώρισης για αριθμό επαναλήψεων 10. Τα αποτελέσματα της γραφικής παράστασης είναι πολύ ικανοποιητικά. Αρχικά, υπάρχει αισθητή διαφοροποίηση ανάμεσα στα ποσοστά αναγνώρισης των δεδομένων του ιατρού και τα ποσοστά αναγνώρισης των δεδομένων των αρχάριων. Συνεπώς, το σύστημά μας αντιλαμβάνεται π.χ. για $d=4$ τις διαφορές των δεξιοτήτων των χρηστών από κάθε κατηγορία.
- 2) Ακόμη, αν αναλύσουμε περαιτέρω τα ποσοστά αναγνώρισης που παίρνουμε για τα δεδομένα των αρχάριων ανάλογα με την δυνατότητα FF_ON & FF_OFF διαπιστώνουμε για μία ακόμη φορά την διαφοροποίηση που υπάρχει στον τρόπο εκτέλεσης των εικονικών επεμβάσεων που αντιστοιχούν στα δεδομένα με την ύπαρξη ανάδρασης δύναμης και χωρίς αυτή. Βλέπουμε ότι τα δεδομένα των αρχάριων που εκτελέστηκαν με ανάδραση δύναμης αναγνωρίζονται σε μεγαλύτερο ποσοστό από το HMM του έμπειρου χειρουργού απ' ότι τα δεδομένα με FF_OFF. Αυτό σημαίνει ότι η ύπαρξη ανάδρασης δύναμης συντελεί στην εκτέλεση της εικονικής επέμβασης με μεγαλύτερες ομοιότητες των κινήσεων με αυτές του έμπειρου χειρουργού.
- 3) Τέλος, παρατηρούμε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα για τις τιμές του αριθμού των επαναλήψεων 5,7,10,13,15. Αυτό σημαίνει ότι το κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο εκπαιδεύεται με σωστό τρόπο και τα δεδομένα, που του δίνονται για εκπαίδευση, είναι επαρκή ώστε να αποφεύγονται φαινόμενα «overfitting», που εξηγήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

[2]

m=-1542,2003 & s=1219,2878

FF_OFF

Nit=3		Nit=5		Nit=7	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 33	34	d=1: 33	34	d=1: 33	34
d=2: 17	66	d=2: 17	66	d=2: 17	66
d=3: 10	80	d=3: 10	80	d=3: 11	78
d=4: 6	88	d=4: 7	86	d=4: 7	86
d=5: 4	92	d=5: 4	92	d=5: 4	92
d=6: 4	92	d=6: 4	92	d=6: 4	92
d=7: 4	92	d=7: 4	92	d=7: 4	92
d=8: 4	92	d=8: 4	92	d=8: 4	92
d=9: 3	94	d=9: 1	98	d=9: 3	94
d=10: 1	98	d=10: 1	98	d=10: 1	98

Nit=10		Nit=13		Nit=15	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 33	34	d=1: 33	34	d=1: 33	34
d=2: 17	66	d=2: 17	66	d=2: 17	66
d=3: 10	80	d=3: 9	82	d=3: 11	78
d=4: 6	88	d=4: 7	86	d=4: 7	86
d=5: 4	92	d=5: 5	90	d=5: 4	92
d=6: 4	92	d=6: 4	92	d=6: 4	92
d=7: 4	92	d=7: 4	92	d=7: 4	92
d=8: 3	94	d=8: 3	94	d=8: 4	92
d=9: 2	96	d=9: 2	96	d=9: 3	94
d=10: 1	98	d=10: 1	98	d=10: 1	98

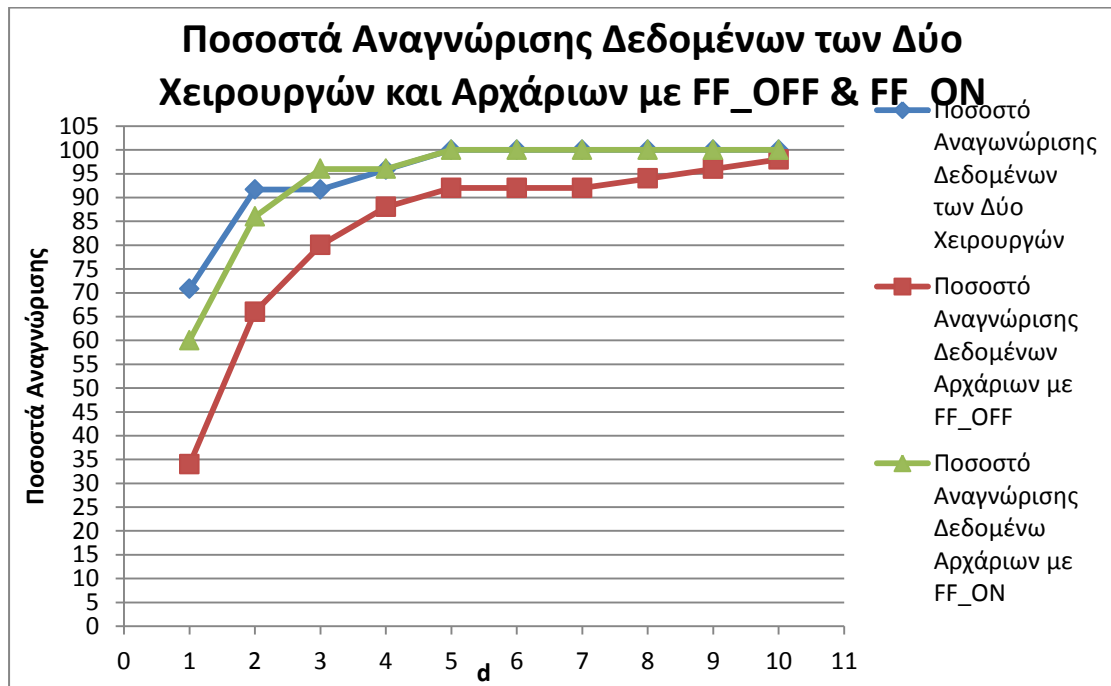
FF_ON

Nit=3		Nit=5		Nit=7	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 19	62	d=1: 19	62	d=1: 19	62
d=2: 6	88	d=2: 6	88	d=2: 7	86
d=3: 2	96	d=3: 2	96	d=3: 2	96
d=4: 1	98	d=4: 2	96	d=4: 1	98

d=5: 0	100	d=5: 0	100	d=5: 0	100
d=6: 0	100	d=6: 0	100	d=6: 0	100
d=7: 0	100	d=7: 0	100	d=7: 0	100
d=8: 0	100	d=8: 0	100	d=8: 0	100
d=9: 0	100	d=9: 0	100	d=9: 0	100
d=10: 0	100	d=10: 0	100	d=10: 0	100

Nit=10		Nit=13		Nit=15	
Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)	Αποτυχίες (out of 50) :	Ποσοστό Επιτυχίας(%)
d=1: 20	60	d=1: 18	64	d=1: 20	60
d=2: 7	86	d=2: 7	86	d=2: 7	86
d=3: 2	96	d=3: 2	96	d=3: 2	96
d=4: 2	96	d=4: 2	96	d=4: 1	98
d=5: 0	100	d=5: 0	100	d=5: 0	100
d=6: 0	100	d=6: 0	100	d=6: 0	100
d=7: 0	100	d=7: 0	100	d=7: 0	100
d=8: 0	100	d=8: 0	100	d=8: 0	100
d=9: 0	100	d=9: 0	100	d=9: 0	100
d=10: 0	100	d=10: 0	100	d=10: 0	100

Πίνακας 5.19: Αποτελέσματα εκτίμησης των 100 δεδομένων με FF_OFF και FF_ON των αρχάριων χρηστών από το πλήρες μοντέλο των 2 χειρουργών



Σχήμα 22

Παρατηρήσεις & Συμπεράσματα:

- 1) Αυτή τη φορά θελήσαμε να ελέγξουμε την ανοχή του μοντέλου HMM, που έχει εκπαιδευτεί με τα δεδομένα και των δύο χειρουργών, στην αναγνώριση δεδομένων από αρχάριους. Στο Σχήμα 22 έχουμε συγκεντρώσει τα ποσοστά αναγνώρισης για αριθμό επαναλήψεων 10. Τα αποτελέσματα της γραφικής παράστασης είναι αξιοσημείωτα. Παρατηρούμε ότι για $d=1,2,3$ υπάρχει διαφοροποίηση ανάμεσα στα ποσοστά αναγνώρισης των δεδομένων των έμπειρων χειρουργών και των αρχάριων χρηστών. Επίσης, μόνο τα δεδομένα των αρχάριων χρηστών με FF_ON μπορούν και προσεγγίζουν τα ποσοστά αναγνώρισης των δεδομένων των έμπειρων με αυτό το σύστημα, ενώ τα δεδομένα των αρχάριων με FF_OFF δίνουν πιο χαμηλά ποσοστά. Συνεπώς, για μία ακόμη φορά διαπιστώνουμε την διαφοροποίηση που υπάρχει στον τρόπο εκτέλεσης των εικονικών επεμβάσεων που αντιστοιχούν στα δεδομένα των αρχάριων με την ύπαρξη ανάδρασης δύναμης και χωρίς αυτή. Βλέπουμε ότι τα δεδομένα των αρχάριων που εκτελέστηκαν με ανάδραση δύναμης αναγνωρίζονται σε μεγαλύτερο ποσοστό από το HMM των έμπειρων χειρουργών απ' ό,τι τα δεδομένα με FF_OFF. Αυτό σημαίνει ότι η ύπαρξη ανάδρασης δύναμης συντελεί στην εκτέλεση της εικονικής επέμβασης με μεγαλύτερες ομοιότητες των κινήσεων με αυτές του έμπειρου χειρουργού.
- 2) Τέλος, παρατηρούμε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα για τις τιμές του αριθμού των επαναλήψεων 5,7,10,13,15. Αυτό σημαίνει ότι το κρυφό μαρκοβιανό μας μοντέλο εκπαιδεύεται με σωστό τρόπο και τα δεδομένα που του δίνονται για εκπαίδευση είναι επαρκή ώστε να αποφεύγονται φαινόμενα «overfitting», που εξηγήθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΥΝΟΛΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΚΑΙ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗΣ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ

Υποενότητες:

- 6.1 Συνολική Αξιολόγηση της Πειραματικής Δοκιμής
- 6.2 Συνολική Αξιολόγηση της Εργασίας
- 6.3 Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία

6.1 Συνολική Αξιολόγηση της Πειραματικής Δοκιμής

Με τον πρώτο τρόπο επεξεργασίας των πειραματικών δεδομένων, όπου χρησιμοποιούμε μόνο μετρήσεις από τον πρώτο χειρουργό, αποδείξαμε ότι υπάρχει δυνατότητα ορισμού ενός διαστήματος, που περιλαμβάνει ένα εύρος τιμών της λογ. πιθανοφάνειας, για το οποίο τουλάχιστον το 95% των πειραματικών δεδομένων από το σύνολο δοκιμής (όπου δεν περιλαμβάνονται τα εκάστοτε δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου) αναγνωρίζεται επιτυχώς από το σύστημά μας. Το διάστημα αυτό ορίζεται από μια σχέση της μορφής $m \pm d \cdot s$ (όπου m είναι η μέση τιμή της λογ. πιθανοφάνειας για το σύνολο των πειραματικών δεδομένων και s η τυπική απόκλιση αυτής). Το διάστημα αυτό επιτυχώς αναγνώρισης το λαμβάνουμε για μια τιμή $d > 3$. Ακόμη, διαπιστώσαμε ότι το σύστημά μας αναγνωρίζει και εντοπίζει ικανοποιητικά τις κύριες φάσεις της επέμβασης (όπως αυτές είχαν ορισθεί θεωρητικά με βάση τις προδιαγραφές της εκτελούμενης χειρουργικής τεχνικής), μέσω του Viterbi_path-ως μεταβάσεις εσωτερικών καταστάσεων του HMM μοντέλου, αποδεικνύοντας έτσι την αρχική μας υπόθεση.

Στον δεύτερο τρόπο επεξεργασίας συμπεριλάβαμε και τα πειραματικά δεδομένα του δεύτερου έμπειρου χειρουργού, αποδεικνύοντας και πάλι την δυνατότητα ορισμού ενός διαστήματος επιτυχούς αναγνώρισης δοκιμών, και διαπιστώνοντας εκ νέου ότι το σύστημά μας αναγνωρίζει και εντοπίζει ικανοποιητικά τις κύριες φάσεις της επέμβασης μέσω του Viterbi_path.

Στον τρίτο τρόπο επεξεργασίας που αφορούσε την ταξινόμηση (classification) πειραματικών δεδομένων στη σωστή κατηγορία δεξιότητας χρήστη (έμπειρων ή αρχάριων) το σύστημά μας έδωσε υψηλά ποσοστά σωστής ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, στο Α' & Β' στάδιο επεξεργασίας αναλύσαμε συγκριτικά τα δεδομένα των αρχάριων χρηστών και τα δεδομένα του πρώτου και δεύτερου χειρουργού. Η επεξεργασία που κάναμε αφορούσε τόσο τον έλεγχο της ταξινόμησης με βάση μοντέλα που έχουν εκπαιδευτεί από δεδομένα των ίδιων χρηστών με το σύνολο δοκιμής (ελέγχοντας «intra-user» μεταβλητότητα), όσο και την ταξινόμηση πειραματικών δεδομένων από διαφορετικούς χρήστες («inter-user» variability). Στην πρώτη περίπτωση το συνολικό ποσοστό σωστής ταξινόμησης που πήραμε ήταν ίσο με 97,6% εκπαιδύοντας μοντέλο expert-user με βάση μόνο τα δεδομένα του πρώτου χειρουργού, και 96,8% συμπεριλαμβάνοντας στο μοντέλο έμπειρου χειρουργού τα δεδομένα και από τους δύο χειρουργούς. Στην δεύτερη (πιο «δύσκολη») περίπτωση (η οποία εξετάζει ανοχή του συστήματος ταξινόμησης στη μεταβλητότητα μεταξύ

χρηστών) το ποσοστό σωστής ταξινόμησης που λάβαμε ήταν ίσο με 95%, το οποίο και πάλι είναι ένα αρκετά, ικανοποιητικό ποσοστό επιτυχίας.

Στον τέταρτο τρόπο επεξεργασίας ασχοληθήκαμε και πάλι με το πρόβλημα της σωστής ταξινόμησης ανάλογα με το επίπεδο δεξιοτήτων και εκτελέσαμε μία «intra-user» και μία «inter-user» ταξινόμηση, όμως αυτή την φορά διαχειριστήκαμε με διαφορετικό τρόπο τα δεδομένα των αρχάριων χωρίζοντας τα σε κατηγορίες με βάση την ενεργοποίηση ή μη της απτικής ανάδρασης (εξετάζοντας δηλαδή συγκριτικά τις δύο πειραματικές συνθήκες FF_ON και FF_OFF). Ακόμη και τα μοντέλα HMM των αρχάριων χρηστών που εκπαιδεύαμε σε κάθε περίπτωση περιελάμβαναν δεδομένα από την ίδια κατηγορία δηλαδή είτε FF_OFF είτε FF_ON. Στην περίπτωση της «intra-user» ταξινόμησης τα ποσοστά σωστής αναγνώρισης που πήραμε ήταν 97% (FF_OFF) και 88,5% (FF_ON). Το σύστημά μας παρουσίασε συνολικά ποσοστό σωστής αναγνώρισης ίσο με 92,75%. Στην περίπτωση της «inter-user» ταξινόμησης τα ποσοστά σωστής αναγνώρισης που πήραμε ήταν 100% (FF_OFF) και 96% (FF_ON). Το σύστημά μας παρουσίασε συνολικά ποσοστό σωστής αναγνώρισης ίσο με 98%. Από τα παραπάνω αποτελέσματα που συγκεντρώσαμε καταλήγουμε σε δύο συμπεράσματα. Πρώτον, και πάλι επιβεβαιώνεται η πολύ ικανοποιητική συμπεριφορά του συστήματός μας σε θέματα σωστής ταξινόμησης των δεδομένων στη σωστή κατηγορία δεξιότητας του εκάστοτε χρήστη. Δεύτερον, παρατηρούμε ότι τα χαμηλότερα ποσοστά εμφανίζονται στην περίπτωση με FF_ON. Αυτό δείχνει ότι όντως υπάρχει διαφοροποίηση στην εκτέλεση των εικονικών επεμβάσεων από τους αρχάριους ανάμεσα στις εκτελέσεις με FF_OFF και FF_ON. Συνεπώς, με κάποιον τρόπο η επιλογή της ανάδρασης δύναμης βοηθά τον χρήστη να εκτελέσει με διαφορετικό τρόπο την εικονική επέμβαση. Έτσι, στην περίπτωση των εκτελέσεων με FF_ON το σύστημά μας μερικές φορές συγχέεται και κατατάσσει δεδομένα των αρχάριων χρηστών με FF_ON σαν να προέρχονται από έμπειρους.

Στον πέμπτο τρόπο επεξεργασίας εξετάσαμε σε μεγαλύτερο βάθος αν υπάρχει κάποιου είδους διαφοροποίηση ανάμεσα στα δεδομένα με FF_OFF και FF_ON. Αρχικά, υπολογίσαμε τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας που λάβαμε δοκιμάζοντας τα δεδομένα των αρχάριων χρηστών στο HMM μοντέλο των έμπειρων χειρουργών, και αναλύσαμε την χρονική εξέλιξη των τιμών αυτών ανά trial number, δηλαδή στη διάρκεια της κάθε πειραματικής συνεδρίας. Παρουσιάσαμε διάφορες γραφικές παραστάσεις με τα παραπάνω αποτελέσματα. Επίσης, προσαρμόσαμε διάφορες μορφές συναρτήσεων στις καμπύλες μάθησης που εξήχθησαν από τα αποτελέσματά μας. Παρατηρήσαμε ότι καθώς εξελίσσονται οι εκτελέσεις (trials) στην περίπτωση FF_OFF η μέση τιμή των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας που παίρνουμε μειώνεται σημαντικά στις εκτελέσεις 3-8 σε σχέση με τις εκτελέσεις 1-2, ενώ αυξάνεται πάλι και βελτιώνεται στις δύο τελευταίες εκτελέσεις. Το εύρος στο οποίο κινείται συνολικά είναι αρκετά μεγάλο. Αντιθέτως, στην περίπτωση του FF_ON η μέση τιμή των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας των δεδομένων κινείται σε πολύ μικρότερο εύρος τιμών. Για την τυπική απόκλιση λαμβάνουμε ίδια ακριβώς συμπεριφορά με την μέση τιμή για FF_ON & FF_OFF μόνο που τώρα το πεδίο τιμών μας είναι στους θετικούς αριθμούς. Εν συντομία, για την αποφυγή επαναλήψεων, η τιμή της τυπικής απόκλισης των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας στην περίπτωση χωρίς ανάδραση δύναμης αυξάνεται αισθητά στις εκτελέσεις (trials) 3-8 απ'ότι στις εκτελέσεις 1-2, ενώ και πάλι παρατηρείται βελτίωση στις εκτελέσεις 9-10. Το εύρος στο οποίο κινείται συνολικά είναι μεγάλο. Αντίθετα, στην περίπτωση της ανάδρασης δύναμης η τυπική απόκλιση των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας των δεδομένων κινείται σε πολύ μικρότερο εύρος τιμών. Είναι προφανές, ότι στην περίπτωση με ανάδραση δύναμης η εξέλιξη της μέσης τιμής και

της τυπικής απόκλισης της πιθανοφάνειας ανά αριθμό εκτέλεσης (trial number) δηλώνει μία συνεχή και συγκροτημένη εκπαίδευση του κάθε χρήστη. Στην περίπτωση χωρίς ανάδραση δύναμης δεν μπορούμε να το συμπεράνουμε αυτό.

Επιπρόσθετα, στον πέμπτο τρόπο επεξεργασίας όταν προσεγγίσαμε τις καμπύλες μάθησης (διαγράμματα μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης) με διάφορες μορφές συναρτήσεων παρατηρήσαμε ότι και στα δύο διαγράμματα η κλίση της καμπύλης στην περίπτωση FF_ON είναι αρκετά μεγαλύτερη απ' ό,τι στην περίπτωση FF_OFF. Συνεπώς, στην περίπτωση με FF_ON έχουμε πιο γρήγορη εκπαίδευση και μάθηση της επέμβασης. Από τις καμπύλες που αντιστοιχούν στην περίπτωση FF_OFF επαληθεύεται η παρατήρησή μας ότι η απόδοση των χρηστών χειροτερεύει αισθητά στις εκτελέσεις 3-8 (αυτό φαίνεται όταν προσαρμόζουμε καμπύλη συνάρτησης πολυωνυμική 4^{ου} βαθμού) και γενικά οι αρχάριοι ταλαντεύονται αρκετά μέχρι να εκπαιδευτούν και να καταλήξουν σε κάποια μεθοδολογία εκτέλεσης. Αντίθετα, οι καμπύλες μάθησης της FF_ON περίπτωσης είναι πολύ πιο συνεπείς και δηλώνουν μία συνεχή εκπαίδευση και βελτίωση του τρόπου εκτέλεσης της επέμβασης. Δηλαδή, οι χρήστες ανταποκρίνονται καλύτερα στον προσομοιωτή με την ύπαρξη της ανάδρασης δύναμης. Επίσης, παρουσιάσαμε τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις από τρία γκρουπ. Το πρώτο γκρουπ είναι όλο το σύνολο των εκτελέσεων από 1-10 από κάθε αρχάριο χρήστη. Το δεύτερο περιλαμβάνει τις πέντε πρώτες εκτελέσεις από κάθε αρχάριο χρήστη και το τρίτο τις πέντε τελευταίες από κάθε αρχάριο χρήστη. Η βελτίωση που πήραμε για την μέση τιμή με την ενεργοποίηση της ανάδρασης δύναμης ήταν ίση με 36%, 37%, 34% αντίστοιχα. Μπορούμε να σημειώσουμε ότι τα ποσοστά βελτίωσης είναι αρκετά ενθαρρυντικά. Τέλος, εκτελέσαμε ένα ttest χρησιμοποιώντας δύο σύνολα τιμών. Το πρώτο σύνολο περιείχε τις τιμές της λογ. πιθανοφάνειας, που λάβαμε για κάθε δεδομένο των αρχάριων χρηστών που αντιστοιχεί στην πειραματική συνθήκη FF_OFF, όταν το δώσαμε για εκτίμηση στο πλήρως εκπαιδευμένο μοντέλο ενός έμπειρου χειρουργού (full trained expert-1 model). Το δεύτερο σύνολο περιείχε τις τιμές της λογ. πιθανοφάνειας, που λάβαμε για κάθε δεδομένο των αρχάριων χρηστών που αντιστοιχεί στην πειραματική συνθήκη FF_ON, όταν το δώσαμε για εκτίμηση στο ίδιο μοντέλο. Από το ttest πήραμε πιθανότητα $p = 0.0152 < 0.05$ (τα σύνολα είναι στατιστικώς ανεξάρτητα). Συνεπώς, αντιλαμβανόμαστε ότι το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι εμφανίζονται σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των δύο πειραματικών συνθηκών FF_OFF / FF_ON ως προς την εκτέλεση των πειραματικών δοκιμών από τους αρχάριους χρήστες (στην πειραματική συνθήκη FF_ON η επίδοση των αρχάριων χρηστών έχει μεγαλύτερες ομοιότητες με αυτή των έμπειρων απ' ό,τι στην περίπτωση FF_OFF).

Στον έκτο τρόπο επεξεργασίας θελήσαμε να ελέγξουμε την ανοχή του μοντέλου HMM, που έχει εκπαιδευτεί με τα δεδομένα των έμπειρων χειρουργών, ως προς την αναγνώριση πειραματικών δοκιμών που έχουν εκτελεστεί από αρχάριους χρήστες. Διαπιστώθηκε ότι εμφανίζονται σημαντικές διαφοροποιήσεις ανάμεσα στα ποσοστά αναγνώρισης των δεδομένων των χειρουργών και στα ποσοστά αναγνώρισης για τα δεδομένα των αρχάριων χρηστών. Αν επικεντρωθούμε στα ποσοστά αναγνώρισης που παίρνουμε για τα δεδομένα των αρχάριων ανάλογα με την πειραματική συνθήκη ενεργοποίησης ή μη της απτικής ανάδρασης (FF_ON & FF_OFF, αντίστοιχα) διαπιστώνουμε για μία ακόμη φορά την διαφοροποίηση που παρουσιάζεται στον τρόπο εκτέλεσης των εικονικών επεμβάσεων που αντιστοιχούν στα δεδομένα με την ύπαρξη ανάδρασης δύναμης και χωρίς αυτή. Βλέπουμε ότι τα δεδομένα των πειραματικών δοκιμών των αρχάριων χρηστών που εκτελέστηκαν με ανάδραση δύναμης (FF_ON) αναγνωρίζονται από τα HMM των έμπειρων χειρουργών σε μεγαλύτερο ποσοστό συγκριτικά με τα δεδομένα που λαμβάνονται χωρίς ανάδραση

δύναμης (FF_OFF). Όμως, παρατηρούμε ότι μόνο τα δεδομένα των αρχάριων με FF_ON μπορούν και προσεγγίζουν τα ποσοστά αναγνώρισης των έμπειρων σε αυτό το σύστημα, ενώ τα δεδομένα των αρχάριων με FF_OFF δίνουν σαφώς πιο χαμηλά ποσοστά αναγνώρισης. Αυτή η διαπίστωση επιβεβαιώνει μια σημαντική ερευνητική υπόθεση ότι δηλαδή η ενεργοποίηση της απτικής ανάδρασης συντελεί στην εκτέλεση της εικονικής επέμβασης με μεγαλύτερες ομοιότητες των κινήσεων προς αυτές που εκτελεί ένας έμπειρος χειρουργός στο ίδιο σύστημα.

6.2 Συνολική Αποτίμηση της Εργασίας

Στα πλαίσια της Διπλωματικής αυτής Εργασίας δημιουργήσαμε ένα εξολοκλήρου νέο σύστημα το οποίο είναι υπεύθυνο για την Αυτόματη Αναγνώριση Χειρουργικών Κινήσεων και την Αντικειμενική Αξιολόγηση Δεξιοτήτων με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα. Η εργασία αυτή και η μελέτη που έχει πραγματοποιηθεί είναι πρωτότυπες με την έννοια ότι το σύστημα, στο οποίο στηρίζονται, είναι πρωτότυπο. Όπως έχουμε εξηγήσει σε προηγούμενα κεφάλαια η εργασία μας βασίζεται σε έναν Εικονικού Περιβάλλοντος Προσομοιωτή Παρακέντησης Υποκλειδίου Φλέβας με Απτική Ανάδραση, ο οποίος από μόνος του είναι ένα πρωτότυπο σύστημα και η χρησιμότητά του έχει αποδειχθεί από προηγούμενη μελέτη στο παρελθόν που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 2 (Tzafestas, et al., 2006 και 2008).

Δημιουργήσαμε ένα σύστημα το οποίο προσαρμόζαμε για τον κάθε τρόπο επεξεργασίας της πειραματικής διαδικασίας. Δηλαδή, έχουμε δημιουργήσει αρκετές παραλλαγές αυτού ανάλογα με την επεξεργασία που θέλουμε να εφαρμόσουμε στα δεδομένα μας. Πιο αναλυτικά, αξιοποιήσαμε τα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα και δημιουργήσαμε κατάλληλα προγράμματα σε περιβάλλον MATLAB τα οποία είναι υπεύθυνα για την υλοποίησή τους. Δημιουργήσαμε προγράμματα που υλοποιούν το στάδιο της εκπαίδευσης ενός κρυφού μαρκοβιανού μοντέλου με βάση τα δεδομένα που του δίνουμε ως είσοδο, το στάδιο του ελέγχου για την δοκιμή διάφορων δεδομένων αν αναγνωρίζονται από το σύστημά μας και τον υπολογισμό της λογ. πιθανοφάνειας για το καθένα, τον αλγόριθμο Viterbi για τον υπολογισμό της πιο πιθανής ακολουθίας καταστάσεων κατά την αναγνώριση ενός δεδομένου και τον κάθε τρόπο επεξεργασίας, τα οποία παρουσιάστηκαν στα Κεφάλαια 4 και 5. Για τα παραπάνω χρησιμοποιήθηκε ένα κατάλληλο πακέτο συναρτήσεων για HMM του Kevin Murphy (καθηγητή του πανεπιστημίου του British Columbia του Καναδά) που είναι ανεπτυγμένο σε περιβάλλον MATLAB. Τέλος, προσθέσαμε τμήματα κώδικα στον προσομοιωτή μας σε γλώσσα προγραμματισμού C++ για την κατάλληλη καταγραφή των επιθυμητών μεταβλητών σε αρχεία κατά την διάρκεια κάθε εκτέλεσης της εικονικής επέμβασης.

Ακόμη, όπως είδαμε στο Κεφάλαιο 4 επιτύχαμε την δημιουργία προγραμμάτων με τα οποία μοντελοποιήσαμε θεωρητικά τις τρεις φάσεις της εικονικής επέμβασης της παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας που έχουμε υιοθετήσει και δημιουργήσαμε θεωρητικά δεδομένα παρόμοια με αυτά που δίνει ο προσομοιωτής μας πραγματικά. Ακόμη, αφού δημιουργήσαμε τα προγράμματα του συστήματός μας, αρχικά, τα δοκιμάσαμε με τα θεωρητικά δεδομένα με στόχο την απόκτηση εξοικείωσης και τη βελτίωση της συμπεριφοράς του πριν την εφαρμογή του με τα πειραματικά δεδομένα. Μετά από αρκετές δοκιμές διαπιστώσαμε ότι πράγματι το σύστημά μας επιτύγχανε να δημιουργεί κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα τα οποία είχαν εκπαιδευτεί με αρκετά ικανοποιητικό τρόπο στα δεδομένα που είχαν δοθεί για την

εκπαίδευσή τους και αυτό φαίνονταν από το στάδιο του ελέγχου που τα δοκιμάσαμε. Ο τρόπος με τον οποίο πραγματοποιούσαμε το στάδιο του ελέγχου και υπολογίζαμε τα ποσοστά αναγνώρισης ήταν πρωτότυπος, καθώς ορίζαμε ένα διάστημα το οποίο περιείχε όλες τις αποδεκτές τιμές της λογ. πιθανοφάνειας για τις οποίες το σύστημα μας αποφαινόταν αν ένα δεδομένο είχε αναγνωριστεί ή όχι. Το διάστημα το οποίο εν τέλει κάναμε αποδεκτό ήταν αυτό για το οποίο παίρναμε ποσοστό αναγνώρισης τουλάχιστον 95%. Επίσης, το σύστημά μας αναγνώριζε χωρίς καμία απόκλιση τις τρεις κύριες φάσεις της επέμβασης.

Στην συνέχεια πραγματοποιήσαμε το πείραμα στο οποίο συμμετείχαν δύο έμπειροι χειρουργοί και πέντε αρχάριοι χρήστες. Το πείραμα πραγματοποιήθηκε στο Εργαστήριο Ρομποτικής της Σχολής ΗΜΜΥ του ΕΜΠ. Από τους έμπειρους χειρουργούς συλλέξαμε 25 δεδομένα από τα οποία τα 15 εκτελέστηκαν με ανάδραση δύναμης και τα υπόλοιπα 10 χωρίς ανάδραση δύναμης. Από τους αρχάριους συλλέξαμε 50 δεδομένα χωρίς ανάδραση δύναμης και ακόμη 50 με ανάδραση δύναμης.

Έχοντας όλα αυτά τα δεδομένα στην διάθεσή μας εκτελέσαμε έξι διαφορετικούς τρόπους επεξεργασίας ο καθένας από τους οποίους διαχειρίζονταν με διαφορετικό τρόπο τα δεδομένα μας και στόχο είχε την εξαγωγή διαφορετικών συμπερασμάτων. Πιο συγκεκριμένα, στους δύο πρώτους τρόπους επεξεργασίας εκπαιδύσαμε κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα αρχικά με δεδομένα μόνο από τον πρώτο χειρουργό ιατρό και έπειτα και από τους δύο. Η μέθοδος με την οποία εργαστήκαμε βασίστηκε στον τρόπο με τον οποίο είχαμε δουλέψει με τα θεωρητικά δεδομένα, όπου και πάλι ορίσαμε για κάθε περίπτωση ένα διάστημα το οποίο περιείχε όλες τις αποδεκτές τιμές της λογ. πιθανοφάνειας για τις οποίες το σύστημα μας αποφαινόταν αν ένα δεδομένο έχει αναγνωριστεί ή όχι. Το διάστημα το οποίο εν τέλει κάναμε αποδεκτό ήταν αυτό για το οποίο παίρναμε ποσοστό αναγνώρισης τουλάχιστον 95%. Συγκεντρωτικά, το σύστημά μας επιτύγχανε πολύ υψηλά ποσοστά αναγνώρισης της τάξης του 95% έως και 100% ανάλογα με την τιμή του d . Επίσης, το σύστημά μας αναγνώρισε ικανοποιητικά τις τέσσερις κύριες φάσεις της επέμβασης σε όλες τις περιπτώσεις.

Στον τρίτο τρόπο επεξεργασίας εξετάσαμε την επίδοση του συστήματός μας ως προς την δυνατότητα να αναγνωρίζει αντικειμενικά το επίπεδο δεξιότητας που αντιστοιχεί σε κάθε πειραματικό δεδομένο. Εκτελέστηκε μία ταξινόμηση στη βάση πειραματικών δεδομένων από τους ίδιους χρήστες με το σύνολο εκπαίδευσης των μοντέλων («intra-user» variability) και άλλη μία στη βάση δεδομένων από διαφορετικούς χρήστες («inter-user» classification). Τα ποσοστά σωστής ταξινόμησης των δεδομένων στην εκάστοτε κατηγορία δεξιότητας χρήστη (έμπειροι vs. αρχάριοι) ήταν πολύ ενθαρρυντικά (πάνω από 95%). Επιπλέον, στον τέταρτο τρόπο επεξεργασίας πραγματοποιήσαμε και πάλι «intra-user» και «inter-user» ταξινομήσεις, όμως, αυτή τη φορά αντιμετωπίσαμε ξεχωριστά τα δεδομένα που εκτελέστηκαν με ανάδραση δύναμης και χωρίς (και πάλι τα συνολικά ποσοστά σωστής ταξινόμησης των δεδομένων στις κατηγορίες δεξιοτήτων ήταν πολύ ενθαρρυντικά). Τα αποτελέσματα έδειξαν και στις δύο περιπτώσεις πιο χαμηλά ποσοστά σωστής ταξινόμησης στην περίπτωση της ενεργοποιημένης ανάδρασης δύναμης. Αυτό αποτελεί μία πρώτη ένδειξη της ύπαρξης διαφοροποίησης των δεδομένων με ενεργοποιημένη την ανάδραση δύναμης και χωρίς αυτή.

Στον πέμπτο τρόπο επεξεργασίας εξετάσαμε πιο λεπτομερώς και εκτενώς την διαφοροποίηση των δεδομένων όταν είχαμε ενεργοποιήσει την ανάδραση δύναμης. Υπολογίσαμε την μέση τιμή και την τυπική απόκλιση των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας για κάθε trial number για τις περιπτώσεις FF_OFF και FF_ON. Ακόμη, προσαρμόσαμε διάφορες μορφές συναρτήσεων σε αυτές τις τιμές.

Παρατηρήσαμε ότι στην περίπτωση με ενεργοποιημένη την επιλογή της ανάδρασης δύναμης οι καμπύλες μάθησης είναι πολύ πιο συνεπείς και δηλώνουν μία συνεχή και ταχύτερη εκπαίδευση και βελτίωση του τρόπου εκτέλεσης της επέμβασης. Δηλαδή, οι χρήστες ανταποκρίνονται καλύτερα στον προσομοιωτή με την ύπαρξη της ανάδρασης δύναμης. Επίσης, παρουσιάσαμε τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις από τρία γκρουπ δεδομένων. Το πρώτο γκρουπ ήταν όλο το σύνολο των εκτελέσεων από 1-10 από κάθε αρχάριο χρήστη, το δεύτερο αφορούσε τις πέντε πρώτες εκτελέσεις από κάθε αρχάριο χρήστη και το τρίτο τις πέντε τελευταίες από κάθε αρχάριο χρήστη. Η βελτίωση που πήραμε για την μέση τιμή με την ενεργοποίηση της ανάδρασης δύναμης ήταν ίση με 36%, 37%, 34% αντίστοιχα. Επίσης αξιοσημείωτη ήταν και η μείωση κάθε φορά της τυπικής απόκλισης. Μπορούμε να σημειώσουμε ότι τα ποσοστά βελτίωσης είναι αρκετά ενθαρρυντικά. Τέλος, εκτελέσαμε ένα ttest ανάμεσα στα σύνολα των τιμών της λογ. πιθανοφάνειας των δεδομένων των αρχάριων χρηστών που αντιστοιχούν στις πειραματικές συνθήκες FF_OFF και FF_ON. Από το ttest πήραμε πιθανότητα $p = 0.0152 < 0.05$. Συνεπώς, αποδείχθηκε η ύπαρξη σημαντικών διαφοροποιήσεων μεταξύ των δύο πειραματικών συνθηκών FF_OFF / FF_ON ως προς την εκτέλεση των πειραματικών δοκιμών από τους αρχάριους χρήστες (στην πειραματική συνθήκη FF_ON η επίδοση των αρχάριων χρηστών έχει μεγαλύτερες ομοιότητες με αυτή των έμπειρων απ' ότι στην περίπτωση FF_OFF).

Στον έκτο τρόπο επεξεργασίας ελέγξαμε την ανοχή των μοντέλων HMM, που έχουν εκπαιδευτεί αρχικά με τα δεδομένα του πρώτου χειρουργού και ακολούθως με όλα τα δεδομένα και των δύο χειρουργών, στην αναγνώριση δεδομένων από αρχάριους χρήστες. Εκτελώντας δοκιμές (tests) από το σύνολο των πειραματικών δεδομένων, πάνω στα μοντέλα αυτά των έμπειρων χειρουργών, διαπιστώθηκε ότι υπάρχει αισθητή διαφοροποίηση ανάμεσα στα ποσοστά αναγνώρισης που επιτυγχάνονται για δεδομένα που προέρχονται από εκτελέσεις των έμπειρων χειρουργών και στα ποσοστά αναγνώρισης δεδομένων που προέρχονται από πειραματικές δοκιμές των αρχάριων χρηστών. Όμως παρατηρήσαμε και κάτι άλλο αρκετά ενδιαφέρον. Τα δεδομένα των αρχάριων χρηστών που εκτελέστηκαν με ενεργή την ανάδραση δύναμης (FF_ON) αναγνωρίζονται σε μεγαλύτερο ποσοστό συγκριτικά με τα δεδομένα που προέκυψαν χωρίς ενεργοποιημένη την ανάδραση δύναμης (FF_OFF). Αυτό επιβεβαιώνει την ερευνητική μας υπόθεση ότι η ενεργοποίηση της απτικής ανάδρασης διευκολύνει την εκτέλεση της εικονικής επέμβασης από αρχάριους χρήστες με μεγαλύτερες ομοιότητες των κινήσεων προς αυτές ενός έμπειρου χειρουργού.

Μπορούμε να αντιληφθούμε την αξία αυτών των αποτελεσμάτων από τους διάφορους τρόπους επεξεργασίας που εκτελέσαμε. Από τους τρόπους επεξεργασίας 1,2,3 & 6 έχουμε εξαγάγει πολύ ενθαρρυντικά αποτελέσματα και συμπεράσματα για την χρήση του συστήματός μας με πολύ ικανοποιητικό τρόπο σε θέματα αυτόματης αναγνώρισης κίνησης και αντικειμενικής αξιολόγησης δεξιοτήτων στα πλαίσια του προσομοιωτή μας. Ακόμη, με τους υπόλοιπους τρόπους επεξεργασίας έχουμε διερευνήσει την ύπαρξη διαφοροποίησης ανάμεσα στον τρόπο εκτέλεσης των δεδομένων με FF_OFF και FF_ON και σε ποιο βαθμό εντοπίζεται. Και πάλι τα ευρήματά μας είναι πολύ ικανοποιητικά όπως αναλύθηκαν παραπάνω. Το ερώτημα αν η ύπαρξη ανάδρασης δύναμης επιταχύνει και διευκολύνει την διαδικασία της εκπαίδευσης στα πλαίσια ενός προσομοιωτή εικονικού περιβάλλοντος είναι ένα από τα πιο καίρια ερωτήματα που απασχολούν την επιστημονική κοινότητα που ασχολείται με θέματα αυτού του τομέα.

Τέλος, με το πείραμα που εκτελέσαμε καταφέραμε να δημιουργήσαμε μία πρώτη ικανοποιητική βάση δεδομένων με εκτελέσεις από έμπειρους χειρουργούς και

αρχάριους χρήστες, η οποία αποτελείται συνολικά από 125 δείγματα. Με αυτά έχουν δημιουργηθεί κάποια πρώτα πρότυπα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα που αντιστοιχούν στην κάθε ομάδα δεξιοτήτων.

6.3 Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία

Παρά την πολύ καλή συμπεριφορά του συστήματός μας, υπάρχει σαφώς περαιτέρω δυνατότητα για βελτιστοποιήσεις, ώστε να επεκταθούν τα αποτελέσματα αυτής της ερευνητικής προσπάθειας και να διερευνηθεί σε μεγαλύτερη έκταση αυτός ο πραγματικά ενδιαφέρον τομέας προβλημάτων που μας απασχόλησε. Στον συγκεκριμένο προσομοιωτή παρακέντησης υποκλειδίου φλέβας η εργασία αυτή είναι η πρώτη που διερευνά την εφαρμογή των κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων για την αυτόματη αναγνώριση κίνησης και αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων με δεδομένα που προέρχονται αποκλειστικά από εκτελέσεις σε αυτόν. Συνεπώς είναι λογικό, να υπάρχει μία πληθώρα προτάσεων που μπορούν να αξιοποιηθούν στο μέλλον για τυχόν επέκταση της συγκεκριμένης εργασίας.

Πιο αναλυτικά, θα μπορούσε να διερευνηθεί η εκπαίδευση των κρυφών μαρκοβιανών μοντέλων για πιο εκτενές πλήθος τιμών των παραμέτρων, όπως των γκαουσιανών και των καταστάσεων, και με την χρήση του αλγόριθμου Viterbi να διερευνηθεί η δυνατότητα τμηματοποίησης των κύριων φάσεων που έχουμε τμήσει την επέμβαση σε άλλες κύριες υποφάσεις. Οι κύριες υποφάσεις περιγράφηκαν στο δεύτερο κεφάλαιο και ονομάστηκαν ως «surges». Τα «surges» είναι μικρότερα τμήματα των κινήσεων που αποτελούν μία φάση, δηλαδή ενιαίες οντότητες και αποτελούν διακριτές μικρο-κινήσεις. Η μελέτη και ανάλυση της μεθόδου και επέμβασης στις επιμέρους φάσεις και υποφάσεις αυτής θα συντελέσουν στην εξακρίβωση των παραγόντων που οδηγούν στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα.

Ακόμη, πολύ ενδιαφέρον θα ήταν να πραγματοποιηθεί ένα πείραμα μεγαλύτερης έκτασης στο οποίο θα συμμετέχουν ένας ικανοποιητικός αριθμός ατόμων (για να συγκεντρωθεί μεγάλος αριθμός πειραματικών δεδομένων) από τρεις διαφορετικές ομάδες δεξιοτήτων, δηλαδή έμπειροι χειρουργοί-νοσηλευτές-αρχάριοι και θα χρησιμοποιηθούν γυαλιά 3D για καλύτερη αντίληψη της εικόνας από τον προσομοιωτή. Στην περίπτωση αυτή θα δημιουργηθούν κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα που θα αντιπροσωπεύουν την αντίστοιχη κατηγορία από τα δεδομένα της οποίας εκπαιδεύτηκαν. Αυτό θα είναι απαιτητικό, διότι σε θέματα ταξινόμησης θα αυξηθεί ο κίνδυνος λανθασμένων ταξινομήσεων. Με την προσθήκη τρίτης κατηγορίας δεξιοτήτων αυξάνεται η δυσκολία διάκρισης της δεξιότητας με την οποία δημιουργήθηκε ένα δεδομένο και σωστής ταξινόμησής του. Επιπρόσθετα, θα μπορούσε να επιχειρηθεί περαιτέρω βελτίωση των μοντέλων μας με την διερεύνηση άλλων παραγόντων και παραμέτρων που τα επηρεάζουν στο στάδιο της εκπαίδευσης και του ελέγχου.

Σημαντικά αποτελέσματα ίσως προέκυπταν και από την αύξηση του διανύσματος παρατήρησης που χρησιμοποιούμε συμπεριλαμβάνοντας στο εσωτερικό του τις τιμές των δυνάμεων ανάδρασης ως προς τους άξονες x , y , z . Ύστερα από συζητήσεις που είχαμε με τους χειρουργούς αντιληφθήκαμε ότι αρκετοί οι οποίοι χρησιμοποιούν την συγκεκριμένη μέθοδο παρακέντησης της υποκλειδίου φλέβας κατά την είσοδό τους στο δέρμα του ασθενή και κατά την διάρκεια της επέμβασης χρησιμοποιούν ως οδηγό τους την κλειδα. Συνεπώς, θα ήταν αρκετά χρήσιμο να αξιοποιούνταν από τα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα η πληροφορία που περιέχεται στις τιμές της ανάδρασης δύναμης

καθώς σε αυτή την περίπτωση η προσέγγιση της κλείδας από την βελόνα θα έδινε συγκεκριμένες δυνάμεις ανάδρασης. Ακόμη, θα ήταν ενδιαφέρον να χρησιμοποιηθεί η τεχνική του PCA, που ενδέχεται να βελτιώσει ακόμη περισσότερο την αποδοτική λειτουργία του συστήματός μας.

Επίσης, πολύ ενδιαφέρον για την περαιτέρω βελτίωση της πλατφόρμας του προσομοιωτή θα ήταν με το πείραμα που αναφέρθηκε παραπάνω να δημιουργηθούν κάποια πρότυπα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα που θα αντιπροσωπεύουν τον τρόπο εκτέλεσης της συγκεκριμένης επέμβασης από τις διάφορες ομάδες δεξιοτήτων. Στην συνέχεια, οι παράμετροι αυτών των χαρακτηριστικών θα μπορούσαν να εισαχθούν στον κώδικα του προσομοιωτή μας, ώστε κάθε φορά που κάποιος χρήστης εκτελεί μία εικονική επέμβαση να αποφαινεται το σύστημά μας σε ποία ομάδα δεξιοτήτων το κατατάσσει. Δηλαδή, να γίνεται άμεση αυτόματη αναγνώριση κίνησης και αντικειμενική αξιολόγηση δεξιοτήτων.

Τέλος, μελλοντικές ερευνητικές προσπάθειες θα μπορούσαν να εμβαθύνουν κι άλλο στην μελέτη των πειραματικών δεδομένων από έμπειρους χειρουργούς. Αυτό προϋποθέτει την συγκέντρωση δεδομένων με την συμμετοχή αρκετών έμπειρων χειρουργών. Με την χρήση της μεθόδου PCA θα μπορούσαν να υπολογιστούν οι κύριες συνιστώσες των δεδομένων διατηρώντας το 90% της πληροφορίας τους. Με τον τρόπο αυτό θα κρατούσαμε τις τιμές των μεταβλητών, οι οποίες είχαν τις ιδιοτιμές με το μεγαλύτερο μέτρο. Στην συνέχεια, θα μπορούσε κάποιος να μελετήσει και να παρατηρήσει τον τρόπο που εξελίσσονται και μεταβάλλονται οι τιμές των μεταβλητών αυτών. Έτσι, θα μπορούσε να καταλήξει σε κάποια όρια και κανόνες οι οποίοι χαρακτηρίζουν τις τιμές των μεταβλητών που παίζουν σε κάθε φάση πρωταρχικό ρόλο και χαρακτηρίζουν τον τρόπο με τον οποίο εκτελούν την εικονική επέμβαση οι έμπειροι χειρουργοί. Οι κανόνες αυτοί θα μπορούσαν να ενσωματωθούν στον προσομοιωτή μας και όταν κάποιος εκπαιδευόμενος σημείωνε απόκλιση από αυτούς τους κανόνες ο προσομοιωτής θα μπορούσε να τον ειδοποιεί ότι αποκλίνει και να του δίνει συμβουλές για το πώς θα πρέπει να διορθώσει τις κινήσεις του. Ακόμη, θα μπορούσε να παρέχεται ενεργή υποβοήθηση στον εκπαιδευόμενο με απτική καθοδήγηση. Με αυτόν τον τρόπο η εκπαίδευση μέσω του προσομοιωτή θα οδηγούσε σε καλύτερο τελικό αποτέλεσμα.

Βιβλιογραφία

- "Μεταμοσχεύσεις"-Υπό την Αιγίδα της Ελληνικής Εταιρίας Μεταμοσχεύσεων. (n.d.).
Ανάκτηση από http://www.transplantation.gr/article_patients.asp?patient_id=&medicine_id=6&category_id=&article_id=274.
- Hidden Markov Models-Wikipedia*. (2012, May 1). Ανάκτηση από http://en.wikipedia.org/wiki/Hidden_Markov_model.
- Abbott, J. J., & Okamura, A. M. (2006). Stable forbidden-region virtual fixtures for bilateral telemanipulation. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 128(1), σσ. 53-64.
- Abernethy, B., Farrow, D., & Berry, J. (2003). Constraints and issues in the development of a general theory of expert perceptual-motor performance. *J. Starkes & K. A. Ericsson (Eds.), Expert performance in sports: Advances in research on sport expertise*, σσ. 349-369.
- Acosta, E., & Temkin, B. (n.d.). Haptic laparoscopic skills trainer with practical user evaluation metrics. *MMVR*, 111, σσ. 8-11.
- Adams, R. J., Klowden, D., & Hannaford, B. (2001). Virtual training for a manual assembly task. *Haptics-e Journal, IEEE Robotics & Automation Society*, 2(2), σσ. 1-7.
- Ahmadi, S. A., Sielhorst, T., Staude, R., Horn, M., Feussner, H., & Navab, N. (2006). Recovery of surgical workflow without explicit models. *Med Imag Comput Comput Assist Interv Int Conf Med Image Comput Comput Assist Interv*, 9(1), σσ. 420-428.
- Ahmidi, N., Hager, G. D., Ishii, L., Fichtinger, G., Gallia, G. L., & Ishii, M. (2010). Surgical Task and Skill Classification from Eye Tracking and Tool Motion in Minimally Invasive Surgery. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2010*, 6363, σσ. 295-302.
- Basanez, L., & Suarez, R. (2009). Teleoperation. Στο *Handbook of Automation* (σσ. 449-468). Springer.
- Baur, C., Guzzoni, D., & Georg, O. (1998). VIRGY: A virtual reality and force feedback based endoscopic surgery simulator. *Proceedings of Medicine Meets Virtual Reality (MMVR '98)*, σσ. 110-116.
- Bernstein, N. (1967). The Coordination and Regulation of Movements.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning ch. 2 & 9*. Springer.
- Burdea, G., & Coiffet, P. (2003). *Virtual reality technology (2nd ed.)*. New York: John Wiley & Sons.
- Cao, C., MacKenzie, C., & Payandeh, S. (1996). Task and motion analyses in endoscopic surgery. *ASME IMECE Conference Proceedings: 5th Annual Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*, σσ. 583-590.
- Castellani, A., Botturi, D., Bicego, M., & Fiorini, M. (2004). Hybrid hmm/ svm model for the analysis and segmentation of teleoperation tasks. *IEEE Int Conf Robotics Autom*, 3, σσ. 2918-2923.
- Celik, O., O'Malley, M. K., Boake, C., Levin, H., Fischer, S., & Reistetter, T. (2008). Comparison of robotic and clinical motor function improvement measures for sub-acute stroke patients. *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '08)*, σσ. 2477-2482.
- Cotin, S., Stylopoulos, N., Ottensmeyer, M., Neumann, P., Rattner, D., & Dawson, S. (2002). Metrics for laparoscopic skills trainers: the weakest link. *Medical*

- Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Lecture Notes in Computer Science, 2488*, σσ. 35-43.
- Darzi, A., & Mackay, S. (2001, December). Assessment of surgical competence. *Qual Health Care, 10*(2), σσ. 64-69.
- Darzi, A., & Mackay, S. (2002, February). Skills assessment of surgeons. *Surgery, 131*(2), σσ. 121-124.
- Darzi, A., Smith, S., & Taffinder, N. (1999). Assessing operative skill: needs to become more objective. *British Medical Journal, 318*, σσ. 887-888.
- Datta, V., Mackay, S., Mandalia, M., & Darzi, A. (2001, November). The use of electromagnetic motion tracking analysis to objectively measure open surgical skill in the laboratory-based model. *Journal of the American College of Surgery, 193*, σσ. 479-485.
- Datta, V., Mandalia, M., Mackay, S., Chang, A., Cheshire, N., & Darzi, A. (2001, March). Relationship between skill and outcome in the laboratory-based model. *Surgery, 131*(3), σσ. 318-323.
- Davis, S., & Mermelstein, P. (1980, August). Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing (see also IEEE Transactions on Signal Processing), 28*(4), σσ. 357-366.
- DiMaio, S. P., & Salcudean, S. E. (2003). Needle insertion and simulation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation: Special Issue on Medical Robotics, 19*(5), σσ. 864-875.
- Doyle, J., Webber, E., & Sidhu, R. (2007). A universal global rating scale for the evaluation of technical skills in the operating room. *Am J Surg, 193*(5), σσ. 551-555.
- Emken, J., & Reinkensmeyer, D. (2005). Robot-enhanced motor learning: accelerating internal model formation during locomotion by transient dynamic amplification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 13*(1), σσ. 33-39.
- Erden, J., Kvanicka, J., & Bastecky, J. (1969). Experience with routine use of subclavian vein cannulation in hemodialysis. *Proc Dial Transplant Forum 59*.
- Feygin, D., Keehner, M., & Tendick, F. (2002). Haptic guidance: experimental evaluation of a haptic training method for a perceptual motor skill. *Proc. IEEE 10th Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environments and Teleoperator Systems, (HAPTICS'02)*, σσ. 40-47.
- Frisoli, A., Borelli, L. F., Stasi, C., Bellini, M., Bianchi, C., & Ruffaldi, E. (2004). Simulation of real-time deformable soft tissues for computer assisted surgery. *The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 1*(1), σσ. 107-113.
- Gallagher, A. G., & Satava, R. M. (2002, December). Virtual reality as a metric for the assessment of laparoscopic psychomotor skills. *Surgical Endoscopy, 16*(12), σσ. 1746-1752.
- Gallagher, A. G., McClure, N., McGuigan, J., Crothers, I., & Browning, J. (1999, May). Virtual reality training in laparoscopic surgery: a preliminary assessment of minimally invasive surgical trainer virtual reality (MIST VR). *Endoscopy, 31*(4), σσ. 310-313.
- Gallagher, A. G., Ritter, E. M., Champion, H., Higgins, G., Fried, M. P., Moses, G., και συν. (2005). Virtual reality simulation for the operating room: proficiency-based training as a paradigm shift in surgical skills training. *Annals of Surgery, 241*(2), σσ. 364-372.

- Gorman, P., Krummel, T., Webster, R., Smith, M., & Hutchens, D. (2000). A prototype haptic lumbar puncture simulator. *Proceedings of the Medicine Meets Virtual Reality Conference*, σσ. 106-109.
- Griffiths, P., & Gillepsie, B. (2004). Shared control between human and machine: using a haptic steering wheel and aid in land vehicle guidance. *Proc. IEEE 12th International Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems (HAPTICS '04)*, σσ. 358-366.
- Guthart, G. S., & Salisbury, J. J. (2000). The Intuitive telesurgery system: overview and application. *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, σσ. 618-621.
- Heng, P. A., Cheng, C. Y., Wong, T. T., Xu, Y., Chui, Y. P., & Chan, K. M. (2004). Virtual reality based system for training on knee arthroscopic surgery. *Proceedings of the 12th Annual Medicine Meets Virtual Reality Conference*, σσ. 130-136.
- Henmi, K., & Yoshikawa, T. (1998). Virtual lesson and its application to virtual calligraphy system. *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, (ICRA 1998)*, σσ. 1275-1280.
- Hernandez, J. D., Bann, S. D., Munz, Y., Moorthy, K., Datta, V., Martin, S., και συν. (2004, March). Qualitative and quantitative analysis of the learning curve of a simulated surgical task on the daVinci system. *Surgical Endoscopy*, 18(3), σσ. 372-378.
- Huegel, J. C., Celik, O., Israr, A., & O'Malley, M. K. (2010). Expertise-based performance measures in a virtual training environment. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments by Massachusetts Institute of Technology*, 18(6), σσ. 449-467.
- Hundtofte, C. S., Hager, G. D., & Okamura, A. M. (2002). Building a task language for segmentation and recognition of user input to cooperative manipulation systems. *Haptic Interf Virt Environ Teleop Syst*, σσ. 225-230.
- Jayender, J., Estepar, R., Obstein, K., Patil, V., Thompson, C. C., & Vosburgh, K. G. (2010). Hidden Markov Model for Quantifying Clinician Expertise in Flexible Instrument Manipulation. *MIAR 2010, Springer -Verlag Berlin Heidelberg 2010*.
- Judkins, T. N., Oleynikov, D., & Stergiou, N. (2008). Objective evaluation of expert performance during human robotic surgical procedures. *I(4)*, σσ. 307-312.
- K.Kyriakopoulos, E.Papadopoulos. (2005, 1 5). *Συστήματα Εφους Ελέγχου και Ρομποτική Ε.Μ.Π.* Ανάκτηση 2 6, 2012, από <http://courseware.mech.ntua.gr/ml23419/>
- Khan, M. S., Bann, S. D., Darzi, A., & Butler, P. E. (2003, December). Assessing surgical skill. *Plast Reconstr Surg*, 112(7), σσ. 1886-1889.
- Kuhnafel, U., Cakmak, H. K., & Maasz, H. (2000). Endoscopic surgery training using virtual reality and deformable tissue simulation. *Computers and Graphics*, 24(5), σσ. 671-682.
- Leong, J. H., Leong, M., Atallah, L., Mylonas, G. P., Darzi, A. W., & Yang, G. (2006). Hm assessment of quality of movement trajectory in laparoscopic surgery. *MICCAI*, 4190, σσ. 752-759.
- Li, Y., Huegel, J. C., Patoglu, V., & O'Malley, M. K. (2009b). Progressive shared control for training in virtual environments. *Proc. IEEE Third Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environments and Teleoperator Systems, (WHC '09)*.
- Li, M., Kapoor, A., & Taylor, R. H. (2007). Telerobotic control by virtual fixtures for surgical applications. *Advances in Telerobotics*, σσ. 381-401.

- Lin, H., Shafran, I., Yuh, D., & Hager GD. (2006). Towards automatic skill evaluation: detection and segmentation of robot-assisted surgical motions. *Comp Aid Surg*, 11(5), σσ. 220–223.
- Lintern, G., Roscoe, S. N., Koonce, J. M., & Segal, L. D. (1990). Transfer of landing skills in beginning flight training. *Human Factors*, 32(3), σσ. 319-327.
- Mackel, T., Rosen, J., & Pugh, C. (2007). Application of hidden Markov modeling to objective medical skill evaluation. *Stud Health Technol Inform*, 125, σσ. 316–318.
- MacKenzie, C. L., Ibbotson, J. A., Cao, C. L., & Lomax, A. J. (2001). Hierarchical decomposition of laparoscopic surgery: a human factors approach to investigating the operating room environment. *Minimally Invasive Therapy and Allied Technologies (MITAT)*, 10(3), σσ. 121-127.
- Martin, J. A., Regehr, G., Reznick, R., MacRae, H., Murnaghan, J., Hutchison, C., και συν. (1997). Objective structured assessment of technical skill (OSATS) for surgical residents. *British Journal of Surgery*, 84, σσ. 273-278.
- Moorthy, K., Munz, Y., Dosis, A., Hernandezj., Martin, S., Bello, F., και συν. (2004). Dexterity enhancement with robotic surgery. *Surg Endosc*, 18, σσ. 790-795.
- Moorthy, K., Munz, Y., Sarker, S. K., & Darzi, A. (2003, November). Objective assessment of technical skills in surgery. *British Medical Journal*, 327(7422), σσ. 1032-1037.
- Morris, D., Tan, H., Bargali, F., Chang, T., & Salisbury, K. (2007). Haptic training enhances force skill learning. *Proc. IEEE Second Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environments and Teleoperator Systems, (WHC '07)*, σσ. 21-26.
- Murphy, K. (2011). *HIDDEN MARKOV MODELS TOOLBOX FOR MATLAB*. Ανάκτηση από HIDDEN MARKOV MODELS TOOLBOX FOR MATLAB: <http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Software/HMM/hmm.html>
- Murphy, T. (2004). Towards objective surgical skill evaluation with Hidden Markov Model-based motion recognition. *Master of Science John Hopkins University*.
- Murphy, T. E., Vignes, C. M., Yuh, D. D., & Okamura, A. M. (2003). Automatic motion recognition and skill evaluation for dynamic tasks. *Eurohaptics*, σσ. 363–373.
- Nabney, I. T. (2004). *NETLAB- Algorithms for Pattern Recognition*. Great Britain: Springer.
- Nagy, I., Mayer, H., & Knoll, A. (2003). The Endopar system for minimally invasive robotic surgery. *Technical report, TUM*.
- Nelson, B. J. (2006). Microrobotics in Medicine. *The International Journal of Robotics Research*, 25(5-6), pp. 527–536.
- Neumann, M., Hahn, C., Horbach, T., Schneide, I., Meining, A., Heldwein, W., και συν. (2003). Score card endoscopy: a multicenter study to evaluate learning curves in 1-week courses using the Erlangen endotrainer. *Endoscopy*, 35, σσ. 515-520.
- O'Malley, M. K., Gupta, A., Gen, M., & Li, Y. (2006). Shared control in haptic systems for performance enhancement and training. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 128(1), σσ. 75-85.
- O'Toole, R. V., Playter, R. R., Krummel, T. M., Blank, W. C., Ornelius, N. H., Roberts, W. R., και συν. (1999). Measuring and developing suturing technique with a virtual reality surgical simulator. *Journal of the American College of Surgeons*, 189(1), σσ. 114-127.

- Okamura, A. M., Simone, C., & O'Leary, M. D. (2004). Force modeling for needle insertion into soft tissue. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(10), σσ. 1707–1716.
- O'Malley, M. K., & Gupta, A. (2003). Passive and active assistance for human performance of a simulated underactuated dynamic task. *Proc. IEEE 11th Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems (HAPTICS '03)*, σσ. 348-355.
- OToole, R. V., Playter, R. R., Krummel, T. M., Blank, W. C., Cornelius, N. H., Roberts, W. R., και συν. (1999, July). Measuring and developing suturing technique with a virtual reality surgical simulator. *Journal of the American College of Surgeons*, 189(1), σσ. 114-127.
- Padoy, N., Blum, T., Essa, I. A., Feussne, H., Berge, M. O., & Navab, N. (2007). A boosted segmentation method for surgical workflow analysis. *MICCAI*, σσ. 102–109.
- Rabiner, L. R. (1989, Feb.). A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition. *Proc. IEEE*, 77(2), σσ. 257-285.
- Reiley, C. E., Lin, H. C., Varadarajan, B., Khudanpur, S., Yuh, D. D., & Hager, G. D. (2008). Automatic recognition of surgical motions using statistical modeling for capturing variability. *Med Virt Real*, 132, σσ. 396–401.
- Reiley, C. E., Lin, H. C., Yuh, D. D., & Hager, G. D. (2010). Review of methods for objective surgical skill evaluation. *Surgical Endoscopy*.
- Reznik, R. K., & MacRae, H. (2006). Teaching surgical skills-changes in the wind. *N Engl J Med*, 355(25), σσ. 2664-2669.
- Rissanen, M. J., Kuroda, Y., Nakao, M., Kume, N., Kuroda, T., & Yoshihara, H. (2007). Toward visualization of skill in VR: adaptive real-time guidance for learning force exertion through the shaping strategy. *Proc. IEEE Second Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environments and Teleoperator Systems (WHC '07)*, σσ. 324-329.
- Rosen, J., Brown, J. D., Chang, L., Sinanan, M. N., & Hannaford, B. (2006, March). Generalized Approach for Modeling Minimally Invasive Surgery as a Stochastic Process Using a Discrete Markov Model. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(3), σσ. 399-413.
- Rosen, J., Hannaford, B., Richards, C. G., & Sinanan, M. N. (2001). Markov modeling of minimally invasive surgery based on tool/tissue interaction and force/torque signatures for evaluating surgical skills. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48(5), σσ. 579-591.
- Rosen, J., Solazzo, M., Hannaford, B., & Sinanan, M. (2002). Task decomposition of laparoscopic surgery for objective evaluation of surgical residents' learning curve using hidden Markov model. *Computer Aided Surgery*, 7(1), σσ. 49–61.
- Rosenberg, L. B. (1993). The use of virtual fixtures to enhance operator performance in time delayed teleoperation. *Journal of Dynamic Systems Control*, 49, σσ. 29-36.
- Sallnas, E. L., Rasmus-Grohn, K., & Sjostrom, C. (2000). Supporting presence in collaborative environments by haptic force feedback. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 7(4), σσ. 461-476.
- Shah, J., & Darzi, A. (2001, November). Surgical skills assessment: an ongoing debate. *BJU Int*, 88(7), σσ. 655-660.
- Siciliano, B., Sciavicco, L., Villani, L., & Oriolo, G. (2008). *Robotics: Modelling, Planning and Control*. Springer.

- Smith, A., Smith, J., & Jayne, D. G. (2006). Telerobotics: surgery for the 21st century. *Surgery*, 24(2), σσ. 74-78.
- Speidel, S., Delles, M. L., Gutt, C., & Dillmann, R. (2006). Tracking of instruments in minimally invasive surgery for surgical skill analysis. *Med Imag Augment Real*, 4091, σσ. 148-155.
- Srimathveeravalli, G., & Thenkurussi, K. (2005). Motor skill training assistance using haptic attributes. *Proc. IEEE First Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems, (WHC '05)*, σσ. 452-457.
- Srimathveeravalli, G., Gourishankar, V., & Kesavadas, T. (2007). Comparative study: virtual fixtures and shared control for rehabilitation of fine motor skills. *Proc. IEEE Second Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environments and Teleoperator Systems (WHC '07)*, σσ. 304-309.
- Sutherland, L. M., Middleton, P. F., Anthony, A., Hamdorf, J., Cregan, P., Scott, D., και συν. (2006). Surgical simulation: a systematic review. *Annals of Surgery*, 243(3), σσ. 291-300.
- Sutton, C., McCloy, R., Middlebrook, A., Chater, P., Wilson, M., & Stone, R. (1997). MIST VR—A laparoscopic surgery procedures trainer and evaluator. *Studies in Health Technology and Informatics*, 39, σσ. 598-607.
- Todorov, E., Shadmehr, R., & Bizzi, E. (1997). Augmented feedback presented in a virtual environment accelerates learning of a difficult motor task. *Journal of Motor Behavior*, 29(2), σσ. 147-158.
- Tzafestas, C. S., Birbas, K., Koumpouros, Y., & Christopoulos, D. (2008). Pilot evaluation study of a virtual paracentesis simulator for skill training and assessment: The beneficial effect of haptic display. *Massachusetts Institute of Technology (Presence, Vol. 17, No.2)*, pp. 212-229.
- Tzafestas, C. S., Christopoulos, D., & Birbas, K. (2006). Haptic display improves training and skill assessment performance in a virtual paracentesis simulator: A pilot evaluation study. *EuroHaptics*.
- Tzafestas, C., Birbas, K., Koumpouros, Y., & Christopoulos, D. (2008). Pilot evaluation study of a virtual paracentesis simulator for skill training and assessment: the beneficial effect of haptic display. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 17(2), σσ. 212-229.
- Van Sickle, K. R., McClusky, D. A., Gallagher, A. G., & Smith, C. D. (2005). Construct validation of the promise simulator using a novel laparoscopic suturing task. *Surg Endosc*, 19(9), σσ. 1227-1231.
- Verner, L., Oleynikov, D., Holtman, S., Haider, H., & Zhukov, L. (2003). Measurements of the level of expertise using flight path analysis from da Vinci robotic surgical system. R. Phillips, J.D. Westwood, R.A. Robb, D. Stredney, H.M. Hoffman, and G.T. Mogel, editors, *Medicine Meets Virtual Reality 11*, 94 of *Studies in Health Technology and Informatics*.
- Webster, R. W., Zimmerman, D. I., Mohler, B. J., Melkonian, M. G., & Haluck, R. S. (2001). A prototype haptic suturing simulator. *Proceedings of the Medicine Meets Virtual Reality Conference*, σσ. 567-569.
- Wikipedia for Rehabilitation Robotics. (n.d.). Ανάκτηση από Wikipedia Rehabilitation Robotics: http://en.wikipedia.org/wiki/Rehabilitation_robotics
- Wikipedia for Robotics Surgery. (n.d.). Ανάκτηση από Wikipedia Robotics Surgery: http://en.wikipedia.org/wiki/Robotic_surgery

- Williams, R., Srivastava, M., Conatser, R., & Howell, J. (2004). Implementation and evaluation of a haptic playback system. *Haptics-e Journal, IEEE Robotics & Automation Society*, 3(3), σσ. 1-6.
- Williams, A., & Ericsson, K. (2005). Perceptual-cognitive expertise in sport: Some considerations when applying the expert performance approach. *Human Movement Science*, 24(3), σσ. 283-307.
- Wolf, A., & Shoham, M. (2009). Medical Automation and Robotics. Στο *Springer Handbook of Automation* (σσ. 1397–1407). Springer.
- Yamauchi, Y., Yamashita, J., Morikawa, O., Hashimoto, R., Mochimaru, M., Fukui, Y., και συν. (2002). Surgical skill evaluation by force data for endoscopic sinus surgery training system. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Lecture Notes in Computer Science*, 2488, σσ. 35-43.
- Zhang, J., Payandeh, S., & Dill, J. (2003). Haptic aided design: A case study. *Proceedings of the 11th Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems (HAPTICS 2003)*, σσ. 254–261.
- Εικονική πραγματικότητα(Virtual Reality-VR), Βικιπαίδεια. (n.d.). Ανάκτηση Οκτώβριος 2011, από Βικιπαίδεια: Η ελεύθερη εγκυκλοπéδία: http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%95%CE%B9%CE%BA%CE%BF%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%AE_%CF%80%CF%81%CE%B1%CE%B3%CE%BC%CE%B1%CF%84%CE%B9%CE%BA%CF%8C%CF%84%CE%B7%CF%84%CE%B1