



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Μοντελοποίηση Κινήσεων Λαπαροσκοπικών
Εργαλείων με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα για την
Αυτόματη Κατάτμηση και την Αντικειμενική
Αξιολόγηση Χειρουργικών Δεξιοτήτων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αντώνιος Θ. Πορίχης

Επιβλέπων: Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2012



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

**Μοντελοποίηση Κινήσεων Λαπαροσκοπικών
Εργαλείων με Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα για την
Αυτόματη Κατάτμηση και την Αντικειμενική
Αξιολόγηση Χειρουργικών Δεξιοτήτων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αντώνιος Θ. Πορίχης

Επιβλέπων: Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 29^η Οκτωβρίου 2012.

.....
Κωνσταντίνος Τζαφέστας
Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Τρύφων Κουσιουρής
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Νικόλαος Μαράτος
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2012

.....
Αντώνιος Θ. Πορίχης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών
Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου

**Copyright © Αντώνιος Θ. Πορίχης, 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.

*Στους γονείς μου,
στα αδέρφια μου
και στην Κατερίνα*

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας είναι η ανάπτυξη μεθόδων και τεχνικών για τη μοντελοποίηση κινήσεων λαπαροσκοπικών χειρουργικών εργαλείων με στόχο την αυτόματη κατάτμηση των αντίστοιχων χειρουργικών διαδικασιών αλλά και την αντικειμενική αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας. Το συγκεκριμένο ερευνητικό πεδίο απολαμβάνει το ενδιαφέρον πολλών ερευνητών την τελευταία δεκαετία, λόγω των άμεσων εφαρμογών του στην δημιουργία ενός πλαισίου αναφοράς για τη βελτίωση της εκπαίδευσης των νέων χειρουργών.

Στα πλαίσια της εργασίας αυτής κατασκευάστηκε ένας πρότυπος πειραματικός λαπαροσκοπικός προσομοιωτής ώστε να υποστηριχθεί η λήψη δεδομένων όσον αφορά την εκπαιδευτική χειρουργική διαδικασία της Λήψης – Εναπόθεσης. Τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη ενός συστήματος αυτόματης κατάτμησης της διαδικασίας και αξιολόγησης της χειρουργικής δεξιότητας, βασισμένο στα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα. Σε αυτήν την κατεύθυνση προτείνεται και υιοθετείται μια καινοτόμος προσέγγιση η οποία επιχειρεί την επίτευξη των παραπάνω στόχων χωρίς τον προκαθορισμό λεξιλογίου βασικών αρχέτυπων κινήσεων, αλλά μέσω μιας αυτόματης διαδικασίας δημιουργίας εσωτερικών καταστάσεων στο σύστημα κατάτμησης των κινήσεων.

Τα αποτελέσματα της εργασίας, ιδιαίτερα όσον αφορά την αντικειμενική αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας, είναι πολύ ενθαρρυντικά. Οι επιδόσεις του αναπτυχθέντος συστήματος είναι αρκετά υψηλές και η γενικότερη συμπεριφορά του αξιόπιστη. Η επιτυχία της προσέγγισης που ακολουθήθηκε υποδεικνύει σημαντική προοπτική για μελλοντική εξέλιξη, ιδιαίτερα αν ληφθούν υπόψη οι εγγενείς περιορισμοί όσον αφορά τα διαθέσιμα δεδομένα.

Λέξεις - Κλειδιά

Λαπαροσκοπική Χειρουργική, Ελάχιστα Επεμβατική Χειρουργική, Μοντελοποίηση Δεξιότητας, Αυτόματη Κατάτμηση Χειρουργικών Κινήσεων, Αντικειμενική Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας, Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα, Αναπτυσσόμενο Νευρωνικό Αέριο

Abstract

The goal of this diploma thesis is the development of methods and techniques for the stochastic modeling of motions performed on minimally invasive surgical tools, in order to achieve automatic segmentation of laparoscopic surgical procedures and objective surgical skill assessment. This particular research field has attracted significant research interest during the last decade, owing to its direct applications in providing a reference framework for the improvement of surgical training.

Within the framework of this thesis, we have developed a prototype experimental laparoscopic simulator in order to facilitate data collection regarding a pick-and-place procedure widely used in surgical training. Based on the data collected, we developed a prototype system for the automatic segmentation of this particular procedure and the objective evaluation of surgical skill, using Hidden Markov Models. Along these lines, we propose and adopt an innovative approach attempting to fulfill the aforementioned goals without predefining a set of motion primitives.

The results of our work, particularly concerning objective surgical skill assessment, are quite promising. The performance of the developed system reaches a considerably high level and its general behavior is consistent. The success of the approach adopted clearly indicates important perspectives for future development, particularly if we consider the inherent limitations on the data available in this experimental study.

Key Words

Laparoscopic surgery, Minimally Invasive Surgery, Skill Modeling, Surgical Motion Automatic Segmentation, Objective Surgical Skill Evaluation, Hidden Markov Models, Growing Neural Gas

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Κωνσταντίνο Τζαφέστα για την πολύτιμη βοήθειά του καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας, τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο. Η καθοδήγησή του στη σχετική έρευνα υπήρξε ανεκτίμητη. Ακόμη, να ευχαριστήσω τον διδάκτορα Γεώργιο Μούστρη για τις εξαιρετικά εύστοχες συμβουλές του κατά την πορεία της έρευνας μου αλλά και για την προθυμία του στην επίλυση διάφορων αποριών που μου δημιουργήθηκαν σε αυτή.

Επίσης οφείλω να ευχαριστήσω τους κυρίους Κωνσταντίνο Μπίρμπα, Θεόδωρο Μαριόλη, Αναστάσιο Μυλωνά και Θεμιστοκλή Ευκαρπίδη για την πολύτιμη συνεισφορά τους στην διαδικασία της συλλογής δεδομένων ως έμπειροι και καταξιωμένοι χειρουργοί ιατροί. Επιπροσθέτως, να ευχαριστήσω τους συμφοιτητές και συμφοιτήτριές μου Νικολέτα Παπαλουκά, Αβραάμ Παπαδόπουλο και Αλέξη Πυργιώτη που συνέβαλαν στην συγκέντρωση δεδομένων με την ιδιότητα του αρχάριου εθελοντή.

Τέλος, θα ήθελα να απευθύνω ένα μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς μου, Θεοδόση και Χρυσούλα, και στα αδέρφια μου, Παναγιώτη και Δημήτρη, για την υποστήριξη που μου παρείχαν, σε όλα τα επίπεδα, όλα αυτά τα χρόνια αλλά και στη φίλη μου Κατερίνα, για την αμέριστη συμπαράστασή της. Εκείνοι αποτέλεσαν την πηγή της έμπνευσης και της δύναμης μου στην προσπάθεια που κατέβαλα κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1	17
Κίνητρα, Στόχοι και Δομή της Εργασίας	17
1.1 Εισαγωγή	17
1.2 Εναύσματα και Στόχοι.....	17
1.3 Δομή της εργασίας	19
Κεφάλαιο 2	21
Ελάχιστα Επεμβατική Χειρουργική και Μοντελοποίηση Χειρουργικής Δεξιότητας	21
2.1 Εισαγωγή	21
2.2 Ελάχιστα Επεμβατική Χειρουργική	22
2.2.1 Ιστορική αναδρομή	22
2.2.2 Η λαπαροσκοπική χειρουργική σήμερα.....	24
2.2.3 Η εξέλιξη στη ρομποτική χειρουργική.....	27
2.3 Μοντελοποίηση Χειρουργικής Δεξιότητας	33
2.3.1 Μοντελοποίηση Χειρουργικής Δεξιότητας: Κίνητρα και Προκλήσεις	33
2.3.2 Σχετική Έρευνα.....	35
Κεφάλαιο 3	39
Θεωρητικό Υπόβαθρο	39
3.1 Εισαγωγή	39
3.2 Μαρκοβιανά Μοντέλα	40
3.2.1 Απλά Μαρκοβιανά Μοντέλα.....	40
3.2.2 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα: Βασικοί Ορισμοί.....	42
3.2.3 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα συνεχούς κατανομής.....	44
3.2.4 Βασικοί αλγόριθμοι και λειτουργίες των HMM	45
3.2.5 Προβλήματα κλίμακας στα HMM.....	52
3.3 Γεωμετρικά χαρακτηριστικά διακριτής καμπύλης	56
3.3.1 Διακριτή Παράγωγος.....	56
3.3.2 Εξαγωγή γεωμετρικών χαρακτηριστικών	57
3.4 Αναπτυσσόμενο Νευρωνικό Αέριο	60
3.4.1 Θεωρητική επισκόπηση.....	61
3.4.2 Περιγραφή του δικτύου	61

Κεφάλαιο 4.....	67
Μεθοδολογία Αυτόματης Μοντελοποίησης και Κατάτμησης Κινήσεων Λαπαροσκοπικών Χειρουργικών Εργαλείων: Θεωρητική Προσέγγιση και Υλοποίηση.....	67
4.1 Εισαγωγή.....	67
4.2 Η έννοια της δεξιότητας.....	67
4.3 Θεωρητική προσέγγιση: Μοντελοποίηση, κατάτμηση, ταξινόμηση	68
4.4 Περιγραφή της υλοποίησης.....	70
4.4.1 Λήψη δεδομένων.....	70
4.4.2 Πειραματική διαδικασία: Διαδικασία Λήψης-Εναπόθεσης.....	72
4.4.3 Επεξεργασία των δεδομένων.....	73
4.4.4 Μοντελοποίηση και Αυτόματη Κατάτμηση.....	77
4.4.5 Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας.....	83
Κεφάλαιο 5.....	87
Πειραματικά Αποτελέσματα.....	87
5.1 Εισαγωγή.....	87
5.2 Αυτόματη κατάτμηση.....	87
5.2.1 Καθορισμός πραγματικών φάσεων της διαδικασίας.....	88
5.2.2 Αυτόματη Κατάτμηση με προκαθορισμένο αριθμό καταστάσεων.....	92
5.2.3 Κατάτμηση με αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων.....	101
5.3 Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας	107
5.3.1 Αξιολόγηση χειρουργικής δεξιότητας με προκαθορισμένο αριθμό καταστάσεων.....	108
5.3.2 Αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων.....	113
Κεφάλαιο 6.....	117
Συμπεράσματα και Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία	117
6.1 Εισαγωγή.....	117
6.2 Αξιολόγηση των αποτελεσμάτων – Συμπεράσματα.....	118
6.2.1 Αυτόματη Κατάτμηση.....	118
6.2.2 Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας.....	120
6.3 Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία	121
Βιβλιογραφία.....	123

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 2.1 (α) Το Leichleighter, πρώιμο ενδοσκόπιο που κατασκεύασε ο Philip Bozzini το 1806, (β) Η πειραματική ενδοσκοπική εξέταση του Georg Kelling το 1901 [3].....	23
Σχήμα 2.2 (α) Τυπικά δείγματα ενδοσκοπίων[5], (β) Απεικόνιση ενός trocar και των βασικών μερών του [12], (γ) Τυπική Λαπαροσκοπική Επέμβαση [13].....	25
Σχήμα 2.3 (α) Μια από τις πρώτες εκδόσεις του AESOP [19], (β) Η τελική τροποποιημένη έκδοση για εφαρμογή στη λαπαροσκοπική χειρουργική [18].....	29
Σχήμα 2.4 (α) Η κονσόλα χειρισμού και το σύστημα των ρομποτικών βραχιόνων του Da Vinci [20], (β) Τα χειριστήρια του Da Vinci και η τεχνική προβολής της εικόνας του χειρουργικού πεδίου με τέτοιο τρόπο, ώστε να δίνεται στο χειρουργό η ψευδαίσθηση ότι χειρουργεί άμεσα τον ασθενή [17].....	30
Σχήμα 2.5 (α) Το σύστημα των ρομποτικών βραχιόνων του Zeus (β) Η θέση του χειρουργού στην κονσόλα του Zeus. Στο αριστερό μέρος φαίνονται τα σφαιροειδή χειριστήρια [18].....	31
Σχήμα 2.6 Το σύστημα BLUE Dragon [28]	35
Σχήμα 3.1 Απεικόνιση της τοπολογίας νευρωνικού δικτύου <i>Αυξάνοντας Νευρωνικού Αερίου</i> σε διάφορα σημεία της εκπαίδευσης για τυχαία 2-D κατανομή.....	66
Σχήμα 4.1 Η διάταξη του λαπαροσκοπικού προσομοιωτή που κατασκευάστηκε στα πλαίσια της εργασίας.....	71
Σχήμα 4.2 Το σύστημα μαγνητικών αισθητήρων <i>3D Guidance trakSTAR™</i> της εταιρίας <i>Ascension</i> . Δεξιά απεικονίζεται η μονάδα ελέγχου και αριστερά οι μαγνητικοί αισθητήρες	71
Σχήμα 4.3 Η θέση των αισθητήρων πάνω στα χειρουργικά εργαλεία	71
Σχήμα 4.4 Γραφική παράσταση μέσου σφάλματος ως προς τον αριθμό των κόμβων δικτύου <i>Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου</i> , για δεδομένα δυο διαφορετικών εθελοντών.....	80
Σχήμα 4.5 Γραφική Παράσταση της απόλυτης τιμής της κλίσης του μέσου σφάλματος ως προς τον αριθμό των κόμβων δικτύου <i>Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου</i> , για δεδομένα δυο διαφορετικών εθελοντών	81
Σχήμα 5.1 Τροχιές των χειρουργικών εργαλείων κατά την 1 ^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης από τον έμπειρο εθελοντή υπ' αριθμόν 2. Κάθε φάση απεικονίζεται με διαφορετικό χρώμα.....	90

Σχήμα 5.2 Τροχιές των χειρουργικών εργαλείων κατά την 1 ^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης από τον αρχάριο εθελοντή υπ' αριθμόν 2. Κάθε φάση απεικονίζεται με διαφορετικό χρώμα.....	91
Σχήμα 5.3 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης-Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4$	92
Σχήμα 5.4 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4$	93
Σχήμα 5.5 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 5$	94
Σχήμα 5.6 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 5$	95
Σχήμα 5.7 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 6$	96
Σχήμα 5.8 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 6$	96
Σχήμα 5.9 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 7$	97
Σχήμα 5.10 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 7$	98
Σχήμα 5.11 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 8$	99
Σχήμα 5.12 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 8$	99

Σχήμα 5.13 Αντιπαραβολή της πραγματικής (αριστερά) έναντι της αυτόματης (δεξιά) κατάτμησης, για την 1 ^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης – Εναπόθεσης από τον έμπειρο εθελοντή υπ’ αριθμόν 2	101
Σχήμα 5.14 Αντιπαραβολή της πραγματικής (αριστερά) έναντι της αυτόματης (δεξιά) κατάτμησης, για την 1 ^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης – Εναπόθεσης από τον αρχάριο εθελοντή υπ’ αριθμόν 2	102
Σχήμα 5.15 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης-Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ’ αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων.....	105
Σχήμα 5.16 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ’ αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων.....	106

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 5.1 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4, 5, 6, 7, 8$, βάσει του Σεναρίου 1	108
Πίνακας 5.2 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από έμπειρους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4, 5, 6, 7, 8$, βάσει του Σεναρίου 1	109
Πίνακας 5.3 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4, 5, 6, 7, 8$, βάσει του Σεναρίου 2	111
Πίνακας 5.4 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από έμπειρους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4, 5, 6, 7, 8$, βάσει του Σεναρίου 2	112
Πίνακας 5.5 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους και έμπειρους εθελοντές για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων, βάσει του Σεναρίου 1	113
Πίνακας 5.6 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους και έμπειρους εθελοντές για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων, βάσει του Σεναρίου 2	114

Κεφάλαιο 1

Κίνητρα, Στόχοι και Δομή της Εργασίας

1.1 Εισαγωγή

Το παρόν εισαγωγικό κεφάλαιο έχει ως στόχο, αρχικά, μια πρώτη ανάλυση των κινήτρων που οδήγησαν στην εκπόνηση της παρούσας εργασίας και τους σκοπούς στην κατεύθυνση των οποίων αυτή κινείται, και ακολούθως την γενική περιγραφή της δομής της

1.2 Εναύσματα και Στόχοι

Ο απώτερος στόχος της τεχνολογικής ανάπτυξης, σε όλες τις μορφές της, θα πρέπει να είναι η εξυπηρέτηση του ανθρώπου τόσο σε ατομικό όσο και συλλογικό επίπεδο. Η φράση αυτή, που, κατά κοινή παραδοχή, πρέπει να αποτελεί οδηγό για ολόκληρη την επιστημονική κοινότητα και ιδιαίτερα για τον κλάδο των μηχανικών, ως των βασικών κινητήριων δυνάμεων της ανάπτυξης αυτής, δεν ενσαρκώνεται πουθενά πληρέστερα από ότι στα σπουδαία τεχνολογικά επιτεύγματα των τελευταίων δεκαετιών στο χώρο των επιστημών υγείας. Από τον τομέα της διάγνωσης και τις μη επεμβατικές τεχνικές, όπως η μαγνητική τομογραφία, έως τον τομέα της χειρουργικής, όπου η ενσωμάτωση της ρομποτικής τεχνολογίας έχει οδηγήσει στις επονομαζόμενες «αναίμακτες» εγχειρήσεις - καθώς η απώλεια αίματος καθίσταται

μικρότερη από την ποσότητα που λαμβάνεται για αιματολογικές εξετάσεις - η προσφορά στον άνθρωπο είναι η αμεσότερη δυνατή.

Αυταπόδεικτα, η βελτίωση της ποιότητας ιατρικής περίθαλψης έχει ξεπεράσει κατά πολύ τις προσδοκίες, ακόμη και των πιο αισιόδοξων επιστημόνων του κλάδου. Ακόμη και με αυτό το επίπεδο ενσωμάτωσης της τεχνολογίας στο χώρο της ιατρικής περίθαλψης, ωστόσο, το 2003, μόνο στις ΗΠΑ καταγράφηκαν περίπου 30.000 θάνατοι λόγω χειρουργικών λαθών, με συνεπαγόμενη σπατάλη 2.4 εκατομμυρίων ημερών νοσοκομειακής περίθαλψης και 9 δισεκατομμυρίων δολαρίων [1,2]. Οι παρατηρήσεις αυτές έθεσαν επιτακτική την ανάγκη βελτίωσης της εκπαίδευσης των χειρουργών, παρουσιάζοντας ως καινούργια πρόκληση την ανάπτυξη αυτόματων συστημάτων σε αυτήν την κατεύθυνση.

Η τεχνολογική ανάπτυξη έχει την ιδιότητα να δημιουργεί συνεχώς καινούργιες προκλήσεις, αλλά και να θέτει τα θεμέλια για την αντιμετώπισή τους : Η πρόοδος κλάδων όπως η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση, έχει καταστήσει ρεαλιστική την ανάπτυξη αυτόματων συστημάτων για την μοντελοποίηση και, κατ' επέκταση, την αξιολόγηση ακόμη και μιας τόσο ασαφούς πτυχής της ανθρώπινης φύσης, όπως η δεξιότητα. Ως εκ τούτου, και σε συνδυασμό με τα παραπάνω, η μοντελοποίηση της χειρουργικής δεξιότητας έχει προκαλέσει το ενδιαφέρον πολλών ερευνητών.

Σε αυτήν τη βάση, η μελέτη των τεχνικών των προαναφερθέντων επιστημονικών κλάδων, και των δυνατοτήτων που αυτές παρέχουν στην κατεύθυνση της μοντελοποίησης της χειρουργικής δεξιότητας, αποτελεί έναν εξαιρετικά ενδιαφέροντα ερευνητικό στόχο, ο οποίος επιχειρείται να προσεγγιστεί στην παρούσα εργασία. Η σημασία αλλά και η αμεσότητα των σχετικών εφαρμογών στη βελτίωση της ιατρικής περίθαλψης συνιστούν, εκ των πραγμάτων, πανίσχυρο κίνητρο για την εξερεύνηση νέων οδών στο συγκεκριμένο αντικείμενο. Εξ' άλλου, οι προοπτικές που ανοίγονται σε αυτή την κατεύθυνση είναι το λιγότερο εντυπωσιακές: Με υπόβαθρο ένα ακριβές και εύρωστο μοντέλο της χειρουργικής δεξιότητας, οι εφαρμογές θα μπορούσαν να προχωρήσουν, μακροπρόθεσμα, από την απλή αξιολόγησή της, και συνεπώς την παροχή ενός πλαισίου αναφοράς όσον αφορά την εκπαίδευση των αρχαρίων χειρουργών, έως την ενεργή υποβοήθηση τους μέσω κάποιας μορφής αισθητηριακής (π.χ. απτικής) ανάδρασης.

Στο πλαίσιο αυτό κινείται και η εκπόνηση της παρούσας εργασίας, σκοπός της οποίας είναι η εξερεύνηση των ήδη υπάρχουσών μεθόδων και τεχνικών, αλλά και η τροποποίησή τους για τη διεύρυνση των δυνατοτήτων τους, με στόχο τη μοντελοποίηση συγκεκριμένων χειρουργικών δεξιοτήτων μέσα από τη μελέτη των κινήσεων λαπαροσκοπικών χειρουργικών εργαλείων. Η εγγενής ασάφεια της δεξιότητας και η συνακόλουθη στοχαστικότητα των κινήσεων αυτών παρουσιάζει μια ιδιαίτερως δύσκολη αλλά ταυτόχρονα άκρως ενδιαφέρουσα πρόκληση.

1.3 Δομή της εργασίας

Η παρούσα εργασία διαρθρώνεται στα επόμενα κεφάλαια ως εξής :

- Στο δεύτερο κεφάλαιο διενεργείται μια σύντομη περιγραφή του κλάδου της ελάχιστης επεμβατικής χειρουργικής και της εξέλιξής της, των πλεονεκτημάτων της έναντι της κλασικής χειρουργικής καθώς και των συνακόλουθων αλλαγών που επέφερε στην χειρουργική επιστήμη εν γένει. Εν συνεχεία, περιγράφεται η εξέλιξη της στην ρομποτική χειρουργική, τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί αλλά και οι επιστημονικές και τεχνολογικές προκλήσεις που θέτει ο καινούργιος αυτός κλάδος. Ακόμη, παρουσιάζεται το ερευνητικό πεδίο της μοντελοποίησης της χειρουργικής δεξιότητας και η σχετική έρευνα σε αυτό.
- Στο τρίτο κεφάλαιο πραγματοποιείται μια αναλυτική παρουσίαση των μαθηματικών εργαλείων και τεχνικών που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της εργασίας καθώς και της θεωρίας που τις διέπουν. Ειδικότερα παρουσιάζονται στοιχεία θεωρίας των *Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων*, που αποτελούν τη βάση της εργασίας, αλλά και ενός συγκεκριμένου τύπου δικτύου, του *Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου*. Ακόμη, εισάγεται ένα θεωρητικό πλαίσιο για την εξαγωγή γεωμετρικών χαρακτηριστικών από διακριτές καμπύλες.
- Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται η θεωρητική προσέγγιση που υιοθετήθηκε στα πλαίσια της εργασίας καθώς και οι ιδέες πάνω στις οποίες αυτή βασίστηκε. Ακολούθως, παρουσιάζεται αναλυτικά η υλοποίηση της προσέγγισης αυτής στην κατεύθυνση της μοντελοποίησης της χειρουργικής δεξιότητας, βάσει των κινήσεων των χειρουργικών εργαλείων, με στόχο, αφενός την αξιολόγησή της, και αφετέρου την αυτόματη κατάτμηση των χειρουργικών διαδικασιών.
- Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται και αναλύονται τα πειραματικά αποτελέσματα που προέκυψαν από το σύστημα που αναπτύχθηκε όσον αφορά την αυτόματη κατάτμηση των κινήσεων και την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας βάσει αυτών.
- Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο καταγράφονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από τα πειραματικά αποτελέσματα σχετικά με την αποτελεσματικότητα της συγκεκριμένης προσέγγισης. Στη συνέχεια, με βάση τα συμπεράσματα αυτά προτείνονται κατευθύνσεις μελλοντικής ερευνητικής εργασίας στα πλαίσια αυτής.

Κεφάλαιο 2

Ελάχιστα Επεμβατική Χειρουργική και Μοντελοποίηση Χειρουργικής Δεξιότητας

2.1 Εισαγωγή

Προκειμένου να τεθούν οι βάσεις για τη μετέπειτα περιγραφή των προκλήσεων που αντιμετωπίζονται στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, κρίνεται απαραίτητη μια συνοπτική αναφορά στον κλάδο της ελάχιστα επεμβατικής χειρουργικής ως πηγής έμπνευσης για την μελέτη και ανάπτυξη συστημάτων με στόχο τη μοντελοποίηση της χειρουργικής δεξιότητας. Αρχικά, διεξάγεται μια σύντομη ιστορική αναδρομή όσον αφορά την ελάχιστα επεμβατική χειρουργική, η οποία ακολουθείται από μια εκτενέστερη περιγραφή της σημερινής της μορφής και της εξέλιξής της στην ρομποτική χειρουργική ως αποκορύφωμα της σύγκλισης της χειρουργικής επιστήμης με την ρομποτική τεχνολογία. Ακολούθως, σε αυτήν τη βάση, εισάγεται το πρόβλημα της μοντελοποίησης της χειρουργικής δεξιότητας, ενώ πραγματοποιείται μια σύντομη αναφορά στην μέχρι σήμερα έρευνα σε αυτήν την κατεύθυνση.

2.2 Ελάχιστα Επεμβατική Χειρουργική

2.2.1 Ιστορική αναδρομή

Ο όρος ελάχιστα επεμβατική χειρουργική, όπως υποδεικνύει ξεκάθαρα η ονομασία του, αναφέρεται συνολικά στον κλάδο εκείνο της χειρουργικής που στοχεύει στην θεραπεία του ασθενούς ελαχιστοποιώντας, κατά το δυνατόν, την έκταση της χειρουργικής επέμβασης. Η κλασσική, ανοιχτής προσπέλασης, χειρουργική, αν και υπάρχει στο προσκήνιο για χιλιάδες χρόνια, παρουσιάζει ένα πολύ σημαντικό μειονέκτημα: Οι τομές στο σώμα του ασθενούς, πρέπει απαραίτητα να είναι εκτεταμένες προκειμένου ο χειρουργός να μπορεί να έχει καλύτερη οπτική του χειρουργικού πεδίου. Έτσι, η έκταση των τομών στους εξωτερικούς ιστούς του σώματος δεν υπαγορεύεται από τις ανάγκες της ίδιας της επέμβασης αλλά από την ανάγκη του χειρουργού να βλέπει την περιοχή που χειρουργεί. Το πρόβλημα αυτό έχει σοβαρότατες συνέπειες σε ότι αφορά την επιτυχία της επέμβασης συνολικά. Πιο συγκεκριμένα, ένα μεγάλο ποσοστό επεμβάσεων, και ιδιαίτερα όσες αφορούν την περιοχή του θώρακα, κρίνονται επικίνδυνες, όχι λόγω της φύσης τους αλλά λόγω των εκτεταμένων τραυμάτων με τα οποία συνδέονται. Με άλλα λόγια, σε πολλές περιπτώσεις, τα τραύματα που προκαλεί ο χειρουργός προκειμένου να έχει οπτική επαφή με το χειρουργικό πεδίο είναι πιο επικίνδυνα από την ίδια την επέμβαση!

Αυτή ακριβώς η αντίφαση αποτέλεσε το έναυσμα για την ανάπτυξη μιας διαφορετικής προσέγγισης, κατά την οποία η έκταση των τομών περιορίζεται στο ελάχιστο. Η κεντρική ιδέα της προσέγγισης αυτής, συνίσταται στην επινόηση τεχνικών ώστε ο χειρουργός να μπορεί να δει το εσωτερικό του σώματος έμμεσα και όχι άμεσα. Θεωρητικά, η πρώτη καταγεγραμμένη προσπάθεια επέμβασης με ελάχιστα επεμβατικές τεχνικές πραγματοποιήθηκε από τον Ιπποκράτη περί τα 400 π.Χ. και αφορούσε την εξέταση του ορθού με χρήση ενός απλοϊκού διαστολέα και ενός πρωκτοσκοπίου. Αρκετά αργότερα, το 1585 μ.Χ. ο Aranzi επιχείρησε την εξέταση της ρινικής κοιλότητας εστιάζοντας το ηλιακό φως μέσα σε αυτήν χρησιμοποιώντας ένα μπουκάλι με νερό [3]. Αν και αυτή θα μπορούσε να θεωρηθεί ως η πρώτη ενδοσκοπική διαδικασία, ο όρος ενδοσκόπηση που περιγράφει τη χρήση τεχνικών και εργαλείων για μετάδοση εικόνας από το εσωτερικό του σώματος, εισάγεται ουσιαστικά το 1853. Τότε ο Γάλλος χειρουργός Antoine Jean Desormeaux εισήγαγε σε ασθενή το «Lichleighter» (Σχήμα 2.1(α)), ένα πρώιμο ενδοσκόπιο που κατασκεύασε ο Philip Bozzini το 1806. Το εργαλείο αυτό ήταν ουσιαστικά ένας σωλήνας από αλουμίνιο με κατάλληλα τοποθετημένους καθρέφτες ώστε με διαδοχικές ανακλάσεις η εικόνα από το εσωτερικό του σώματος να φτάνει στο χειρουργό, ενώ ως πηγή φωτός χρησιμοποιείτο ένα κερί. Για αυτήν του την



(α)



(β)

Σχήμα 2.1 (α) Το Leichleighter, πρώιμο ενδοσκόπιο που κατασκεύασε ο Philip Bozzini το 1806, (β) Η πειραματική ενδοσκοπική εξέταση του Georg Kelling το 1901 [3]

προσπάθεια, ο Desormeaux θεωρείται από πολλούς χειρουργούς ως ο «πατέρας της ενδοσκόπησης». Μια δεκαετία αργότερα, το 1867, ο ίδιος, χρησιμοποίησε έναν ανοικτό σωλήνα και ένα μείγμα από οινόπνευμα και νέφτι ώστε με την ανάφλεξη του να παραχθεί πλουσιότερο φως. Σταδιακά οι τεχνικές και τα εργαλεία βελτιώθηκαν και έτσι το 1901 το έδαφος για την πρώτη πειραματική ελάχιστα επεμβατική διαδικασία είχε προετοιμαστεί : Ο γερμανός χειρουργός Georg Kelling χρησιμοποίησε ένα κυστοσκόπιο προκειμένου να εξετάσει το εσωτερικό της κοιλιακής χώρας ενός σκύλου (Σχήμα 2.1(β)), αφού πρώτα είχε διογκώσει την περιοχή διοχετεύοντας αέρα. Ακριβώς μια δεκαετία αργότερα, το 1911 ο σουηδός H.C. Jacobaeus από τη Στοκχόλμη, πειραματιζόμενος με τις τεχνικές αυτές στην περιοχή της κοιλιάς και του θώρακα, εισάγει για πρώτη φορά τον όρο «Λαπαρο-θωρακοσκόπηση» [3-5]. Το πρώτο συνθετικό της λέξης προέρχεται από την αρχαία ελληνική λέξη *λαπάρα* που περιγράφει την κοιλιακή χώρα. Αργότερα, επειδή η ελάχιστα επεμβατική χειρουργική βρίσκει ευρύτερη εφαρμογή σε επεμβάσεις που αφορούν την κοιλιακή χώρα, ονομάστηκε εναλλακτικά λαπαροσκοπική χειρουργική. Στη συνέχεια, το 1920 ο αυστριακός γυναικολόγος Zollikofer πρότεινε τη χρήση του διοξειδίου του άνθρακα για τη διόγκωση της κοιλιακής χώρας προκειμένου να μειωθεί ο κίνδυνος ανάφλεξης που είχε εμφανιστεί λόγω των τεχνικών παραγωγής φωτός.

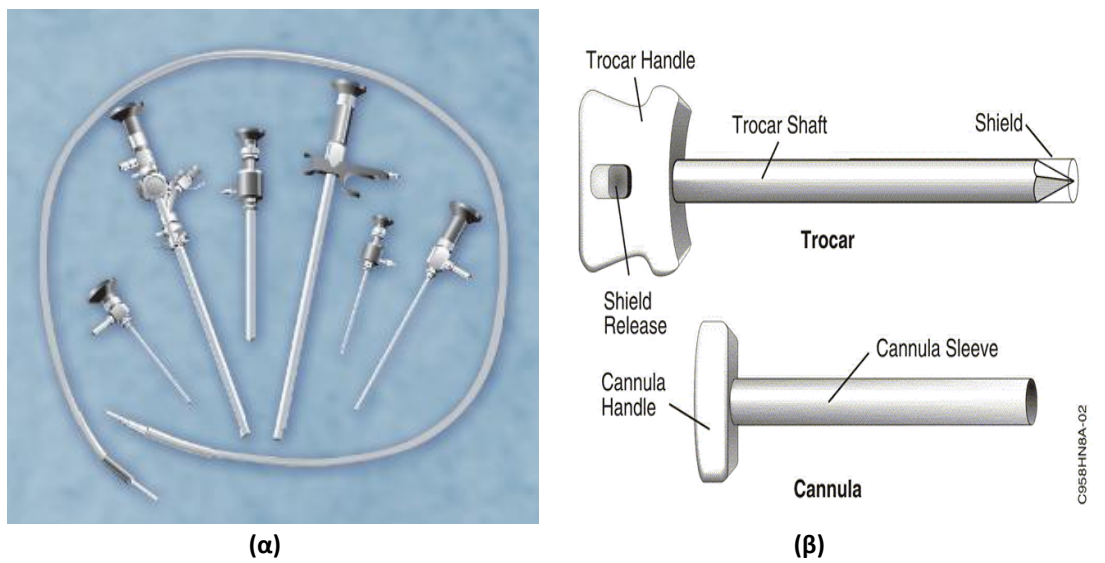
Αν και οι σχετικές τεχνικές εξελίσσονταν συνεχώς η λαπαροσκόπηση περιοριζόταν σε διαγνωστικές εφαρμογές. Οι πρώτες περιγραφές πειραματικών χειρουργικών εφαρμογών κάνουν την εμφάνιση τους το 1933 από τον Fevers. Χρειάστηκαν ωστόσο πάνω από πενήντα χρόνια έρευνας και βελτιώσεων πάνω σε εργαλεία και τεχνικές ώστε να λάβει χώρα η πρώτη λαπαροσκοπική επέμβαση. Το 1985 ο Γερμανός Erich Mucbe πραγματοποίησε την πρώτη λαπαροσκοπική αφαίρεση

χοληδόχου κύστης [6]. Παρά την τεράστια σημασία του εγχειρήματος, ωστόσο, η νέα προσέγγιση αντιμετωπίστηκε με σκεπτικισμό από τους γενικούς χειρουργούς. Η εγχείρηση μέσω των ενδοσκοπίων ήταν ιδιαίτερα κουραστική και άβολη καθώς υποχρέωνε τον χειρουργό να χρησιμοποιεί συνεχώς το ένα χέρι για να χειρίζεται το ενδοσκόπιο [6-8]. Με την ανάπτυξη του CCD τσιπ το 1986, όμως, επιτελέστηκε ένα τεράστιας σημασίας βήμα για την υπέρβαση του εμποδίου αυτού καθώς κατέστη δυνατή η μετάδοση της εικόνας από το ενδοσκόπιο και η απεικόνιση της σε οθόνη και μάλιστα επιτυγχάνοντας υψηλή ανάλυση. Έτσι την εικόνα του χειρουργικού πεδίου μπορούσαν να παρακολουθούν και οι βοηθοί του χειρουργού και ως εκ τούτου ήταν πλέον δυνατός ο χειρισμός του ενδοσκοπίου από δεύτερο πρόσωπο, έτσι ώστε εκείνος να έχει ελεύθερα και τα δυο του χέρια. Η εξέλιξη αυτή, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη πηγών με βάση ξένο ή αλογόνο που παράγουν πλουσιότερο και μεγαλύτερης έντασης φως, δίνοντας τη δυνατότητα για καλύτερη οπτική του χειρουργικού πεδίου, καθώς και η βελτίωση των χειρουργικών εργαλείων που εμπλέκονται στις ενδοσκοπικές διαδικασίες [9], έθεσαν τα θεμέλια για την αποτελεσματικότερη υλοποίηση της νέας χειρουργικής προσέγγισης. Σε αυτό το πλαίσιο, το 1987, ένας ακόμη γάλλος χειρουργός, ο Phillipe Mouret, πραγματοποίησε στη Λυών της Γαλλίας την πρώτη λαπαροσκοπική χολοκυστεκτομή κάνοντας χρήση του βίντεο, σηματοδοτώντας έτσι την αρχή μιας σπουδαίας επανάστασης στο χώρο της χειρουργικής.

2.2.2 Η λαπαροσκοπική χειρουργική σήμερα

Η πρόοδος της τεχνολογίας έδωσε τη δυνατότητα στην ελάχιστη επεμβατική χειρουργική να αναπτυχθεί σε τέτοιο βαθμό ώστε να περάσει από το πειραματικό επίπεδο στην πραγματική εφαρμογή και να αποτελέσει έναν καινούργιο και ταχέως αναπτυσσόμενο κλάδο της χειρουργικής. Η λαπαροσκοπική χολοκυστεκτομή του Mouret εγκαινίασε ουσιαστικά τη νέα προσέγγιση και της έδωσε τη μορφή που, με μικρές διαφορές, διατηρεί μέχρι σήμερα: Οι τομές εξυπηρετούν αποκλειστικά την εισαγωγή των εργαλείων στο σώμα του ασθενούς και ως εκ τούτου η έκτασή τους περιορίζεται σημαντικά. Έτσι, οι μακριές τομές της κλασικής, ανοιχτής χειρουργικής αντικαθίστανται από μικρό αριθμό τομών, συνηθέστερα τριών η τεσσάρων, μήκους περίπου 1-2 cm. Δια μέσου αυτών εισάγονται στο εσωτερικό του σώματος του ασθενούς τα trocar, ειδικά σωληνοειδή εργαλεία (Σχήμα 2.2(β)). με σκοπό να αποτελέσουν τις διόδους μέσα από τις οποίες θα εισέλθουν τα χειρουργικά εργαλεία, καθώς φυσικά και το ενδοσκόπιο (Σχήμα 2.2(α)). Στην αρχή της διαδικασίας, στην κοιλιακή χώρα διοχετεύεται διοξείδιο του άνθρακα ώστε η περιοχή να διογκωθεί, και με αυτό τον τρόπο, να παρασχεθεί στο χειρουργό

μεγαλύτερη ελευθερία κινήσεων. Το χειρουργικό πεδίο φωτίζεται με λυχνία ξένου ή αλογόνου, που συνήθετα βρίσκεται ενσωματωμένη στο ενδοσκόπιο, ώστε να επιτευχθεί πλούσιο ψυχρό λευκό φως και, κατά συνέπεια, καθαρότερη εικόνα. Η κάμερα του ενδοσκοπίου καταγράφει την εικόνα του χειρουργικού πεδίου και στη συνέχεια αυτή, αφού υποστεί κατάλληλη επεξεργασία για τη μεγέθυνση και βελτίωση της ποιότητάς της, προβάλλεται σε μια οθόνη. Το χειρισμό του ενδοσκοπίου αναλαμβάνει ένας από τους βοηθούς του χειρουργού σύμφωνα πάντα με τις εντολές του τελευταίου [10,11]. Με αυτό τον τρόπο, ο χειρουργός έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιεί και τα δυο του χέρια για τη διενέργεια της επέμβασης (Σχήμα 2.2(γ)).



(γ)
Σχήμα 2.2 (α) Τυπικά δείγματα ενδοσκοπίων[5], (β) Απεικόνιση ενός trocar και των βασικών μερών του [12], (γ) Τυπική Λαπαροσκοπική Επέμβαση [13]

Η νέα προσέγγιση άνοιξε νέους ορίζοντες στο χώρο της χειρουργικής. Η δυνατότητα μεγέθυνσης της εικόνας του χειρουργικού πεδίου ενισχύει σημαντικά τη διακριτική ικανότητα του χειρουργού και τον οδηγεί σε ασφαλέστερες τομές στους ιστούς στο εσωτερικό του σώματος. Το γεγονός αυτό, σε συνδυασμό με την δραστική μείωση της έκτασης των επιφανειακών τομών οδηγεί σε σπουδαία ελάττωση της απώλειας αίματος του ασθενούς και κατά συνέπεια στη μείωση της πιθανότητας ο ασθενής να χρειαστεί μετάγγιση . Ακόμη, ο περιορισμός του τραύματος οδηγεί σε μικρότερη έκθεση του ασθενούς στον κίνδυνο λοιμώξεων αλλά και σε σημαντική μείωση του μετεγχειρητικού πόνου. Οι παραπάνω παράγοντες συντείνουν αφενός στην ελαχιστοποίηση της επικινδυνότητας της επέμβασης συνολικά, αφετέρου στη μείωση του χρόνου αποκατάστασης του ασθενούς. Κατά συνέπεια, μειώνεται και ο χρόνος παραμονής στο νοσοκομείο, γεγονός που ωφελεί τόσο τον ίδιο τον ασθενή, που μπορεί να επιστρέψει γρηγορότερα στην καθημερινότητα του, όσο και το ίδιο το νοσοκομείο που είναι σε θέση να εξυπηρετήσει άλλους ασθενείς γρηγορότερα. Τέλος, δεν πρέπει να παραβλεφθεί και η αισθητική βελτίωση του αποτελέσματος που προκύπτει από την αποφυγή των μακριών τομών [10,11].

Τα σπουδαία πλεονεκτήματα της νέας προσέγγισης εξάλειψαν τους ενδοιασμούς ακόμη και των συντηρητικότερων χειρουργών που στις πρώτες αναφορές έκαναν λόγο για «τεχνική χωρίς μέλλον» ή «χειρουργική - τσίρκο», και οδήγησαν στην αποδοχή της ως κλάδο της χειρουργικής μέσα σε διάστημα 2-3 χρόνων [14]. Ο ρυθμός ενσωμάτωσης της λαπαροσκοπικής χειρουργικής ήταν πρωτοφανής για τα χειρουργικά δεδομένα : Μέσα σε διάστημα 5 χρόνων, μετά από συνέδριο των Εθνικών Ινστιτούτων Υγείας, η λαπαροσκοπική χολοκυστεκτομή καθιερώθηκε ως η πρωτεύουσα επιλογή για την αντιμετώπιση της χολολιθίασης. Γρήγορα, εφαρμόστηκε και σε περιπτώσεις άλλων επεμβάσεων στην κοιλιακή χώρα όπως για παράδειγμα η αποκατάσταση κοίλης. Τα εντυπωσιακά αποτελέσματά της αποτέλεσαν το έναυσμα ώστε να επεκταθεί και σε περιπτώσεις εγχειρήσεων σε άλλες περιοχές του σώματος. Έτσι, η ελάχιστα επεμβατική χειρουργική βρίσκει εφαρμογή στην περιοχή του θώρακα όπως στην περίπτωση της βιοψίας πνευμόνων, στην γυναικολογική χειρουργική όπως στην εξέταση της πυελικής κοιλότητας και σε επεμβάσεις στην περιοχή της καρδιάς [9-11].

2.2.3 Η εξέλιξη στη ρομποτική χειρουργική

Η ελάχιστη επεμβατική προσέγγιση εισήλθε δυναμικά στο χώρο της χειρουργικής και, όπως ήταν φυσικό, τα αποτελέσματα που επεδείκνυε δημιούργησαν μεγάλες προσδοκίες στους κόλπους των χειρουργών. Η λαπαροσκόπηση φαινόταν να μπορεί να εφαρμοστεί σε πληθώρα άλλων χειρουργικών διαδικασιών, ωστόσο η τεράστια επιτυχία της λαπαροσκοπικής χολοκυστεκτομής δεν επαναλήφθηκε σε άλλες περιπτώσεις [9]. Παρά τα σημαντικά της πλεονεκτήματα, η νέα προσέγγιση παρουσιάζει και μια σειρά από εγγενείς περιορισμούς. Αρχικά, η εικόνα του χειρουργικού πεδίου, παρά τις βελτιώσεις και τη μεγέθυνση της, δεν παύει να είναι δισδιάστατη, και κατά συνέπεια είναι αδύνατο να μεταφερθεί η αίσθηση του βάθους. Επιπλέον, η ανάγκη ο χειρισμός του ενδοσκοπίου να γίνεται από δεύτερο πρόσωπο αφαιρεί από το χειρουργό τον πλήρη έλεγχο της εικόνας καθώς παράμετροι όπως η σταθερότητα και η εστίαση της κάμερας εξαρτώνται από τον χειριστή. Η απώλεια της τρίτης διάστασης στην εικόνα, σε συνδυασμό με την έλλειψη της αφής και γενικά της απτικής ανάδρασης καθιστούν δυσκολότερο τον ομαλό χειρισμό των ιστών. Ακόμη, σημαντικό μειονέκτημα αποτελεί ο φυσικός περιορισμός της ελευθερίας κινήσεων : Η χρήση των trocar που είναι σταθεροποιημένα στο κοιλιακό τείχος οδηγεί στην απώλεια βαθμών ελευθερίας. Έτσι, τα λαπαροσκοπικά εργαλεία διαθέτουν μόνο 4 βαθμούς ελευθερίας, σε αντίθεση με το ανθρώπινο χέρι που έχει 7, και ως εκ τούτου υστερούν σε περιπτώσεις όπου απαιτείται υψηλή δεξιότητα. Τέλος, η δυσκαμψία του κοιλιακού τείχους δημιουργεί δυνάμεις αντίθετες προς την κίνηση των εργαλείων, τις οποίες ο χειρουργός χρειάζεται να καταβάλει προσπάθεια για να υπερνικήσει, γεγονός που καθιστά την επέμβαση κουραστική και επίπονη διαδικασία για εκείνον. Εξ' άλλου, το πρόβλημα αυτό εντείνεται αν ληφθεί υπόψη ότι η θέση του χειρουργού είναι εκ των πραγμάτων ελάχιστη εργονομική [7].

Τα παραπάνω προβλήματα, περιόριζαν σημαντικά το πεδίο εφαρμογής της ελάχιστη επεμβατικής προσέγγισης ενώ υπονόμευαν τις επιδόσεις της. Ήταν, κατά συνέπεια, ανάγκη να αναπτυχθούν λύσεις ώστε αυτά να ξεπεραστούν. Σε αυτήν ακριβώς την προσπάθεια έχει τις ρίζες της η ενσωμάτωση του πολλά υποσχόμενου τεχνολογικού κλάδου της ρομποτικής στην χειρουργική και η δημιουργία ενός καινούργιου χειρουργικού τομέα : της ρομποτικής χειρουργικής.

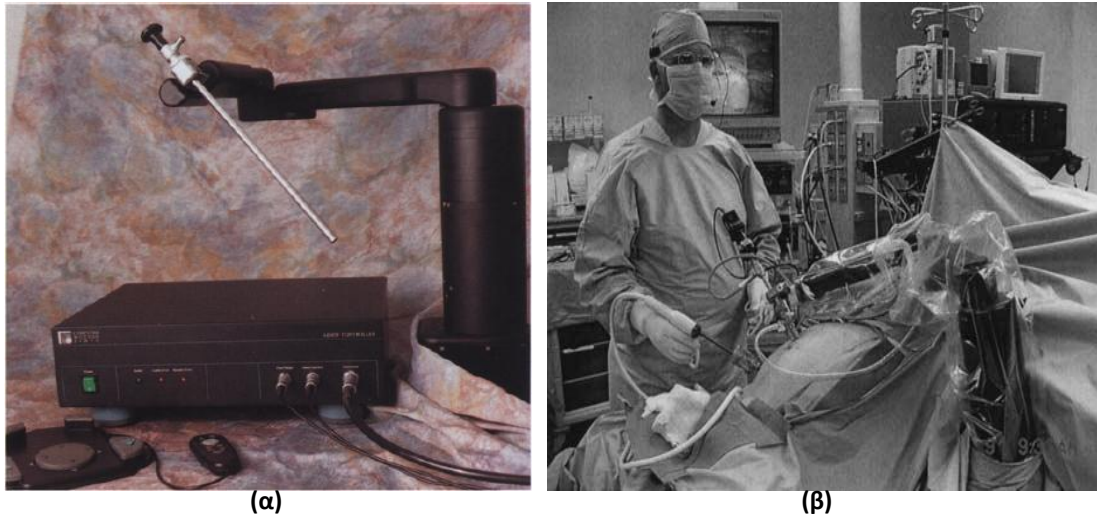
Η ενσωμάτωση της ρομποτικής τεχνολογίας στην χειρουργική ξεκινά με την εμφάνιση του πρώτου ρομποτικού βραχίονα Puma 560, ενός ρομποτικού συστήματος που χρησιμοποιήθηκε από τον Kwoh για την διεξαγωγή νευροχειρουργικών βιοψιών το 1985, και αργότερα το 1988 από τον Davies για την πραγματοποίηση διουρηθρικής προστατεκτομής. Συν τω χρόνω, το σύστημα αυτό οδήγησε στην ανάπτυξη του PROBOT, ενός συστήματος που σχεδιάστηκε από την

Integrated Medical Supplies Ltd. αποκλειστικά για τη διεξαγωγή της συγκεκριμένης επέμβασης [15]. Την ίδια εποχή, η ίδια εταιρία κατασκεύασε το ROBODOC, ένα παρεμφερές σύστημα με αποκλειστικό πεδίο εφαρμογής την διαμόρφωση του μηριαίου οστού στις επεμβάσεις αρθροπλαστικής του ισχίου [16], το οποίο αποτέλεσε και το πρώτο ρομποτικό χειρουργικό σύστημα που εγκρίθηκε από τον οργανισμό Διεύθυνσης Τροφίμων και Φαρμάκων των ΗΠΑ (**Food and Drug Administration – FDA**).

Ένα από τα ισχυρότερα κίνητρα για την ανάπτυξη της ρομποτικής χειρουργικής, αποτέλεσε η ιδέα της τηλε-χειρουργικής, δηλαδή της διενέργειας επέμβασης χρησιμοποιώντας ένα ρομποτικό σύστημα του οποίου ο χειρισμός γίνεται εξ' αποστάσεως. Η ιδέα αυτή, την οποία αρχικά εμπνεύστηκαν ερευνητές της αμερικανικής Εθνικής Υπηρεσίας Αεροναυπηγικής και Διαστήματος (**National Air and Space Agency – NASA**), άρχισε να τίθεται σε εφαρμογή στις αρχές της δεκαετίας 1990 με τη σύμπραξη του εργαστηρίου Ames της NASA και του Ερευνητικού Ινστιτούτου του Stanford (**Stanford Research Institute - SRI**). Οι εργασίες των ερευνητών αυτών γρήγορα έγιναν αντιληπτές από τον αμερικανικό στρατό που ενδιαφέρθηκε για την εφαρμογή τους με σκοπό την μείωση των απωλειών στο πεδίο της μάχης. Έτσι, με στρατιωτικές επιχορηγήσεις αναπτύχθηκε ένα όχημα εξοπλισμένο με ρομποτικά συστήματα ικανά να χειρουργήσουν τηλεχειριζόμενα από έμπειρο χειρουργό. Το σύστημα αυτό έχει δοκιμαστεί επιτυχώς σε ζώα αλλά δεν έχει ακόμα εφαρμοστεί σε πραγματικές συνθήκες [16].

2.2.3.1 Ο Ρομποτικός βραχίονας AESOP

Η έρευνα υπό την επιχορήγηση του αμερικανικού στρατού, δεν άργησε να επεκταθεί και σε εμπορικές εφαρμογές. Το 1994 η αμερικανική εταιρία **Computer Motion, Inc.** κατασκεύασε τον πρώτο εμπορικά διαθέσιμο ρομποτικό βραχίονα, για το αυτόματο χειρισμό του ενδοσκοπίου [17] και το ονόμασε Αυτόματο Ενδοσκοπικό Σύστημα για Βέλτιστη Τοποθέτηση (**Automated Endoscopic System for Optimal Positioning - AESOP**). Η ανάπτυξη του *AESOP* έχει τις ρίζες της επίσης σε έρευνα της NASA με σκοπό την κατασκευή ενός ρομποτικού βραχίονα στα πλαίσια του αμερικανικού προγράμματος για την εξερεύνηση του διαστήματος. Αργότερα ο βραχίονας τροποποιήθηκε έτσι ώστε να έχει τη δυνατότητα να συγκρατεί το ενδοσκόπιο (Σχήμα 2.3) και να ελέγχεται με την ανθρώπινη φωνή, σε αντίθεση με τις πρώτες εκδόσεις του που επέτρεπαν αποκλειστικά μηχανικό χειρισμό [18]. Μέσα στον ίδιο χρόνο στον οποίο διατέθηκε στο εμπόριο, το *AESOP* εγκρίθηκε από τον οργανισμό FDA και αποτέλεσε το πρώτο εγκεκριμένο από τον FDA ρομποτικό σύστημα για χρήση στην λαπαροσκοπική χειρουργική.



Σχήμα 2.3 (α) Μια από τις πρώτες εκδόσεις του AESOP [19], (β) Η τελική τροποποιημένη έκδοση για εφαρμογή στη λαπαροσκοπική χειρουργική [18]

Η συνεισφορά του συστήματος στην διαδικασία της λαπαροσκοπικής επέμβασης είναι σημαντικότερη, καθώς δίνει τη δυνατότητα στον χειρουργό να έχει τον πλήρη έλεγχο του ενδοσκοπίου εξαλείφοντας την ανάγκη για βοηθό χειριστή. Με απλές φωνητικές εντολές, ο χειρουργός μπορεί να τοποθετήσει το ενδοσκόπιο σε κατάλληλη θέση, η να επιτύχει το επιθυμητό επίπεδο εστίασης. Ιδιαίτερα σημαντικό είναι το πλεονέκτημα που προσφέρει η σταθερή λαβή του βραχίονα σε σύγκριση με το ανθρώπινο χέρι, το οποίο μετά από κάποιο χρονικό διάστημα χάνει τη σταθερότητα του λόγω κόπωσης. Φυσικά, πέρα από τα πλεονεκτήματά του, το AESOP παρουσιάζει και περιορισμούς με βασικότερο τη χρονική καθυστέρηση που εισάγει στη διαδικασία, καθώς οι κινήσεις του βραχίονα είναι αρκετά πιο αργές από εκείνες ενός ανθρώπινου χειριστή. Ακόμη, ο φωνητικός έλεγχος απαιτεί διαρκή ομιλία από τον χειρουργό την οποία η υπόλοιπη ομάδα ενδεχομένως να θεωρεί αποσυντονιστική [18].

2.2.3.2 Το Ρομποτικό Χειρουργικό Σύστημα Da Vinci

Κατά κοινή παραδοχή το χειρουργικό σύστημα *Da Vinci*, δημιούργημα της **Intuitive Surgical Inc.**, αποτελεί την αιχμή της τεχνολογίας της ρομποτικής χειρουργικής ως το πληρέστερο και πιο εξελιγμένο. Το σύστημα αυτό, που αποτελεί εξέλιξη των προϊόντων της έρευνας της NASA και του αμερικανικού στρατού, διατέθηκε στο εμπόριο το 1995 [20] με σκοπό την υλοποίηση της πολυπόθητης χειρουργικής εξ' αποστάσεως. Το *Da Vinci* αποτελείται ουσιαστικά από τρία κομμάτια : 1) Έναν πύργο με το ηλεκτρονικό σύστημα για τη λήψη της εικόνας, τοποθετημένο πάνω σε ένα βαγονάκι, που περιλαμβάνει την διπλή πηγή φωτός και τους ελεγκτές των δύο καμερών, 2) Ένα σύμπλεγμα τριών ρομποτικών βραχιόνων, τοποθετημένο επίσης πάνω σε κινητό βαγονάκι και 3) Την κονσόλα χειρισμού όλου του συστήματος όπου

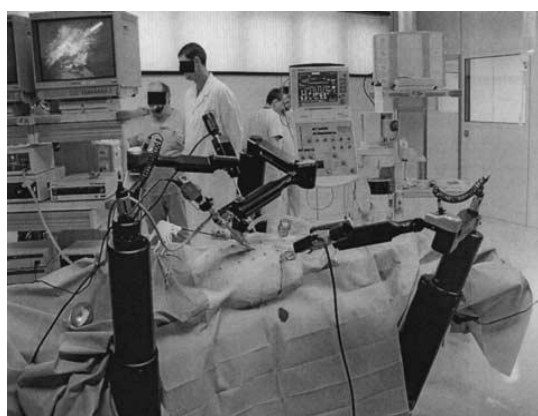
κάθεται ο χειρουργός (Σχήμα 2.4(β)). Οι δύο βραχίονες φέρουν τα χειρουργικά εργαλεία και προσομοιάζουν τα δύο χέρια του χειρουργού, ενώ ο τρίτος συγκρατεί την διπλή κάμερα. Η κονσόλα περιλαμβάνει τα δύο χειριστήρια μέσω των οποίων ο χειρουργός ελέγχει τους ρομποτικούς βραχίονες, πετάλια ποδός για τον έλεγχο εστίασης της κάμερας και άλλων στοιχείων όπως ο ηλεκτροκαυτηριασμός [16] καθώς και το σύστημα απεικόνισης. Για τον έλεγχο των βραχιόνων μεσολαβεί ο υπολογιστής που περιέχεται στην κονσόλα, ο οποίος μεταφράζει τις κινήσεις των χειριστηρίων σε κινήσεις των ρομποτικών βραχιόνων παρακολουθώντας κάθε στιγμή τη θέση ενός συγκεκριμένου σημείου κοντά στην άκρη κάθε trocar. Έτσι ο χειρουργός είναι σε θέση να διεξάγει την επέμβαση απομακρυσμένα παρακολουθώντας την εικόνα στο σύστημα απεικόνισης που αποτελείται από ειδικά κιάλια μέσα στα οποία μπορεί να βλέπει το χειρουργικό πεδίο τρισδιάστατα. Η τρισδιάστατη απεικόνιση είναι δυνατή μέσω της χρήσης της διπλής κάμερας που καταγράφει δύο εικόνες ταυτόχρονα, και τις μεταδίδει σε δύο οθόνες μέσα στην κονσόλα. Οι δυο εικόνες συγχρονίζονται απόλυτα από τον υπολογιστή και, αφού υποστούν κατάλληλη επεξεργασία, μεταδίδονται μέσω καθρεπτών στα κιάλια παραμένοντας διαχωρισμένες ώστε το αριστερό μάτι να παρακολουθεί την αριστερή και το δεξιό τη δεξιά εικόνα αντίστοιχα[18]. Η τελική τρισδιάστατη εικόνα προβάλλεται πάνω από τα χέρια του χειρουργού δίνοντας του την ψευδαίσθηση ότι τα εργαλεία αποτελούν προέκταση των χειριστηρίων και συνεπώς ότι χειρουργεί άμεσα τον ασθενή [16](Σχήμα 2.4(β)).



Σχήμα 2.4 (α) Η κονσόλα χειρισμού και το σύστημα των ρομποτικών βραχιόνων του Da Vinci [20], (β) Τα χειριστήρια του Da Vinci και η τεχνική προβολής της εικόνας του χειρουργικού πεδίου με τέτοιο τρόπο, ώστε να δίνεται στο χειρουργό η ψευδαίσθηση ότι χειρουργεί άμεσα τον ασθενή [17]

2.2.3.3 Το Ρομποτικό Χειρουργικό Σύστημα Zeus

Ακολουθώντας τον ίδιο δρόμο, η εταιρία που δημιούργησε το *AESOP* προχώρησε στο σχεδιασμό ενός σαφώς πιο σύνθετου ρομποτικού χειρουργικού συστήματος ως απάντηση στο *Da Vinci*. Έτσι, το 1998 η **Computer Motion, Inc** κατασκεύασε και διέθεσε στο εμπόριο το ρομποτικό σύστημα *Zeus*, που παρουσιάζει πολλές ομοιότητες με το πρώτο. Το *Zeus* αποτελείται από μια πλατφόρμα με τρεις ρομποτικούς βραχίονες καθώς και μια απομακρυσμένη κονσόλα για τον χειρισμό τους. Οι δύο ρομποτικοί βραχίονες υποκαθιστούσαν τα δύο χέρια του χειρουργού ενώ ο τρίτος ήταν ένας βραχίονας *AESOP* επιφορτισμένος με τον χειρισμό του ενδοσκοπίου. Οι βραχίονες στερεώνονταν στο χειρουργικό τραπέζι (Σχήμα 2.5(β)), σε αντίθεση με το *Da Vinci* όπου οι βραχίονες είναι κινητοί. Ο χειρουργός ήταν σε θέση να διεξάγει την επέμβαση απομακρυσμένα, ελέγχοντας τους βραχίονες μέσω ειδικών λαβών οι οποίες στα πρώτα μοντέλα του συστήματος προσομοίαζαν λαπαροσκοπικά εργαλεία ενώ αργότερα αντικαταστάθηκαν από, πιο εργονομικές, σφαιροειδείς λαβές (Σχήμα 2.5(β)). Οι κινήσεις των λαβών μεταφράζονταν από έναν, ενσωματωμένο στην κονσόλα, υπολογιστή σε αντίστοιχες κινήσεις των χειρουργικών εργαλείων των ρομποτικών βραχιόνων. Ο υπολογιστής παρακολουθούσε τη θέση ενός σημείου στις άκρες των εργαλείων και της κάμερας και όχι των *trocar* όπως συμβαίνει στο *Da Vinci*. Ακόμη, μέσω τεχνικών 3-D απεικόνισης που υλοποιούνται από τον υπολογιστή, η εικόνα του χειρουργικού πεδίου παρουσιάζόταν τρισδιάστατη. Η μόνη επιπλέον απαίτηση από το χειρουργό ήταν η χρήση ειδικών γυαλιών. Παρά την αρχική του επιτυχία, η κυκλοφορία του *Zeus* διακόπηκε το 2003, όταν η παραγωγός εταιρία **Computer Motion, Inc.** συγχωνεύτηκε με την **Intuitive Surgical Inc.** προκειμένου οι προσπάθειες των επιστημόνων να εστιαστούν στην περαιτέρω βελτίωση του *Da Vinci*.



(α)



(β)

Σχήμα 2.5 (α) Το σύστημα των ρομποτικών βραχιόνων του Zeus (β) Η θέση του χειρουργού στην κονσόλα του Zeus. Στο αριστερό μέρος φαίνονται τα σφαιροειδή χειριστήρια [18]

2.2.3.4 Πλεονεκτήματα της Ρομποτικής Χειρουργικής

Αν και ο κλάδος της ρομποτικής χειρουργικής ουσιαστικά εγκαινιάστηκε με το *AESOP*, τα *Zeus* και *Da Vinci* έδωσαν ουσιαστικά υπόσταση στην έννοια του όρου. Με τη συνδρομή τους αντιμετωπίστηκαν επιτυχώς αρκετά σημαντικά προβλήματα της απλής λαπαροσκοπικής χειρουργικής. Αρχικά, τα συστήματα αυτά έδωσαν λύση στο πρόβλημα της άβολης θέσης του χειρουργού, δίνοντας του τη δυνατότητα να διεξάγει την επέμβαση καθισμένος σε αναπαυτική πολυθρόνα. Ακόμη, εξάλειψαν το μειονέκτημα της απώλειας της τρίτης διάστασης παρέχοντας στο χειρουργό τη δυνατότητα να χειρουργεί σαν να έχει άμεση οπτική επαφή με το χειρουργικό πεδίο. Η αναβάθμιση αυτή της εικόνας σε τρισδιάστατη οδηγεί σε σημαντική βελτίωση των επιδόσεων του χειρουργού τόσο ως προς το χρόνο διεξαγωγής των επιμέρους χειρουργικών διαδικασιών όσο και ως προς το ποσοστό λαθών [21]. Επιπλέον, ο φυσιολογικός τρόμος των χεριών του χειρουργού και τα προβλήματα που ενδεχομένως δημιουργούσε εκμηδενίστηκαν μέσω της δυνατότητας του υπολογιστή να κλιμακώνει κατάλληλα τις κινήσεις του χειρουργού σε σχέση με τις κινήσεις των βραχιόνων. Η κλιμάκωση αυτή παρείχε ακόμη περισσότερη ασφάλεια κατά την επέμβαση, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου ο χώρος ήταν περιορισμένος και η πιθανότητα τραυματισμού γειτονικών ιστών μεγάλη. Ακόμη, τα χειρουργικά εργαλεία των ρομποτικών βραχιόνων αρθρώνονται κατάλληλα ώστε να προσφέρουν 7 βαθμούς ελευθερίας, σε αντίθεση με τους 4 της απλής λαπαροσκοπικής χειρουργικής, παρέχοντας έτσι στο χειρουργό σημαντικά μεγαλύτερη ελευθερία κινήσεων.

Η πραγματική, όμως, επανάσταση που έφεραν τα συστήματα αυτά συνίσταται στην υλοποίηση της χειρουργικής εξ' αποστάσεως ή τηλε-χειρουργικής. Το 2002 μια ομάδα επιστημόνων έφερε σε πέρας ένα ιστορικό πείραμα: Οι Ghodussi et al. πραγματοποίησαν μια πειραματική χολοκυστεκτομή κατά την οποία ο χειρουργός βρισκόταν στη Νέα Υόρκη των ΗΠΑ και ο ασθενής – ένας χοίρος – στο Στρασβούργο της Γαλλίας [22]. Τον ίδιο χρόνο οι Marescaux et al. προχώρησαν ένα βήμα παραπάνω διεξάγοντας την ίδια εγχείρηση ανάμεσα στις ίδιες περιοχές και με το ίδιο σύστημα σε μια 68χρονη γυναίκα [23]. Η υπερατλαντική αυτή εγχείρηση, που διήρκησε μόλις 54 λεπτά και στέφθηκε από απόλυτη επιτυχία, αποτελεί ένα εντυπωσιακό κατόρθωμα και χαράζει νέους ορίζοντες στον κλάδο της επιστήμης της υγείας συνολικά καθώς δημιουργεί την προοπτική εξάλειψης του προβλήματος της απόστασης ασθενούς – χειρουργού. Πιο συγκεκριμένα, θέτει τις βάσεις για τη μελλοντική ανάπτυξη χειρουργικών μονάδων σε απομακρυσμένες περιοχές που παρουσιάζουν έλλειψη εξειδικευμένου χειρουργικού προσωπικού, βελτιώνοντας κατακόρυφα την ποιότητα υπηρεσιών που μπορούν να παρασχεθούν στους κατοίκους των περιοχών αυτών.

Παρά τα σπουδαία πλεονεκτήματα που παρατέθηκαν παραπάνω, η ρομποτική χειρουργική παρουσιάζει μειονεκτήματα που έχουν ως τώρα περιορίσει το εύρος του πεδίου εφαρμογής της. Αρχικά, όπως και στη λαπαροσκοπική χειρουργική, το πρόβλημα της έλλειψης αφής και γενικά απτικής ανάδρασης παραμένει, αποξενώνοντας το χειρουργό από το χειρουργικό πεδίο και αφαιρώντας του σημαντική πληροφορία ως προς την επέμβαση. Επιπλέον, τα ρομποτικά συστήματα είναι αρκετά ογκώδη αυξάνοντας έτσι τις απαιτήσεις σε χώρο στο χειρουργικό δωμάτιο και δημιουργώντας προβλήματα ελευθερίας κινήσεων στην υπόλοιπη χειρουργική ομάδα. Τέλος, ιδιαίτερα σημαντικό μειονέκτημα αποτελεί το υψηλότερο κόστος των ρομποτικών συστημάτων που αγγίζει το 1 εκατομμύριο δολάρια, και καθιστά την ενσωμάτωση τους στα νοσοκομεία ιδιαίτερα δύσκολη [16,18].

2.3 Μοντελοποίηση Χειρουργικής Δεξιότητας

2.3.1 Μοντελοποίηση Χειρουργικής Δεξιότητας : Κίνητρα και Προκλήσεις

Η ελάχιστη επεμβατική προσέγγιση θεμελιώθηκε ως καινούργιος κλάδος της χειρουργικής παρέχοντας σημαντικά πλεονεκτήματα τόσο από την πλευρά του χειρουργού όσο και από την πλευρά του ασθενούς. Πέρα, ωστόσο, από τις όποιες βελτιώσεις στο κομμάτι της εγχείρησης αυτής καθεαυτής, η φύση της νέας προσέγγισης θέτει καινούργιες προκλήσεις σε μια σειρά από τεχνολογικούς κλάδους και ιδιαίτερα σε αυτούς της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης. Η διεξαγωγή της εγχείρησης γίνεται αποκλειστικά με τη χρήση χειρουργικών εργαλείων χωρίς να επεμβαίνει άμεσα ανθρώπινο χέρι. Το γεγονός αυτό καθιστά σαφώς ευκολότερη την καταγραφή των χειρουργικών κινήσεων σε σχέση με την κλασική ανοιχτή χειρουργική. Με τοποθέτηση κατάλληλων ανιχνευτών και αισθητήρων πάνω στα λαπαροσκοπικά εργαλεία, είναι δυνατή η λήψη ποικίλων πληροφοριών όσον αφορά την επέμβαση, όπως η τροχιά των εργαλείων ή οι δυνάμεις και ροπές που αναπτύσσονται. Στην περίπτωση των ρομποτικών συστημάτων δε, όπως το *Da Vinci*, υπάρχει ήδη το υπόβαθρο για την

καταγραφή ενός τεράστιου πλήθους παραμέτρων σχετικών με την κίνηση των εργαλείων και την αλληλεπίδραση τους με τους ιστούς. Η απλότητα αυτή στην καταγραφή των χειρουργικών κινήσεων που εμπλέκονται στην ελάχιστα επεμβατική προσέγγιση, έδωσε το έναυσμα για την ενδεδειγμένη μελέτη τους προκειμένου να αντιμετωπιστούν μια σειρά από ζητήματα.

Μια από τις σημαντικότερες προκλήσεις στους κόλπους της χειρουργικής αποτελούσε ανέκαθεν η εκπαίδευση των αρχάριων χειρουργών. Η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα και ως επί το πλείστον, συνίσταται στην διεξαγωγή εγχειρήσεων, συνηθέστερα σε ζώα ή πτώματα, υπό την επιτήρηση ενός έμπειρου χειρουργού. Ωστόσο το κόστος και η έλλειψη επαρκούς αριθμού τέτοιου είδους δοκιμών για επέμβαση οδήγησαν στην ανάγκη εξεύρεσης εναλλακτικών μεθόδων εκπαίδευσης. Έτσι αναπτύχθηκαν χειρουργικοί προσομοιωτές. Σε κάθε περίπτωση ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι εκπαίδευσης παρουσιάζουν το εγγενές πρόβλημα της έλλειψης αντικειμενικών κριτηρίων για την αξιολόγηση της χειρουργικής ικανότητας [24].

Στο σημείο αυτό φαίνεται η σημασία της μελέτης των χειρουργικών κινήσεων της ελάχιστα επεμβατικής χειρουργικής : Η ευκολία της καταγραφής τους καθιστά εφικτή την επεξεργασία και κατ' επέκταση την μοντελοποίηση τους. Η μοντελοποίηση των χειρουργικών διαδικασιών, δηλαδή η συγκρότηση μιας συμπαγούς μαθηματικής περιγραφής τους, αποτελεί ένα ιδιαίτερα σημαντικό κατόρθωμα με πολλά ωφέλιμα αποτελέσματα. Ένα μαθηματικό μοντέλο, μιας χειρουργικής διαδικασίας αποτελεί μια βάση για την αντικειμενική αξιολόγηση της ικανότητας ενός χειρουργού στο πεδίο της ελάχιστα επεμβατικής χειρουργικής. Ως εκ τούτου η κατασκευή ενός τέτοιου μοντέλου θα συμβάλει, αρχικά, στη βελτίωση της ποιότητας της εκπαίδευσης και της αξιολόγησης μέσω της θεμελίωσης αντικειμενικών κριτηρίων. Υπό συνθήκες δε, θα καταστήσει δυνατή την αυτόματη αξιολόγηση της χειρουργικής ικανότητας θέτοντας τις βάσεις για την ανάπτυξη πιο εξελιγμένων λαπαροσκοπικών προσομοιωτών η χρήση των οποίων θα μπορούσε ενδεχομένως να μειώσει την ανάγκη παρουσίας έμπειρου χειρουργού κατά την εκπαίδευση.

Το πεδίο εφαρμογών ενός τέτοιου μοντέλου, όμως, δε σταματά στην εκτίμηση της χειρουργικής ικανότητας. Μακροπρόθεσμα, ένα επιτυχημένο μοντέλο θα μπορούσε να συμμετάσχει ενεργά στην εκπαίδευση ενός νέου χειρουργού διορθώνοντας μέσω ανάδρασης δύναμης τις κινήσεις του εκπαιδευόμενου στον λαπαροσκοπικό προσομοιωτή, συμβάλλοντας ακόμη πιο καθοριστικά στην βελτίωση του επιπέδου εκπαίδευσης. Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω, η σημασία παραγωγής μοντέλων χειρουργικών διαδικασιών γίνεται ξεκάθαρη.

2.3.2 Σχετική Έρευνα

Η μοντελοποίηση και ευρύτερα το συγγενές πρόβλημα της αναγνώρισης χειρουργικών κινήσεων έχει απασχολήσει ένα πλήθος επιστημόνων οι οποίοι έχουν επιστρατεύσει ποικίλες τεχνικές για την προσέγγισή του.

Οι Rosen et al. επιχείρησαν αρχικά την εξαγωγή μοντέλου βασιζόμενοι σε δεδομένα δυνάμεων και ροπών καθώς και οπτική πληροφορία της άκρης των λαπαροσκοπικών εργαλείων κατά την αλληλεπίδραση τους με τους ιστούς. Στην προσπάθειά τους αυτή βασίστηκαν στη θεωρία των μαρκοβιανών μοντέλων [25,26]. Η ίδια ομάδα επιστημόνων ανέπτυξε αργότερα, το BLUE Dragon [27], ένα σύστημα με σκοπό την καταγραφή της δυναμικής και της κινηματικής δύο λαπαροσκοπικών εργαλείων. Το BLUE Dragon συνίσταται σε δύο μηχανισμούς αποτελούμενους από 4 συνδέσμους που προσαρμόζονται στα λαπαροσκοπικά εργαλεία (Σχήμα 2.6). Κατάλληλα τοποθετημένοι αισθητήρες καταγράφουν την κίνηση των εργαλείων καθώς και τις δυνάμεις και ροπές που αναπτύσσονται κατά τη διάρκεια της επέμβασης. Μέσω του συστήματος αυτού, έγινε εφικτή η καταγραφή των δυνάμεων ροπών ως προς καθέναν από τους τρεις άξονες καθώς και η θέση και ο προσανατολισμός των λαπαροσκοπικών εργαλείων. Η χειρουργική διαδικασία που μελετήθηκε ήταν το δέσιμο ενός κόμπου στο εσωτερικό του σώματος ενός χοίρου, για την ελήφθησαν δεδομένα από μια ομάδα 30 χειρουργών με διαφορετικά επίπεδα εμπειρίας. Με τη βοήθεια ενός έμπειρου χειρουργού καθορίστηκαν 15 διακριτές φάσεις της διαδικασίας που αποτέλεσαν το χώρο καταστάσεων του μοντέλου. Εν συνεχεία, κατόπιν υποδείξεων του χειρουργού έγινε κατάτμηση του χρονικού σήματος των δεδομένων και αντιστοιχία κάθε τμήματος με μια από τις 15 καταστάσεις. Βάσει των αντιστοιχιών αυτών εξήχθη ένα απλό μαρκοβιανό μοντέλο για κάθε ένα από τα δύο εργαλεία καθώς και ένας πίνακας συσχέτισης των δυο εργαλείων μεταξύ τους[28].



Σχήμα 2.6 Το σύστημα BLUE Dragon [28]

Παρ' ότι τα αποτελέσματα των Rosen et al. ήταν ενθαρρυντικά, η δουλειά τους άφηνε πολλά περιθώρια εξέλιξης. Το γεγονός ότι η μοντελοποίηση βασιζόταν σε υποδείξεις έμπειρων χειρουργών σχετικά με την αντιστοιχία των τμημάτων της διαδικασίας σε καταστάσεις αποτελούσε σημείο που επιδεχόταν βελτίωση έτσι ώστε η κατάτμηση της διαδικασίας να γίνεται αυτόματα. Προς την κατεύθυνση αυτή κινήθηκαν οι Lin et al. το 2005 [24]. Χρησιμοποιώντας το σύστημα *Da Vinci*, το οποίο παρουσιάστηκε στην ενότητα 2.2.3.2, και αξιοποιώντας την υποδομή που αυτό διαθέτει για την καταγραφή πληθώρας μεταβλητών που αφορούν την χειρουργική διαδικασία, επιχείρησαν την αυτόματη κατάτμηση και αναγνώρισή της. Η υπό μελέτη διαδικασία ήταν η συρραφή. Στα πλαίσια της εργασίας τους όρισαν ένα λεξιλόγιο από 8 βασικές χειρουργικές κινήσεις, οι οποίες παρατηρούνταν κατά τη συγκεκριμένη διαδικασία. Έτσι, η αυτόματη κατάτμηση συνίστατο στην αρχική τμηματοποίηση του σήματος της διαδικασίας, και στη συνέχεια στο ταίριασμα κάθε τμήματος με μια κίνηση του λεξιλογίου. Για το σκοπό αυτό, πραγματοποιήθηκε κατάλληλη επεξεργασία και μείωση της διαστατικότητας των δεδομένων, καθώς το αρχικό σήμα ήταν 78-διάστατο, και στη συνέχεια η τελική κατηγοριοποίηση έγινε με την εκπαίδευση ενός Bayesian ταξινομητή.

Τα τελικά αποτελέσματα της μελέτης ήταν ιδιαίτερα ικανοποιητικά, με ποσοστά επιτυχίας που ξεπέρασαν το 90 %. Η αυτόματη κατάτμηση της χειρουργικής διαδικασίας ήταν πολύ κοντά στην πραγματικότητα, με τα όποια σφάλματα να συμβαίνουν κατά τις μεταβάσεις από τη μια κατηγορία στην άλλη.

Οι Reiley et al. βασίστηκαν στη μελέτη των Lin et al. εξερευνώντας διαφορετικές μεθόδους στατιστικής επεξεργασίας όσον αφορά την αυτόματη κατάτμηση και αναγνώριση χειρουργικών κινήσεων [2]. Στόχος τους ήταν η βελτίωση τόσο των ποσοστών επιτυχίας όσο και της ευρωστίας της αναγνώρισης. Για το σκοπό αυτό, διεξήγαν πειράματα με μεγαλύτερο αριθμό χειρουργών. Η αύξηση αυτή είχε ως συνέπεια αυξημένη διαφοροποίηση ανάμεσα στα δείγματα, με αποτέλεσμα να χρειαστεί να διευρυνθεί το λεξιλόγιο βασικών κινήσεων από 8 σε 11. Ως συμπλήρωμα στην προηγούμενη εργασία, μελετήθηκε η συμπεριφορά στοχαστικών μοντέλων όπως τα κρυφά μαρκοβιανά μοντέλα και τα μοντέλα γκαουσιανών μειγμάτων. Με αυτόν τον τρόπο, επιτεύχθηκαν ποσοστά επιτυχίας αναγνώρισης πάνω από 92 % όσον αφορά κάθε χειρουργό ξεχωριστά. Στη συνέχεια επιχειρήθηκε η αναγνώριση με βάση μείγμα δειγμάτων από πολλούς χειρουργούς οπότε το ποσοστό επιτυχίας μειώθηκε φτάνοντας λίγο πάνω από το 70 %. Σε αυτήν την περίπτωση μελετήθηκαν επιπλέον μέθοδοι και παρατηρήθηκε ότι η μέγιστη ευρωστία επιτεύχθηκε με τη χρήση μιας εναλλακτικής μεθόδου στοχαστικής επεξεργασίας, της γραμμικής παλινδρόμησης μέγιστης πιθανοφάνειας.

Με βάση αυτή την ερευνητική δραστηριότητα στο διεθνή χώρο, αλλά και την πρότερη ερευνητική προσπάθεια στο εργαστήριο ρομποτικής της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, επί ενός προσομοιωτή εικονικής πραγματικότητας με απτική ανάδραση (σε συγκεκριμένη προσομοιούμενη επέμβαση παρακέντησης) αλλά βασισμένη σε προδιαγεγραμμένα μέτρα αξιολόγησης χειρουργικής επίδοσης και όχι σε αυτοματοποιημένες στοχαστικές διαδικασίες κατάτμησης δεξιοτήτων [29], στην παρούσα εργασία επιχειρείται η ανάπτυξη μιας νέας προσέγγισης στην κατεύθυνση της μοντελοποίησης της χειρουργικής δεξιότητας εν γένει. Σε αυτά τα πλαίσια, μελετάται μια απλούστερη, ως προς την πολυπλοκότητα της, εκπαιδευτική χειρουργική διαδικασία Λήψης – Εναπόθεσης. Η προσέγγιση που υιοθετείται επιχειρεί την μοντελοποίηση και αυτόματη κατάτμησης της διαδικασίας καθώς και την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας χωρίς τον προκαθορισμό κάποιου συνόλου βασικών κινήσεων, βασιζόμενη σε Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα με αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων.

Κεφάλαιο 3

Θεωρητικό Υπόβαθρο

3.1 Εισαγωγή

Προκειμένου να παρουσιαστεί η προσέγγιση του προβλήματος της μοντελοποίησης των κινήσεων των χειρουργικών εργαλείων, κρίνεται απαραίτητη η διεξοδική ανάλυση της θεωρίας των μαθηματικών εργαλείων, μεθόδων και τεχνικών που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή. Το κεφάλαιο αυτό, επιτελεί ακριβώς αυτόν το ρόλο, θέτοντας τις βάσεις για τη μετέπειτα περιγραφή της προσέγγισης της παρούσας εργασίας.

Δεδομένου ότι ο πυρήνας της προσέγγισης αυτής συνίσταται στη χρήση *Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων*, το μεγαλύτερο μέρος του κεφαλαίου αφιερώνεται σε αυτά. Στη συνέχεια παρουσιάζεται το πλαίσιο που υιοθετήθηκε σχετικά με την εξαγωγή γεωμετρικών χαρακτηριστικών από διακριτές καμπύλες καθώς και μια περιγραφή ενός είδους νευρωνικού δικτύου, του *Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου* που χρησιμοποιήθηκε για να υποστηριχθεί η δυνατότητα της αυτόματης κατάτμησης.

3.2 Μαρκοβιανά Μοντέλα

Η μοντελοποίηση της κίνησης των εργαλείων, όπως προαναφέρθηκε, βασίστηκε στα *Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models - HMM)* τα οποία χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές που περιλαμβάνουν τη μοντελοποίηση στοχαστικών χρονικών σημάτων, με χαρακτηριστικότερο παράδειγμα την αναγνώριση φωνής. Για λόγους πληρότητας, αρχικά θα γίνει μια επισκόπηση των απλών Μαρκοβιανών Μοντέλων, των οποίων τα HMM αποτελούν εξέλιξη, και στη συνέχεια η θεωρητική ανάλυση των HMM.

3.2.1 Απλά Μαρκοβιανά Μοντέλα

Η μοντελοποίηση μιας στοχαστικής διαδικασίας με ένα απλό Μαρκοβιανό Μοντέλο ξεκινά με την τμηματοποίηση της παρατηρήσιμης εξόδου της, δηλαδή ενός ή περισσότερων χρονικών σημάτων, σε στοιχειώδη τμήματα που καλούνται *σύμβολα παρατήρησης*. Έτσι, το προκύπτον χρονικό σήμα είναι μια χρονική ακολουθία συμβόλων $\mathcal{O} = O_1 O_2 \dots O_T$, που αντιστοιχούν στις διακριτές χρονικές στιγμές $t = 1, 2, 3, \dots, T$, η οποία καλείται *ακολουθία παρατήρησης*. Λαμβάνοντας ως απλούστερο παράδειγμα στοχαστικής διαδικασίας τις διαδοχικές ρίψεις «δίκαιου» νομίσματος τα πιθανά σύμβολα παρατήρησης θα ήταν Κ (Κορώνα) και Γ (γράμματα) και επομένως μια πιθανή σειρά παρατήρησης θα ήταν λ.χ. η εξής : $\mathcal{O}_{\text{κερμα}} = KΓKΓΓKΓKΓKΓK$.

Το επόμενο βήμα είναι ο καθορισμός ενός συνόλου, έστω N , καταστάσεων $\mathcal{S} = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ από τις οποίες διέρχεται η διαδικασία αυτή, τέτοιο ώστε κάθε σύμβολο παρατήρησης να ισοδυναμεί μονοσήμαντα με μία κατάσταση, δηλαδή $O_t \in \mathcal{S}$, $t = 1, 2, \dots, T$. Στο παραπάνω παράδειγμα το σύνολο καταστάσεων δε θα μπορούσε να είναι άλλο από το $\mathcal{S}_{\text{κερμα}} = \{K, \Gamma\}$.

Τέλος, ακολουθεί το κυρίως σώμα της μοντελοποίησης, το οποίο συνίσταται στον υπολογισμό των πιθανοτήτων μετάβασης από κάθε κατάσταση προς οποιαδήποτε άλλη, δηλαδή στον υπολογισμό των $P(O_{t+1} = S_j | O_t = S_i)$, $i, j = 1, 2, \dots, N$. Η διαδικασία ολοκληρώνεται με τον υπολογισμό των πιθανοτήτων η αρχική κατάσταση να είναι οποιαδήποτε από τις N ξεχωριστά, δηλαδή των $P(O_1 = S_i)$, $i = 1, 2, \dots, N$.

Έτσι, ένα Μαρκοβιανό μοντέλο αποτελείται από τις εξής παραμέτρους :

- Τον αριθμό N των καταστάσεων.
- Έναν πίνακα A διαστάσεων $N \times N$ του οποίου κάθε στοιχείο a_{ij} αποτελεί την πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση i στην κατάσταση j , δηλαδή $a_{ij} = P(O_{t+1} = S_j | O_t = S_i)$.

- Ένα διάνυσμα $\boldsymbol{\pi}$ διάστασης N του οποίου κάθε στοιχείο π_i αποτελεί την πιθανότητα η αρχική κατάσταση να είναι η κατάσταση i , δηλαδή $\pi_i = P(O_1 = S_i)$.

Από τη δομή των \mathbf{A} , $\boldsymbol{\pi}$ προκύπτει ότι το άθροισμα των στοιχείων κάθε γραμμής του πίνακα \mathbf{A} , καθώς και το άθροισμα των στοιχείων του διανύσματος $\boldsymbol{\pi}$ πρέπει να ισούνται με τη μονάδα, δηλαδή πρέπει να ισχύουν οι σχέσεις :

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, N \quad (3.1)$$

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1 \quad (3.2)$$

Επιστρέφοντας στο παράδειγμά μας, το σχετικό Μαρκοβιανό μοντέλο προκύπτει εύκολα ως εξής :

$$N_{\text{κερμα}} = 2, \mathbf{A}_{\text{κερμα}} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\pi}_{\text{κερμα}} = [0.5 \ 0.5]$$

Όπως φαίνεται από τα παραπάνω τα Μαρκοβιανά Μοντέλα ενέχουν μια πολύ σημαντική παραδοχή : Ότι, στην προς μοντελοποίηση διαδικασία, η τρέχουσα κατάσταση εξαρτάται αποκλειστικά και μόνο από την αμέσως προηγούμενη. Με άλλα λόγια, θεωρώντας τις διακριτές χρονικές στιγμές $t = 0, 1, \dots, T$ η πιθανότητα η διαδικασία να βρεθεί σε οποιαδήποτε κατάσταση τη χρονική στιγμή $t + 1$ καθορίζεται εξ' ολοκλήρου από την κατάσταση που βρισκόταν τη χρονική στιγμή t ανεξάρτητα από τις καταστάσεις από τις οποίες διήλθε τις χρονικές στιγμές $t - 1, t - 2$ κοκ. Στο παραπάνω παράδειγμα, φυσικά, η τρέχουσα κατάσταση δεν εξαρτάται ούτε από την αμέσως προηγούμενη κάτι που αποτυπώνεται στις τιμές του πίνακα $\mathbf{A}_{\text{κερμα}}$ όπου φαίνεται ότι όλες οι μεταβάσεις είναι ισοπίθανες.

Η στοχαστικές διαδικασίες που ικανοποιούν την παραπάνω ιδιότητα ονομάζονται *μαρκοβιανές διαδικασίες* ή *μαρκοβιανές αλυσίδες*.

Το Μαρκοβιανό Μοντέλο, όπως βλέπουμε υιοθετεί μια πολύ απλοϊκή προσέγγιση για τη μοντελοποίηση της διαδικασίας : Απλά συσχετίζει κάθε τμήμα της με μια κατάσταση. Ως εκ τούτου, το κύριο βάρος της μοντελοποίησης εναποτίθεται στον χρήστη ο οποίος καλείται να καθορίσει σαφώς τις καταστάσεις της διαδικασίας. Έτσι, η εφαρμογή του Μαρκοβιανού Μοντέλου περιορίζεται είτε σε περιπτώσεις όπου η εξεταζόμενη στοχαστική διαδικασία είναι σχετικά απλή, οπότε η εκλογή των

καταστάσεων είναι σχετικά εύκολη και τα κριτήρια εκλογής ξεκάθαρα, είτε σε περιπτώσεις όπου η εξεταζόμενη διαδικασία είναι μεν σύνθετη αλλά είναι διαθέσιμη σαφής και εξειδικευμένη γνώση της που διευκολύνει τον καθορισμό των καταστάσεων.

Οι παραπάνω περιορισμοί οδηγούν στην ανάπτυξη και εφαρμογή των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων.

3.2.2 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα : Βασικοί Ορισμοί

Τα Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα αποτελούν μια εξέλιξη των απλών Μαρκοβιανών Μοντέλων, καθώς περιγράφουν μια διπλά στοχαστική διαδικασία. Πιο συγκεκριμένα στα HMM γίνεται διάκριση δύο επιπέδων : Το επίπεδο των καταστάσεων, που είναι κρυφό από τον παρατηρητή και το επίπεδο των παρατηρήσεων που είναι προσβάσιμο. Αυτή ακριβώς η διάκριση, όπως θα φανεί στη συνέχεια, καθιστά την προσέγγιση των HMM πολύ πιο ρεαλιστική και επομένως ισχυρότερη από αυτή των απλών MM στα οποία το επίπεδο των καταστάσεων και των παρατηρήσεων ταυτίζονταν με αποτέλεσμα κάθε παρατήρηση να συνδέεται με μια συγκεκριμένη κατάσταση και αντίστροφα.

Αναλυτικότερα, σε ένα HMM η θεώρηση που υιοθετείται είναι η εξής : Μια στοχαστική διαδικασία διέρχεται από ένα σύνολο καταστάσεων, και σε κάθε κατάσταση εκπέμπει μια παρατήρηση η οποία όμως, σε αντίθεση με το απλό Μαρκοβιανό μοντέλο, δεν είναι μοναδική αλλά ακολουθεί μια συγκεκριμένη Κατανομή Πιθανότητας. Κάθε κατάσταση, δηλαδή, συνδέεται, όχι με ένα, αλλά με ένα σύνολο πιθανών συμβόλων παρατήρησης. Αυτή η διάκριση των δύο επιπέδων οδηγεί στο διαχωρισμό της κατάστασης από το σύμβολο παρατήρησης, δύο εννοιών που στα απλά Μαρκοβιανά Μοντέλα πρακτικά ταυτίζονταν. Πλέον, όπως σημειώθηκε παραπάνω, η υπό μελέτη διαδικασία θεωρείται διπλά στοχαστική, αποτελείται δηλαδή από δύο στοχαστικές υπό-διαδικασίες : Την τυχαία μετάβαση από τη μια κατάσταση στην άλλη και την τυχαία εκπομπή συμβόλων παρατήρησης από κάθε κατάσταση.

Έτσι, επιπλέον των ορισμών που δόθηκαν στην εξέταση των απλών Μαρκοβιανών Μοντέλων, στα HMM ορίζεται η ακολουθία καταστάσεων $\mathcal{Q} = Q_1 Q_2 \dots Q_T$ - που πλέον είναι ξεχωριστή από τη σειρά παρατηρήσεων - όπου Q_t η κατάσταση στην οποία βρίσκεται η διαδικασία τη χρονική στιγμή t . Ακόμη, ορίζεται ένα σύνολο, έστω M , συμβόλων παρατήρησης $\mathcal{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ το οποίο περιέχει όλα τα σύμβολα παρατήρησης που είναι δυνατό να εκπέμψει οποιαδήποτε κατάσταση του μοντέλου. Βάσει του συνόλου αυτού, ορίζεται η παράμετρος \mathbf{B} του μοντέλου που εκφράζει την κατανομή πιθανότητας εκπομπής των συμβόλων παρατήρησης για κάθε κατάσταση, δηλαδή έχουμε $\mathbf{B} = \{b_i(k)\}$ όπου $b_i(k) = P(O_t = v_k | Q_t = S_i)$, $k = 1, 2, \dots, M$, $i = 1, 2, \dots, N$.

Επομένως, οι παράμετροι ενός HMM λ είναι οι εξής :

- Ο αριθμός N των καταστάσεων.
- Ο αριθμός M των πιθανών συμβόλων παρατήρησης
- Ο πίνακας \mathbf{A} διαστάσεων $N \times N$ του οποίου κάθε στοιχείο a_{ij} αποτελεί την πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση i στην κατάσταση j , δηλαδή $a_{ij} = P(Q_{t+1} = S_j | Q_t = S_i)$.
- Ο πίνακας \mathbf{B} διαστάσεων $N \times M$ του οποίου κάθε στοιχείο b_{ik} αποτελεί την πιθανότητα εκπομπής του συμβόλου v_k από την κατάσταση S_i , δηλαδή $b_{ik} = P(O_t = v_k | Q_t = S_i)$.
- Το διάνυσμα $\boldsymbol{\pi}$ διάστασης N του οποίου κάθε στοιχείο π_i αποτελεί την πιθανότητα η αρχική κατάσταση να είναι η κατάσταση i , δηλαδή $\pi_i = P(Q_1 = S_i)$.

Για την αποσαφήνιση των παραπάνω, παρουσιάζεται το εξής παράδειγμα: Μέσα σε δύο δοχεία υπάρχουν σφαίρες τριών διαφορετικών χρωμάτων. Στο Δοχείο Γ υπάρχουν 3 άσπρες, 2 πράσινες και 1 μπλε σφαίρα ενώ στο Δοχείο Κ υπάρχουν 1 άσπρη και 1 μπλε σφαίρα. Στη διαδικασία λαμβάνουν μέρος δύο άτομα, έστω ο παίκτης Α και ο παίκτης Β. Ο παίκτης Α βρίσκεται πίσω από μια κουρτίνα, έτσι ώστε ο παίκτης Β να μην τον βλέπει, και ρίχνει ένα δίκαιο νόμισμα. Εάν το αποτέλεσμα είναι Κορώνα διαλέγει τυφλά μια σφαίρα από το Δοχείο Κ, ενώ αν είναι Γράμματα από το Δοχείο Γ, και ανακοινώνει το χρώμα της στον παίκτη Β, χωρίς όμως να τον ενημερώνει για το αποτέλεσμα της ρίψης του νομίσματος. Στη συνέχεια επιστρέφει τη σφαίρα στο δοχείο από το οποίο την πήρε και η διαδικασία επαναλαμβάνεται.

Το παραπάνω παράδειγμα αντικατοπτρίζει ικανοποιητικά τις έννοιες ενός HMM. Ο παίκτης Β παρατηρεί μια στοχαστική διαδικασία : Την ανακοίνωση των τυχαίων χρωμάτων. Ωστόσο πίσω από αυτήν, μια άλλη, κρυφή στοχαστική υπο-διαδικασία εκτελείται : Η ρίψη ενός νομίσματος που καθορίζει σημαντικά την εξέλιξη του πειράματος. Οι αντιστοιχίες των παραπάνω με τους ορισμούς που δόθηκαν παραπάνω είναι προφανείς : Το σύνολο των καταστάσεων είναι το $S_{\text{πειραμα}} = \{K, \Gamma\}$, το σύνολο των συμβόλων παρατήρησης είναι το $\mathcal{V}_{\text{πειραμα}} = \{A, \Pi, M\}$ ενώ οι παράμετροι του σχετικού HMM είναι οι εξής :

$$N_{\text{πειραμα}} = 2, M_{\text{πειραμα}} = 3, A_{\text{πειραμα}} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}, B_{\text{πειραμα}} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.33 & 0.17 \\ 0.5 & 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\pi}_{\text{πειραμα}} = [0.5 \ 0.5]$$

3.2.3 Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα συνεχούς κατανομής

Το HMM που παρουσιάστηκε παραπάνω ανήκει στην κατηγορία των HMM διακριτής κατανομής εξ' αιτίας του διακριτού συνόλου συμβόλων παρατήρησης. Τα HMM διακριτής κατανομής είναι ευρύτερα διαδεδομένα, ωστόσο δεν είναι πάντα εύκολο να κατασκευασθεί ένα διακριτό και πεπερασμένο λεξιλόγιο συμβόλων παρατήρησης. Για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί τα HMM συνεχούς κατανομής που παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Στα HMM συνεχούς κατανομής, κάθε κατάσταση συνδέεται με μια συνεχή Συνάρτηση Πυκνότητας Πιθανότητας (ΣΠΠ) και όχι με ένα διακριτό σύνολο συμβόλων παρατήρησης. Έτσι, η παράμετρος \mathbf{B} ενός HMM συνεχούς κατανομής εκφράζεται ως ένα σύνολο συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας, μιας για κάθε κατάσταση, $\mathbf{B} = \{b_i(\mathbf{O}), i = 1, \dots, N\}$. Στη γενική περίπτωση δε, τα σύμβολα παρατήρησης είναι διανύσματα και όχι βαθμωτά μεγέθη και κατά συνέπεια οι συναρτήσεις αυτές είναι πολυμεταβλητές.

Οι ΣΠΠ πρέπει να πληρούν ορισμένες προϋποθέσεις προκειμένου οι παράμετροί τους να μπορούν να ανανεώνονται εύρωστα στο στάδιο της εκπαίδευσης του μοντέλου, που θα παρουσιαστεί αργότερα. Για το λόγο αυτό, συνίσταται κάθε ΣΠΠ να είναι ένα πεπερασμένο μείγμα, έστω M κατανομών, της μορφής :

$$b_i(\mathbf{O}) = \sum_{m=1}^M c_{im} \mathcal{N}(\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{im}, \mathbf{U}_{im}) \quad (3.3)$$

όπου \mathbf{O} η τυχαία μεταβλητή-σύμβολο παρατήρησης, c_{im} οι συντελεστές μείγματος, \mathcal{N} μια οποιαδήποτε ελλειπτικά συμμετρική κατανομή, $\boldsymbol{\mu}_{im}$, \mathbf{U}_{im} οι μέσες τιμές και οι μήτρες συμμεταβλητότητας κάθε κατανομής αντίστοιχα.

Προκειμένου η ΣΠΠ να ικανοποιεί τη θεμελιώδη ιδιότητα :

$$\int_{-\infty}^{\infty} b_i(\mathbf{x}) \mathbf{d}\mathbf{x} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.4)$$

Απαιτείται να ισχύει η :

$$\sum_{m=1}^M c_{im} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.5)$$

Ακόμη, οι συντελεστές μείγματος υπόκεινται στον φυσικό περιορισμό :

$$c_{im} \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N, m = 1, 2, \dots, M \quad (3.6)$$

Ως κατανομή \mathcal{N} επιλέγεται συνήθως η Γκαουσιανή.

3.2.4 Βασικοί αλγόριθμοι και λειτουργίες των HMM

Στις εφαρμογές των HMM αντιμετωπίζονται τρία βασικά προβλήματα[30] :

- 1) Ο υπολογισμός της πιθανότητας μια δεδομένη σειρά παρατήρησης $\mathcal{O} = O_1 O_2 \dots O_T$ να έχει προκύψει από ένα δεδομένο μοντέλο λ , δηλαδή της $P(\mathcal{O}|\lambda)$. Το πρόβλημα αυτό είναι θεμελιώδες στις εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων.
- 2) Ο υπολογισμός μιας σειράς καταστάσεων $\mathcal{Q} = Q_1 Q_2 \dots Q_T$ που είναι βέλτιστη βάσει κάποιου κριτηρίου, δεδομένης μιας σειράς παρατηρήσεων $\mathcal{O} = O_1 O_2 \dots O_T$ και ενός HMM λ . Συνηθέστερα αναζητείται η πιθανότερη σειρά καταστάσεων, ως εκείνη που «εξηγεί» τις παρατηρήσεις πληρέστερα.
- 3) Η βέλτιστη τροποποίηση των παραμέτρων ενός δεδομένου μοντέλου λ , προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η πιθανότητα μια δεδομένη σειρά παρατηρήσεων $\mathcal{O} = O_1 O_2 \dots O_T$ να έχει προκύψει από το μοντέλο αυτό, με άλλα λόγια, η μεγιστοποίηση της $P(\mathcal{O}|\lambda)$. Το συγκεκριμένο πρόβλημα συνιστά, επί της ουσίας, τη μοντελοποίηση της τυχαίας διαδικασίας, δηλαδή την εκπαίδευση του μοντέλου.

Στις επόμενες ενότητες παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι – λύσεις των παραπάνω προβλημάτων

3.2.4.1 Λύση στο πρόβλημα 1 : Ο αλγόριθμος forward – backward

Αρχικά, ορίζεται η μεταβλητή $a_t(i) = P(O_1 O_2 \dots O_t, Q_t = S_i | \lambda)$ που αναπαριστά την πιθανότητα το μοντέλο λ να έχει παράγει το τμήμα της σειράς παρατήρησης ως τη χρονική στιγμή t , $O_1 O_2 \dots O_t$ και παράλληλα την συγκεκριμένη στιγμή να βρίσκεται στην κατάσταση S_i . Ο υπολογισμός της μεταβλητής a μπορεί να γίνει επαγωγικά ως εξής :

1) Αρχικοποίηση :

$$a_1(i) = \pi_i b_i(O_1), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.7)$$

2) Επαγωγή :

$$a_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N a_t(i) a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}) \quad (3.8)$$

$$t = 1, 2, \dots, T - 1, \quad j = 1, 2, \dots, N$$

3) Τερματισμός :

$$P(\mathcal{O}|\lambda) = \sum_{i=1}^N a_T(i) \quad (3.9)$$

Στο 1^ο βήμα αρχικοποιείται ο αλγόριθμος με τον υπολογισμό της $a_1(i) = P(O_1, Q_1 = S_i)$ ως το γινόμενο της πιθανότητας η αρχική κατάσταση να είναι η S_i και της πιθανότητας από την κατάσταση S_i να εκπεμφθεί το σύμβολο O_1 . Στο 2^ο βήμα, επαγωγικά, υπολογίζεται η μεταβλητή $a_{t+1}(i)$ ακολουθώντας την εξής ιδέα : Εφ' όσον η $a_t(i)$ είναι η πιθανότητα του συνδυασμένου γεγονότος ότι έχει παρατηρηθεί το τμήμα $O_1 O_2 \dots O_t$ και η κατάσταση τη χρονική στιγμή t είναι η S_i , τότε το γινόμενο $a_t(i) a_{ij}$ είναι η πιθανότητα του συνδυασμένου γεγονότος ότι έχει παρατηρηθεί το τμήμα $O_1 O_2 \dots O_t$ και η κατάσταση τη χρονική στιγμή $t + 1$ είναι η S_j . Αθροίζοντας για όλες τις πιθανές καταστάσεις S_i υπολογίζεται η πιθανότητα η κατάσταση τη χρονική στιγμή $t + 1$ να είναι η S_j ενώ έχει παρατηρηθεί το συγκεκριμένο τμήμα. Έτσι, πολλαπλασιάζοντας με την πιθανότητα από την κατάσταση S_j να εκπεμφθεί το σύμβολο O_{t+1} υπολογίζεται η a_{t+1} . Τέλος στο 3^ο βήμα υπολογίζεται η $P(\mathcal{O}|\lambda)$ ως το άθροισμα όλων των $a_T(i)$ αφού ισχύει ότι $a_T(i) = P(\mathcal{O}, Q_T = S_i|\lambda)$.

Η παραπάνω διαδικασία υπολογίζει την $P(\mathcal{O}|\lambda)$ «κινούμενη» προς τα εμπρός. Εντελώς αντίστοιχα η $P(\mathcal{O}|\lambda)$ μπορεί να υπολογισθεί προς τα πίσω, ορίζοντας τη μεταβλητή $\beta_t(i) = P(O_{t+1} \dots O_T, Q_t = S_i|\lambda)$ και δουλεύοντας ως εξής :

1) Αρχικοποίηση :

$$\beta_T(i) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.10)$$

2) Επαγωγή :

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} \beta_{t+1}(j) b_j(O_{t+1}) \quad (3.11)$$

$$t = T - 1, T - 2, \dots, 1, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

Πρακτικά, για την επίλυση του προβλήματος 1 αρκεί το προς τα εμπρός κινούμενο τμήμα του αλγορίθμου. Ωστόσο παρουσιάζεται το προς τα πίσω κινούμενο τμήμα καθώς θα χρησιμοποιηθεί στην παρουσίαση της επίλυσης του προβλήματος 3.

3.2.4.2 Λύση στο πρόβλημα 2 : Ο αλγόριθμος Viterbi (Viterbi algorithm)

Σε αντίθεση με το προηγούμενο πρόβλημα, το πρόβλημα 2 δεν έχει το ίδιο ξεκάθαρη λύση κυρίως λόγω της ασάφειας όσον αφορά το κριτήριο βελτιστότητας της σειράς καταστάσεων σε σχέση με τη δοσμένη σειρά παρατηρήσεων. Για παράδειγμα, ως βέλτιστη σειρά καταστάσεων θα μπορούσε να επιλεγεί η σειρά που μεγιστοποιεί τις επιμέρους πιθανότητες $P(O_t|Q_t)$, δηλαδή εξετάζοντας ένα προς ένα κάθε σύμβολο παρατήρησης να επιλέγεται ως αντίστοιχη κατάσταση εκείνη που είναι πιθανότερο να το έχει εκπέμψει. Μια τέτοια προσέγγιση όμως παρουσιάζει σημαντικά προβλήματα, καθώς αγνοεί εντελώς τη σημασία των πιθανοτήτων μετάβασης. Ιδιαίτερα σε περιπτώσεις μοντέλων όπου κάποιες μεταβάσεις είναι αδύνατες, είναι πιθανό να προκύψουν σειρές καταστάσεων που δε θα ήταν δυνατό να παραχθούν από τα συγκεκριμένα μοντέλα.

Με βάση τα παραπάνω, γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι η επιλογή του κριτηρίου βελτιστότητας είναι σημαντικότερη. Η ευρύτερα διαδεδομένη επιλογή είναι η μεγιστοποίηση της πιθανότητας $P(\mathbf{Q}|\mathbf{O}, \lambda)$ που είναι ισοδύναμη με τη μεγιστοποίηση της $P(\mathbf{Q}, \mathbf{O}|\lambda)$. Μια τεχνική για το σκοπό αυτό είναι ο αλγόριθμος Viterbi [30], ο οποίος βασίζεται σε ιδέες από τον Δυναμικό προγραμματισμό, που παρουσιάζεται στη συνέχεια :

Ο αλγόριθμος αναζητά τη βέλτιστη σειρά καταστάσεων $\mathbf{Q}^* = Q_1^* Q_2^* \dots Q_T^*$ έτσι ώστε να επιτυγχάνεται η μέγιστη πιθανότητα $P^*(\mathbf{Q}, \mathbf{O}|\lambda)$

Αρχικά, ορίζεται η ποσότητα:

$$\delta_t(i) = \max_{Q_1, Q_2, \dots, Q_{t-1}} P(Q_1 Q_2 \dots Q_t = S_i, O_1 O_2 \dots O_t | \lambda) \quad (3.12)$$

που αναπαριστά την μέγιστη πιθανότητα μιας συγκεκριμένης αλληλουχίας καταστάσεων, όσον αφορά το τμήμα της σειράς παρατήρησης $O_1 O_2 \dots O_t$, που τερματίζει στην κατάσταση S_i . Επαγωγικά, ισχύει :

$$\delta_{t+1}(j) = \max_i [\delta_t(i) a_{ij}] b_j(O_{t+1}) \quad (3.13)$$

Για να εξαχθεί, ωστόσο, η βέλτιστη σειρά καταστάσεων χρειαζόμαστε μια μεταβλητή που θα υποδεικνύει το όρισμα που επιτυγχάνει τη μεγιστοποίηση. Το ρόλο αυτό επιτελεί η μεταβλητή $\psi_t(i)$ που ορίζεται ως εξής:

$$\psi_t(j) = \operatorname{argmax}_i [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] \quad (3.14)$$

Έτσι, ο αλγόριθμος συνοψίζεται στα εξής βήματα :

1) Αρχικοποίηση :

$$\delta_1(i) = \pi_i b_i(O_1), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.15)$$

$$\psi_1(i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.16)$$

2) Αναδρομή :

$$\delta_t(j) = \max_i [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(O_t) \quad (3.17)$$

$$j = 1, 2, \dots, N, \quad t = 2, 3, \dots, T$$

$$\psi_t(j) = \operatorname{argmax}_i [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] \quad (3.18)$$

$$j = 1, 2, \dots, N, \quad t = 2, 3, \dots, T$$

3) Τερματισμός :

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (3.19)$$

$$q_T^* = \operatorname{argmax}_i [\delta_T(i)] \quad (3.20)$$

4) Εξαγωγή βέλτιστης σειράς καταστάσεων με οπισθοδρόμηση :

$$Q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad (3.21)$$

3.2.4.3 Λύση στο πρόβλημα 3 : Μέθοδος Baum-Welch και αλγόριθμος Segmental k-means

Το τρίτο πρόβλημα, που ουσιαστικά αποτελεί τη μοντελοποίηση αυτή καθεαυτή, είναι το πιο σύνθετο, καθώς δεν υπάρχει γνωστός τρόπος να υπολογιστούν αναλυτικά οι παράμετροι ενός μοντέλου προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η πιθανότητα μια συγκεκριμένη σειρά παρατηρήσεων να έχει παραχθεί από αυτό. Για το λόγο αυτό οι μέθοδοι επίλυσης βασίζονται σε επαναληπτικούς αλγορίθμους, που ξεκινώντας από ένα αρχικό μοντέλο, βελτιώνουν σταδιακά τις παραμέτρους του έτσι ώστε η πιθανότητα αυτή να μεγιστοποιηθεί τοπικά.

Για την επίλυση του τρίτου προβλήματος παρουσιάζονται δύο διαφορετικοί αλγόριθμοι, οι *Baum-Welch* και *Segmental k-means* [30]. Στα πλαίσια της εργασίας χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος *Segmental k-means*, ωστόσο επειδή η μέθοδος *Baum-Welch* είναι ευρύτερα διαδεδομένη, για λόγους πληρότητας κρίθηκε απαραίτητο να συμπεριληφθεί στην αναφορά στα HMM.

Μέθοδος Baum-Welch

Η μέθοδος αυτή υποθέτει ένα αρχικό μοντέλο $\lambda(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ του οποίου τροποποιεί τις παραμέτρους προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η $P(\mathcal{O}|\lambda)$.

Αρχικά ορίζεται η μεταβλητή:

$$\xi_t(i, j) = P(Q_t = S_i, Q_{t+1} = S_j | \mathcal{O}, \lambda)$$

Η οποία μπορεί να γραφεί με τη βοήθεια του κανόνα του Bayes και των μεταβλητών α, β του αλγορίθμου *forward-backward* ως εξής :

$$\begin{aligned} \xi_t(i, j) &= \frac{P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j, \mathcal{O}|\lambda)}{P(\mathcal{O}|\lambda)} = \frac{a_t(i)a_{ij}b_j(O_{t+1})\beta_{t+1}(j)}{P(\mathcal{O}|\lambda)} \\ \xi_t(i, j) &= \frac{a_t(i)a_{ij}b_j(O_{t+1})\beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_t(i)a_{ij}b_j(O_{t+1})\beta_{t+1}(j)} \end{aligned} \quad (3.22)$$

Ακόμη, με τη βοήθεια της $\xi_t(i, j)$ ορίζεται η μεταβλητή :

$$\begin{aligned} \gamma_t(i) &= P(q_t = S_i | \mathcal{O}, \lambda) \\ \gamma_t(i) &= \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Αθροίζοντας ως προς το χρόνο τις δύο αυτές μεταβλητές λαμβάνονται τα εξής μεγέθη : Το άθροισμα $\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)$ εκφράζει τον αναμενόμενο αριθμό των μεταβάσεων από την κατάσταση S_i προς οποιαδήποτε άλλη, ενώ το άθροισμα $\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)$ εκφράζει τον αναμενόμενο αριθμό των μεταβάσεων από την κατάσταση S_i προς την κατάσταση S_j . Ακόμη, χρησιμοποιώντας το άθροισμα $\sum_{\substack{t=1 \\ O_t=v_k}}^T \gamma_t(j)$, το οποίο εκφράζει τον αναμενόμενο αριθμό μεταβάσεων από την κατάσταση S_j ενώ ταυτόχρονα παρατηρείται το σύμβολο v_k , οι νέες παράμετροι του μοντέλου υπολογίζονται ως εξής :

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (3.24)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (3.25)$$

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)} \quad (3.26)$$

Όπως αποδείχθηκε από τον Baum και τους συνεργάτες του, για το ανανεωμένο μοντέλο $\bar{\lambda}(\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\boldsymbol{\pi}})$ ισχύει είτε ότι $\bar{\lambda}(\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\boldsymbol{\pi}}) = \lambda(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ είτε ότι $P(\mathbf{O}|\bar{\lambda}) > P(\mathbf{O}|\lambda)$. Επομένως η μέθοδος αυτή συγκλίνει σε ένα βέλτιστο μοντέλο που μεγιστοποιεί την $P(\mathbf{O}|\lambda)$.

Μέθοδος Baum – Welch για HMM συνεχούς κατανομής

Στην περίπτωση των HMM συνεχούς κατανομής για την ανανέωση των παραμέτρων c_{jm} , $\boldsymbol{\mu}_{jm}$, \mathbf{U}_{jm} των ΣΠΠ b_j ορίζεται η μεταβλητή :

$$\gamma_t(j, m) = \left[\frac{a_t(j)\beta_t(j)}{\sum_{t=1}^T a_t(j)\beta_t(j)} \right] \left[\frac{c_{jm} \mathfrak{N}(\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{jm}, \mathbf{U}_{jm})}{\sum_{m=1}^M c_{jm} \mathfrak{N}(\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_{jm}, \mathbf{U}_{jm})} \right] \quad (3.27)$$

η οποία εκφράζει την πιθανότητα το μοντέλο να βρεθεί στην κατάσταση S_j και το σύμβολο παρατήρησης που θα εκπεμφθεί να ανήκει στη m -οστή συνάρτηση του μείγματος.

Έχοντας ορίσει την παραπάνω μεταβλητή, οι ανανεώσεις των c_{jm} , $\boldsymbol{\mu}_{jm}$, \mathbf{U}_{jm} πραγματοποιούνται ως εξής :

$$\bar{c}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m)}{\sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \gamma_t(j, m)} \quad (3.28)$$

$$\bar{\boldsymbol{\mu}}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m) \cdot \mathbf{O}_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m)} \quad (3.29)$$

$$\bar{\mathbf{U}}_{jm} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m) \cdot (\mathbf{O}_t - \boldsymbol{\mu}_{jm})(\mathbf{O}_t - \boldsymbol{\mu}_{jm})^T}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m)} \quad (3.30)$$

Η μέθοδος Baum-Welch χρησιμοποιείται ευρύτατα καθώς αποτελεί μια εύρωστη τεχνική βελτιστοποίησης ως προς το κριτήριο μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood criterion). Ωστόσο, η επιτυχία της μεθόδου εξαρτάται σε πολύ μεγάλο βαθμό από την επιλογή του αρχικού μοντέλου. Ένας συνήθης τρόπος για την κατασκευή του αρχικού μοντέλου είναι να πραγματοποιηθεί μια επανάληψη του αλγορίθμου *Segmental k-means* που παρουσιάζεται στη συνέχεια.

Αλγόριθμος Segmental k-means

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος, σε αντίθεση με τη μέθοδο Baum-Welch, επιχειρεί να μεγιστοποιήσει την $P(\mathbf{O}, \mathbf{Q}^* | \lambda) = \max_{\mathbf{Q}} P(\mathbf{O}, \mathbf{Q} | \lambda)$ κάνοντας χρήση του αλγορίθμου Viterbi που παρουσιάστηκε προηγουμένως. Εν γένει, ο *Segmental k-means* χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις HMM συνεχούς κατανομής, όπου, στα πλαίσια του υπολογισμού των παραμέτρων των ΣΠΠ $b_j(\mathbf{O}_t)$ γίνεται χρήση του αλγορίθμου ομαδοποίησης *k-means*. Σημειώνεται δε, ότι η χρήση του αλγορίθμου *Segmental k-means* προϋποθέτει περισσότερες από μια σειρές παρατήρησης της υπό μοντελοποίηση διαδικασίας.

Έστω ότι είναι διαθέσιμες Ω σειρές παρατήρησης μήκους T η κάθε μια. Τα βήματα του αλγορίθμου είναι τα εξής [31]:

- 1) **Αρχικοποίηση** : Έχοντας επιλέξει τον αριθμό N των καταστάσεων, με τυχαίο τρόπο κάθε σύμβολο παρατήρησης O_t συνδέεται με μια από τις N καταστάσεις. Μια τεχνική για αυτό το σκοπό θα μπορούσε να είναι π.χ η τυχαία επιλογή N συμβόλων παρατήρησης και στη συνέχεια η σύνδεση αυτών καθώς και των συμβόλων που βρίσκονται εγγύτερα σε κάθε ένα από αυτά, βάσει της ευκλείδειας απόστασης, με κάθε μια από τις N καταστάσεις.
- 2) **Υπολογισμός παραμέτρων π_i, a_{ij} του μοντέλου** : Υπολογίζονται οι παράμετροι του μοντέλου ως εξής :

$$\pi_i = \frac{\text{αριθμ ός των περιπτ ώσεων του γεγον ότος :}\{O_1 \in S_i\}}{\Omega} \quad (3.31)$$

$$a_{ij} = \frac{\text{αριθμ ός των περιπτ ώσεων του γεγον ότος :}\{O_t \in S_i, O_{t+1} \in S_j\}}{\text{αριθμ ός των περιπτ ώσεων του γεγον ότος :}\{O_t \in S_i\}} \quad (3.32)$$

- 3) **Υπολογισμός παραμέτρων c_{jm}, μ_{jm}, U_{jm} του μοντέλου** :

Το βήμα αυτό αναλύεται στα εξής στάδια :

- Εφαρμογή του αλγορίθμου *k-means* για την ομαδοποίηση των συμβόλων παρατήρησης που ανήκουν σε κάθε κατάσταση σε M ομάδες. Έτσι προκύπτουν συνολικά $N \cdot M$ ομάδες οι οποίες συμβολίζονται με $G_{jm}, j = 1, 2, \dots, N, m = 1, 2, \dots, M$

- Ορίζοντας L_{jm} το πλήθος των συμβόλων παρατήρησης που ανήκουν στη ομάδα G_{jm} υπολογίζονται οι c_{jm} , μ_{jm} , U_{jm} ως εξής :

$$c_{jm} = \frac{L_{jm}}{\sum_{m=1}^M L_{jm}} \quad (3.33)$$

$$\mu_{jm} = \frac{1}{L_{jm}} \sum_{\mathbf{o}_t \in G_{jm}} \mathbf{o}_t \quad (3.34)$$

$$U_{jm} = \frac{1}{L_{jm}} \sum_{\mathbf{o}_t \in G_{jm}} (\mathbf{o}_t - \mu_{jm})^T (\mathbf{o}_t - \mu_{jm}) \quad (3.35)$$

- 4) **Συνθήκη τερματισμού** : Δεδομένων των παραμέτρων του μοντέλου, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος *Viterbi*, που παρουσιάστηκε παραπάνω, για κάθε μία από τις σειρές παρατήρησης. Εάν οι προκύπτουσες σειρές καταστάσεων είναι ίδιες με τις προηγούμενες ο αλγόριθμος τερματίζεται. Εάν έστω και ένα σύμβολο παρατήρησης έχει συνδεθεί με διαφορετική κατάσταση από προηγουμένως η διαδικασία επαναλαμβάνεται από το 2^ο βήμα.

Αλγόριθμος Segmental k-means για HMM διακριτής κατανομής

Παρ' ότι δεν συνηθίζεται, ο αλγόριθμος Segmental k-means χρησιμοποιείται και σε περιπτώσεις HMM διακριτής κατανομής. Στις περιπτώσεις αυτές ο αλγόριθμος απλοποιείται σημαντικά αφού το 3^ο βήμα παραλείπεται και ο υπολογισμός των $b_j(k)$ γίνεται στο 2^ο βήμα ως εξής :

$$b_j(k) = \frac{\text{αριθμ ός των περιπτ ώσεων του γεγον ότος :}\{O_t \in S_i, O_t = v_k\}}{\text{αριθμ ός των περιπτ ώσεων του γεγον ότος :}\{O_t \in S_i\}} \quad (3.36)$$

3.2.5 Προβλήματα κλίμακας στα HMM

Παρατηρώντας την εξίσωση (3.8) είναι φανερό ότι στον υπολογισμό της μεταβλητής $\alpha_t(i)$ εμπλέκονται αθροίσματα και πολλαπλασιασμοί αριθμών εν γένει μικρότερων - και συνηθέστερα σημαντικά μικρότερων - της μονάδας. Ως εκ τούτου γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι, για αρκετά μεγάλη τιμή της παραμέτρου T , η τιμή της μεταβλητής $\alpha_t(i)$ τείνει εκθετικά στο μηδέν. Για αρκετά μεγάλες τιμές της παραμέτρου T δε, π.χ για $T > 100$, η τιμή της εν λόγω μεταβλητής γίνεται τόσο μικρή ώστε ξεπερνάει τα όρια της ακρίβειας ενός κοινού υπολογιστικού μηχανήματος. Ως εκ τούτου ο υπολογισμός της $\alpha_t(i)$ είναι αδύνατος χωρίς την

ενσωμάτωση σε αυτόν μιας μεθόδου που θα επιτύχει την διατήρηση των αποτελεσμάτων μέσα στα όρια ακριβείας.

Στην κατεύθυνση αυτή, η επικρατέστερη τεχνική αντιμετώπισης του προβλήματος είναι αυτή που προτάθηκε από τον Rabiner [30] και συνίσταται στην κατάλληλη κλιμάκωση της $a_t(i)$ σε κάθε βήμα υπολογισμού της προκειμένου η τιμή της να διατηρείται μέσα σε ικανοποιητικά όρια. Ακόμη, μια εναλλακτική μέθοδος έχει προταθεί από τον Mann [32] η οποία βασίζεται στη χρήση λογαρίθμων. Σε ο,τι αφορά την παρούσα εργασία, χρησιμοποιείται η πρώτη μέθοδος ως απλούστερη και ευρύτερα διαδεδομένη. Για το λόγο αυτό, αναλύεται εκτενέστερα.

Αρχικά, για τη χρονική στιγμή $t = 1$, ορίζονται οι μεταβλητές :

$$\tilde{a}_1(i) = a_1(i) \quad , \quad i = 1, 2 \dots, N \quad (3.37)$$

$$c_1 = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \tilde{a}_1(i)} \quad , \quad i = 1, 2 \dots, N \quad (3.38)$$

$$\hat{a}_1 = c_1 \tilde{a}_1(i) \quad , \quad i = 1, 2 \dots, N \quad (3.39)$$

Στη συνέχεια υπολογίζονται:

$$\tilde{a}_{t+1}(i) = \left[\sum_{i=1}^N \hat{a}_t(i) a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}) \quad (3.40)$$

$$i = 1, 2 \dots, N \quad , \quad t = 1, 2 \dots, T - 1$$

$$c_{t+1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \tilde{a}_t(i)} \quad (3.41)$$

$$i = 1, 2 \dots, N \quad , \quad t = 1, 2 \dots, T - 1$$

$$\hat{a}_{t+1}(i) = c_{t+1} \tilde{a}_{t+1}(i) \quad (3.42)$$

$$i = 1, 2 \dots, N \quad , \quad t = 1, 2 \dots, T - 1$$

Επαγωγικά, με βάση τις (3.39), (3.40) , αποδεικνύεται ότι [33]:

$$\hat{a}_t(i) = \left[\prod_{\tau=1}^t c_\tau \right] a_t(i) \quad (3.43)$$

Έτσι, από την (3.43) και τους ορισμούς των \hat{a} , \tilde{a} ((3.37), (3.39), (3.40), (3.42)) αποδεικνύεται ότι :

$$\hat{a}_t(i) = \frac{a_t(i)}{\sum_{i=1}^N a_t(i)} \quad (3.44)$$

Η σχέση (3.44) υποδεικνύει ότι η $\hat{a}_t(i)$ αποτελεί μια κανονικοποιημένη μορφή της μεταβλητής $a_t(i)$ για κάθε χρονική στιγμή t , η τιμή της οποίας βρίσκεται εν γένει εντός των ορίων της ακρίβειας που μπορεί να παρέχει ένας κοινός υπολογιστής. Οι σχέσεις (3.37) - (3.43) συνιστούν έναν αποτελεσματικό αλγόριθμο υπολογισμού της $\hat{a}_t(i)$. Έτσι το πρόβλημα που προκύπτει από την αδυναμία υπολογισμού της $a_t(i)$ λύνεται με τον υπολογισμό της $\hat{a}_t(i)$.

Όπως είναι φυσικό, η χρήση της $\hat{a}_t(i)$ αντί της $a_t(i)$ επιβάλλει ορισμένες αλλαγές στους υπολογισμούς που συμπεριελάμβαναν την $a_t(i)$:

- Ο υπολογισμός της $P(\mathcal{O}|\lambda)$ δεν μπορεί πλέον να γίνει αθροίζοντας απλά τις $\hat{a}_T(i)$ κατ' αντιστοιχία με την (3.9). Ωστόσο από την (3.44) ισχύει:

$$\sum_{i=1}^N \hat{a}_T(i) = 1 \quad (3.45)$$

Ενώ από την (3.43) εύκολα προκύπτει ότι :

$$\sum_{i=1}^N \hat{a}_T(i) = \left[\prod_{t=1}^T c_t \right] \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (3.46)$$

Επομένως, από τις (3.9), (3.45), (3.46) προκύπτει:

$$P(\mathcal{O}|\lambda) = \frac{1}{\prod_{t=1}^T c_t} \quad (3.47)$$

Προφανώς εάν επιχειρηθεί ο υπολογισμός του γινομένου $\prod_{t=1}^T c_t$ θα συμβεί και πάλι υπέρβαση των ορίων ακριβείας. Έτσι, υπολογίζεται ο λογάριθμος της $P(\mathcal{O}|\lambda)$ ως εξής :

$$\log P(\mathcal{O}|\lambda) = - \sum_{t=1}^T \log c_t \quad (3.48)$$

- Κατά την υλοποίηση του αλγορίθμου Baum – Welch, η μορφή της σχέσης (3.22) για τον υπολογισμό της μεταβλητής $\xi_t(i, j)$ μπορεί να διατηρηθεί πανομοιότυπη υπό την προϋπόθεση ότι η μεταβλητή $\beta_t(i)$ θα υποστεί κλιμάκωση με τον ίδιο συντελεστή c_t σε κάθε χρονική στιγμή t δηλαδή θα ισχύει :

$$\hat{\beta}_t(i) = c_t \beta_t(i) \quad (3.49)$$

Εάν η (3.49) ισχύει, η σχέση (3.22) γίνεται :

$$\xi_t(i, j) = \frac{\hat{a}_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \hat{\beta}_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \hat{a}_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \hat{\beta}_{t+1}(j)} \quad (3.50)$$

Σημειώνεται ότι η κλιμάκωση της $\beta_t(i)$ ήταν ούτως η άλλως απαραίτητη δεδομένου ότι, σε αντιστοιχία με την $a_t(i)$, τα γινόμενα που εμπλέκονται στον υπολογισμό της οδηγούν με την ίδια ταχύτητα σε υπέρβαση των ορίων ακριβείας ενός κοινού υπολογιστή. Εάν, ακόμη, ληφθεί υπόψη ότι οι δύο αυτές μεταβλητές, παρότι δεν είναι ίσες, έχουν συγκρίσιμες τιμές, η κλιμάκωση αυτή μπορεί να θεωρηθεί ικανή να διατηρήσει την τιμή της $\beta_t(i)$ στα επιθυμητά όρια.

Τέλος, θα πρέπει να αναφερθεί ότι και κατά την υλοποίηση του αλγορίθμου *Viterbi* παρατηρούνται παρόμοια προβλήματα υπέρβασης ορίων ακριβείας. Ωστόσο η αντιμετώπιση τους είναι απλούστερη δεδομένου ότι ο συγκεκριμένος αλγόριθμος δεν περιλαμβάνει αθροίσματα, αλλά μόνο γινόμενα. Επομένως, αρκεί απλά η χρήση λογαρίθμων ώστε το πρόβλημα να εξαλειφθεί.

Η υλοποίηση του αλγορίθμου *Viterbi* μπορεί να γίνει ως εξής [31] :

$$\hat{\delta}_1(i) = -\log \pi_i - \log b_i(O_1), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.51)$$

$$\hat{\psi}_1(i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.52)$$

$$\hat{\delta}_t(j) = \min_i [\hat{\delta}_{t-1}(i) - \log a_{ij}] b_j(O_t) \quad (3.53)$$

$$j = 1, 2, \dots, N, \quad t = 2, 3, \dots, T$$

$$\hat{\psi}_t(j) = \operatorname{argmin}_i [\hat{\delta}_{t-1}(i) - \log a_{ij}] \quad (3.54)$$

$$j = 1, 2, \dots, N, \quad t = 2, 3, \dots, T$$

$$\log P^* = \min_i \hat{\delta}_T(i) \quad (3.55)$$

$$q_T^* = \operatorname{argmin}_i [\hat{\delta}_T(i)] \quad (3.56)$$

$$q_t^* = \hat{\psi}_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad (3.57)$$

3.3 Γεωμετρικά χαρακτηριστικά διακριτής καμπύλης

Στο πλαίσιο της παρούσης εργασίας και για τους σκοπούς της μοντελοποίησης των κινήσεων των χειρουργικών εργαλείων, κατέστη απαραίτητη η εξαγωγή γεωμετρικών χαρακτηριστικών από την τροχιά των κινήσεων αυτών. Ωστόσο, ενώ στην περίπτωση μιας συνεχούς καμπύλης τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά, όπως π.χ. η εφαπτομένη σε κάθε σημείο, είναι ξεκάθαρα και αυστηρά ορισμένα, στην περίπτωση των διακριτών καμπυλών οι έννοιες αυτές περιπλέκονται. Αυτό συμβαίνει επειδή τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά είναι άμεσα συνδεδεμένα με την έννοια της παραγώγου, η οποία δεν μπορεί να οριστεί σε διακριτούς χώρους. Δεδομένου ότι η τροχιά της κίνησης των χειρουργικών εργαλείων καταγράφεται ως ακολουθία διακριτών σημείων στο χώρο, η χρήση τεχνικών αντιμετώπισης του παραπάνω προβλήματος ήταν επιβεβλημένη. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν προς αυτή την κατεύθυνση.

3.3.1 Διακριτή Παράγωγος

Όπως προαναφέρθηκε τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά μιας καμπύλης εμπλέκουν τον υπολογισμό παραγώγων. Ως εκ τούτου, είναι απαραίτητο να θεμελιωθεί ένας ορισμός διακριτής παραγώγου.

Ορίζοντας την διακριτή συνάρτηση $y_i = f(x_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, η πιο απλή προσέγγιση της διακριτής παραγώγου είναι η :

$$f'(x_i) = \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n - 1$$

Στην παραπάνω προσέγγιση η παράγωγος εξάγεται αποκλειστικά από δύο διαδοχικά σημεία. Το γεγονός αυτό δημιουργεί δύο βασικά προβλήματα : Κατ' αρχάς, δύο διαδοχικές τιμές της παραγώγου είναι πιθανό να απέχουν σημαντικά, σε περιπτώσεις που η συνάρτηση f αντιστοιχεί σε σήμα με θόρυβο. Ακόμη, η παράγωγος f' που προκύπτει δεν ορίζεται ουσιαστικά στα σημεία x_1, x_2, \dots, x_n όπου ορίζεται η f , αλλά στο εσωτερικό των, $n - 1$ το πλήθος, διαστημάτων ανάμεσα τους.

Λόγω των δύο παραπάνω μειονεκτημάτων, υιοθετήθηκε ο ορισμός της διακριτής παραγώγου που προτάθηκε από τους An Y et al. [34] ο οποίος εκφράζει μια διαισθητικά καλύτερη αντιστοιχία της έννοιας της παραγώγου στον διακριτό χώρο. Ο συγκεκριμένος ορισμός βασίζεται στην ερμηνεία της παραγώγου ως κλίση της εφαπτομένης σε κάθε σημείο της συνάρτησης. Έτσι ορίζοντας την εφαπτομένη σε κάθε σημείο της διακριτής συνάρτησης ως την ευθεία που διέρχεται από το

συγκεκριμένο σημείο και προσεγγίζει καλύτερα τη συνάρτηση, η παράγωγος προκύπτει από την κλίση της εν λόγω ευθείας.

Αναλυτικότερα η διακριτή εφαπτομένη της συνάρτησης $y_i = f(x_i)$ στο σημείο (x_k, y_k) ορίζεται ως η ευθεία που διέρχεται από το σημείο (x_k, y_k) και το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων της από τα γειτονικά σημεία είναι το ελάχιστο. Επιλέγοντας r την ακτίνα της «γειτονιάς» των σημείων, οι παράμετροι α, β της διακριτής εφαπτομένης $y = ax + \beta$ δίνονται από την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης Lagrange :

$$L(\alpha, \beta, \lambda) = \sum_{j=k-r}^{k+r} (y_j - \alpha x_j - \beta)^2 + \lambda(y_k - \alpha x_k - \beta) \quad (3.58)$$

Επομένως, η διακριτή παράγωγος στο σημείο (x_k, y_k) θα ισούται με την κλίση α η οποία δίνεται από τη σχέση :

$$\alpha = \frac{\sum_{j=k-r}^{k+r} [(y_j - y_k)(x_j - x_k)]}{\sum_{j=k-r}^{k+r} [(x_j - x_k)^2]} \quad (3.59)$$

Άρα, τελικά, η διακριτή παράγωγος στο σημείο (x_k, y_k) θα είναι :

$$f_d'(x_k) = \frac{\sum_{j=k-r}^{k+r} [(y_j - y_k)(x_j - x_k)]}{\sum_{j=k-r}^{k+r} [(x_j - x_k)^2]} \quad (3.60)$$

3.3.2 Εξαγωγή γεωμετρικών χαρακτηριστικών

Στον συνεχή χώρο, μια καμπύλη c μπορεί να διατυπωθεί στη μορφή $c(\tau) = (x(\tau), y(\tau), z(\tau))$, $\tau \in \mathbb{R}$, δηλαδή να παραμετροποιηθεί ως προς την τυχαία παράμετρο τ . Συνηθέστερα, ωστόσο, επιλέγεται η παραμετροποίηση της καμπύλης ως προς το μήκος της s : $c(s) = (x(s), y(s), z(s))$. Στη συνέχεια θα χρησιμοποιείται ο συμβολισμός $\dot{c}(\tau) = (\dot{x}(\tau), \dot{y}(\tau), \dot{z}(\tau))$ για να δηλωθεί η παράγωγος της καμπύλης ως προς την τυχαία παράμετρο τ , και $c'(s) = (x'(s), y'(s), z'(s))$ για να δηλωθεί η παράγωγος της καμπύλης ως προς την παράμετρο μήκους s .

Παραμετροποιώντας την καμπύλη c ως προς το μήκος s , τα βασικά γεωμετρικά χαρακτηριστικά της ορίζονται ως εξής [34]:

- Το μοναδιαίο εφαπτόμενο διάνυσμα της καμπύλης σε κάθε σημείο της :

$$\mathbf{t}(s) = \mathbf{c}'(s) \quad (3.61)$$

- Η καμπυλότητα σε κάθε σημείο της :

$$\kappa(s) = |\mathbf{t}'(s)| \quad (3.62)$$

- Το πρωτεύον κανονικό διάνυσμα σε κάθε σημείο της :

$$\mathbf{n}(s) = \frac{\mathbf{t}'(s)}{\kappa(s)} \quad (3.63)$$

- Το διάνυσμα δεύτερης καθέτου σε κάθε σημείο της :

$$\mathbf{b}(s) = \mathbf{t}(s) \times \mathbf{n}(s) \quad (3.64)$$

- Η στρέψη σε κάθε σημείο της :

$$\sigma(s) = \mathbf{n}(s) \cdot \dot{\mathbf{b}}(s) \quad (3.65)$$

Από τις σχέσεις (3.61) , (3.62) και τον κανόνα της αλυσίδας, τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά μπορούν να εκφραστούν συναρτήσει της τυχαίας παραμέτρου τ ως εξής :

Ισχύει ότι :

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{c}}(s(\tau)) &= \mathbf{c}'(s(\tau))\dot{s}(\tau) = \mathbf{c}'(s(\tau))|\dot{\mathbf{c}}(\tau)| \\ \mathbf{c}'(s(\tau)) &= \frac{\dot{\mathbf{c}}(\tau)}{|\dot{\mathbf{c}}(\tau)|} \end{aligned} \quad (3.66)$$

Όμοια ισχύει :

$$\mathbf{t}'(s(\tau)) = \frac{\dot{\mathbf{t}}(\tau)}{|\dot{\mathbf{c}}(\tau)|} \quad (3.67)$$

Από τις (3.61) - (3.67) προκύπτουν τα εξής [34]:

- Για το μοναδιαίο εφαπτομενικό διάνυσμα θα ισχύει :

$$\mathbf{t}(\tau) = \frac{\dot{\mathbf{c}}(\tau)}{|\dot{\mathbf{c}}(\tau)|} \quad (3.68)$$

- Για την καμπυλότητα θα ισχύει :

$$\kappa(\tau) = \frac{\dot{\mathbf{t}}(\tau)}{|\dot{\mathbf{t}}(\tau)|} \quad (3.69)$$

- Για το πρωτεύον κανονικό διάνυσμα θα ισχύει :

$$\mathbf{n}(\tau) = \frac{\dot{\mathbf{t}}(\tau)}{\kappa(\tau)|\dot{\mathbf{c}}(\tau)|} \quad (3.70)$$

- Για το διάνυσμα δεύτερης καθέτου θα ισχύει :

$$\mathbf{b}(\tau) = \mathbf{t}(\tau) \times \mathbf{n}(\tau) \quad (3.71)$$

- Για τη στρέψη θα ισχύει :

$$\sigma(\tau) = \frac{\mathbf{n}(\tau) \cdot \dot{\mathbf{b}}(\tau)}{|\dot{\mathbf{c}}(\tau)|} \quad (3.72)$$

Προχωρώντας στην περίπτωση του διακριτού χώρου, και εφόσον σε αυτόν δεν είναι δυνατό να οριστεί η παράμετρος μήκους s , θα πρέπει να οριστεί μια διακριτή παράμετρος που να προσεγγίζει την s . Έτσι, επιλέγεται η διακριτή καμπύλη \mathbf{c}_d να παραμετροποιηθεί ως προς την διακριτή παράμετρο τ_i , $i = 1, 2, \dots, n$ η οποία ορίζεται ως εξής :

$$\tau_i = \sum_{j=1}^{i-1} |\mathbf{p}_{j+1} - \mathbf{p}_j|, \quad i = 2, \dots, n \quad (3.73)$$

$$\tau_1 = 0$$

όπου $\mathbf{p}_j = (x_j, y_j, z_j)$ το j -οστό σημείο της καμπύλης

Όπως φαίνεται από τον ορισμό (3.73) η παράμετρος τ_i εκφράζει το μήκος από την αρχή της καμπύλης έως το σημείο \mathbf{p}_i , υπολογισμένο ως άθροισμα της απόστασης των διαδοχικών σημείων.

Έτσι, από τις σχέσεις (3.68) - (3.72) και τον ορισμό (3.73) τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της διακριτής καμπύλης μπορούν να εκφραστούν, χρησιμοποιώντας τον ορισμό (3.60) της διακριτής παραγώγου, ως εξής [34]:

- Το μοναδιαίο εφαπτομενικό διάνυσμα σε κάθε σημείο της διακριτής καμπύλης ορίζεται ως :

$$\mathbf{t}_d(\tau_i) = \frac{\dot{\mathbf{c}}(\tau_i)}{|\dot{\mathbf{c}}(\tau_i)|} \quad (3.74)$$

- Η καμπυλότητα σε κάθε σημείο της διακριτής καμπύλης ορίζεται ως :

$$\kappa_d(\tau_i) = \frac{\dot{\mathbf{t}}(\tau_i)}{|\dot{\mathbf{t}}(\tau_i)|} \quad (3.75)$$

- Το πρωτεύον κανονικό διάνυσμα της διακριτής καμπύλης ορίζεται ως :

$$\mathbf{n}_d(\tau_i) = \frac{\dot{\mathbf{t}}(\tau_i)}{\kappa(\tau_i)|\dot{\mathbf{c}}(\tau_i)|} \quad (3.76)$$

- Το διάνυσμα δεύτερης καθέτου της διακριτής καμπύλης ορίζεται ως :

$$\mathbf{b}_d(\tau_i) = \mathbf{t}(\tau_i) \times \mathbf{n}(\tau_i) \quad (3.77)$$

- Η στρέψη της διακριτής καμπύλης ορίζεται ως :

$$\sigma_d(\tau_i) = \frac{\mathbf{n}(\tau_i) \cdot \dot{\mathbf{b}}(\tau_i)}{|\dot{\mathbf{c}}(\tau_i)|} \quad (3.78)$$

3.4 Αναπτυσσόμενο Νευρωνικό Αέριο

Όπως θα αναλυθεί λεπτομερώς στο επόμενο κεφάλαιο, στο πλαίσιο της παρούσης εργασίας εφαρμόστηκε μια μέθοδος η οποία βασίζεται σε ένα συγκεκριμένου τύπου νευρωνικό δίκτυο, το οποίο στη βιβλιογραφία καλείται **Αναπτυσσόμενο Νευρωνικό Αέριο (Growing Neural Gas - GNG)**[35]. Σκοπός της μεθόδου αυτής είναι η επίτευξη αυξημένου επιπέδου αυτοματοποίησης της διαδικασίας κατάτμησης των κινήσεων κατά την επιδιωκόμενη μοντελοποίηση χειρουργικών δεξιοτήτων. Στη συνέχεια της παραγράφου αυτής παρουσιάζεται μια σύντομη περιγραφή της βασικής θεωρίας που διέπει το συγκεκριμένο τύπο νευρωνικού δικτύου.

3.4.1 Θεωρητική επισκόπηση

Το *Growing Neural Gas* αποτελεί μια εξέλιξη απλού **Νευρωνικού Αερίου (Neural Gas –NG)** που προτάθηκε από τον Martinetz το 1991. Η ιδέα του Martinetz ήταν η επινόηση ενός νευρωνικού δικτύου με βελτιωμένες δυνατότητες έναντι των κλασικών δικτύων τύπου **Αυτο-Οργανούμενων Χαρτών (Self-Organizing Maps - SOM)** του Kohonen, τα οποία χρησιμοποιούνταν ευρέως σε προβλήματα ομαδοποίησης και διανυσματικού κβαντισμού. Τα δίκτυα *Νευρωνικού Αερίου* παρουσιάζουν σημαντικά πλεονεκτήματα έναντι των *Αυτο-Οργανούμενων Χαρτών* καθώς έχουν τη δυνατότητα να περιγράφουν ευκολότερα ετερογενείς τοπολογίες, ενώ δεν είναι απαραίτητος ο προκαθορισμός μιας αρχικής τοπολογίας δικτύου [36].

Σε αυτήν την κατεύθυνση, ο Fritzke προχώρησε στην επινόηση του *Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου (Growing Neural Gas - GNG)* ως εναλλακτικού δικτύου για τους ίδιους σκοπούς. Ο καινούργιος αυτός τύπος δικτύου αποτελεί μια περαιτέρω βελτίωση του απλού *Νευρωνικού Αερίου* καθώς, σε αντίθεση με το τελευταίο, δεν εμπλέκει παραμέτρους που αλλάζουν ως προς το χρόνο [35] ενώ παρουσιάζει μια ιδιαίτερα καινοτόμο ιδιότητα : Δεν απαιτεί τον καθορισμό συγκεκριμένου αριθμού κόμβων, αλλά, αντίθετα, διαθέτει τη δυνατότητα δυναμικής προσθήκης και αφαίρεσης κόμβων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του. Αυτή ακριβώς η επαναστατική ιδιότητα αποτέλεσε το λόγο για τον οποίο επιλέχθηκε προς εφαρμογή στα πλαίσια της παρούσας εργασίας.

3.4.2 Περιγραφή του δικτύου

Ένα δίκτυο τύπου *Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου* αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία [35] :

- Ένα σύνολο κόμβων \mathcal{C} . Κάθε κόμβος του συνόλου $c \in \mathcal{C}$ συσχετίζεται με ένα διάνυσμα βαρών $\mathbf{w}_c \in \mathbb{R}^n$. Το διάνυσμα αυτό καλείται **διάνυσμα αναφοράς** του κόμβου και αποτελεί ουσιαστικά τη θέση του στον υπερχώρο \mathbb{R}^n .
- Ένα σύνολο ακμών ανάμεσα σε ζεύγη κόμβων. Ο ρόλος των ακμών αυτών συνίσταται αποκλειστικά στη περιγραφή της τοπολογίας του δικτύου.

Δεδομένων των παραπάνω στην επόμενη ενότητα αναλύεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του δικτύου.

3.4.2.1 Παρουσίαση Αλγόριθμου Εκπαίδευσης Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ενός δικτύου τύπου νευρωνικού αερίου περιλαμβάνει τις εξής παραμέτρους :

- Τη διάρκεια εποχής εκπαίδευσης ως αριθμό επαναλήψεων ℓ
- Το συντελεστή μετατόπισης του κόμβου – νικητή e_w
- Το συντελεστή μετατόπισης των γειτονικών του κόμβου – νικητή κόμβων e_n
- Το συντελεστή μείωσης του σφάλματος των κόμβων στην περίπτωση εισαγωγής νέου κόμβου d
- Το συντελεστή μείωσης του σφάλματος όλων των κόμβων σε κάθε επανάληψη d_a
- Την μέγιστη ηλικία ακμής a_{max}
- Μια μεταβλητή σφάλματος ε_i , $i = 1, \dots, N$ για κάθε κόμβο του δικτύου, όπου N το συνολικό πλήθος των κόμβων

Με καθορισμένες τις παραπάνω παραμέτρους και δεδομένης μιας κατανομής σημείων $P(\mathbf{r})$ στον υπερχώρο \mathbb{R}^n , ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του δικτύου αναλύεται στα εξής βήματα [35] :

- 1) Εκκίνηση με 2 κόμβους c_1, c_2 τυχαία τοποθετημένους πάνω στο υπερχώρο \mathbb{R}^n , με διανύσματα αναφοράς $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2 \in \mathbb{R}^n$ αντίστοιχα
- 2) Δημιουργία ενός τυχαίου σημείου \mathbf{r} με βάση την κατανομή $P(\mathbf{r})$
- 3) Εύρεση του κοντινότερου κόμβου $s = c_i$ και του δεύτερου κοντινότερου $g = c_j$ στο σημείο \mathbf{r} , με βάση την ευκλείδεια απόσταση $\|\mathbf{w}_i - \mathbf{r}\|$. Ο κοντινότερος κόμβος c_i καλείται **κόμβος – νικητής**.

- 4) Αύξηση της ηλικίας όλων των ακμών που συνδέονται στον κόμβο-νικητή s κατά μια μονάδα
- 5) Ενημέρωση της μεταβλητής σφάλματος ε του κόμβου νικητή ως εξής :

$$\varepsilon_s \rightarrow \varepsilon_s + \| \mathbf{w}_s - \mathbf{r} \|^2 \quad (3.79)$$

- 6) Μετατόπιση του κόμβου – νικητή s προς το σημείο \mathbf{r} κατά το συντελεστή e_w και μετατόπιση των γειτονικών κόμβων προς το ίδιο σημείο κατά το συντελεστή e_n :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_s &\rightarrow \mathbf{w}_s + e_w (\mathbf{r} - \mathbf{w}_s) \\ \mathbf{w}_n &\rightarrow \mathbf{w}_n + e_n (\mathbf{r} - \mathbf{w}_n) \end{aligned} \quad (3.80)$$

Όπου n όλοι οι άμεσοι γείτονες κόμβοι του κόμβου νικητή s_1 , δηλαδή όλοι οι κόμβοι που συνδέονται με αυτόν μέσω ακμών.

- 7) Εάν οι δύο κόμβοι s, g συνδέονται με ακμή, η ηλικία της τίθεται ίση με μηδέν. Εάν δεν συνδέονται, δημιουργείται ακμή μεταξύ τους.
- 8) Αφαίρεση όλων των ακμών με ηλικία μεγαλύτερη της προκαθορισμένης a_{max} από το δίκτυο. Εάν, ως αποτέλεσμα, προκύψουν κόμβοι χωρίς καμία ακμή, αφαιρούνται από το δίκτυο και αυτοί.
- 9) Εάν έχει ολοκληρωθεί μια εποχή εκπαίδευσης, δηλαδή αν ο αύξων αριθμός της τρέχουσας επανάληψης είναι πολλαπλάσιο της προκαθορισμένης παραμέτρου ℓ , ένας κόμβος προστίθεται στο δίκτυο ακολουθώντας την παρακάτω διαδικασία :

- Εύρεση του κόμβου u με τη μεγαλύτερη τιμή μεταβλητής σφάλματος ε_u , έτσι ώστε :

$$\varepsilon_u = \max_{1 \leq k \leq N} \varepsilon_k \quad (3.81)$$

- Εύρεση του κόμβου v με τη μεγαλύτερη τιμή μεταβλητής σφάλματος ανάμεσα στους γείτονες του u , έτσι ώστε :

$$\varepsilon_v = \max_{k \in \mathcal{N}(u)} \varepsilon_k \quad (3.82)$$

όπου $\mathcal{N}(u)$ το σύνολο των κόμβων της γειτονιάς του κόμβου u

- Τοποθέτηση του καινούργιου κόμβου f στο μέσο του ευθυγράμμου τμήματος που συνδέει τους κόμβους u, v :

$$w_f = \frac{1}{2}(w_u + w_v) \quad (3.83)$$

- Αφαίρεση της ακμής που συνέδεε του κόμβους u, v και δημιουργία μιας ακμής μεταξύ των u, f και μια μεταξύ των f, v
- Μείωση των τιμών των μεταβλητών σφάλματος των κόμβων u, v με πολλαπλασιασμό με τον προκαθορισμένο συντελεστή d :

$$\begin{aligned} \varepsilon_u &\rightarrow d \cdot \varepsilon_u \\ \varepsilon_v &\rightarrow d \cdot \varepsilon_v \end{aligned} \quad (3.84)$$

- 10) Μείωση των τιμών των μεταβλητών σφάλματος όλων των κόμβων με πολλαπλασιασμό με τον προκαθορισμένο συντελεστή d_a :

$$\varepsilon_i \rightarrow d_a \cdot \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.85)$$

- 11) Τερματισμός του αλγορίθμου σε περίπτωση που μια προκαθορισμένη συνθήκη έχει ικανοποιηθεί. Η συνθήκη αυτή είναι επίσης προκαθορισμένη και μπορεί π.χ να αφορά το πλήθος των κόμβων η κάποιο κριτήριο επίδοσης του δικτύου.

3.4.2.2 Ανάλυση του Αλγορίθμου Εκπαίδευσης και Υλοποίηση

Ο παραπάνω αλγόριθμος εκπαίδευσης, παρότι εκ πρώτης όψεως μοιάζει ιδιαίτερα σύνθετος, είναι σχετικά απλός ως προς την βάση του. Η εκπαίδευση του δικτύου όπως και στις περιπτώσεις των Αυτο-Οργανούμενων Χαρτών και του απλού Νευρωνικού Αερίου, είναι βασισμένη στην **ανταγωνιστική μάθηση**. Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, εξετάζεται ένα σημείο της κατανομής την οποία το δίκτυο καλείται να περιγράψει. Ο κόμβος που βρίσκεται εγγύτερα στο υπό εξέταση σημείο, που καλείται κόμβος-νικητής, μετατοπίζεται προς το σημείο με βάση έναν συντελεστή μετατόπισης. Κατά τον ίδιο τρόπο, προς το σημείο αυτό μετατοπίζονται όλοι οι γείτονες του αλλά στην περίπτωση αυτών, ο συντελεστής μετατόπισης είναι σαφώς μικρότερος. Έτσι, καθώς εξετάζονται όλα τα σημεία της κατανομής, οι κόμβοι του δικτύου τείνουν να τα πλησιάζουν με αποτέλεσμα η τοπολογία του δικτύου να προσεγγίζει εκείνη της κατανομής.

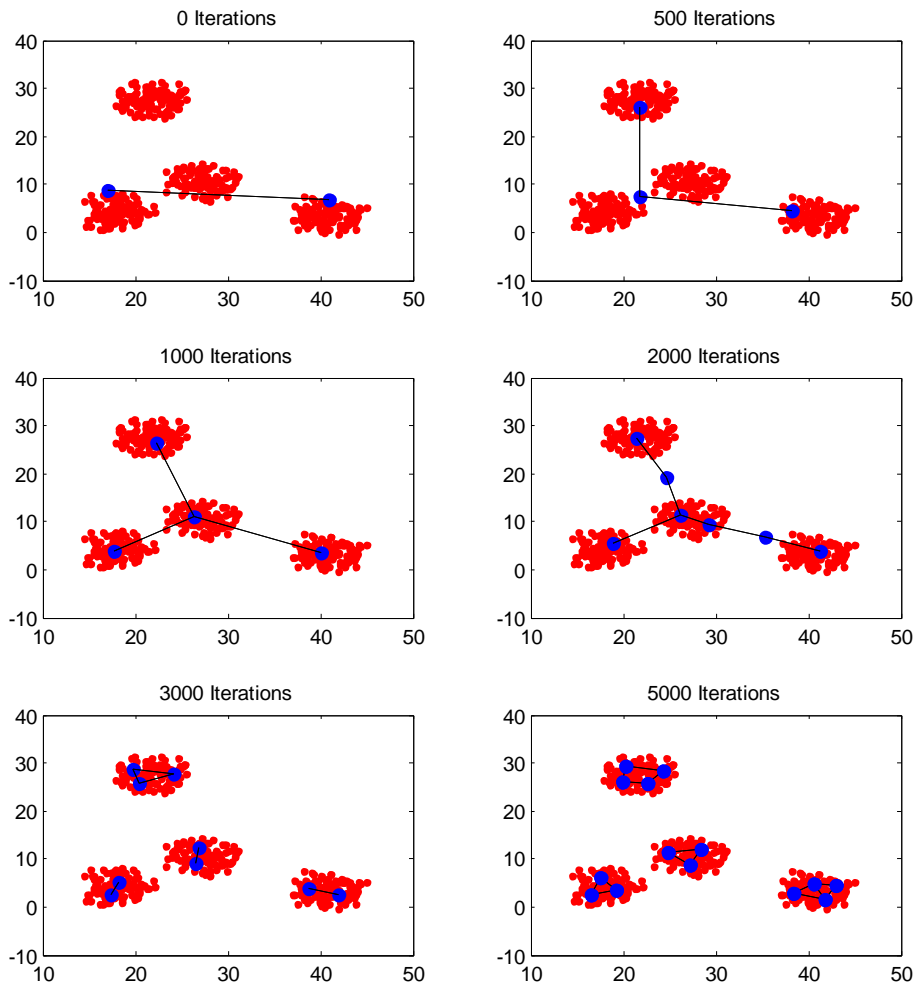
Η μεταβλητή σφάλματος κάθε κόμβου ε_i αποτελεί ένα στατιστικό μέγεθος που έμμεσα υποδεικνύει το εύρος του τμήματος που καλύπτει κάθε κόμβος του

δικτύου, δεδομένου ότι το σφάλμα ενός κόμβου που περιγράφει μεγάλο τμήμα της κατανομής θα αυξάνεται γρήγορα καθώς θα «ανακηρύσσεται» νικητής συχνότερα και ενδεχομένως θα καλείται να κινηθεί σε μεγαλύτερες αποστάσεις. Για το λόγο αυτό ενημερώνεται σύμφωνα με την (3.79). Ο ρόλος της σταδιακής απόσβεσης του σφάλματος όλων των κόμβων σύμφωνα με την (3.85), είναι η τοποθέτηση μεγαλύτερου βάρους στις τελευταίες ενημερώσεις των σφαλμάτων από ότι στις παλιότερες. Πράγματι, με αυτήν την τεχνική, οι όροι των σφαλμάτων που προστέθηκαν παλιότερα θα έχουν σαφώς μικρότερη συνεισφορά στο συνολικό σφάλμα από τους πιο πρόσφατους καθώς θα έχουν υποστεί την απόσβεση περισσότερες φορές.

Η πολιτική εισαγωγής κόμβων, στηρίζεται στην φύση του σφάλματος κάθε κόμβου ως στατιστικού μέτρου του εύρους της περιοχής που καλύπτει ο συγκεκριμένος κόμβος, όπως περιγράφηκε στην προηγούμενη παράγραφο, και υπό αυτό το πρίσμα είναι απλή και ξεκάθαρη. Αρχικά, επιλέγεται ο κόμβος που καλύπτει την ευρύτερη περιοχή, και ο γείτονας του, που καλύπτει επίσης την ευρύτερη περιοχή σε σχέση με τους υπόλοιπους γείτονες, και ο καινούργιος κόμβος τοποθετείται ανάμεσα στους δύο αυτούς κόμβους. Η τακτική αυτή εξασφαλίζει ότι καινούργιος κόμβος θα εισαχθεί στην περιοχή του δικτύου όπου είναι περισσότερο αναγκαίος, υπό την έννοια ότι στην περιοχή εκείνη οι κόμβοι του δικτύου δεν είναι αρκετοί με αποτέλεσμα τη συσσώρευση μεγάλου σφάλματος. Όπως είναι φυσικό, κατόπιν της εισαγωγής τα σφάλματα των επιλεγμένων κόμβων μειώνονται αισθητά, σύμφωνα με την (3.84), προκειμένου να αποφευχθεί το ενδεχόμενο τοποθέτησης πολλών καινούργιων κόμβων στην ίδια περιοχή χωρίς να υπάρχει πραγματική ανάγκη.

Τέλος, σημείο που χρήζει ανάλυσης είναι η τεχνική «γήρανσης» των ακμών που ενσωματώνει ο αλγόριθμος. Η τεχνική αυτή αφορά την ανανέωση της τοπολογίας του δικτύου έτσι ώστε να προσεγγίζεται η τοπολογία της κατανομής και αναλύεται ως εξής : Με την αύξηση της ηλικίας των ακμών που συνδέονται με τον εκάστοτε κόμβο-νικητή, και παράλληλα τον μηδενισμό της ηλικίας της ακμής ανάμεσα σε αυτόν και τον επιλαχόντα κόμβο-νικητή σε κάθε επανάληψη, εξασφαλίζεται ότι οι ακμές με μεγάλη ηλικία θα είναι εκείνες που συνδέουν κόμβους που για μεγάλο πλήθος επαναλήψεων δεν ανακηρύσσονται νικητές μαζί. Το φαινόμενο αυτό υποδεικνύει ότι οι δύο αυτοί κόμβοι, παρότι σε κάποιο παλαιότερο στάδιο της εκπαίδευσης άνηκαν στην ίδια τοπολογική περιοχή, πλέον αυτό δεν ισχύει με αποτέλεσμα η ακμή μεταξύ τους να είναι περιττή. Με την αφαίρεση των περιττών αυτών ακμών επιτυγχάνεται η διόρθωση της τοπολογίας του δικτύου ώστε να είναι ακριβέστερη σε σχέση με την κατανομή. Ως αποτέλεσμα της αφαίρεσης ακμών, είναι πιθανή η εμφάνιση κόμβων που δε συνδέονται με κανέναν άλλο κόμβο. Οι κόμβοι αυτοί εύλογα θεωρούνται άχρηστοι στο δίκτυο και ως εκ τούτου εξαλείφονται.

Στο επόμενο σχήμα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της χρήσης ενός δικτύου τύπου Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού αερίου, για την ομαδοποίηση μιας κατανομής σημείων στον χώρο \mathbb{R}^2 .



Σχήμα 3.1 Απεικόνιση της τοπολογίας νευρωνικού δικτύου *Αυξάνοντος Νευρωνικού Αερίου* σε διάφορα σημεία της εκπαίδευσης για τυχαία 2-D κατανομή

Όπως φαίνεται, το δίκτυο έχει επιτύχει ικανοποιητικά την περιγραφή της κατανομής. Οι τιμές των παραμέτρων στην παραπάνω υλοποίηση ήταν : $\ell = 400$, $e_w = 0.2$, $e_n = 0.006$, $d = 0.5$, $d_a = 0.995$, $a_{max} = 50$. Η επιλογή των τιμών των ℓ , a_{max} έγινε με βάση το γεγονός ότι η κατανομή αποτελείται από 400 σημεία. Οι υπόλοιπες παράμετροι έλαβαν τις ενδεικτικές τιμές που παρουσιάζονται στην [35].

Κεφάλαιο 4

Μεθοδολογία Αυτόματης Μοντελοποίησης και Κατάτμησης Κινήσεων Λαπαροσκοπικών Χειρουργικών Εργαλείων: Θεωρητική Προσέγγιση και Υλοποίηση

4.1 Εισαγωγή

Το κεφάλαιο αυτό αφορά την προσέγγιση της παρούσας εργασίας. Αρχικά διενεργείται μια θεωρητική περιγραφή των εννοιών και των βασικών προκλήσεων που αντιμετωπίζονται στα πλαίσια αυτής, δηλαδή της μοντελοποίησης και του συνδεδεμένου με αυτήν, όπως αναλύεται στη συνέχεια, προβλήματος της κατάτμησης καθώς και της αξιολόγησης της χειρουργικής δεξιότητας με βάση τα προκύπτοντα μοντέλα. Στη συνέχεια περιγράφονται αναλυτικά οι βασικές ιδέες της προσέγγισης που υιοθετήθηκε για την αντιμετώπιση των προκλήσεων αυτών και, τέλος, αναλύεται η υλοποίηση της προσέγγισης αυτής.

4.2 Η έννοια της δεξιότητας

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας επιχειρήθηκε μια εναλλακτική προσέγγιση του προβλήματος της μοντελοποίησης της κίνησης των λαπαροσκοπικών εργαλείων. Η προσέγγιση αυτή βασίζεται στην θεώρηση της χειρουργικής διαδικασίας ως έκφανση της χειρουργικής δεξιότητας, και ως εκ τούτου στην πεποίθηση ότι το πραγματικό προς μοντελοποίηση αντικείμενο δεν είναι αυτή καθαυτή η διαδικασία, αλλά το επίπεδο πίσω από αυτήν : η χειρουργική δεξιότητα.

Η έννοια του όρου δεξιότητα δεν μπορεί να καθοριστεί με σαφήνεια. Οι Chen et al. [37] δίνουν έναν ενδιαφέροντα ορισμό ο οποίος υιοθετήθηκε όσον αφορά την εργασία. Σύμφωνα με τον ορισμό αυτό, η ανθρώπινη δεξιότητα είναι η ικανότητα του ατόμου να χρησιμοποιεί τη γνώση του κατά την εκτέλεση μιας διαδικασίας προκειμένου να επιτύχει το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Όπως είναι φανερό, η ανθρώπινη δεξιότητα, και κατ' επέκταση οι διαδικασίες που σχετίζονται με αυτή, είναι εκ φύσεως στοχαστικές : ένας άνθρωπος δε θα μπορέσει ποτέ να γράψει τον ίδιο χαρακτήρα πανομοιότυπα δύο φορές. Όσο και αν προσπαθήσει θα υπάρχουν πάντα μικροδιαφορές από τη μια προσπάθεια στην άλλη. Η διαφοροποίηση θα είναι εντονότερη αν συγκριθούν δυο χαρακτήρες γραμμένοι από δύο διαφορετικούς ανθρώπους. Παρά τις όποιες κατασκευαστικές διαφορές ωστόσο, είτε ανάμεσα σε δυο προσπάθειες του ίδιου ατόμου είτε ανάμεσα σε δυο διαφορετικά άτομα, ο χαρακτήρας που γράφθηκε είναι νοηματικά ο ίδιος. Κατά συνέπεια, πίσω από αυτές υπάρχουν κάποια κοινά στοιχεία : κάποια αφηρημένα, ενδεχομένως, σύνολα κανόνων, που υπαγορεύουν τη γραφή του συγκεκριμένου χαρακτήρα και που αποτελούν κοινό τόπο ανάμεσα σε όλα τα άτομα που διαθέτουν τη δεξιότητα της γραφής. Αυτό ακριβώς το κρυφό επίπεδο που χαρακτηρίζει τη δεξιότητα επιχειρεί να συλλάβει η προσέγγιση που παρουσιάζεται στην συγκεκριμένη εργασία όσον αφορά τη μοντελοποίηση.

Η ιδέα της ύπαρξης αυτού του κρυφού επιπέδου είναι που οδηγεί στη θεώρηση ότι μια χειρουργική διαδικασία, ως έκφανση της χειρουργικής δεξιότητας, συνιστά μια διπλά στοχαστική διαδικασία η αλλιώς μια στοχαστική διαδικασία δύο επιπέδων. Το πρώτο επίπεδο σχετίζεται με τις αποφάσεις που λαμβάνει κάθε στιγμή ο χειρουργός, το οποίο είναι, εκ των πραγμάτων, μη προσβάσιμο. Το δεύτερο επίπεδο αντιστοιχεί στις κινήσεις του χειρουργού αυτές καθαυτές, ως αποτέλεσμα των αποφάσεων του πρώτου κρυφού επιπέδου. Όπως είναι προφανές, το δεύτερο επίπεδο είναι καθόλα προσβάσιμο και παρατηρήσιμο.

4.3 Θεωρητική προσέγγιση: Μοντελοποίηση, κατάτμηση, ταξινόμηση

Οι αντιστοιχίες των εννοιών της παραπάνω θεώρησης των δύο επιπέδων, ενός κρυφού και ενός παρατηρήσιμου, με τις ιδέες της θεωρίας των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων είναι κάτι παραπάνω από προφανείς. Ως εκ τούτου, η παρούσα προσέγγιση, όσον αφορά τη μοντελοποίηση της κίνησης των χειρουργικών εργαλείων, βασίστηκε σε αυτά. Αναλυτικότερα και σε αντιστοιχία με τα όσα σημειώθηκαν στο τρίτο κεφάλαιο, στην έννοια της ακολουθίας συμβόλων

παρατήρησης αντιστοιχίζεται η τροχιά της κίνησης των εργαλείων στο χώρο. Έτσι, επί της ουσίας, η εκπαίδευση του Κρυφού Μαρκοβιανού Μοντέλου στα δεδομένα της τροχιάς των εργαλείων, συνιστά μια προσπάθεια σύλληψης του κρυφού επιπέδου της λήψης αποφάσεων και αντιστοίχισής του με το επίπεδο καταστάσεων. Με άλλα λόγια, η ακολουθία καταστάσεων που θα προέκυπτε, θα αποτελούσε μια προσέγγιση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων του χειρουργού, υπό την έννοια ότι κάθε κατάσταση θα μπορούσε να αντιστοιχιστεί θεωρητικά με μια απόφαση.

Με βάση τα παραπάνω προκύπτει η φυσική ερμηνεία της μοντελοποίησης με χρήση Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων, που αποτελεί εξάλλου το κίνητρο της εξ' αρχής επιλογής της συγκεκριμένης μεθοδολογίας για της ανάγκες της παρούσης εργασίας. Πιο συγκεκριμένα, η διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου ερμηνεύεται ως η προσπάθεια ομαδοποίησης τμημάτων της κίνησης, δηλαδή συμβόλων παρατήρησης, και η σύνδεσή τους με μια συγκεκριμένη απόφαση, δηλαδή κατάσταση. Σε αυτήν τη βάση, η παρούσα προσέγγιση δεν αποτελεί απλά μια προσπάθεια στατιστικής επεξεργασίας και μοντελοποίησης με στόχο την απλή συγκρότηση ενός μαθηματικού μοντέλου. Αντίθετα, η μοντελοποίηση επιχειρείται πάνω σε άξονες με ξεκάθαρες φυσικές αντιστοιχίες και ερμηνείες.

Η φύση της προσέγγισης επέτρεψε την αντιμετώπιση του προβλήματος της κατάτμησης με τρόπο διαφορετικό συγκριτικά με τις σχετικές εργασίες που παρουσιάστηκαν στο 2^ο κεφάλαιο. Συγκεκριμένα, επιχειρήθηκε η αυτόματη κατάτμηση χωρίς την ύπαρξη «λεξιλογίου» πρότυπων κινήσεων. Έτσι, η αυτόματη κατάτμηση στα πλαίσια της παρούσας εργασίας δεν συνίσταται στην απλή αναγνώριση και αντιστοίχιση βασικών κινήσεων μέσα στη συνολική τροχιά της κίνησης των εργαλείων, αλλά προκύπτει και πάλι ως φυσική διαδικασία. Συγκεκριμένα η κατάτμηση αποτελεί μέρος της μοντελοποίησης, και είναι αυτή καθαυτή η διαδικασία ομαδοποίησης των τμημάτων της κίνησης των εργαλείων, ως σύνολα συμβόλων παρατήρησης, κάτω από μία κατάσταση-απόφαση.

Όπως είναι φυσικό, στο σημείο αυτό τίθεται εύλογα το ζήτημα του αριθμού των καταστάσεων των μοντέλων, που ταυτίζεται ουσιαστικά με τον αριθμό των διαφορετικών κατηγοριών όσον αφορά την κατάτμηση. Σε ότι αφορά την επιλογή του αριθμού καταστάσεων, στα πλαίσια της εργασίας εξετάστηκαν δύο προσεγγίσεις. Κατά την πρώτη προσέγγιση, ο αριθμός καταστάσεων καθορίζεται εκ των προτέρων ως παράμετρος του συστήματος ενώ κατά την δεύτερη επιχειρείται η αυτόματη από το σύστημα επιλογή αριθμού καταστάσεων.

Στο δεύτερο σκέλος της εργασίας που αφορά την αντικειμενική αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας, υπεισέρχεται το πρόβλημα της ταξινόμησης. Με άλλα λόγια, η αυτόματη αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας συνίσταται στον χαρακτηρισμό του ατόμου ως «αρχάριο» ή «έμπειρο». Ο χαρακτηρισμός αυτός, με

βάση Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα είναι πλήρως αντίστοιχος με τις κλασσικές εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων: Εκπαιδεύονται δύο διαφορετικά μοντέλα, το καθένα σε δείγματα κινήσεων από διαφορετική ομάδα εθελοντών, διαχωρισμένων με βάση το επίπεδο εμπειρίας τους. Έτσι προκύπτουν δύο μοντέλα, καθένα από τα οποία αντιστοιχεί σε ένα επίπεδο εμπειρίας. Η ταξινόμηση σε ένα από τα δύο επίπεδα επιτυγχάνεται εξετάζοντας τους βαθμούς αναγνώρισης που προκύπτουν από τα δύο μοντέλα για μια συγκεκριμένη ακολουθία παρατήρησης.

4.4 Περιγραφή της υλοποίησης

4.4.1 Λήψη δεδομένων

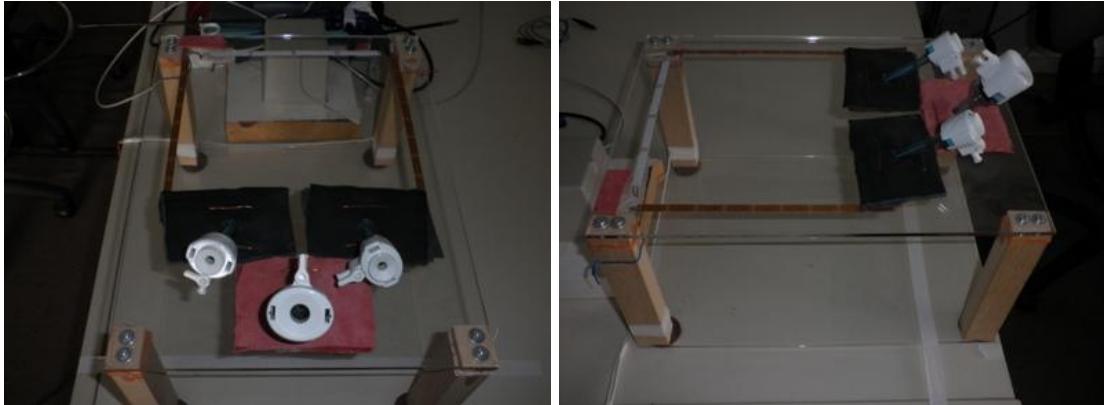
Για τις ανάγκες της εργασίας κατασκευάστηκε ένας απλός πειραματικός λαπαροσκοπικός προσομοιωτής ως υπόβαθρο για τη λήψη δεδομένων. Ο προσομοιωτής συνίσταται ουσιαστικά σε δύο πλάκες από plexiglass, ενωμένες με τέσσερα ξύλινα στηρίγματα ώστε να δημιουργούν ένα κουτί. Στην άνω πλάκα δημιουργήθηκαν τρεις οπές σε κατάλληλα σημεία ώστε να προσομοιάζουν τις οπές στο σώμα του ασθενούς κατά την λαπαροσκοπική εγχείρηση. Οι οπές αυτές καλύφθηκαν με δέρμα, ούτως ώστε να προσεγγιστούν όσο το δυνατό καλύτερα οι πραγματικές συνθήκες. Μέσω κατάλληλων τομών στο δέρμα, τοποθετήθηκε σε κάθε οπή ένα trocar και διαμέσου αυτών εισήλθαν τα χειρουργικά εργαλεία και το ενδοσκόπιο. Η τελική πειραματική διάταξη φαίνεται στο Σχήμα 4.1.

Για τη λήψη των δεδομένων έγινε χρήση του συστήματος μαγνητικών αισθητήρων **3D Guidance trakSTAR™** της εταιρίας **Ascension**, που απεικονίζεται στο . Στη λαβή καθενός από τα δύο εργαλεία τοποθετήθηκε ένας αισθητήρας, όπως φαίνεται στο **Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε.**, με σκοπό την καταγραφή της θέσης και του προσανατολισμού κάθε εργαλείου ανά πάσα στιγμή. Πιο συγκεκριμένα, καθένας από τους δύο αισθητήρες είχε δυνατότητα καταγραφής έξι παραμέτρων στο χρόνο : τριών μεταβλητών θέσης x, y, z και τριών μεταβλητών προσανατολισμού $\theta_x, \theta_y, \theta_z$. Έτσι, οι τροχιές των δύο εργαλείων κατέστησαν διαθέσιμες προς μελέτη υπό μορφή χρονικών σημάτων. Συγκεκριμένα, ελήφθησαν έξι χρονικά σήματα για κάθε εργαλείο, καθένα από τα οποία αντιστοιχούσε σε μια από τις έξι παραμέτρους που προαναφέρθηκαν. Επομένως τελικά από τη διαδικασία καταγραφής προέκυψαν τα διανύσματα χρονικών σημάτων :

$$\mathbf{p}_i(t) = \begin{bmatrix} x_i(t) \\ y_i(t) \\ z_i(t) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{o}_i(t) = \begin{bmatrix} \theta_{x,i}(t) \\ \theta_{y,i}(t) \\ \theta_{z,i}(t) \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

$$t = 1, \dots, T, \quad i = 1, 2$$

Όπου t η παράμετρος διακριτού χρόνου, T το μήκος των σημάτων σε δείγματα και i η παράμετρος δείκτη εργαλείου, ($i = 1$ για το δεξί και $i = 2$ για το αριστερό εργαλείο



Σχήμα 4.1 Η διάταξη του λαπαροσκοπικού προσομοιωτή που κατασκευάστηκε στα πλαίσια της εργασίας



Σχήμα 4.2 Το σύστημα μαγνητικών αισθητήρων *3D Guidance trakSTAR™* της εταιρίας *Ascension*. Δεξιά απεικονίζεται η μονάδα ελέγχου και αριστερά οι μαγνητικοί αισθητήρες



Σχήμα 4.3 Η θέση των αισθητήρων πάνω στα χειρουργικά εργαλεία

4.4.2 Πειραματική διαδικασία: Διαδικασία Λήψης-Εναπόθεσης

Η διαδικασία Λήψης-Εναπόθεσης είναι ιδιαίτερα συνηθισμένη κατά την εκπαίδευση των αρχαρίων χειρουργών στη λαπαροσκοπική χειρουργική. Η διαδικασία αυτή συνίσταται, συνηθέστερα, στην λήψη με τη λαπαροσκοπική λαβίδα ενός δοκιμίου από ένα δοχείο και στην τοποθέτησή του σε ένα άλλο. Ο σκοπός αυτού του είδους της εκπαίδευσης είναι η εξοικείωση του εκπαιδευόμενου με τα εργαλεία και τις δυνατότητες τους.

Η συγκεκριμένη κατηγορία χειρουργικών κινήσεων, δηλαδή η διαδικασία Λήψης-Εναπόθεσης επιλέχθηκε προς μελέτη λόγω της απλότητάς της σε σχέση με τις πραγματικές σύνθετες χειρουργικές διαδικασίες. Στα πλαίσια αυτά συγκεντρώθηκαν δύο ομάδες εθελοντές, μια αρχαρίων και μια έμπειρων χειρουργών αποτελούμενες από τέσσερα άτομα η καθεμία. Ως έμπειροι εθελοντές επιλέχθηκαν χειρουργοί με περισσότερα από 5 χρόνια εμπειρίας στον κλάδο ενώ ως αρχάριοι επιλέχθηκαν άτομα χωρίς καμία πρότερη επαφή με τη χειρουργική γενικά. Από όλους τους εθελοντές ζητήθηκε η εκτέλεση της ακόλουθης διαδικασίας :

- 1) Λήψη ενός δοκιμίου από ένα δοχείο στο αριστερό μέρος του προσομοιωτή, με χρήση της αριστερής λαβίδας.
- 2) Τοποθέτηση του δοκιμίου σε ένα δοχείο στο δεξί μέρος του προσομοιωτή
- 3) Λήψη του δοκιμίου με χρήση της δεξιάς λαβίδας.
- 4) Επανατοποθέτηση του δοκιμίου στο αρχικό δοχείο.

Για λόγους ευκολίας στην ανάλυση, ζητήθηκε από τους εθελοντές να ξεκινούν τη διαδικασία με τις λαβίδες τοποθετημένες σε ένα προκαθορισμένο σημείο, και να τις επανατοποθετούν στο ίδιο σημείο μετά το τέλος της. Δεν τέθηκε κανένας περιορισμός ως προς την κίνηση του δεύτερου εργαλείου κατά την χρήση του πρώτου για λήψη ή εναπόθεση. Η απόφαση αυτή ελήφθη, κατόπιν σχετικής υποδείξεως των χειρουργών, προκειμένου να αυξηθεί η μεταβλητότητα από χρήστη σε χρήστη. Έτσι, κατέστη δυνατή η μελέτη της ευρωστίας του μοντέλου υπό αυξημένες απαιτήσεις. Σε αυτό το πλαίσιο, κάθε εθελοντής προέβη σε 10 επαναλήψεις – δοκιμές της συγκεκριμένης διαδικασίας.

4.4.3 Επεξεργασία των δεδομένων

4.4.3.1 Αποθορυβοποίηση

Όπως είναι φυσικό, τα δεδομένα από τους αισθητήρες περιείχαν θόρυβο. Κατά συνέπεια αρχικά τα χρονικά σήματα που ελήφθησαν έπρεπε να φιλτραριστούν κατάλληλα. Για το σκοπό αυτό επιλέχθηκε ένα απλό φίλτρο ομαλοποίησης τύπου κινούμενου μέσου όρου, υπό τη θεώρηση ότι ο θόρυβος είναι λευκός. Για την ομαλοποίηση επιλέχθηκε παραθύρου μήκους 40 δειγμάτων. Έτσι η τιμή του φιλτραρισμένου σήματος σε κάθε χρονική στιγμή προέκυψε από το μέσο όρο συνολικά 41 τιμών γειτονικών χρονικών στιγμών, 20 προηγούμενων, 20 επόμενων και της ίδιας. Το μήκος του παραθύρου επιλέχθηκε έτσι ώστε αφενός το φίλτρο να επιτυγχάνει ικανοποιητικές επιδόσεις στην αποθορυβοποίηση, αφετέρου να μην προξενήσει αλλοιώσεις στις καταγεγραμμένες τροχιές. Λαμβάνοντας υπόψη ότι η συχνότητα δειγματοληψίας των αισθητήρων ήταν 80 Hz, τα 40 δείγματα αντιστοιχούν σε χρονικό διάστημα μισού δευτερολέπτου. Με δεδομένο ότι στις λαπαροσκοπικές διαδικασίες γενικότερα αποφεύγονται οι απότομες κινήσεις, το χρονικό διάστημα αυτό κρίθηκε ασφαλές ως προς την παραμόρφωση των δεδομένων, γεγονός που διαπιστώθηκε και αργότερα κατά τις πειραματικές δοκιμές. Σημειώνεται ότι, στα άκρα του σήματος και συγκεκριμένα στις περιοχές όπου δεν υπήρχαν αρκετά σημεία εκατέρωθεν του σημείου ενδιαφέροντος, ακολουθήθηκε τεχνική περιορισμού του μήκους του παραθύρου έτσι ώστε να λαμβάνεται ίδιος αριθμός δειγμάτων εξ' αριστερών και εκ δεξιών του κεντρικού σημείου.

Έτσι, τελικά, το φίλτρο που χρησιμοποιήθηκε είχε κρουστική απόκριση :

$$h[t] = \frac{1}{41} [\delta[t - 20] + \dots + \delta[t] + \dots + \delta[t + 20]] \quad (4.2)$$

και ως καινούργια διανύσματα θέσης προέκυψαν τα :

$$\mathbf{p}_{s,i}(t) = \begin{bmatrix} x_i(t) * h[t] \\ y_i(t) * h[t] \\ z_i(t) * h[t] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{s,i}(t) \\ y_{s,i}(t) \\ z_{s,i}(t) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$
$$t = 1, \dots, T, \quad i = 1, 2$$

4.4.3.2 Μετασχηματισμός συστήματος συντεταγμένων

Όπως προαναφέρθηκε, οι αισθητήρες ήταν τοποθετημένοι στις λαβές των χειρουργικών εργαλείων και ως εκ τούτου οι καταγεγραμμένες τροχιές αφορούσαν σημεία πάνω σε αυτές. Επειδή, ωστόσο, το πραγματικό σημείο ενδιαφέροντος είναι η άκρη των εργαλείων και όχι οι λαβές τους, ήταν απαραίτητη η εφαρμογή κατάλληλου γραμμικού μετασχηματισμού προκειμένου να ληφθούν οι ζητούμενες τροχιές.

Για το σκοπό αυτό κατασκευάστηκαν δύο γραμμικοί μετασχηματισμοί \mathcal{J}_i , $i = 1,2$, ένας για κάθε εργαλείο, βασισμένοι σε κατάλληλες μετρήσεις όσον αφορά τη θέση και τον προσανατολισμό των αισθητήρων ως προς το σώμα των εργαλείων. Κατόπιν, εφαρμόστηκαν στα αρχικά χρονικά σήματα παράγοντας καινούργια σήματα θέσης $\mathbf{p}_{g,i}(t)$, $i = 1,2$ που συνιστούσαν την τροχιά της κίνησης της άκρης των εργαλείων. Αναλυτικότερα, τα καινούργια σήματα προέκυψαν από τη σχέση:

$$\mathbf{p}_{g,i}(t) = \mathcal{J}_i\{\mathbf{p}_{s,i}(t)\} = \begin{bmatrix} x_{g,i}(t) \\ y_{g,i}(t) \\ z_{g,i}(t) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$t = 1, \dots, T, \quad i = 1,2$$

όπου :

$$\mathcal{J}_i = \mathcal{J}_i\{\mathbf{p}_{s,i}\} = \mathbf{R}_{bt,i}(t) * \mathbf{T}_{tg,i} + \mathbf{p}_{s,i}(t), \quad (4.5)$$

$$t = 1, \dots, T, \quad i = 1,2$$

$$\mathbf{R}_{bt,i}(t) = \mathbf{Rot}(z, \theta_{z,i}(t)) \mathbf{Rot}(y, \theta_{y,i}(t)) \mathbf{Rot}(x, \theta_{x,i}(t)), \quad (4.6)$$

$$\mathbf{T}_{tg,i} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_{\varphi_i} & -s_{\varphi_i} \\ 0 & s_{\varphi_i} & c_{\varphi_i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{\delta_i} & -s_{\delta_i} & 0 \\ s_{\delta_i} & c_{\delta_i} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (4.7)$$

$$t = 1, \dots, T, \quad i = 1,2$$

όπου $\theta_{x,i}(t), \theta_{y,i}(t), \theta_{z,i}(t)$ τα καταγεγραμμένα σήματα των γωνιών όπως παρουσιάστηκαν παραπάνω, $\mathbf{Rot}(z, \theta_{z,i}(t))$, $\mathbf{Rot}(y, \theta_{y,i}(t))$, $\mathbf{Rot}(x, \theta_{x,i}(t))$ οι ομογενείς μήτρες μετασχηματισμού περιστροφής γύρω από τους τρεις άξονες, φ_i, δ_i και d_i, r_i γωνίες και αποστάσεις, αντίστοιχα, σχετικές με τη θέση και τον προσανατολισμό των αισθητήρων πάνω στα εργαλεία, οι τιμές των οποίων προέκυψαν από μετρήσεις ως εξής :

$$\varphi_1 = -1.5^\circ, \varphi_2 = 1.5^\circ \quad (4.8)$$

$$\begin{aligned} \delta_1 &= 141^\circ, \delta_2 = 149^\circ \\ d_1 &= 39 \text{ cm}, d_2 = 38.5 \text{ cm} \\ r_1 &= 0.5 \text{ cm}, r_2 = 0.2 \text{ cm} \end{aligned}$$

4.4.3.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Η κατάλληλη επιλογή χαρακτηριστικών αποτελεί θεμελιώδες πρόβλημα όσον αφορά την διαδικασία της μοντελοποίησης, καθώς αποτελεί κρισιμότητα παράγοντα που επιδρά στην επίδοση του συστήματος. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών αποτελεί έναν, εν γένει, μη γραμμικό μετασχηματισμό της τροχιάς της κίνησης των εργαλείων σε έναν άλλο διανυσματικό χώρο. Ο σκοπός του μετασχηματισμού αυτού είναι ο ευκολότερος διαχωρισμός και η ομαδοποίηση των δεδομένων της τροχιάς με στόχο την βελτίωση των επιδόσεων του μοντέλου. Έτσι, η μοντελοποίηση θα στηριχθεί στα εξαχθέντα χαρακτηριστικά, δηλαδή, τελικά, ως σύμβολα παρατήρησης θα θεωρηθούν τα επιμέρους διανύσματα χαρακτηριστικών στον καινούργιο αυτό χώρο.

Με την εξαγωγή χαρακτηριστικών επιχειρείται ο καθορισμός παραμέτρων που χαρακτηρίζουν την υπό μοντελοποίηση διαδικασία πληρέστερα απ' ό,τι οι ήδη διαθέσιμες παράμετροι, που στην προκειμένη περίπτωση είναι τα σήματα της τρισδιάστατης τροχιάς της άκρης των εργαλείων. Οι καινούργιες παράμετροι είναι προτιμότερο να αποτελούν εγγενή χαρακτηριστικά της διαδικασίας, δηλαδή χαρακτηριστικά ανεξάρτητα από εξωτερικές μεταβολές, όπως π.χ. η διάταξη των δύο δοχείων στην περίπτωση της διαδικασίας Λήψης - Εναπόθεσης. Εάν τα δύο δοχεία απομακρύνονταν ή πλησίαζαν μεταξύ τους η τροχιά των εργαλείων θα άλλαζε ενώ η διαδικασία θα παρέμενε ίδια. Αντίθετα παράμετροι όπως η ταχύτητα των εργαλείων στις διάφορες φάσεις της διαδικασίας παραμένουν ανεξάρτητες από τέτοιες μεταβολές: Η ταχύτητα ενός εργαλείου πάντα θα μειώνεται όσο πλησιάζει το δοχείο για τη λήψη του δοκιμίου, ανεξάρτητα από τη θέση του δοχείου. Υπό αυτό το πρίσμα, η ανάγκη για κατάλληλη επιλογή χαρακτηριστικών τίθεται επιτακτική.

Με βάση τα όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, στην περίπτωση της διαδικασίας Λήψης - Εναπόθεσης ως χαρακτηριστικά επιλέχθηκαν τα εξής:

- $v_i(t)$, $i = 1, 2$, $t = 1, \dots, T$: Το μέτρο της ταχύτητας καθενός από τα δύο εργαλεία σε κάθε στιγμή, υπολογισμένο ως η διακριτή παράγωγος της μεταβλητής μήκους $s_{i,t}$, $i = 1, 2$, κατά τα όσα αναφέρθηκαν στο 3^ο κεφάλαιο και βάσει της σχέσης (3.60), κανονικοποιημένο ως προς τη μέση ταχύτητα του εργαλείου κατά τη διάρκεια της κίνησης. Σκοπός της κανονικοποίησης αυτής, είναι η βελτίωση των αποτελεσμάτων της μετέπειτα

εκπαίδευσης του μοντέλου απέναντι σε ιδιαιτερότητες όπως η ταχύτητα εργασίας του κάθε εθελοντή

- $\kappa_i(t), i = 1, 2, t = 1, \dots, T$: Η καμπυλότητα της τροχιάς κάθε εργαλείου, υπολογισμένη σε κάθε σημείο της τροχιάς του, κατά τα όσα αναφέρθηκαν στο 3^ο κεφάλαιο και με βάση τη σχέση (3.75).
- $\sigma_i(t), i = 1, 2, t = 1, \dots, T$: Η στρέψη της τροχιάς κάθε εργαλείου, υπολογισμένη σε κάθε σημείο της τροχιάς του κατά τα όσα αναφέρθηκαν στο 3^ο κεφάλαιο και με βάση τη σχέση (3.78).

όπου i ο δείκτης εργαλείου, t η παράμετρος διακριτού χρόνου και T το μήκος σε χρονικά δείγματα της τροχιάς των εργαλείων.

Έτσι, με βάση τα παραπάνω, με την εφαρμογή του μη γραμμικού μετασχηματισμού εξαγωγής χαρακτηριστικών \mathcal{F} , προέκυψαν τα διανύσματα χαρακτηριστικών :

$$\mathbf{f}_i(t) = \mathcal{F}\{\mathbf{p}_{g,i}\} = \begin{bmatrix} v_i(t) \\ \kappa_i(t) \\ \sigma_i(t) \end{bmatrix}, \quad t = 1, \dots, T, \quad i = 1, 2 \quad (4.9)$$

Τελικά για κάθε χρονική στιγμή t προέκυψε ένα ενιαίο διάνυσμα χαρακτηριστικών ως συνέλιξη των δύο επιμέρους διανυσμάτων :

$$\mathbf{f}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_1(t) \\ \mathbf{f}_2(t) \end{bmatrix}, \quad t = 1, \dots, T \quad (4.10)$$

4.4.3.4 Επεξεργασία χαρακτηριστικών

Τα μεγέθη που απαρτίζουν το διάνυσμα χαρακτηριστικών, όπως είναι αναμενόμενο δεν έχουν το ίδιο εύρος τιμών. Για παράδειγμα, ενώ η κανονικοποιημένη ταχύτητα συνήθως λαμβάνει τιμές μεγέθους μερικών μονάδων, η καμπυλότητα κατά περιπτώσεις μπορεί να λάβει τιμές μεγέθους κάποιων χιλιάδων. Αυτή η ανομοιομορφία στα εύρη των πεδίων τιμών των συνιστωσών του διανύσματος χαρακτηριστικών μπορεί να προκαλέσει σοβαρά προβλήματα στην εκπαίδευση των μοντέλων καθώς οι συνιστώσες που παρουσιάζουν τις μεγαλύτερες αποκλίσεις θα επηρεάζουν περισσότερο τα αποτελέσματα των τεχνικών ομαδοποίησης όπως ο αλγόριθμος *k-means*. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό ήταν απαραίτητη η κατάλληλη επεξεργασία των διανυσμάτων έτσι ώστε κάθε συνιστώσα τους να παρουσιάζει την ίδια μέση τιμή και απόκλιση. Συγκεκριμένα, ορίζοντας τον πίνακα των χαρακτηριστικών για κάθε επανάληψη της διαδικασίας ως :

$$\mathbf{F} = [\mathbf{f}(1)\mathbf{f}(2) \dots \mathbf{f}(T)] \quad (4.11)$$

εφαρμόσθηκε γραμμικός μετασχηματισμός \mathcal{H} τέτοιος ώστε η μέση τιμή κάθε γραμμής να καταστεί ίση με μηδέν και η τυπική της απόκλιση ίση με τη μονάδα. Κατόπιν της διαδικασίας αυτής για κάθε επανάληψη των εθελοντών ελήφθησαν τα επεξεργασμένα διανύσματα χαρακτηριστικών :

$$\mathbf{f}_p(t) = \mathcal{H} \cdot \mathbf{f}(t) , \quad t = 1, \dots, T \quad (4.12)$$

4.4.4 Μοντελοποίηση και Αυτόματη Κατάτμηση

Κατόπιν της επιλογής και της επεξεργασίας των διανυσμάτων χαρακτηριστικών, κάθε διάνυσμα θεωρήθηκε ως σύμβολο παρατήρησης. Συγκεκριμένα ορίστηκε η παρακάτω ισοδυναμία :

$$\mathbf{O}_t \equiv \mathbf{f}_p(t) , \quad t = 1, \dots, T \quad (4.13)$$

Με την ακολουθία συμβόλων παρατήρησης καθορισμένη, η εκπαίδευση των μοντέλων έγινε με τη χρήση του αλγορίθμου *Segmental k-means* όπως αυτός παρουσιάστηκε στο τρίτο κεφάλαιο. Η επιλογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου στηρίζεται στην ιδιότητά, του να ενσωματώνει μια διαδικασία κατάτμησης της ακολουθίας παρατήρησης $\mathbf{O} = \mathbf{O}_1 \mathbf{O}_2 \dots \mathbf{O}_T$ και σύνδεσης των επιμέρους τμημάτων της με καταστάσεις. Με αυτόν τον τρόπο, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αντιμετωπίζει ταυτόχρονα τόσο το πρόβλημα της μοντελοποίησης όσο και αυτό της αυτόματης κατάτμησης καθιστώντας τα αλληλένδετα. Έτσι, με τον τερματισμό του αλγορίθμου, εκτός από το μοντέλο $\lambda(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ αυτό καθ' εαυτό, παράγεται και η ακολουθία καταστάσεων $\mathbf{Q} = Q_1 Q_2 \dots Q_T$ η οποία ουσιαστικά συνιστά την αυτόματη κατάτμηση, υπό την έννοια ότι κάθε ομάδα k διαδοχικών συμβόλων $\mathbf{O}_s = \mathbf{O}_t \mathbf{O}_{t+1} \dots \mathbf{O}_{t+k-1}$ συνδεδεμένων με μία κατάσταση S_j , $j = 1, \dots, N$, όπου N ο συνολικός αριθμός καταστάσεων, μπορεί να θεωρηθεί ως ένα διακριτό τμήμα της διαδικασίας.

Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος *Segmental k-means* χρησιμοποιεί ως βάση του περισσότερες από μία ακολουθίες συμβόλων παρατήρησης. Παράλληλα, οι ανάγκες της εργασίας υπαγορεύουν, εκ των πραγμάτων, την εκπαίδευση των μοντέλων πάνω σε περισσότερες από μια επαναλήψεις της διαδικασίας. Από την ισοδυναμία (4.13) εύλογα προκύπτει ότι μια επανάληψη της διαδικασίας ισοδυναμεί με τη σειρά της με μια ακολουθία συμβόλων παρατήρησης \mathbf{O} . Κατά συνέπεια, τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν, εκπαιδεύθηκαν κατά κανόνα με βάση ένα σύνολο ακολουθιών συμβόλων

παρατήρησης $\{\mathcal{O}_\omega, \omega = 1, 2, \dots, \Omega\}$ όπου Ω το συνολικό πλήθος των ακολουθιών. Ορίζοντας T_ω το μήκος σε σύμβολα της ακολουθίας \mathcal{O}_ω , προκύπτει ότι το συνολικό πλήθος συμβόλων παρατήρησης U που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης δίνεται από τη σχέση :

$$U = \sum_{\omega=1}^{\Omega} T_\omega \quad (4.14)$$

Όπως προαναφέρθηκε, η αυτόματη κατάτμηση μελετήθηκε ακολουθώντας δύο προσεγγίσεις. Κατά την πρώτη προσέγγιση, με βάση την οποία ο αριθμός καταστάσεων είναι προκαθορισμένος, εξετάστηκε η προκύπτουσα κατάτμηση για διαφορετικούς αριθμούς καταστάσεων χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο εκπαίδευσης *Segmental k-means*. Στο στάδιο της αρχικοποίησης, όπως περιγράφεται στην ενότητα 3.2.4.3, όπου η μέθοδος σύνδεσης των συμβόλων παρατήρησης με τις καταστάσεις αφήνεται ελεύθερη, επιλέγεται η εφαρμογή του αλγορίθμου ομαδοποίησης *k-means* στο σύνολο των συμβόλων παρατήρησης $\{\mathcal{O}_t \in \mathcal{O}_\omega, t = 1, \dots, T_\omega, \omega = 1, \dots, \Omega\}$, με επιλογή αριθμού πυρήνων ίσου με τον επιθυμητό αριθμό καταστάσεων. Έτσι, προκύπτουν άμεσα οι ομάδες των συμβόλων παρατήρησης που συνδέονται με την κάθε κατάσταση. Η τεχνική αυτή αποσκοπεί σε βελτίωση των αποτελεσμάτων και κυρίως στη μείωση του χρόνου εκπαίδευσης του μοντέλου, σε σχέση με την τυχαία σύνδεση συμβόλων με καταστάσεις.

Κατά τη δεύτερη προσέγγιση, όπου η επιλογή του αριθμού των καταστάσεων προκύπτει αυτόματα από το ίδιο το σύστημα, επιλέγεται διαφορετική μέθοδος όσον αφορά την αρχικοποίηση του αλγορίθμου προκειμένου να υποστηριχθεί η δυνατότητα αυτή. Πιο συγκεκριμένα, αντί για τη χρήση του αλγορίθμου *k-means*, ο οποίος προϋποθέτει προκαθορισμένο αριθμό πυρήνων, χρησιμοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου *Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου*. Το δίκτυο αυτό, όπως παρουσιάστηκε στο τρίτο κεφάλαιο έχει την ενδιαφέρουσα ιδιότητα να προσθέτει δυναμικά κόμβους κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής του. Αυτή ακριβώς η ιδιότητα ήταν ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκε για το σκοπό αυτό.

Με τη χρήση του δικτύου *Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου* εξαλείφεται η ανάγκη προκαθορισμού του αριθμού των κόμβων και κατά συνέπεια του αριθμού καταστάσεων. Το δίκτυο αφήνεται να εκπαιδευτεί παράγοντας συνεχώς νέους κόμβους. Ωστόσο, παραμένει η ανάγκη επινόησης μιας συνθήκης τερματισμού της εκπαίδευσης όταν ο αριθμός των κόμβων – καταστάσεων κριθεί επαρκής. Το κριτήριο επάρκειας του αριθμού των κόμβων βασίστηκε στην παρακολούθηση του μέσου σφάλματος ως τον μέσο όρο των σφαλμάτων των κόμβων-νικητών κατά τη διάρκεια μιας εποχής εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, το κριτήριο συνίστατο στην σύγκριση της μέγιστης κλίσης που επιτεύχθηκε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης συνολικά, όσον αφορά το μέσο σφάλμα, με την κλίση που προέκυπτε μετά την προσθήκη ενός καινούργιου κόμβου. Όταν ο λόγος των δύο αυτών μεγεθών, της

κλίσης για τον εκάστοτε κόμβο προς τη μέγιστη, καθίστατο μικρότερος από μια ορισμένη τιμή κατωφλίου η εκπαίδευση του δικτύου σταματούσε υπό το πρίσμα ότι ο καινούργιος κόμβος μείωνε το σφάλμα λιγότερο συγκριτικά με τους υπόλοιπους και ως εκ τούτου μπορούσε να θεωρηθεί πλεονάζων.

Αναλυτικότερα, και με βάση όσα αναφέρθηκαν στην ενότητα 3.4.2.1, ως σφάλμα σε κάθε επανάληψη i θεωρήθηκε το τετράγωνο της απόστασης του κόμβου – νικητή της επανάληψης αυτής s_i από το υπό εξέταση σημείο :

$$\Delta \varepsilon_{s_i} = |\mathbf{w}_{s_i} - \mathbf{r}|^2, \quad i = 1, \dots, \ell \quad (4.15)$$

όπου ℓ το μήκος μιας εποχής εκπαίδευσης σε επαναλήψεις.

Ο μέσος όρος των σφαλμάτων αυτών σε μια εποχή θα είναι :

$$E = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \Delta \varepsilon_{s_i} \quad (4.16)$$

Υπολογίζοντας τον μέσο αυτό σφάλμα για κάθε εποχή k της εκπαίδευσης του δικτύου προκύπτουν οι όροι μέσου σφάλματος E_k . Τελικά, η κλίση του μέσου σφάλματος κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης υπολογίζεται ως η διαφορά μεταξύ δύο διαδοχικών όρων μέσου σφάλματος ως εξής :

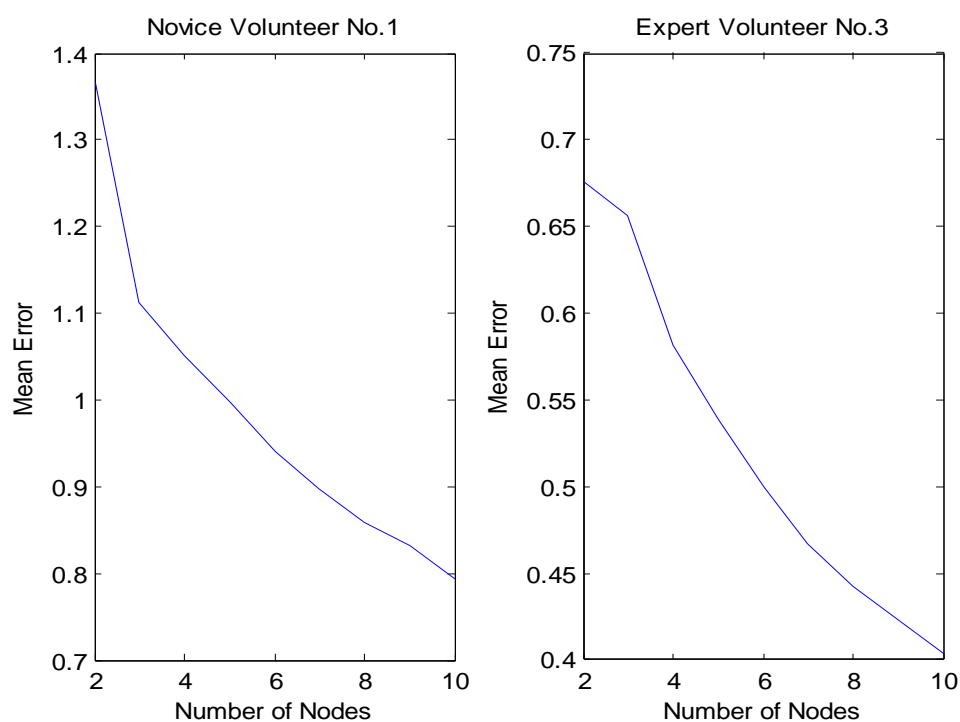
$$\Delta E_k = E_{k+1} - E_k, \quad k = 1, 2, \dots, L - 1 \quad (4.17)$$

Όπου L το πλήθος των εποχών που διήρκεσε η εκτέλεση του αλγορίθμου.

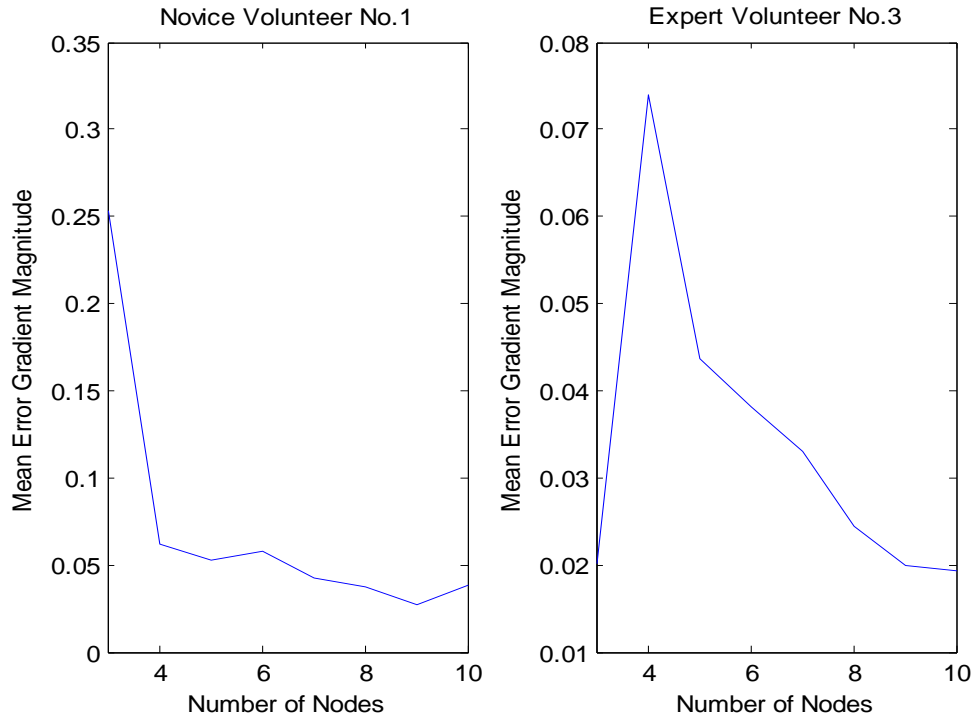
Δεδομένου ότι το πέρας κάθε εποχής εκπαίδευσης σηματοδοτεί την προσθήκη ενός κόμβου στο δίκτυο, οι όροι κλίσης μέσου σφάλματος ΔE_k μπορούν να συσχετιστούν ξεκάθαρα με τον αριθμό των κόμβων. Συγκεκριμένα, λαμβάνοντας υπόψη ότι το δίκτυο αρχικό δίκτυο έχει δύο κόμβους, η τιμή του όρου ΔE_{k-2} αντιστοιχεί στη συνεισφορά του k -οστού κόμβου του δικτύου. Δηλαδή, η προσθήκη του 3^{ου} κόμβου προκαλεί την μείωση του μέσου σφάλματος κατά $-\Delta E_1$, η προσθήκη του 4^{ου} προκαλεί μείωση κατά $-\Delta E_2$ κοκ.

Για την ευκολότερη κατανόηση των παραπάνω κρίνεται αναγκαία η παρουσίαση ενός παραδείγματος. Στο Σχήμα 4.4 που ακολουθεί, παρουσιάζονται τα διαγράμματα του μέσου σφάλματος όπως προέκυψαν από την εκπαίδευση δύο δικτύων, καθενός πάνω στα δεδομένα μίας επανάληψης δύο διαφορετικών εθελοντών, ενός αρχαρίου και ενός έμπειρου, για τη διαδικασία της λήψης Εναπόθεσης, ως προς τον αριθμό των νευρώνων. Εν συνεχεία στο Σχήμα 4.5 παρουσιάζεται το διάγραμμα της απόλυτης τιμής της κλίσης του λάθους που προκύπτει από την εισαγωγή του τρίτου κόμβου στο κάθε δίκτυο και έπειτα.

Όπως φαίνεται Σχήμα 4.4, τόσο στην περίπτωση του αρχαρίου όσο και σε εκείνη του έμπειρου χρήστη, το μέσο σφάλμα φθίνει με ταχύτητα που μειώνεται καθώς οι κόμβοι αυξάνονται. Αυτό ακριβώς αναπαρίσταται στο Σχήμα 4.5 όπου απεικονίζεται η απόλυτη τιμή της κλίσης του σφάλματος. Παρατηρώντας την περίπτωση του έμπειρου εθελοντή στο Σχήμα 4.5, π.χ., φαίνεται ότι, ενώ με την προσθήκη του 4^{ου} παρατηρείται μεγάλη σχετικά τιμή κλίσης σφάλματος $\Delta E_4 = 0.074$, με την προσθήκη του 5^{ου} κόμβου η τιμή κλίσης σφάλματος γίνεται $\Delta E_5 = 0.043$ και συνεχίζει να μειώνεται για τους υπόλοιπους κόμβους. Κατά συνέπεια, εύκολα εξάγεται το συμπέρασμα ότι αύξηση του αριθμού των κόμβων άνω των τεσσάρων δεν συνεισφέρει σημαντικά στην ομαδοποίηση των δεδομένων. Αντίστοιχα συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν για τον αρχάριο χρήστη.



Σχήμα 4.4 Γραφική παράσταση μέσου σφάλματος ως προς τον αριθμό των κόμβων δικτύου Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου, για δεδομένα δυο διαφορετικών εθελοντών



Σχήμα 4.5 Γραφική Παράσταση της απόλυτης τιμής της κλίσης του μέσου σφάλματος ως προς τον αριθμό των κόμβων δικτύου Αναπτυσσόμενου Νευρωνικού Αερίου, για δεδομένα δυο διαφορετικών εθελοντών

Με βάση τα παραπάνω, ο τερματισμός της εκπαίδευσης του δικτύου και συνακόλουθα η αυτόματη επιλογή του αριθμού των κόμβων-καταστάσεων στηρίχτηκε στην ικανοποίηση της ακόλουθης συνθήκης :

$$\frac{|\Delta E_k|}{\max_{1 < n < k} |\Delta E_n|} < \theta, \quad k = 1, 2, \dots$$

όπου θ μια τιμή κατωφλίου.

Το παραπάνω κριτήριο αποτελεί μια προσπάθεια εκτίμησης του κατάλληλου αριθμού κόμβων, με βάση τη βελτίωση που η προσθήκη του καθενός επιφέρει στην επίδοση του δικτύου. Υπό αυτό το πρίσμα, εάν η μείωση του μέσου σφάλματος με την προσθήκη του k -οστού κόμβου σε σχέση με τη μέγιστη μείωση που έχει επιτευχθεί έως εκείνη τη στιγμή είναι αρκετά μικρή, εξάγεται το συμπέρασμα ότι για την ομαδοποίηση των διανυσμάτων χαρακτηριστικών αρκούν $k - 1$ κόμβοι. Ως εκ τούτου, η εκπαίδευση του μοντέλου μπορεί να συνεχιστεί θεωρώντας $k - 1$ καταστάσεις αρκετές.

Στα πλαίσια της εργασίας, κατόπιν πειραματισμού, ως τιμή κατωφλίου επιλέχθηκε :

$$\theta = \frac{1}{2} \quad (4.18)$$

Οι υπόλοιπες παράμετροι της εκπαίδευσης του δικτύου, κατά τα όσα αναφέρθηκαν στο 3^ο κεφάλαιο, επιλέχθηκαν ως εξής :

$$\begin{aligned} e_w &= 0.2 \\ e_n &= 0.006 \\ d &= 0.5 \\ d_a &= 0.995 \\ a_{max} &= \frac{\ell}{20} \end{aligned} \quad (4.19)$$

Όσον αφορά την παράμετρο διάρκειας εποχής, η τιμή της καθορίστηκε ίση με το συνολικό πλήθος των συμβόλων παρατήρησης που εμπλέκονταν στην μοντελοποίηση, ήτοι

$$\ell = U \quad (4.20)$$

Συνοψίζοντας, οι επιδόσεις του συστήματος όσον αφορά την αυτόματη κατάτμηση της κίνησης των λαπαροσκοπικών χειρουργικών εργαλείων, μελετήθηκαν υπό τις εξής δύο διαφορετικές προσεγγίσεις :

- i. Με καθορισμένο από το χρήστη αριθμό καταστάσεων. Στην περίπτωση αυτή μελετήθηκε η ταξινόμηση βάσει μοντέλων με αριθμούς καταστάσεων από 4 έως 8. Η επιλογή του άνω ορίου έγινε κατόπιν δοκιμών, βάσει των οποίων διαπιστώθηκε ότι αύξηση του αριθμού πέραν των 8 συνέβαλε ελάχιστα στη βελτίωση των αποτελεσμάτων αναγνώρισης. Επιπλέον οδηγούσε συχνά σε φαινόμενα αστάθειας, λόγω της εμφάνισης μη ενεργών καταστάσεων, γεγονός που υποδείκνυε πλεονασμό. Τέλος, αποκλείστηκε η επιλογή μοντέλων με λιγότερες από 4 καταστάσεις, καθώς ένας τόσο μικρός αριθμός καταστάσεων κρίνεται εκ των προτέρων ανεπαρκής, καθώς θέτει σοβαρούς περιορισμούς στη δυνατότητα του συστήματος να συλλάβει την εγγενή μεταβλητότητα της διαδικασίας.
- ii. Με τον αριθμό καταστάσεων να προκύπτει αυτόματα εφαρμόζοντας νευρωνικό δίκτυο τύπου GNG κατά τα όσα αναφέρθηκαν παραπάνω.

Σημειώνεται ότι χρησιμοποιήθηκαν αποκλειστικά μοντέλα HMM συνεχούς κατανομής παρατήρησης. Οι κατανομές $b_i(\mathbf{O})$, $i = 1, \dots, N$ όπου N ο αριθμός

καταστάσεων ήταν όλες Γκαουσιανές μονού ρυθμού δηλαδή επιλέχθηκε $M = 1$, σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν στην ενότητα 3.2.3

4.4.5 Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας

Η αξιολόγηση χειρουργικής δεξιότητας, όπως ήδη αναφέρθηκε νωρίτερα, συνίσταται στην ταξινόμηση μιας συγκεκριμένης επανάληψης της υπό μελέτη διαδικασίας, και κατ' επέκταση του εθελοντή από τον οποίο προήλθε, σε ένα από τα επίπεδα «Αρχάριος» ή «Έμπειρος». Σε αυτό το πλαίσιο, το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε με την κατασκευή δύο μοντέλων, καθένα από τα οποία θα αντιστοιχεί σε ένα από τα δύο επίπεδα δεξιότητας. Με βάση τα δύο αυτά μοντέλα, η ταξινόμηση μιας επανάληψης μπορεί να προκύψει απλά συγκρίνοντας τους βαθμούς αναγνώρισης που επιτυγχάνει καθένα από τα δύο μοντέλα. Εάν ο βαθμός αναγνώρισης από το μοντέλο που αντιστοιχεί στο επίπεδο «Αρχάριος» είναι μεγαλύτερος από τον αντίστοιχο του μοντέλου του επιπέδου «Έμπειρος», η επανάληψη εύλογα θα πρέπει να ταξινομηθεί στο πρώτο επίπεδο, και αντίστροφα. Συγκεκριμένα, θεωρώντας τα δύο μοντέλα λ_α , λ_ε για τα επίπεδα «Αρχάριος», «Έμπειρος» αντίστοιχα, η ταξινόμηση μιας επανάληψης \mathcal{O} συνίσταται στην απλή σύγκριση των μεγεθών $P(\mathcal{O}|\lambda_\alpha)$ και $P(\mathcal{O}|\lambda_\varepsilon)$ τα οποία, στα πλαίσια της εργασίας, καλούνται βαθμοί αναγνώρισης.

Όπως αναφέρεται στο 3^ο Κεφάλαιο, ο υπολογισμός της $P(\mathcal{O}|\lambda)$ αποτελεί ένα από τα τρία θεμελιώδη προβλήματα των Κρυφών Μαρκοβιανών Μοντέλων. Για την επίλυσή του, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος *forward-backward* με ενσωματωμένη την τεχνική κλιμάκωσης που περιγράφεται στην ενότητα 3.2.5. Η τεχνική αυτή, ωστόσο, όπως σημειώνεται στην ίδια ενότητα, οδηγεί στον υπολογισμό της ποσότητας $\log P(\mathcal{O}|\lambda)$ αντί της $P(\mathcal{O}|\lambda)$, για λόγους συμβιβασμού με τους περιορισμούς που παρουσιάζει ένας κοινός υπολογιστής όσον αφορά την ακρίβεια στην αναπαράσταση των αριθμών. Έτσι, η $P(\mathcal{O}|\lambda)$ αυτή καθ' εαυτή δεν είναι διαθέσιμη, και ως βαθμός αναγνώρισης λαμβάνεται η ποσότητα $\log P(\mathcal{O}|\lambda)$ και άρα η ταξινόμηση τελικά βασίστηκε στη σύγκριση των μεγεθών :

$$\begin{aligned} R_\alpha &= \log P(\mathcal{O}|\lambda_\alpha) \\ R_\varepsilon &= \log P(\mathcal{O}|\lambda_\varepsilon) \end{aligned} \tag{4.21}$$

όπως αυτά προέκυψαν από την εκτέλεση του αλγορίθμου *forward-backward* για κάθε επανάληψη της διαδικασίας, ήτοι για κάθε ακολουθία συμβόλων παρατήρησης \mathcal{O} .

Πέραν αυτής της ιδιομορφίας, σε ελάχιστες περιπτώσεις, κατά τη χρήση του αλγορίθμου αναγνώρισης *forward-backward* παρατηρήθηκε αποτυχία της τεχνικής κλιμάκωσης, υπό την έννοια ότι δεν απειράπη τελικά η υπέρβαση των ορίων ακριβείας, με αποτέλεσμα ο προκύπτων βαθμός αναγνώρισης να λάβει την τιμή $-\text{Inf}$, που υποδηλώνει το $-\infty$, λόγω εμφάνισης απροσδιοριστιών κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου. Το φαινόμενο αυτό είναι φυσιολογικό αν ληφθεί υπόψη ότι, αφενός οι εμπλεκόμενες ακολουθίες παρατήρησης είχαν μήκη της τάξης των 3000 συμβόλων και άνω, αφετέρου τα εμπλεκόμενα μοντέλα ήταν συνεχούς κατανομής με αποτέλεσμα οι επιμέρους όροι $P(O_t|Q_t = S_i)$ που υπολογίζονται κατά την εκτέλεση να λαμβάνουν κατά περιπτώσεις υπερβολικά μικρές τιμές.

Το πολύ μικρό πλήθος των περιπτώσεων εμφάνισης του φαινομένου αυτού δεν επηρέασε τη μελέτη της αξιοπιστίας των μοντέλων ως προς την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας. Στις ελάχιστες περιπτώσεις όπου ο βαθμός αναγνώρισης προέκυψε απροσδιόριστος και για τα δύο μοντέλα, δηλαδή $R_\alpha = R_\varepsilon = -\infty$, οπότε η σύγκριση ήταν αδύνατη, η συγκεκριμένη επανάληψη κατατάχθηκε σε μια τρίτη κατηγορία, υπό τη θεώρηση ότι έχει απορριφθεί και δεν ταξινομείται σε κανένα επίπεδο.

Δεδομένων των παραπάνω, το μόνο που μένει να καθοριστεί είναι η κατασκευή των μοντέλων λ_α , λ_ε , και συγκεκριμένα τα σύνολα των επαναλήψεων με βάση τα οποία θα εκπαιδευθεί κάθε μοντέλο προκειμένου να χαρακτηρίζει πραγματικά το αντίστοιχο επίπεδο εμπειρίας. Για λόγους πληρότητας, σχετικά με το ζήτημα αυτό, ακολουθήθηκαν δύο διαφορετικά σενάρια :

- 1) Κατά το σενάριο 1, τα δύο μοντέλα εκπαιδεύθηκαν με ένα σύνολο 5 επαναλήψεων από τον κάθε εθελοντή της αντίστοιχης ομάδας. Προς ταξινόμηση επιλέχθηκαν οι υπόλοιπες 5 επαναλήψεις, προκειμένου να αποφευχθούν αποπροσανατολιστικά αποτελέσματα. Η διαδικασία επαναλήφθηκε άλλη μια φορά με τα σύνολα των επαναλήψεων να χρησιμοποιούνται αντίστροφα, δηλαδή το πρώτο ως αντικείμενο ταξινόμησης και το δεύτερο για την εκπαίδευση, ώστε να εξετασθούν συνολικά όλες οι επαναλήψεις ως προς την ταξινόμηση.
- 2) Κατά το σενάριο 2, η ταξινόμηση έγινε για όλες τις επαναλήψεις κάθε εθελοντή, συγκρίνοντας τους βαθμούς αναγνώρισης που προέκυψαν από ένα μοντέλο εκπαιδευμένο με βάση όλες τις επαναλήψεις των εθελοντών της αντίθετης ομάδας και ένα εκπαιδευμένο με όλες τις επαναλήψεις όλων των εθελοντών όπου ανήκει ο υπό εξέταση εθελοντής εκτός από τον ίδιο. Έτσι μελετήθηκε η ευρωστία των μοντέλων υπό δυσκολότερες συνθήκες καθώς κανένα από τα δύο μοντέλα δεν

εμπειρείχε δεδομένα από τον εθελοντή στις επαναλήψεις του οποίου εξετάζονταν.

Αναλυτικότερα, συμβολίζοντας $\mathcal{O}_{\alpha,l\omega}$ την ακολουθία παρατήρησης που αντιστοιχεί στην ω –οστή επανάληψη της διαδικασίας από τον υπ’ αριθμόν l αρχάριο εθελοντή, και $\mathcal{O}_{\varepsilon,l\omega}$ την ακολουθία παρατήρησης που αντιστοιχεί στην ω –οστή επανάληψη της διαδικασίας από τον υπ’ αριθμόν l έμπειρο εθελοντή προκύπτουν τα εξής :

- 1) Για το πρώτο σενάριο, κατασκευάστηκαν συνολικά 4 μοντέλα $\lambda_{\alpha,1}, \lambda_{\alpha,2}, \lambda_{\varepsilon,1}, \lambda_{\varepsilon,2}$. Τα μοντέλα αυτά εκπαιδεύθηκαν στα σύνολα ακολουθιών παρατήρησης :

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_1 &= \{ \mathcal{O}_{\alpha,l\omega} , \omega = 1, \dots, 5, \quad l = 1, \dots, 4 \} \\ \mathcal{A}_2 &= \{ \mathcal{O}_{\alpha,l\omega} , \omega = 6, \dots, 10, \quad l = 1, \dots, 4 \} \\ \mathcal{E}_1 &= \{ \mathcal{O}_{\varepsilon,l\omega} , \omega = 1, \dots, 5, \quad l = 1, \dots, 4 \} \\ \mathcal{E}_2 &= \{ \mathcal{O}_{\varepsilon,l\omega} , \omega = 6, \dots, 10, \quad l = 1, \dots, 4 \}\end{aligned}\quad (4.22)$$

αντίστοιχα. Έτσι, η ταξινόμηση των ακολουθιών των συνόλων $\mathcal{A}_1, \mathcal{E}_1$ έγινε με βάση τα μοντέλα $\lambda_{\alpha,2}, \lambda_{\varepsilon,2}$ και, αντίστροφα, η ταξινόμηση των ακολουθιών των συνόλων $\mathcal{A}_2, \mathcal{E}_2$ έγινε με βάση τα μοντέλα $\lambda_{\alpha,1}, \lambda_{\varepsilon,1}$. Η μέθοδος αυτή ταξινόμησης ακολουθήθηκε προκειμένου να εξασφαλισθεί ότι καμία επανάληψη δεν θα ταξινομηθεί με βάση μοντέλο στου οποίου την εκπαίδευση έχει συμπεριληφθεί.

- 2) Για το δεύτερο σενάριο, κατασκευάστηκαν συνολικά 10 μοντέλα. Τα πρώτα δύο $\lambda_{\alpha}, \lambda_{\varepsilon}$ εκπαιδεύθηκαν στο σύνολο των επαναλήψεων της αντίστοιχης ομάδας, δηλαδή στα σύνολα :

$$\begin{aligned}\mathcal{A} &= \{ \mathcal{O}_{\alpha,l\omega} , \omega = 1, \dots, 10, \quad l = 1, \dots, 4 \} \\ \mathcal{E} &= \{ \mathcal{O}_{\varepsilon,l\omega} , \omega = 1, \dots, 10, \quad l = 1, \dots, 4 \}\end{aligned}\quad (4.23)$$

αντίστοιχα. Τα υπόλοιπα οκτώ μοντέλα χωρίζονται σε δύο τετράδες $\{\lambda_{\alpha,i}, i = 1, \dots, 4\}$ και $\{\lambda_{\varepsilon,i}, i = 1, \dots, 4\}$. Κάθε ζεύγος μοντέλων $\lambda_{\alpha,i}$ και $\lambda_{\varepsilon,i}$ εκπαιδεύθηκαν στα σύνολα ακολουθιών παρατήρησης :

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_{\mu,i} &= \{ \mathcal{O}_{\alpha,l\omega} , \omega = 1, \dots, 10, \quad l \in [1,4] \setminus \{i\} \} \\ \mathcal{E}_{\mu,i} &= \{ \mathcal{O}_{\varepsilon,l\omega} , \omega = 1, \dots, 10, \quad l \in [1,4] \setminus \{i\} \}\end{aligned}\quad (4.24)$$

αντίστοιχα. Ορίζοντας, δε, τα σύνολα \mathcal{A}_i και \mathcal{E}_i ως εξής :

$$\begin{aligned}\mathcal{A}_i &= \{ \mathcal{O}_{\alpha,l\omega} , \omega = 1, \dots, 10, \quad l = i \} \\ \mathcal{E}_i &= \{ \mathcal{O}_{\varepsilon,l\omega} , \omega = 1, \dots, 10, \quad l = i \}\end{aligned}\quad (4.25)$$

η ταξινόμηση των ακολουθιών του συνόλου \mathcal{A}_i έγινε με βάση τα μοντέλα $\lambda_{\varepsilon}, \lambda_{\alpha,i}$ και, αντίστοιχα, η ταξινόμηση των ακολουθιών του συνόλου \mathcal{E}_i έγινε με βάση τα μοντέλα $\lambda_{\alpha}, \lambda_{\varepsilon,i}$. Ο στόχος της προσέγγισης αυτής είναι η μελέτη της ευρωστίας των

μοντέλων, υπό το πρίσμα ότι πλέον καλούνται να ταξινομήσουν επαναλήψεις του κάθε εθελοντή χωρίς να έχουν κανένα δείγμα της «τεχνοτροπίας» του συγκεκριμένου εθελοντή, αφού κανένα από τα δύο μοντέλα δεν έχει συμπεριλάβει δική του επανάληψη όσον αφορά την εκπαίδευση. Κατά συνέπεια, τα αποτελέσματα αυτής της προσέγγισης αποτελούν πολύ πιο αξιόπιστο κριτήριο σχετικά με τη δυνατότητα των μοντέλων να συλλάβουν πραγματικά τη χειρουργική δεξιότητα.

Η μελέτη των δύο παραπάνω σεναρίων διεξήχθη υπό τις δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις που υιοθετήθηκαν και για το πρόβλημα της αυτόματης κατάτμησης, κατά τα όσα αναφέρθηκαν στην προηγούμενη ενότητα. Έτσι, οι επιδόσεις του συστήματος εξετάστηκαν για τις εξής δύο περιπτώσεις :

- i. Για προκαθορισμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4,5,6,7,8$
- ii. Για αριθμό καταστάσεων αυτόματα προκύπτοντα από το σύστημα, με χρήση νευρωνικού δικτύου τύπου GNG.

Όπως και για το πρόβλημα της αυτόματης κατάτμησης, έτσι και για την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας, χρησιμοποιήθηκαν αποκλειστικά μοντέλα HMM συνεχούς κατανομής παρατήρησης. Οι κατανομές $b_i(\mathbf{O})$, $i = 1, \dots, N$ όπου N ο αριθμός καταστάσεων ήταν όλες Γκαουσιανές μονού ρυθμού δηλαδή επιλέχθηκε $M = 1$, σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν στην ενότητα 3.2.3

Κεφάλαιο 5

Πειραματικά Αποτελέσματα

5.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα κατόπιν της υλοποίησης, έτσι όπως αυτή περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Αρχικά, παρατίθενται και σχολιάζονται τα αποτελέσματα της αυτόματης κατάτμησης για αριθμό καταστάσεων στην αρχή προεπιλεγμένο και στη συνέχεια προκύπτοντα αυτόματα από το σύστημα. Δεδομένης της σημασίας της δεύτερης αυτής προσέγγισης, τα αποτελέσματα της αναλύθηκαν εκτενέστερα. Ακολούθως, γίνεται παρουσίαση και σχολιασμός των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης των επαναλήψεων στα δύο επίπεδα εμπειρίας, στην κατεύθυνση της αξιολόγησης της χειρουργικής δεξιότητας.

5.2 Αυτόματη κατάτμηση

Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, το πρόβλημα της αυτόματης κατάτμησης μελετήθηκε για δύο έμπειρους και δύο αρχάριους εθελοντές, ακολουθώντας δυο διαφορετικές προσεγγίσεις, όσον αφορά την επιλογή του αριθμού των καταστάσεων των εμπλεκόμενων στη διαδικασία της κατάτμησης

μοντέλων. Υπενθυμίζεται ότι, όπως σημειώθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η αυτόματη κατάτμηση για κάθε εθελοντή βασίστηκε σε μοντέλο εκπαιδευμένο αποκλειστικά στο σύνολο των επαναλήψεων του συγκεκριμένου εθελοντή.

5.2.1 Καθορισμός πραγματικών φάσεων της διαδικασίας

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της κατάτμησης σε κάθε προσέγγιση, πρέπει να υιοθετηθεί μια θεώρηση ως προς τα πραγματικά τμήματα της κίνησης των εργαλείων κατά την εκτέλεση της υπό μελέτη διαδικασίας. Στα πλαίσια αυτά, θεωρήθηκε ότι η συγκεκριμένη διαδικασία μπορεί να αναλυθεί στις εξής φάσεις/τμήματα :

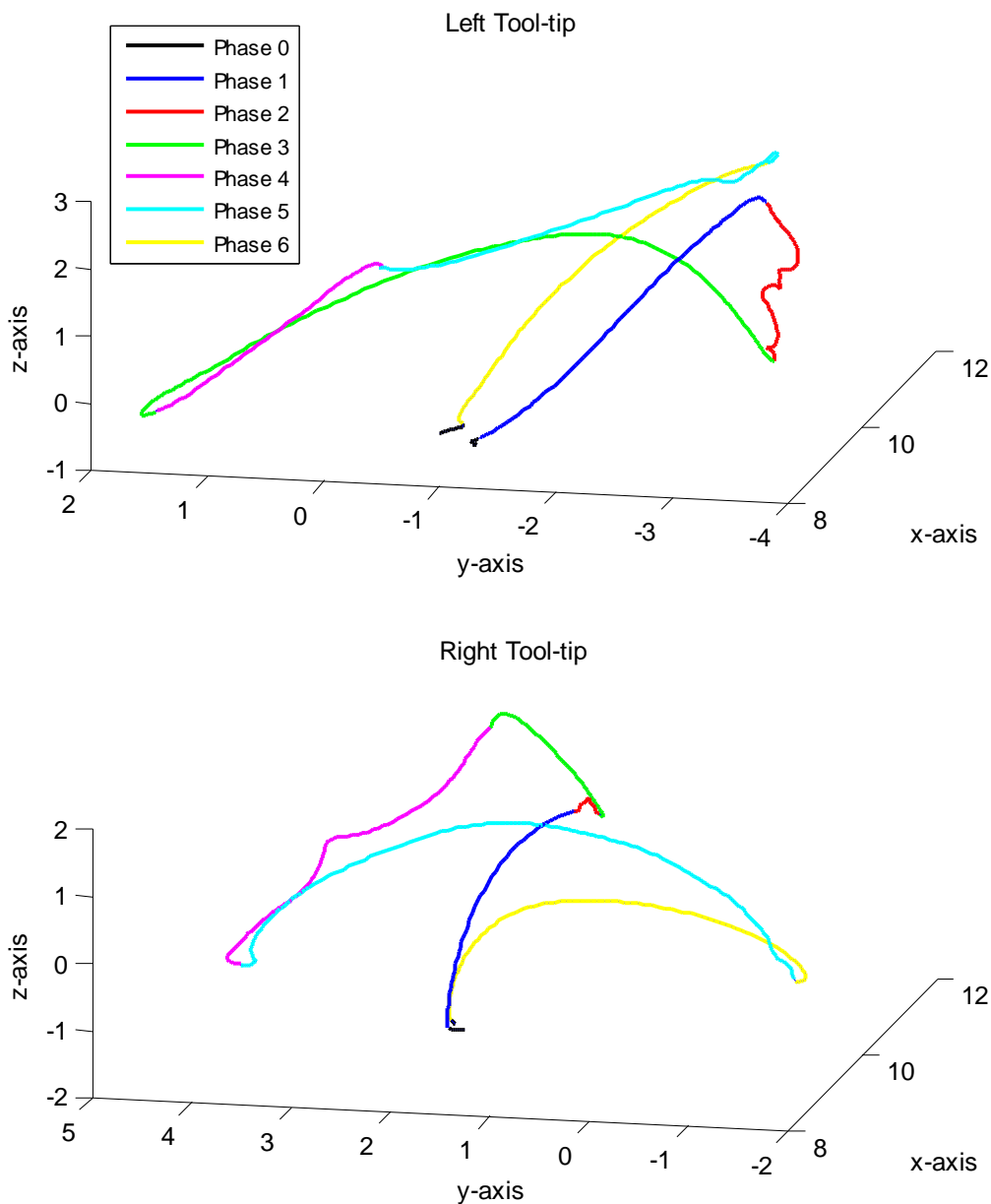
- 1) **Φάση 0** : Τα δύο εργαλεία βρίσκονται ακίνητα σε ένα προκαθορισμένο αρχικό σημείο.
- 2) **Φάση 1** (Εκκίνηση) : Μετακίνηση του αριστερού εργαλείου επάνω από το αριστερό δοχείο.
- 3) **Φάση 2** : Αναζήτηση και αρπαγή με τη λαβίδα του αριστερού εργαλείου ενός δοκιμίου από το αριστερό δοχείο.
- 4) **Φάση 3** : Μεταφορά και τοποθέτηση του δοκιμίου, με το αριστερό εργαλείο, στο δεξιό δοχείο
- 5) **Φάση 4** : Αναζήτηση και αρπαγή με τη λαβίδα του δεξιού εργαλείου του δοκιμίου από το δεξιό δοχείο.
- 6) **Φάση 5** : Μεταφορά και τοποθέτηση του δοκιμίου, με το δεξιό εργαλείο, στο αριστερό δοχείο.
- 7) **Φάση 6** (Λήξη) : Μετακίνηση των δύο εργαλείων στο αρχικό σημείο.

Δεδομένης της έλλειψης πληροφορίας σχετικά με την κατάσταση της αρπάγης των εργαλείων, η διάκριση της μεταφοράς του δοκιμίου και της τοποθέτησης του σε ένα από τα δύο δοχεία είναι εξαιρετικά δύσκολη καθώς στην πλειοψηφία των περιπτώσεων οι εθελοντές απλώς μετακινούσαν το εργαλείο επάνω από το επιθυμητό δοχείο και άνοιγαν την αρπαγή. Έτσι, η τοποθέτηση του δοκιμίου συνίστατο ουσιαστικά στην απλή χαλάρωση της αρπάγης στο τέλος της μεταφοράς. Για το λόγο αυτό, μεταφορά και τοποθέτηση ενοποιούνται σε ένα κομμάτι της διαδικασίας στις περιπτώσεις των τμημάτων 3,5. Ακόμη, πρέπει να σημειωθεί ότι το πέρας της φάσης 6 συνιστά επιστροφή στη φάση 0. Για το λόγο αυτό, η φάση 0 εμφανίζεται δύο φορές κατά τη διάρκεια της διαδικασίας, μια στην αρχή και μια στο τέλος της.

Εύλογα γίνεται αντιληπτό, από τη διάκριση των τμημάτων της διαδικασίας, ότι η αυτόματη κατάτμηση παρουσιάζει μια ιδιαίτερα σημαντική πρόκληση : την αντιμετώπιση της μεταβλητότητας της εκτέλεσης, που εισάγεται από το γεγονός ότι σε κάθε χρονική στιγμή το ένα από τα εργαλεία δεν συμμετάσχει ουσιαστικά στη διαδικασία και, ως εκ τούτου, η κίνηση του δεν υπαγορεύεται από αυτή αλλά αφήνεται ελεύθερη στον εθελοντή. Έτσι, είναι δυνατό π.χ. στο 1^ο τμήμα της διαδικασίας ο ένας εθελοντής να κινεί σημαντικά το δεξιό εργαλείο ενώ κάποιος άλλος όχι. Ακόμη περισσότερο παρουσιάζονται σημαντικές διαφοροποιήσεις τέτοιου είδους ακόμα και μέσα στο σύνολο των επαναλήψεων του ίδιου εθελοντή.

Στο Σχήμα 5.1 παρουσιάζονται οι τροχιές των εργαλείων για μία επανάληψη ενός από τους δύο εθελοντές. Στο σχήμα αυτό, φαίνονται ξεκάθαρα τα έξι διακριτά τμήματα της διαδικασίας όπως καθορίστηκαν παραπάνω. Η κίνηση φαίνεται όπως θα την παρατηρούσε ένας παρατηρητής ευρισκόμενος απέναντι από τον εθελοντή. Έτσι κατά την πρώτη φάση, απεικονιζόμενη με μπλε χρώμα, το αριστερό εργαλείο μεταφέρεται πάνω από το αριστερό δοχείο, και κατά τη δεύτερη φάση, απεικονιζόμενη με κόκκινο χρώμα, κατέρχεται μέσα σε αυτό προκειμένου να ληφθεί ένα δοκίμιο. Η φάση αυτή, όπως φαίνεται στο σχήμα παρουσιάζει ακανόνιστες και πιο απότομες κινήσεις, καθώς το εργαλείο προσπαθεί να συλλάβει το δοκίμιο. Στην επόμενη φάση, που απεικονίζεται με πράσινο χρώμα το αριστερό εργαλείο μετακινείται από στα αριστερά στα δεξιά του προσομοιωτή για να αφήσει το δοκίμιο στο δεξιό δοχείο. Οι επόμενες τρεις φάσεις, απεικονιζόμενες με μωβ, γαλάζιο και μαύρο χρώμα, περιγράφουν την κίνηση του δεξιού εργαλείου αρχικά καθώς κατέρχεται στο δεξιό δοχείο για να επαναλάβει το δοκίμιο, στη συνέχεια για να το επιστρέψει στο αριστερό δοχείο, και τέλος για να μετακινηθεί στο αρχικό σημείο, αντίστοιχα.

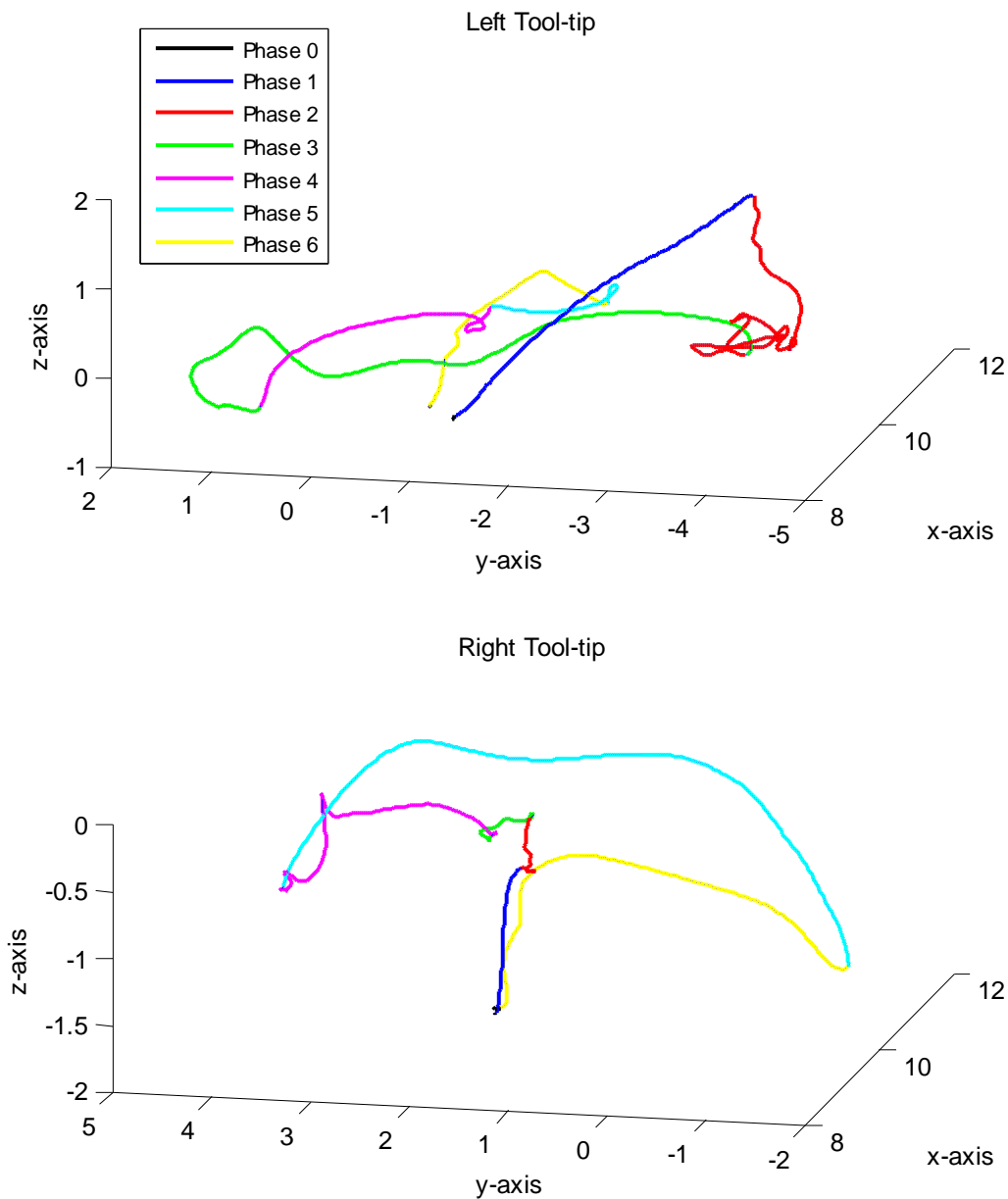
Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η συμπεριφορά του «αδρανούς» εργαλείου κατά τις φάσεις όπου χρησιμοποιείται το άλλο, δηλαδή η κίνηση του δεξιού εργαλείου κατά τις φάσεις 2,3 και του αριστερού κατά τις φάσεις 4,5. Παρατηρώντας ξανά το Σχήμα 5.1, γίνεται αντιληπτό ότι και στις δύο φάσεις μετάβασης 3, 5 το αδρανές εργαλείο, δηλαδή το δεξιό και το αριστερό αντίστοιχα, παρουσιάζει σχετικά μεγάλο εύρος κίνησης. Αντίθετα, στις φάσεις αναζήτησης και λήψης δοκιμίου 2,4 η συμπεριφορά των δύο εργαλείων διαφέρει σημαντικά. Συγκεκριμένα, κατά τη φάση 2, όπου το αριστερό εργαλείο αναζητά και λαμβάνει ένα δοκίμιο από το αριστερό δοχείο, το δεξί εργαλείο κινείται ελάχιστα όπως φαίνεται από το πολύ μικρό εύρος του κόκκινου τμήματος της τροχιάς του δεξιού εργαλείου. Αντίθετα, κατά την αντίστοιχη φάση 4, όπου το δεξιό εργαλείο λαμβάνει το δοκίμιο από το δεξιό κουτί, το αριστερό εργαλείο κινείται σημαντικά προς τα επάνω, όπως παρατηρείται από το σχετικά μεγάλο μήκος του μωβ τμήματος στην τροχιά του αριστερού εργαλείου.



Σχήμα 5.1 Τροχιές των χειρουργικών εργαλείων κατά την 1^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης από τον έμπειρο εθελοντή υπ' αριθμόν 2. Κάθε φάση απεικονίζεται με διαφορετικό χρώμα.

Στη συνέχεια, στο Σχήμα 5.2 παρουσιάζονται εντελώς αντίστοιχα οι τροχιές των εργαλείων για μια επανάληψη ενός αρχαρίου εθελοντή. Η διαφορά του επιπέδου εμπειρίας είναι φανερή, συγκρίνοντας απλά τις τροχιές του αριστερού εργαλείου σε κάθε περίπτωση. Όπως φαίνεται, σε αντίθεση με την ξεκάθαρη κίνηση του έμπειρου εθελοντή, η κίνηση του αρχαρίου εθελοντή είναι ιδιαίτερα μπερδεμένη, με πολλές διακυμάνσεις ως προς την κατεύθυνση. Η διαφορά γίνεται εντονότερη

κατά τη φάση 2, η οποία μαζί με τη φάση 4 αποτελεί το δυσκολότερο σημείο της διαδικασίας. Παρόμοιες, διαφορές έστω και σε σχετικά μικρότερο βαθμό, παρατηρούνται συγκρίνοντας τις τροχιές του δεξιού εργαλείου.

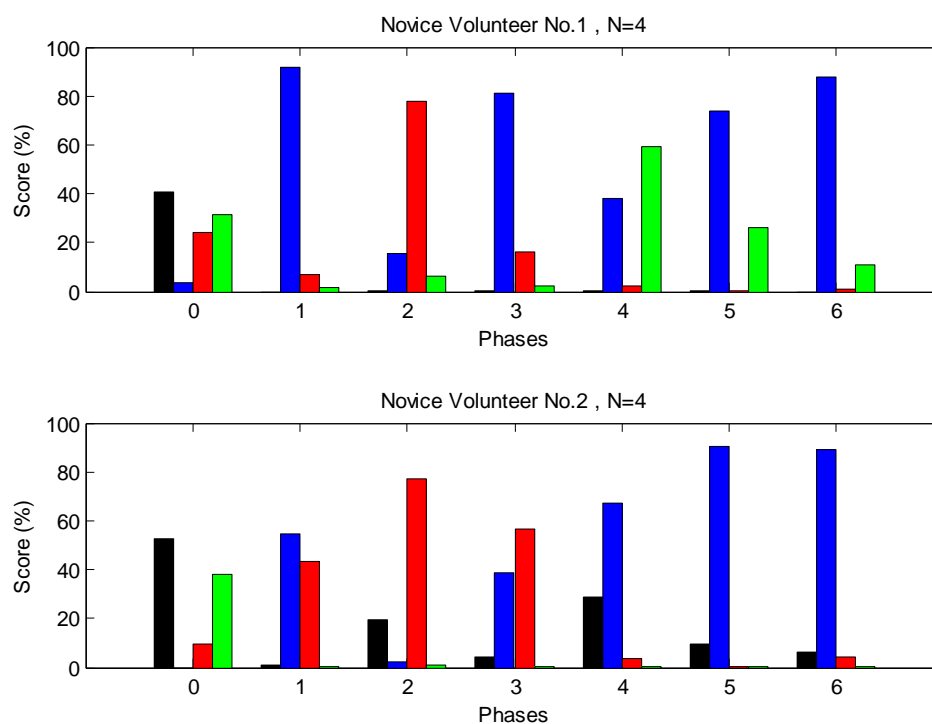


Σχήμα 5.2 Τροχιές των χειρουργικών εργαλείων κατά την 1^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης από τον αρχάριο εθελοντή υπ' αριθμόν 2. Κάθε φάση απεικονίζεται με διαφορετικό χρώμα.

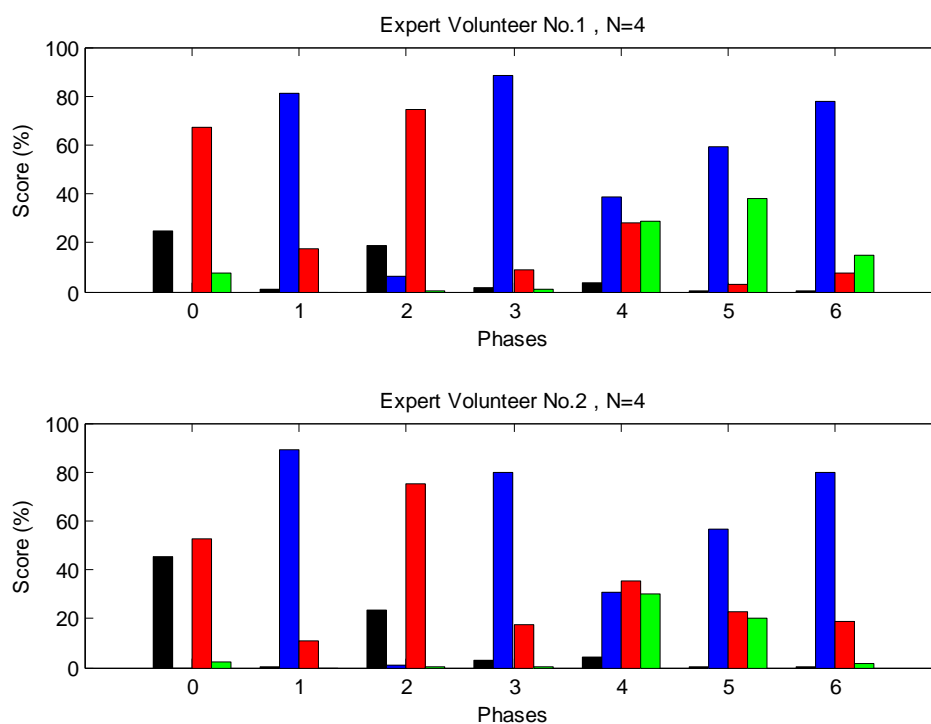
5.2.2 Αυτόματη Κατάτμηση με προκαθορισμένο αριθμό καταστάσεων

Όπως σημειώθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η κατάτμηση της διαδικασίας Λήψης – Τοποθέτησης μελετήθηκε με βάση ένα μοντέλο για κάθε εθελοντή, για προκαθορισμένους αριθμούς καταστάσεων $N = 4,5,6,7,8$. Στη συνέχεια, για κάθε επιλογή αριθμού καταστάσεων, παρουσιάζονται τέσσερα ραβδογράμματα, ένα για κάθε εθελοντή, στα οποία απεικονίζονται τα ποσοστά ταξινόμησης κάθε φάσης ξεχωριστά στις N καταστάσεις. Τα χρώματα των ράβδων επελέγησαν εκ των υστέρων έτσι ώστε να απεικονίζεται, κατά το δυνατόν, η συγγένεια φάσης - κατάστασης.

Αρχικά για $N = 4$, ελήφθησαν τα εξής αποτελέσματα :



Σχήμα 5.3 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης-Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4$

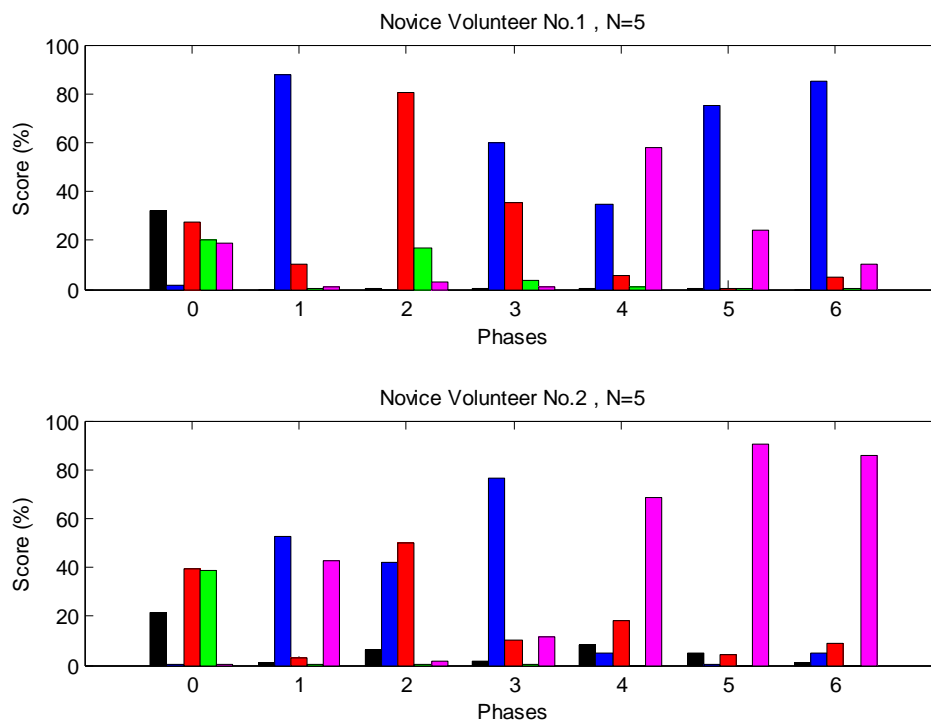


Σχήμα 5.4 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέστηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4$

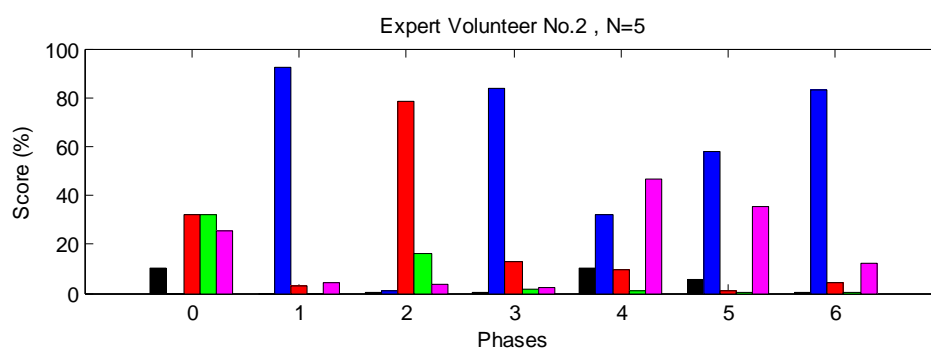
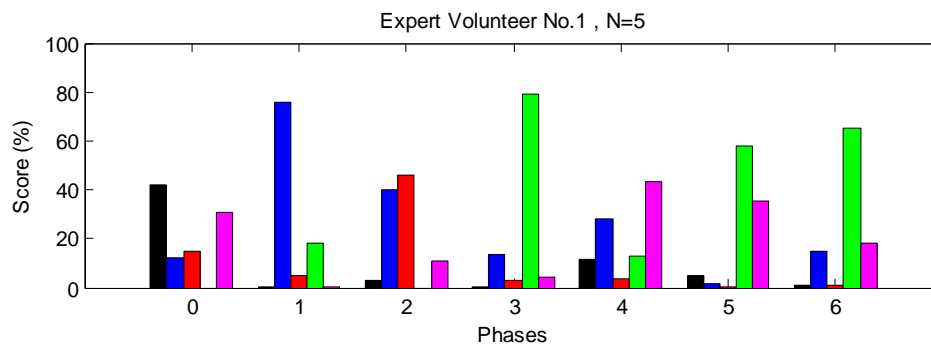
Στα παραπάνω σχήματα, φαίνεται η κατανομή των τμημάτων της τροχιάς των εργαλείων που αντιστοιχούν σε κάθε φάση στις τέσσερις καταστάσεις του μοντέλου που κατασκευάστηκε για κάθε εθελοντή. Όπως είναι αναμενόμενο, δεδομένου του μικρού αριθμού καταστάσεων σε σχέση με τον αριθμό των φάσεων της διαδικασίας, σε όλες τις περιπτώσεις παρατηρείται σύγχυση διαφορετικών φάσεων. Ωστόσο, συνολικά, το σύστημα επιτυγχάνει να διακρίνει τις φάσεις προσανατολισμένης κίνησης 1,3,5,6 και να τις κατατάξει σε μία κατάσταση, που αντιστοιχεί στην μπλε ράβδο. Επίσης σε όλες τις περιπτώσεις, παρατηρείται επιτυχία στην αναγνώριση της φάσης 2 η οποία ταξινομείται με συνέπεια σε μια κατάσταση που αντιστοιχεί στην κόκκινη ράβδο. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι η αναγνώριση της φάσης 4 παρότι δεν επιτυγχάνεται συνολικά, η αποτυχία αυτή είναι οριακή, αν ληφθεί υπόψη ότι σε όλες τις περιπτώσεις μεγάλο μέρος της κατατάσσεται σε ξεχωριστή επίσης κατάσταση, που αναπαρίσταται με την πράσινη η με τη μαύρη ράβδο, ενώ ιδιαίτερα στην περίπτωση του αρχαρίου εθελοντή υπ' αριθμόν 1, κατατάσσεται ορθά στην κατάσταση που αντιστοιχεί στην πράσινη ράβδο με ποσοστό που πλησιάζει το 60%. Αυτή η επιτυχία στην περίπτωση του αρχαρίου εθελοντή, οφείλεται εν μέρει, στο γεγονός ότι λόγω της μειωμένης εμπειρίας τους, στην περίπτωση των αρχάριων εθελοντών οι φάσεις αναζήτησης 2,4

διαρκούν κατά κανόνα περισσότερο απ' ότι στην περίπτωση των έμπειρων, και κατά συνέπεια το σύστημα εκπαιδεύεται καλύτερα στην αναγνώριση τους. Το φαινόμενο επιβεβαιώνεται και από τη λανθασμένη κατάταξη του μεγαλύτερου τμήματος της φάσης 3 στην κατάσταση όπου κατατάχθηκε η φάση 2, στην περίπτωση του αρχαρίου εθελοντή υπ' αριθμόν 2.

Εν συνεχεία, παρατίθενται τα σχήματα που αφορούν αριθμό καταστάσεων $N = 5$.



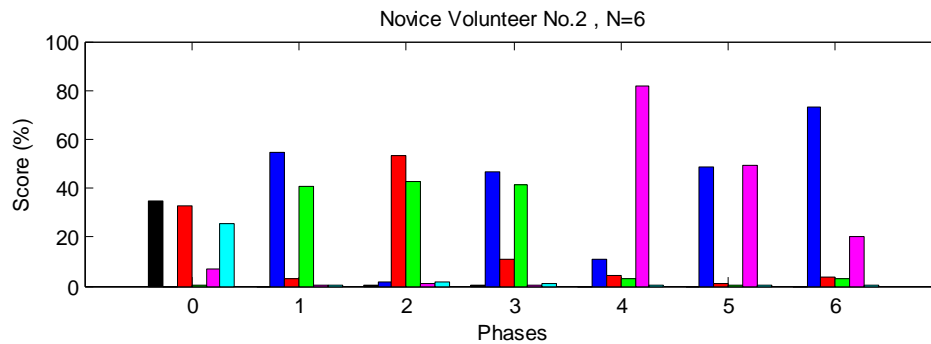
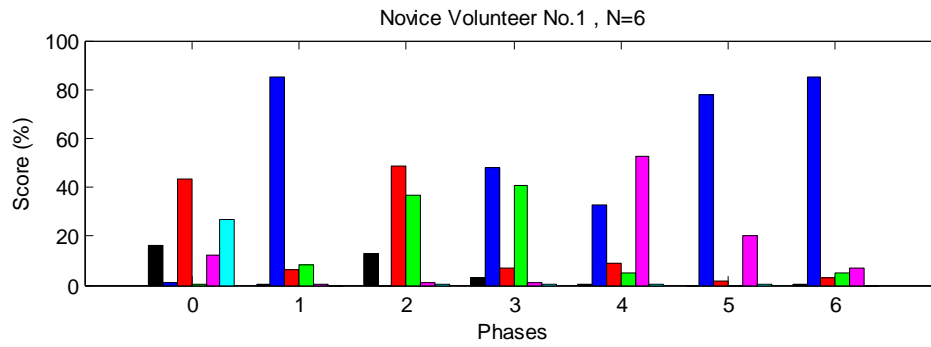
Σχήμα 5.5 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 5$



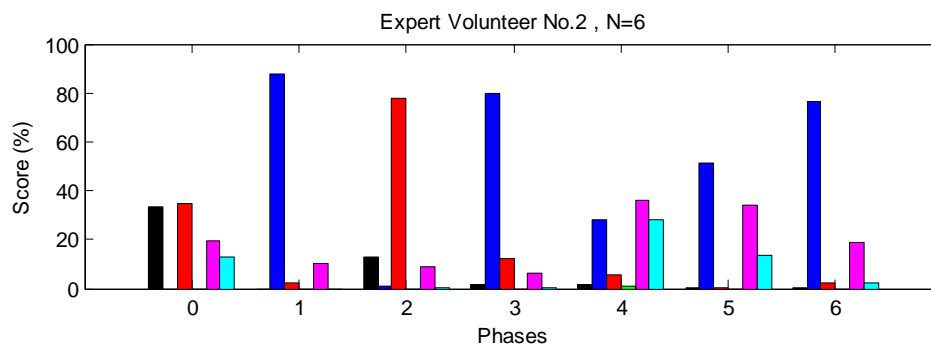
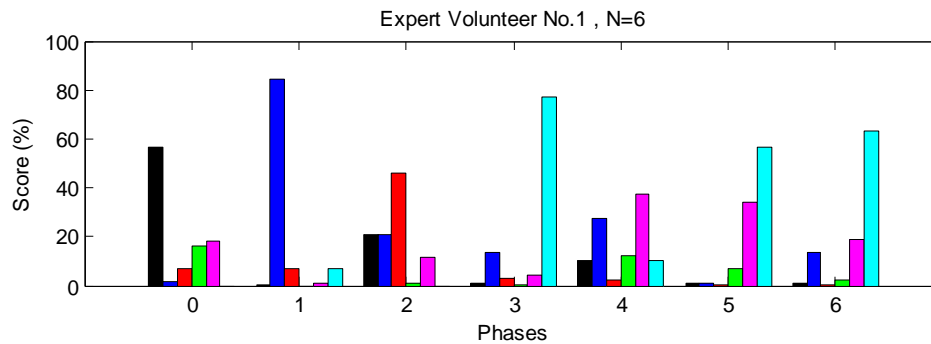
Σχήμα 5.6 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέστηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 5$

Όπως φαίνεται, στα παραπάνω σχήματα, η συμπεριφορά του συστήματος, με την προσθήκη της πέμπτης κατάστασης αρχίζει να βελτιώνεται συνολικά, αν ληφθεί υπόψη ότι πλέον για όλους τους εθελοντές, εκτός από τη φάση 2 και η φάση 4 διακρίνεται ως ξεχωριστή κατάσταση, απεικονιζόμενη με τη μωβ ράβδο ενώ, στην περίπτωση του έμπειρου εθελοντή υπ' αριθμόν 1, το σύστημα έχει επιτύχει διάκριση και ανάμεσα στις φάσεις 1,3,5,6 κατατάσσοντας τη φάση 1 σε διαφορετική κατάσταση από τις άλλες τρεις. Αρνητικά, ωστόσο, πρέπει να αξιολογηθεί η σύγχυση των φάσεων 4,5,6 στην περίπτωση του αρχάριου εθελοντή υπ' αριθμόν 2 οι λόγοι της οποίας πιθανότατα έχουν σχέση με το φαινόμενο της εκτεταμένης παραμονής στις φάσεις αναζήτησης στις περιπτώσεις των αρχάριων εθελοντών, το οποίο αναλύθηκε προηγούμενα.

Παρακάτω, παρατίθενται τα αντίστοιχα σχήματα για αριθμό καταστάσεων $N = 6$.



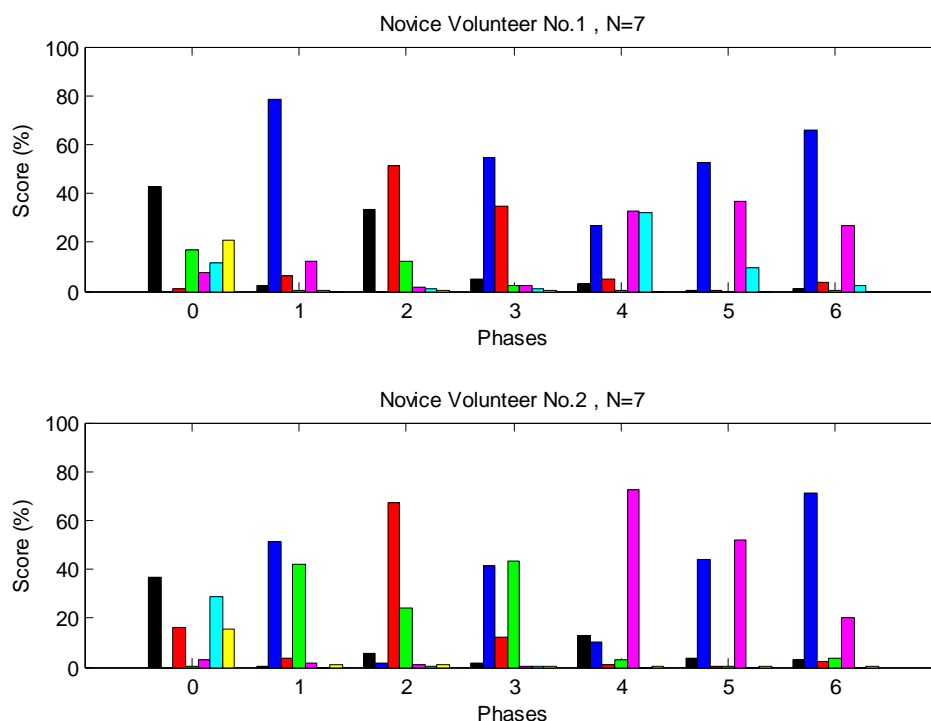
Σχήμα 5.7 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 6$



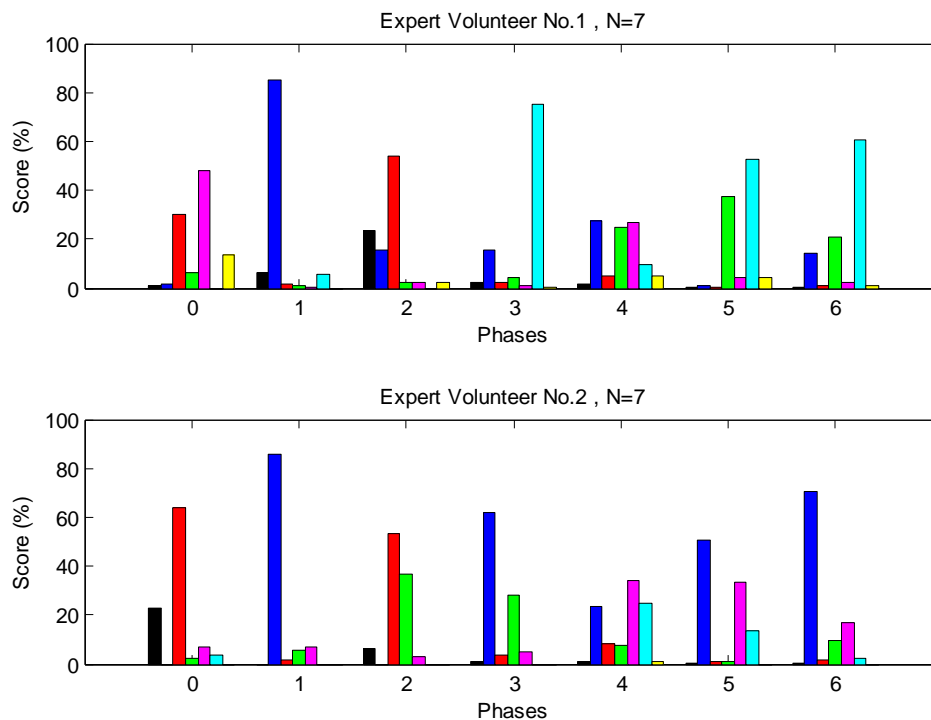
Σχήμα 5.8 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 6$

Με την προσθήκη της έκτης κατάστασης η συνολική επίδοση του συστήματος παρουσιάζει μικρή βελτίωση, δεδομένης της διόρθωσης των αποτελεσμάτων στην περίπτωση του αρχαρίου εθελοντή υπ' αριθμόν 2, όπου πλέον επιτυγχάνεται, έστω και οριακά, η διάκριση της φάσης 4 από τις φάσεις 5,6. Κατά τα λοιπά, η συμπεριφορά του συστήματος παραμένει επι της ουσίας ίδια. Αξίζει, ωστόσο, να σημειωθεί ξανά η καλύτερη αναγνώριση της φάσης 4 στην περίπτωση των αρχαρίων έναντι των έμπειρων εθελοντών, ως συνέπεια του φαινομένου που προαναφέρθηκε σχετικά με τις φάσεις αναζήτησης. Ο λόγος για τον οποίο δεν υπάρχει ανάλογη συμπεριφορά για τη φάση 2 είναι η αυξημένη δυσκολία που σχετίζεται με αυτήν. Συγκεκριμένα, κατά τη φάση 2, το αριστερό εργαλείο καλείται να λάβει ένα δοκίμιο από το αριστερό δοχείο το οποίο είναι γεμάτο και κατά συνέπεια το επιλεγθέν δοκίμιο βρίσκεται στα ανώτερα στρώματα του δοχείου. Ως εκ τούτου, την προσπάθεια λήψης του δυσχεραίνει το γεγονός ότι αυτό στηρίζεται πάνω σε ένα στρώμα από άλλα δοκίμια με αποτέλεσμα, μια απλή λάθος κίνηση να το ωθεί προς τα κάτω. Αντίθετα, κατά τη φάση 4, το δοκίμιο βρίσκεται στο δεξιό δοχείο όπου δεν υπάρχουν άλλα δοκίμια και άρα η λήψη του είναι ευκολότερη. Έτσι η φάση 2 είναι ευκολότερο να αναγνωρισθεί ακόμη και στις περιπτώσεις των έμπειρων εθελοντών.

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αντίστοιχα σχήματα για επιλογή αριθμού καταστάσεων $N = 7$.



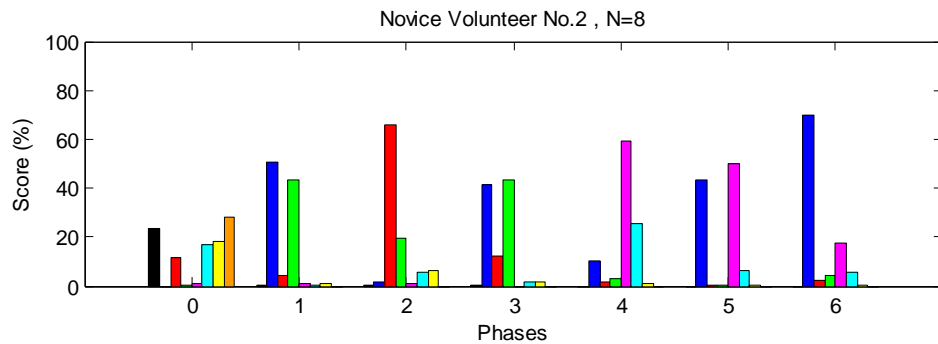
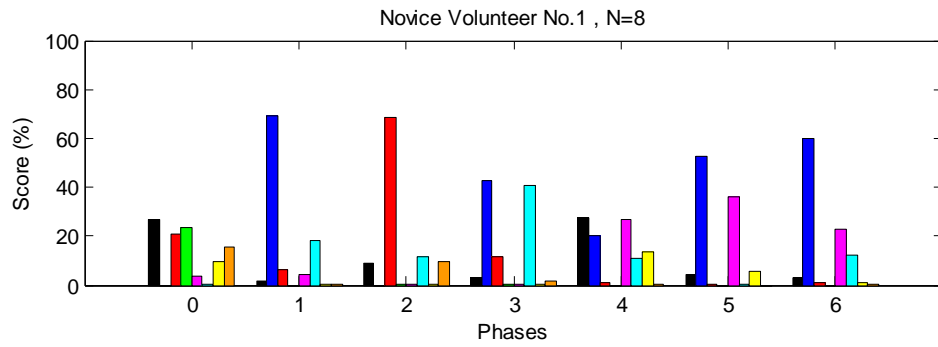
Σχήμα 5.9 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχαρίους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 7$



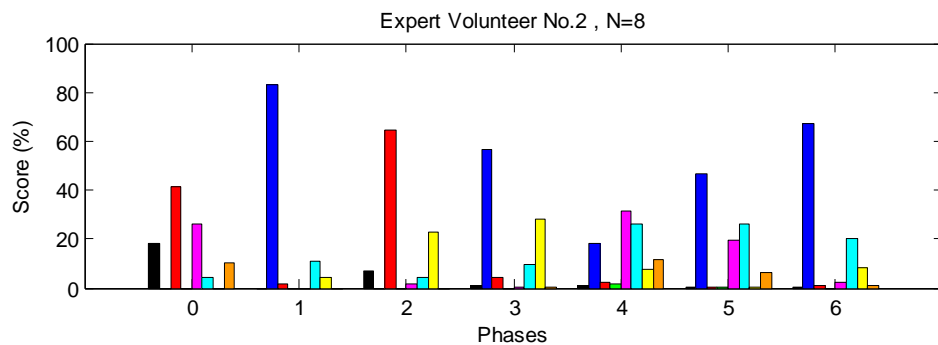
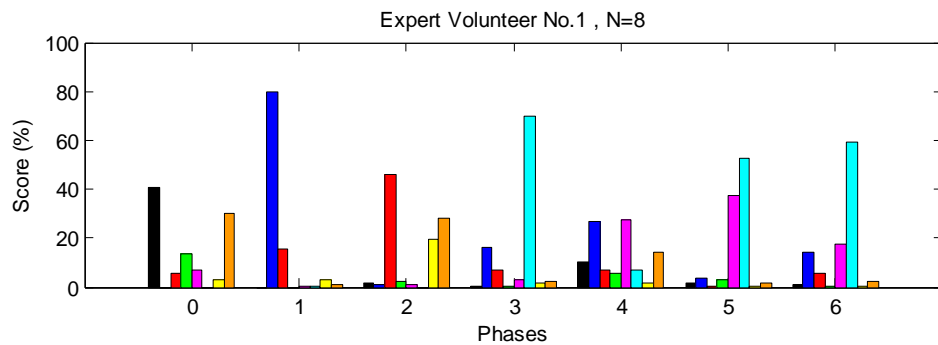
Σχήμα 5.10 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέστηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 7$

Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό από τα παραπάνω σχήματα, η προσθήκη της έβδομης κατάστασης δεν συνεισφέρει σημαντικά στη βελτίωση των επιδόσεων του συστήματος. Αντίθετα, παρατηρείται γενικότερα αύξηση της αβεβαιότητας όσον αφορά την αναγνώριση των φάσεων, όπως προκύπτει από τον περιορισμό των διαφορών ανάμεσα στα ποσοστά της επικρατούσας και των υπόλοιπων καταστάσεων για κάθε φάση, σχεδόν για κάθε εθελοντή. Το γεγονός αυτό, υποδεικνύει ότι, η αύξηση του αριθμού των καταστάσεων, αντί να δράσει επικουρικά ως προς την διάκριση των φάσεων 3,5,6, που κατά πλειοψηφία συγχέονται, τελικά δυσχεραίνει τη διάκριση φάσεων που προηγουμένως αναγνωρίζονταν ικανοποιητικά όπως π.χ. η φάση 2. Τέλος, ενδιαφέρον παρουσιάζει η αποτυχία αναγνώρισης της φάσης 0 στην περίπτωση των έμπειρων εθελοντών, ενώ ταυτόχρονα αυτή αναγνωρίζεται επιτυχώς για τους αρχάριους. Αιτία της συμπεριφοράς αυτής αποτελεί και πάλι το γεγονός ότι οι αρχάριοι εθελοντές πραγματοποιούν την εκτέλεση της διαδικασίας με σχετικά μικρές ταχύτητες και ακανόνιστες κινήσεις, ως επί το πλείστον. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την εκπαίδευση των αντίστοιχων μοντέλων στην καλύτερη διάκριση των φάσεων 0,2,4, ενώ αντίθετα στην περίπτωση των έμπειρων χειρουργών, όπου οι ταχύτητες είναι κατά κανόνα μεγαλύτερες οι φάσεις αυτές συγχέονται.

Τέλος, παρουσιάζονται τα ραβδογράμματα με τα αποτελέσματα της αυτόματης κατάτμησης για επιλογή αριθμού καταστάσεων $N = 8$.



Σχήμα 5.11 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 8$



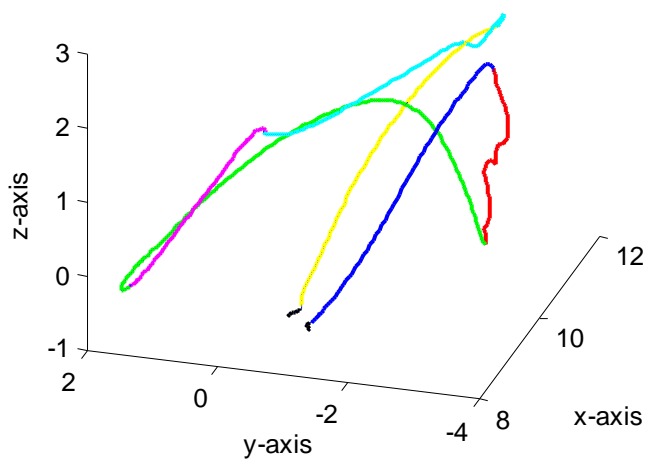
Σχήμα 5.12 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους έμπειρους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 8$

Από τα παραπάνω σχήματα, φαίνεται ξεκάθαρα ότι η προσθήκη της όγδοης κατάστασης ελάχιστα διαφοροποιεί τη συμπεριφορά του συστήματος. Οι μικρές διαφοροποιήσεις που παρουσιάζονται, δε, είναι στην ίδια κατεύθυνση με την προηγούμενη περίπτωση αριθμού καταστάσεων, δηλαδή επιτείνουν τη δυσκολία σαφούς διάκρισης των φάσεων. Στη βάση αυτή, η δοκιμές αριθμού καταστάσεων σταματούν στην επιλογή $N = 8$, καθώς, όπως προκύπτει εκ του αποτελέσματος, αύξηση του αριθμού των καταστάσεων πέρα από το όριο αυτό, μάλλον επιδεινώνει παρά βελτιώνει τις επιδόσεις του συστήματος.

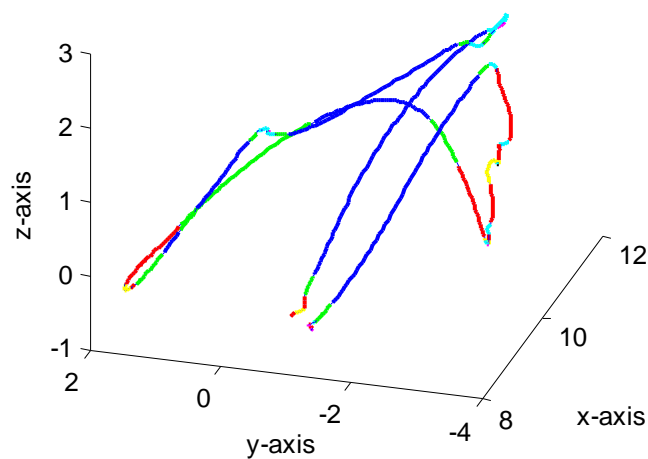
5.2.3 Κατάτμηση με αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων

Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των επιδόσεων της αυτόματης κατάτμησης για την περίπτωση της αυτόματης επιλογής αριθμού καταστάσεων. Για την πληρέστερη μελέτη των επιδόσεων, παρουσιάζονται, ενδεικτικά, δύο σχήματα που αναπαριστούν το αποτέλεσμα της αυτόματης κατάτμησης επάνω στην τροχιά των εργαλείων προκειμένου να δοθεί η δυνατότητα μιας πρώτης οπτικής εκτίμησης της συμπεριφοράς του συστήματος. Τα δύο σχήματα αντιστοιχούν σε μια επανάληψη ενός αρχαρίου και ενός έμπειρου εθελοντή.

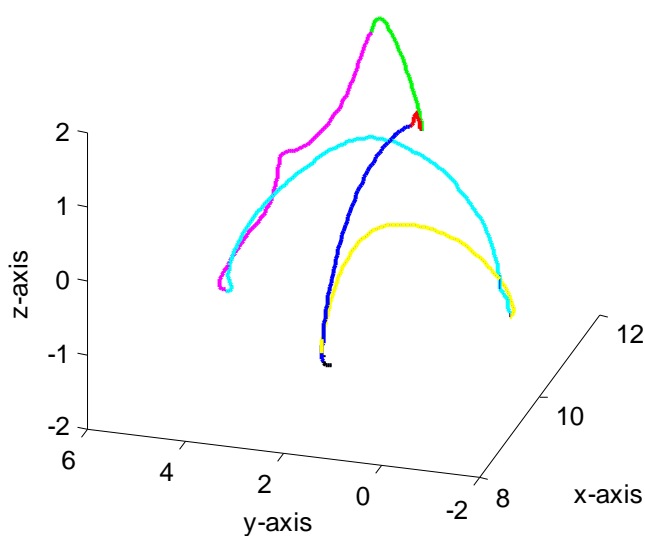
Left Tool-tip : Manual Segmentation



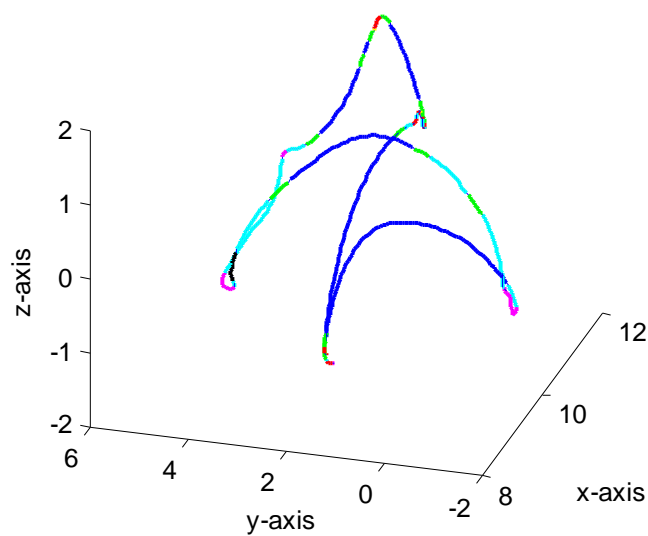
Left Tool-tip : Automatic Segmentation



Right Tool-tip : Manual Segmentation

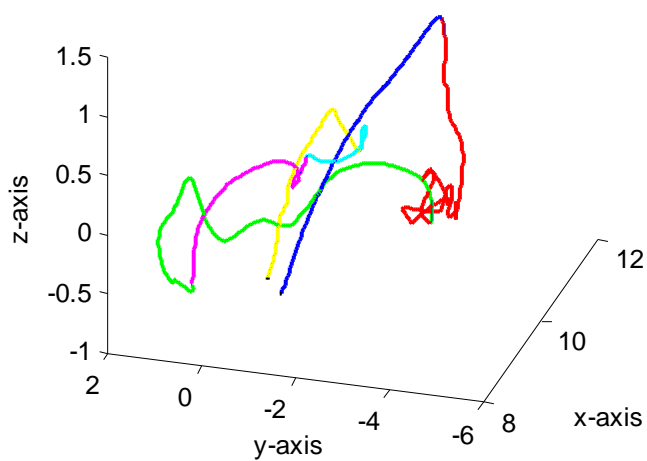


Right Tool-tip : Automatic Segmentation

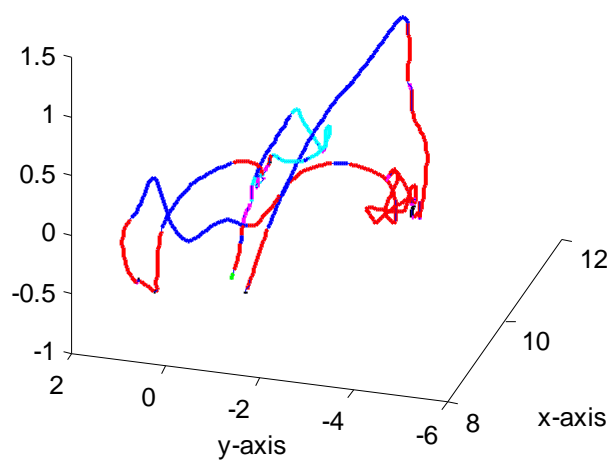


Σχήμα 5.13 Αντιπαραβολή της πραγματικής (αριστερά) έναντι της αυτόματης (δεξιά) κατάτμησης, για την 1^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης – Εναπόθεσης από τον έμπειρο εθελοντή υπ' αριθμόν 2

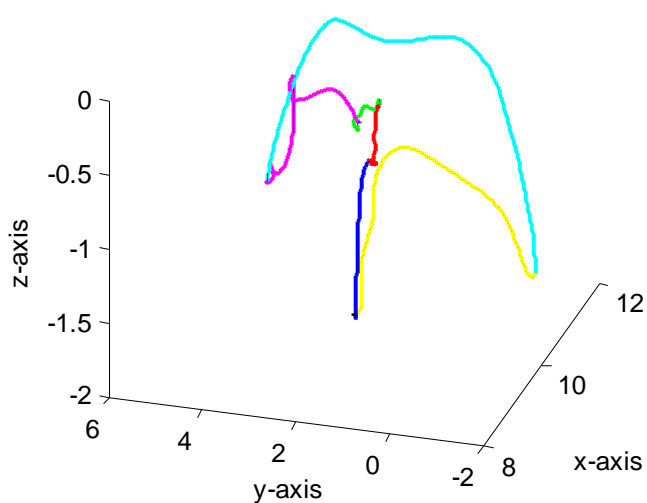
Left Tool-tip : Manual Segmentation



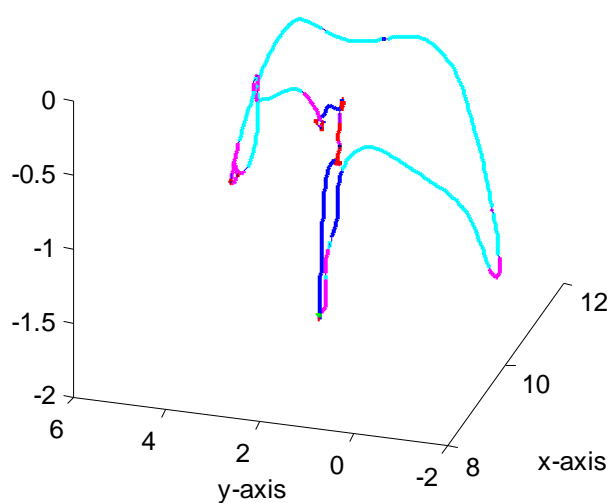
Left Tool-tip : Automatic Segmentation



Right Tool-tip : Manual Segmentation



Right Tool-tip : Automatic Segmentation



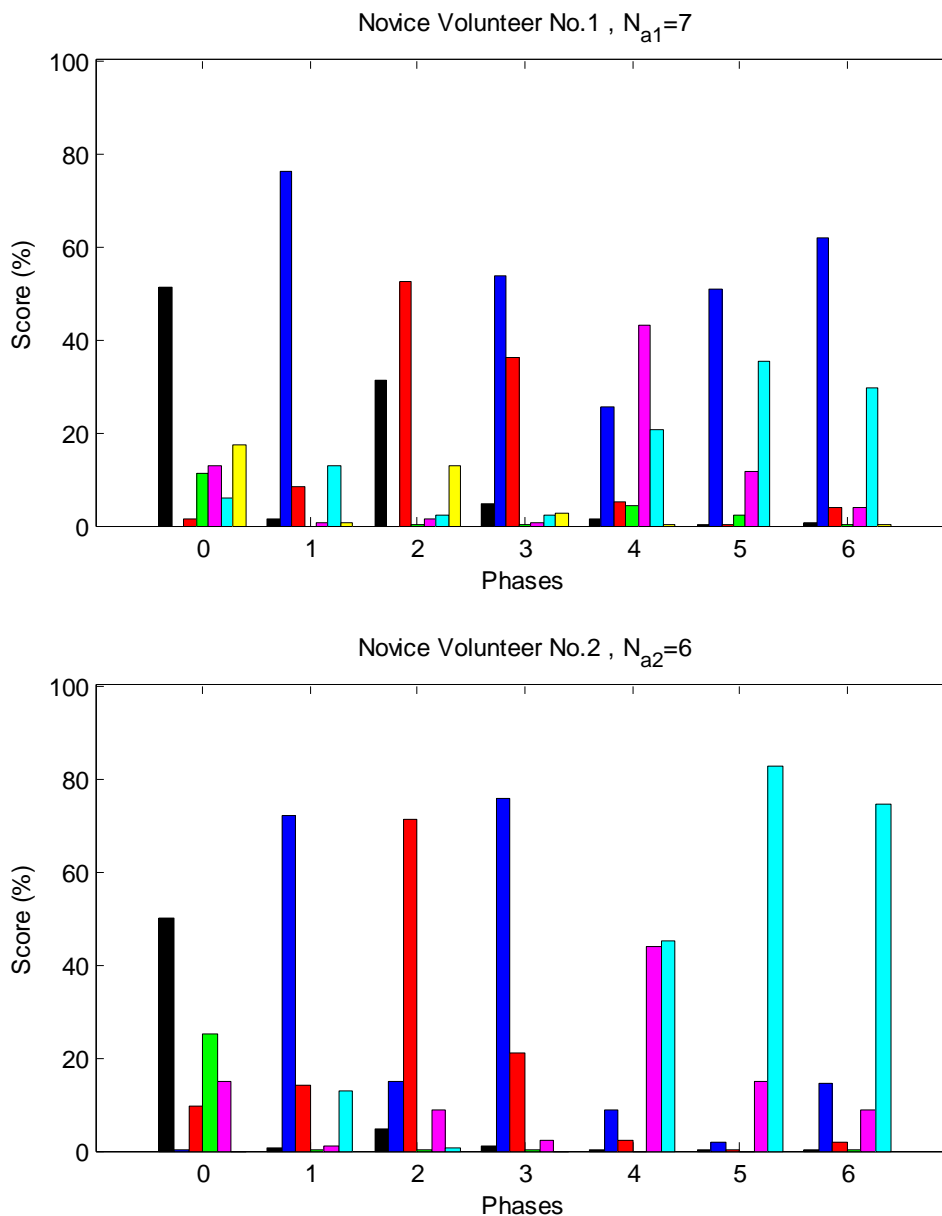
Σχήμα 5.14 Αντιπαραβολή της πραγματικής (αριστερά) έναντι της αυτόματης (δεξιά) κατάτμησης, για την 1^η εκτέλεση της διαδικασίας Λήψης – Εναπόθεσης από τον αρχάριο εθελοντή υπ' αριθμόν 2

Η οπτική σύγκριση μεταξύ της πραγματικής και της προκύπτουσας από το σύστημα κατάτμησης, που επιτρέπουν τα δύο παραπάνω σχήματα, είναι άκρως διαφωτιστική. Αρχικά, παρατηρώντας το Σχήμα 5.13, που αφορά τον έμπειρο εθελοντή, είναι δυνατή μια πρώτη αξιολόγηση των επιδόσεων της αυτόματης κατάτμησης. Ξεκινώντας από τη φάση 1, είναι φανερό ότι η αυτόματη κατάτμηση είναι πολύ κοντά στην πραγματικότητα, καθώς το πρώτο μπλε τμήμα της εικόνας που αφορά την αυτόματη κατάτμηση της κίνησης του αριστερού εργαλείου είναι σχεδόν πανομοιότυπο με το αντίστοιχο της πραγματικής κατάτμησης. Ακριβώς τα ίδια συμπεράσματα προκύπτουν και για τη φάση 2 καθώς, εάν εξαιρεθούν κάποιες, διάσπαρτες και για ελάχιστο χρονικό διάστημα, μεταβάσεις σε διαφορετικές καταστάσεις, οφειλόμενες στην υψηλή μεταβλητότητα των γεωμετρικών χαρακτηριστικών, η φάση 2 αναγνωρίζεται σε μεγάλο βαθμό ως ενιαίο τμήμα της διαδικασίας και ως εκ τούτου το αντίστοιχο κομμάτι της τροχιάς είναι σχεδόν εξ' ολοκλήρου χρωματισμένο με κόκκινο χρώμα. Για τις επόμενες φάσεις παρατηρούνται κάποιες αποκλίσεις όσον αφορά την αυτόματη κατάτμηση. Συγκεκριμένα, η φάση 3 δεν αναγνωρίζεται αρκετά καλά από το σύστημα με αποτέλεσμα, ενώ ένα μεγάλο τμήμα της να έχει ορθώς ταξινομηθεί σε μια καινούργια κατάσταση και χρωματισθεί με πράσινο χρώμα, ένα επίσης μεγάλο τμήμα της έχει αναγνωρισθεί ως κομμάτι της φάσης 1 και για αυτό έχει χρωματισθεί με μπλε χρώμα. Η «σύγχυση» αυτή των δύο φάσεων, ωστόσο, δεν πρέπει να θεωρηθεί σοβαρό λάθος εκ μέρους του συστήματος καθώς όντως οι φάσεις 1,3 είναι παρόμοιες υπό το πρίσμα ότι αφορούν σχετικά γρήγορες και προς μια κατεύθυνση κινήσεις που αποσκοπούν στην απλή μετάβαση του εργαλείου από ένα σημείο του προσομοιωτή σε ένα άλλο. Κατά συνέπεια, έχουν παρεμφερή γεωμετρικά χαρακτηριστικά και η μόνη πληροφορία που θα μπορούσε να οδηγήσει σε σαφή διάκριση της μιας από την άλλη είναι η κατάσταση της αρπάγης του εργαλείου, η οποία δεν είναι διαθέσιμη στο σύστημα. Για την μελέτη των υπόλοιπων τριών φάσεων πρέπει να παρατηρηθεί η τροχιά του δεξιού εργαλείου. Όπως προκύπτει από τη σύγκριση των σχετικών δύο εικόνων, η κατάτμηση που προκύπτει από το σύστημα διαφέρει σε σχέση με την πραγματική. Συγκεκριμένα, το σύστημα έχει αναγνωρίσει σχετικά σωστά τη φάση 5, εάν εξαιρεθούν κάποιες συγχύσεις με τη φάση 1, αλλά, εκ πρώτης όψης, αστοχεί στην αναγνώριση της φάσης 4 καθώς συγχέει μεγάλο κομμάτι της με τη φάση 5. Η συμπεριφορά αυτή του συστήματος δεν είναι παράλογη. Η φάση 5 συνιστά προσανατολισμένη και σχετικά ταχεία κίνηση του δεξιού εργαλείου, ενώ η φάση 4 αντιστοιχεί, θεωρητικά, σε πιο σύνθετη και βραδεία κίνηση του ίδιου εργαλείου με στόχο την αρπαγή του δοκιμίου. Ο ορισμός που δόθηκε παραπάνω για τη φάση 4, ωστόσο, ως φάση αναζήτησης του δοκιμίου, δεν αποκλείει την συμπερίληψη κίνησης με τα χαρακτηριστικά της φάσης 5 σε αυτή. Αυτό ακριβώς συμβαίνει στην περίπτωση αυτή: Κατά τη φάση 4, όπως προέκυψε από την πραγματική κατάτμηση, το δεξί εργαλείο κινείται απότομα προς τα κάτω, δηλαδή προς το δοχείο και εν συνεχεία,

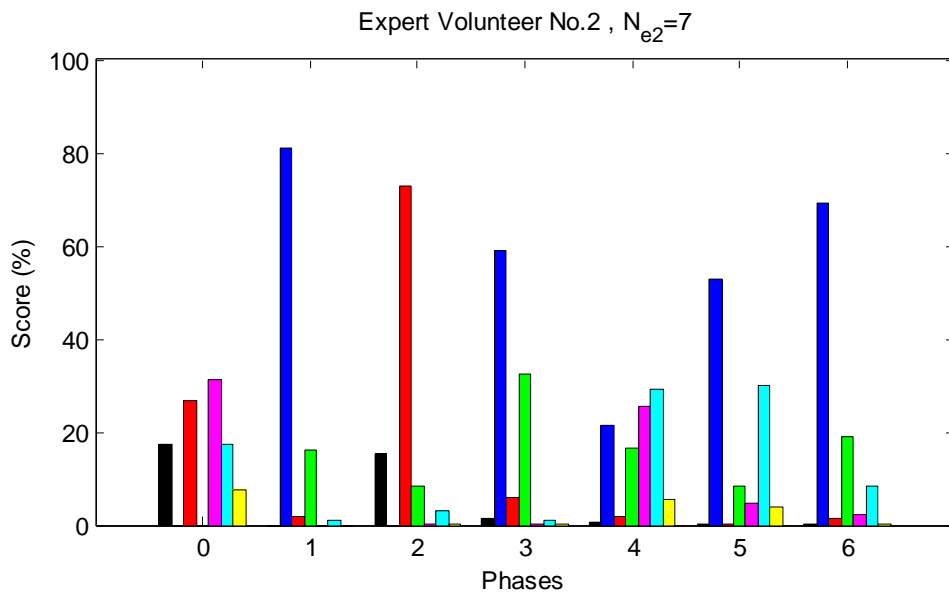
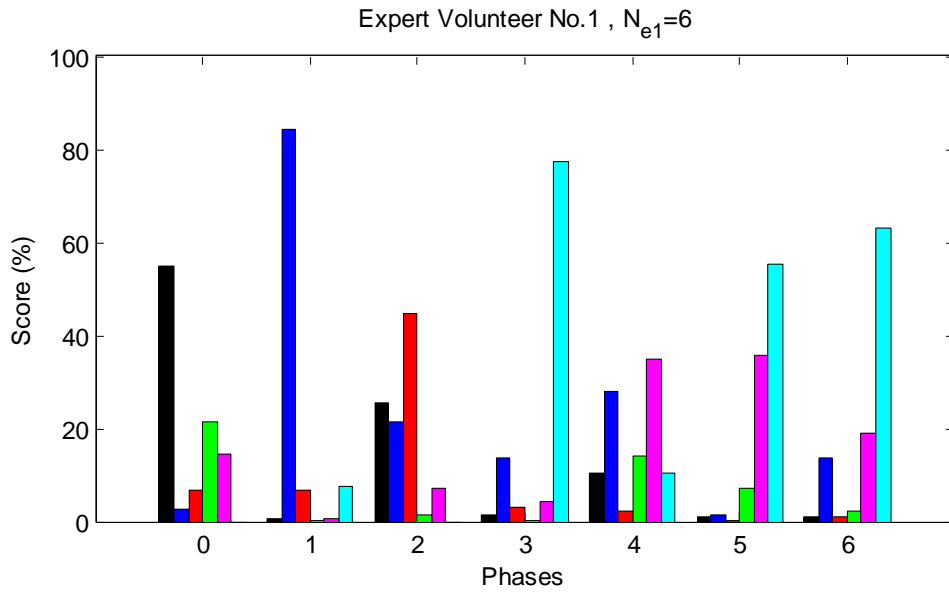
επιβραδύνεται προκειμένου να αναλάβει το δοκίμιο. Αυτή ακριβώς η διαφορά στα χαρακτηριστικά της κίνησης εντοπίζεται από το σύστημα, με αποτέλεσμα το τελικό κομμάτι του τμήματος που αντιστοιχεί στη φάση 4 να καταταγεί σε μια ξεχωριστή κατάσταση που απεικονίζεται με μωβ χρώμα στην αντίστοιχη εικόνα, ενώ το μεγαλύτερο μέρος του κατατάσσεται στη φάση 5 και απεικονίζεται με γαλάζιο χρώμα, κατ' αντιστοιχία με τα χρώματα της πραγματικής κατάτμησης. Τέλος, το σύστημα ουσιαστικά ταυτίζει τις φάσεις 1,6 όπως φαίνεται ξεκάθαρα παρατηρώντας τα αντίστοιχα τμήματα στις σχετικές εικόνες. Η ταύτιση είναι λογική αν ληφθεί υπόψη ότι επί της ουσίας οι δύο φάσεις είναι πανομοιότυπες ως προς την κίνηση που περιγράφουν. Τέλος, πρέπει να αξιολογηθεί θετικά η κατάταξη των μικρών τμημάτων στο τέλος των φάσεων 3,5 στις φάσεις 2,4 αντίστοιχα. Το σύστημα αναγνωρίζει επιτυχώς ότι η κίνηση που εκτελεί κάθε εργαλείο προκειμένου να αφήσει το δοκίμιο στο αντίθετο δοχείο, παρουσιάζει ομοιότητες με εκείνη που εκτελεί για να το αναλάβει στην αρχή.

Εν συνεχεία, το Σχήμα 5.14 που αφορά τον αρχάριο εθελοντή, επιτρέπει τη σύγκριση των επιδόσεων του συστήματος ως προς το επίπεδο εμπειρίας των εθελοντών. Παρατηρώντας το σχήμα αυτό, αρχικά το σύστημα αναγνωρίζει ικανοποιητικά τις φάσεις 1 και 2. Η ακρίβεια της αναγνώρισης της φάσης 2, ειδικότερα, αποτελεί σημαντικό επίτευγμα αν ληφθεί υπόψη η πολυπλοκότητα και η υψηλή μεταβλητότητα που παρατηρείται στο εσωτερικό της. Ωστόσο, η επιτυχία αυτή οδηγεί αργότερα στην πλήρη αποτυχία αναγνώρισης της φάσης 3, της οποίας το αντίστοιχο τμήμα κατατάσσεται στις φάσεις 1 και 2. Αν και η σύγχυση της φάσης 3 με τη φάση 1 είναι δικαιολογημένη, όπως σημειώθηκε παραπάνω, η σύγχυση της με τη φάση 2 είναι λανθασμένη καθώς θεωρητικά δεν έχουν κοινά χαρακτηριστικά. Η λανθασμένη αυτή συμπεριφορά του συστήματος οφείλεται ακριβώς στην υψηλή μεταβλητότητα της φάσης 2, την οποία για να συλλάβει το σύστημα έχει καταστήσει πολύ «ελαστικά» τα όρια όσον αφορά τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά της συγκεκριμένης φάσης. Η συμπεριφορά του συστήματος είναι καλύτερη σε ότι αφορά τις τελευταίες τρεις φάσεις. Όπως είναι φανερό, η φάση 5 αναγνωρίζεται σχεδόν αυτούσια, ωστόσο σε αυτή κατατάσσονται τμήματα που αφορούν τις φάσεις 4 και 6. Σε ότι αφορά τη φάση 4, η κατάταξη τμήματός της στη φάση 5 είναι δικαιολογημένη, κατ' αντιστοιχία με όσα σημειώθηκαν για την ανάλογη συμπεριφορά ως προς τις δύο αυτές καταστάσεις που παρουσίαζε το σύστημα και στην περίπτωση του έμπειρου εθελοντή. Στην περίπτωση της φάσης 6, η οποία δεν διακρίνεται ως ξεχωριστή φάση, αλλά μοιράζεται σχεδόν εξίσου στις φάσεις 5 και 1, η συμπεριφορά του μοντέλου είναι επίσης αποδεκτή, σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν παραπάνω για τις εγγενείς ομοιότητες των φάσεων 1,6. Τέλος, όπως και στη περίπτωση του έμπειρου εθελοντή και για τους ίδιους λόγους, η αναγνώριση τμημάτων στο τέλος των φάσεων 3,5 ως κομμάτια των φάσεων 2,4 αποτελεί θετικό δείγμα για τη συμπεριφορά του συστήματος.

Στη συνέχεια, σε αντιστοιχία με το προηγούμενο σενάριο, όπου ο αριθμός των καταστάσεων ήταν προεπιλεγμένος, παρατίθενται ραβδογράμματα που απεικονίζουν την κατανομή κάθε φάσης στις καταστάσεις του μοντέλου που κατασκευάστηκε για κάθε εθελοντή.



Σχήμα 5.15 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης-Εναπόθεσης, όπως εκτελέστηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων



Σχήμα 5.16 Κατανομή φάσεων της διαδικασίας Λήψης- Εναπόθεσης, όπως εκτελέσθηκε από τους αρχάριους εθελοντές υπ' αριθμόν 1 και 2, στις καταστάσεις των αντίστοιχων μοντέλων για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων

Τονίζεται ότι, όπως σημειώνεται και στις επικεφαλίδες των διαγραμμάτων, οι αριθμοί των καταστάσεων που επελέγησαν αυτόματα από το σύστημα ήταν $N_{e,1} = 6$, $N_{e,2} = 7$, $N_{a,1} = 7$, $N_{a,2} = 6$, όπου $N_{e,i}$ ο αριθμός καταστάσεων του μοντέλου που αντιστοιχεί στον έμπειρο εθελοντή υπ' αριθμόν i , και $N_{a,i}$ ο αριθμός καταστάσεων εκείνου που αντιστοιχεί στον αρχάριο εθελοντή υπ' αριθμόν i . Οι επιλογές αυτές του συστήματος πρέπει να αξιολογηθούν θετικά, καθώς είναι πολύ κοντά στον αριθμό των πραγματικών φάσεων της υπό μελέτη διαδικασίας, όπως αυτές καθορίστηκαν στην αρχή της ενότητας.

Από τα παραπάνω ραβδογράμματα, παρατηρείται ότι, με την αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων, η συμπεριφορά του συστήματος δεν παρουσιάζει σημαντικές διαφορές ως προς την αντίστοιχη της περίπτωσης του προκαθορισμένου αριθμού. Συνολικά, επιτυγχάνεται σαφής αναγνώριση της φάσης 2 και ικανοποιητική διάκριση της φάσης 4, με εξαίρεση την περίπτωση του έμπειρου εθελοντή υπ' αριθμόν 2 ως προς την τελευταία, ενώ παραμένει η σύγχυση των καταστάσεων 1,3,5,6 οι αιτίες της οποίας αναλύθηκαν διεξοδικά στην μελέτη της απεικόνισης της κατάτμησης επάνω στις τροχιές των εργαλείων. Ακόμη, αξίζει να επισημανθεί, προς επιβεβαίωση των όσων σημειώθηκαν προηγούμενα σχετικά με τη «χαλάρωση» των ορίων για τη διάκριση της φάσης 2 στην περίπτωση των αρχάριων εθελοντών, τα σχετικά υψηλά ποσοστά κατανομής τμημάτων της φάσης 3 στην κατάσταση που σχετίζεται με τη φάση 2. Επιπλέον, τα ποσοστά αυτά, περίπου 40% και 20% αντίστοιχα για τους δύο αρχάριους εθελοντές, επιβεβαιώνουν, για μια ακόμη φορά, και τα όσα σημειώθηκαν νωρίτερα για τις διαφορές ως προς την ταχύτητα των κινήσεων κατά την εκτέλεση της διαδικασίας από τις δύο ομάδες χρηστών.

5.3 Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας

Το δεύτερο πρόβλημα που μελετήθηκε όσον αφορά τη διαδικασία λήψης - τοποθέτησης ήταν αυτό της αξιολόγησης της χειρουργικής δεξιότητας, το οποίο όπως σημειώθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, συνίσταται στην κατασκευή δύο διαφορετικών μοντέλων κάθε ένα από τα οποία θα αντιστοιχεί σε ένα επίπεδο εμπειρίας, δηλαδή ένα για τους αρχάριους εθελοντές και ένα για τους έμπειρους. Στη συνέχεια, με βάση τα δύο αυτά μοντέλα γίνεται ταξινόμηση κάθε επί μέρους δοκιμής της διαδικασίας στα δύο επίπεδα. Έτσι, μελετάται η ικανότητα του συστήματος να αναγνωρίζει το επίπεδο της εμπειρίας του εθελοντή που εκτέλεσε τη συγκεκριμένη δοκιμή, ή, αλλιώς, να αξιολογεί την δεξιότητα του. Όπως επίσης αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, οι επιδόσεις του συστήματος στην προσπάθεια αξιολόγησης της χειρουργικής δεξιότητας εξετάσθηκαν για δύο διαφορετικά σενάρια, υπό δύο διαφορετικές προσεγγίσεις για το καθένα, σε ότι αφορά τα σύνολα επαναλήψεων στα οποία εκπαιδεύθηκαν τα μοντέλα καθώς και την επιλογή του αριθμού καταστάσεων τους.

5.3.1 Αξιολόγηση χειρουργικής δεξιότητας με προκαθορισμένο αριθμό καταστάσεων

5.3.1.1 Σενάριο 1 : Μοντέλα εκπαιδευμένα με σύνολα επαναλήψεων από όλους τους εθελοντές της αντίστοιχης ομάδας

Αρχικά, επιχειρήθηκε η ταξινόμηση με βάση δύο μοντέλα εκπαιδευμένα με ένα σύνολο των 5 πρώτων επαναλήψεων κάθε εθελοντή από την αντίστοιχη ομάδα. Ως αντικείμενα ταξινόμησης επιλέχθηκαν οι υπόλοιπες 5 επαναλήψεις. Στη συνέχεια τα μοντέλα εκπαιδεύθηκαν με τις τελευταίες 5 επαναλήψεις προκειμένου να ταξινομηθούν οι πρώτες 5. Τα αποτελέσματα της διαδικασίας τόσο για τους έμπειρους, όσο και για τους αρχάριους εθελοντές, συνοψίζονται στους παρακάτω πίνακες. Για κάθε αριθμό καταστάσεων ορίζονται τρεις στήλες : Η στήλη E δηλώνει επιτυχή ταξινόμηση, η στήλη A αποτυχημένη, και η στήλη N αφορά τις δοκιμές που απορρίφθηκαν και από τα δύο μοντέλα, κατά τα όσα αναφέρθηκαν στη σχετική ενότητα του προηγούμενου κεφαλαίου. Τα περιεχόμενα κάθε στήλης είναι ο αριθμός των δοκιμών που εμπίπτουν στην συγκεκριμένη κατηγορία.

		Αρχάριοι εθελοντές														
		Αριθμός καταστάσεων														
		N = 4			N = 5			N = 6			N = 7			N = 8		
Εθελοντής	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N	
1	6	4	0	7	3	0	8	2	0	8	2	0	8	2	0	
2	7	2	1	8	1	1	9	1	0	8	1	1	8	1	1	
3	9	0	1	9	0	1	9	0	1	9	0	1	9	0	1	
4	10	0	0	9	0	1	10	0	0	10	0	0	9	0	1	
Σύνολο (%)	80	15	5	82.5	10	7.5	90	7.5	2.5	87.5	7.5	5	85	7.5	7.5	
Μέσο Ποσοστό Επιτυχίας	85%															

Πίνακας 5.1 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων N = 4, 5, 6, 7, 8, βάσει του Σεναρίου 1

Έμπειροι εθελοντές

	Αριθμός καταστάσεων														
	N = 4			N = 5			N = 6			N = 7			N = 8		
Εθελοντής	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N
1	8	2	0	8	2	0	9	1	0	9	1	0	7	3	0
2	9	1	0	9	1	0	9	1	0	9	1	0	8	2	0
3	9	1	0	9	1	0	9	1	0	9	1	0	8	2	0
4	10	0	0	10	0	0	10	0	0	10	0	0	8	2	0
Σύνολο (%)	90	10	0	90	10	0	92.5	7.5	0	92.5	7.5	0	77.5	22.5	0
Μέσο Ποσοστό Επιτυχίας	88.5%														

Πίνακας 5.2 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από έμπειρους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4, 5, 6, 7, 8$, βάσει του Σεναρίου 1

Οι παραπάνω πίνακες οδηγούν σε ενδιαφέροντα συμπεράσματα. Αρχικά, είναι φανερό η διαφορά στις επιδόσεις στην ταξινόμηση των έμπειρων εθελοντών όπου σημειώνεται ποσοστό επιτυχίας επί του συνόλου 88.5% έναντι του ποσοστού 85% που αντιστοιχεί στην ταξινόμηση των αρχαρίων. Η διαφορά αυτή αντικατοπτρίζει το γεγονός ότι είναι πιο πιθανό ένας αρχάριος εθελοντής, δεδομένης της ευκολίας της διαδικασίας, να επιτύχει κάποιες επαναλήψεις αρκετά ακριβείς ώστε να θεωρηθούν ανώτερου επιπέδου, απ' ότι ένας έμπειρος χειρουργός να προβεί σε δοκιμή που θα κατατάσσονταν στο επίπεδο των αρχαρίων. Ακόμη, θα πρέπει να ληφθεί η υπόψη το γεγονός ότι το σφάλμα στην περίπτωση των αρχαρίων οφείλεται εν μέρει σε επαναλήψεις που απορρίπτονται και από τα δύο μοντέλα, και όχι αποκλειστικά σε επαναλήψεις που ταξινομούνται στο επίπεδο των έμπειρων. Συγκεκριμένα, μόνο ο αρχάριος εθελοντής υπ' αριθμόν 1 επιτυγχάνει άνω των 2 επαναλήψεων που κατατάσσονται στο επίπεδο των έμπειρων για κάθε επιλογή αριθμού καταστάσεων. Αντίθετα, σε όλους τους υπόλοιπους αρχαρίους εθελοντές παρατηρείται ένα σφάλμα κατά μέσο όρο 5 % οφειλόμενο σε δοκιμές που δεν κατετάγησαν σε καμία κατηγορία. Το φαινόμενο αυτό δεν είναι παράξενο και οφείλεται στην έλλειψη επιδεξιότητας των αρχαρίων που οδηγεί σε μεγάλες διακυμάνσεις των επιδόσεών τους. Έτσι, η μεταβλητότητα που χαρακτηρίζει την ομάδα των αρχαρίων είναι ιδιαίτερα αυξημένη, γεγονός που δυσχεραίνει την μοντελοποίηση, οδηγώντας σε

περιπτώσεις μεμονωμένων δοκιμών με τόσο έντονες διαφορές, ώστε να είναι αδύνατη η αναγνώριση τους ακόμη και από το μοντέλο της ίδιας της ομάδας τους. Σε αντίθεση με τα παραπάνω, όπως προκύπτει από τον πίνακα 2 δεν υπάρχει καμιά περίπτωση δοκιμής έμπειρου εθελοντή που να απορρίπτεται και από τα δύο μοντέλα, γεγονός που υποδεικνύει, σε συνδυασμό με την υψηλή επίδοση ταξινόμησης, σαφώς μειωμένη μεταβλητότητα σε σχέση με την ομάδα των αρχαρίων, όπως είναι αναμενόμενο.

5.3.1.2 Σενάριο 2 : Μοντέλα εκπαιδευμένα με σύνολα επαναλήψεων όλων, εκτός από τον υπό εξέταση εθελοντή της αντίστοιχης ομάδας

Στη συνέχεια υλοποιήθηκε η εναλλακτική προσέγγιση της επί μέρους ταξινόμησης των δοκιμών κάθε εθελοντή ξεχωριστά με βάση ένα μοντέλο εκπαιδευμένο με όλες τις επαναλήψεις των υπόλοιπων εθελοντών της ίδιας ομάδας και ένα εκπαιδευμένο με όλες τις επαναλήψεις των εθελοντών της αντίθετης ομάδας. Η ιδέα πίσω από την εναλλακτική αυτή, είναι ότι, κατά την προσέγγιση που παρουσιάστηκε παραπάνω, στην ταξινόμηση κάθε δοκιμής εμπλεκόταν ένα μοντέλο εκπαιδευμένο, μεταξύ άλλων, και σε ένα σύνολο 5 δοκιμών του ίδιου εθελοντή. Έτσι, είναι πιθανό η ταξινόμηση να επηρεάζεται από προσωπικά στοιχεία της δεξιότητας κάθε εθελοντή. Με άλλα λόγια, υπάρχει η πιθανότητα η τιμή αναγνώρισης με βάση το μοντέλο που αντιστοιχεί στην ομάδα του εκάστοτε εθελοντή να είναι υψηλότερη, όχι επειδή το μοντέλο έχει πραγματικά συλλάβει τα στοιχεία που καθορίζουν το επίπεδο εμπειρίας του, αλλά επειδή είναι, κατά μια έννοια, πολωμένο σε σχέση με το μοντέλο της αντίθετης ομάδας στο οποίο την εκπαίδευση δεν έχουν συμπεριληφθεί δοκιμές του συγκεκριμένου εθελοντή. Κατά συνέπεια, κρίθηκε απαραίτητος ο έλεγχος της αξιοπιστίας των παραπάνω αποτελεσμάτων με μια προσέγγιση που θα απέφευγε τον κίνδυνο αυτής της πόλωσης όσον αφορά τα μοντέλα.

Στα πλαίσια της προσέγγισης αυτής, κατά τα όσα αναφέρθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, κατασκευάστηκαν συνολικά 10 διαφορετικά μοντέλα για κάθε επιλογή αριθμού καταστάσεων. Τα πρώτα 2 εξ' αυτών εκπαιδεύτηκαν με το σύνολο των επαναλήψεων, ήτοι 40 δοκιμές, της αντίστοιχης ομάδας. Κάθε ένα από τα υπόλοιπα 8 εκπαιδεύθηκε με το σύνολο των επαναλήψεων όλων των εθελοντών μιας ομάδας εκτός από έναν, ήτοι 30 δοκιμές. Έτσι, για την ομάδα των αρχαρίων

κατασκευάστηκαν 4 μοντέλα, εκ των οποίων το πρώτο εκπαιδεύθηκε με τις δοκιμές όλων των αρχαρίων εθελοντών εκτός από το εθελοντή υπ' αριθμόν 1, το δεύτερο με τις δοκιμές όλων των αρχαρίων εθελοντών εκτός από το εθελοντή υπ' αριθμόν 2 κοκ. Αντίστοιχα κατασκευάστηκαν και εκπαιδεύθηκαν 4 μοντέλα για τους έμπειρους εθελοντές.

Με το υπόβαθρο αυτό, οι δοκιμές κάθε εθελοντή ταξινομήθηκαν με βάση τις τιμές αναγνώρισης που προέκυψαν από τα εξής δυο μοντέλα : το μοντέλο που εκπαιδεύθηκε με το σύνολο των δοκιμών της αντίθετης ομάδας και το μοντέλο που εκπαιδεύθηκε με το σύνολο των δοκιμών της τριάδας που δεν περιείχε τον ίδιο. Τα αποτελέσματα, κατ' αντιστοιχία με τα προηγούμενα, συνοψίζονται στους ακόλουθους δύο πίνακες.

		Αρχάριοι εθελοντές														
		Αριθμός καταστάσεων														
		N = 4			N = 5			N = 6			N = 7			N = 8		
Εθελοντής	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N	
1	6	4	0	7	3	0	6	4	0	7	3	0	8	2	0	
2	10	0	0	7	2	1	8	1	1	9	1	0	8	1	1	
3	9	0	1	9	0	1	9	0	1	10	0	0	10	0	0	
4	10	0	0	10	0	0	10	0	0	10	0	0	10	0	0	
Σύνολο (%)	87.5	10	2.5	82.5	12.5	5	82.5	12.5	5	90	10	0	90	7.5	2.5	
Μέσο Ποσοστό Επιτυχίας	86.5%															

Πίνακας 5.3 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων N = 4, 5, 6, 7, 8, βάσει του Σεναρίου 2

Έμπειροι εθελοντές

	Αριθμός καταστάσεων														
	N = 4			N = 5			N = 6			N = 7			N = 8		
Εθελοντής	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N	E	A	N
1	9	1	0	9	1	0	7	3	0	5	5	0	7	3	0
2	10	0	0	10	0	0	9	1	0	9	1	0	8	2	0
3	9	1	0	9	1	0	9	1	0	9	1	0	9	1	0
4	10	0	0	9	1	0	9	1	0	9	1	0	9	1	0
Σύνολο (%)	95	5	0	92.5	7.5	0	85	15	0	80	20	0	82.5	17.5	0
Μέσο Ποσοστό Επιτυχίας	87%														

Πίνακας 5.4 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από έμπειρους εθελοντές για προεπιλεγμένο αριθμό καταστάσεων $N = 4, 5, 6, 7, 8$, βάσει του Σεναρίου 2

Όπως φαίνεται παρά τις διαφορές στις δυο προσεγγίσεις τα προκύπτοντα ποσοστά επιτυχίας παραμένουν στα ίδια επίπεδα γεγονός που υποδεικνύει ικανοποιητική ευρωστία σε ότι αφορά τη μοντελοποίηση. Αξιοσημείωτη και πάλι είναι απουσία δοκιμών από πλευράς των έμπειρων εθελοντών που να απορρίφθηκαν και από τα δύο μοντέλα, σε αντίθεση με την ομάδα των αρχαρίων εθελοντών, φαινόμενο που εξηγήθηκε προηγούμενα. Ακόμη, σημείο που χρήζει σχολιασμού αποτελεί η μικρή αύξηση του ποσοστού επιτυχίας των αρχαρίων χειρουργών που μοιάζει απρόβλεπτη. Πρέπει δε, να ληφθεί υπόψη ότι η αύξηση αυτή συνοδεύεται από παράλληλη μείωση των σφαλμάτων λόγω δοκιμών που δεν κατετάγησαν σε καμία κατηγορία, γεγονός που υποδεικνύει ότι με την δεύτερη προσέγγιση κάποιες από τις δοκιμές αυτές ταξινομήθηκαν ορθά. Η εξήγηση του φαινομένου αυτού έγκειται πιθανότατα στην υψηλή μεταβλητότητα ανάμεσα στις δοκιμές της ομάδας των αρχαρίων που δυσχεραίνει σημαντικά την προσπάθεια της μοντελοποίησης. Έτσι στην πρώτη προσέγγιση, όπου για εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν μόλις 5 δοκιμές από κάθε χρήστη, ήτοι 20 δοκιμές, τα μοντέλα υστέρησαν όσον αφορά την ενσωμάτωση της μεταβλητότητας αυτής σε σχέση με τη δεύτερη προσέγγιση όπου τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν με το πλήρες σύνολο των επαναλήψεων τριών ατόμων, ήτοι 30 δοκιμές. Η μεταβλητότητα αυτή μπορεί να διαπιστωθεί παρατηρώντας ότι, ενώ στην περίπτωση των έμπειρων εθελοντών τα καλύτερα ποσοστά επιτυχίας εμφανίζονται για 4 η 5 καταστάσεις, για τους αρχάριους εθελοντές απαιτούνται πάνω από 6 καταστάσεις προκειμένου να επιτευχθούν αντίστοιχα ποσοστά.

5.3.2 Αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων

Οι δύο προσεγγίσεις επαναλήφθηκαν με τη διαφορά ότι στην περίπτωση αυτή η επιλογή του αριθμού των καταστάσεων των εμπλεκόμενων στη διαδικασία μοντέλων αφέθηκε να επιλεγεί αυτόματα. Ο προσδιορισμός του αριθμού αυτού, όπως επισημάνθηκε στη σχετική ενότητα του προηγούμενου κεφαλαίου, έγινε με χρήση ενός νευρωνικού δικτύου τύπου GNG, ως εναλλακτική στην εφαρμογή του αλγορίθμου ομαδοποίησης *k-means* κατά το στάδιο της αρχικοποίησης του αλγορίθμου εκπαίδευσης *Segmental k-means*.

5.3.2.1 Σενάριο 1 : Μοντέλα εκπαιδευμένα με σύνολα επαναλήψεων από όλους τους εθελοντές της αντίστοιχης ομάδας

Λόγω της αυτόματης επιλογής του αριθμού καταστάσεων, τα δύο μοντέλα που εμπλέκονταν στην ταξινόμηση δεν είχαν πάντα τον ίδιο αριθμό. Συγκεκριμένα, για τα μοντέλα που εκπαιδεύθηκαν με τις τελευταίες 5 επαναλήψεις κάθε εθελοντή της αντίστοιχης ομάδας προέκυψε κοινός αριθμός καταστάσεων $N = 6$. Αντίθετα για τα μοντέλα που εκπαιδεύθηκαν με τις πρώτες 5 επαναλήψεις, προέκυψαν διαφορετικοί αριθμοί καταστάσεων. Συγκεκριμένα το μοντέλο που αντιστοιχούσε στην ομάδα των αρχαρίων είχε 7 καταστάσεις ενώ εκείνο που αντιστοιχούσε στην ομάδα των έμπειρων είχε 6.

Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα :

	Ομάδα Αρχαρίων			Ομάδα Έμπειρων		
Εθελοντής	E	A	N	E	A	N
1	9	0	1	9	1	0
2	9	1	0	8	2	0
3	6	4	0	9	1	0
4	8	2	0	10	0	0
Σύνολο (%)	80	17.5	2.5	90	10	0

Πίνακας 5.5 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους και έμπειρους εθελοντές για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων, βάσει του Σεναρίου 1

Όπως φαίνεται, τα αποτελέσματα της ταξινόμησης παραμένουν σε υψηλά επίπεδα παρά την αυτόματη επιλογή καταστάσεων. Σε γενικές γραμμές ισχύουν τα όσα είχαν παρατηρηθεί και στην αντίστοιχη προσέγγιση της προηγούμενης περίπτωσης, όπου ο αριθμός καταστάσεων είναι προεπιλεγμένος. Ωστόσο, πρέπει να επισημανθεί η πτώση του ποσοστού επιτυχίας για την περίπτωση, των αρχάριων εθελοντών στο 80% ενώ το αντίστοιχο ποσοστό επιτυχίας των έμπειρων εθελοντών παραμένει σχεδόν αμετάβλητο. Το γεγονός αυτό κρίνεται φυσιολογικό, και υποδεικνύει ότι η αυτόματη επιλογή του αριθμού καταστάσεων περιορίζει, σε μικρό βαθμό, την ικανότητα των μοντέλων να συλλαμβάνουν τα χαρακτηριστικά εκείνα που επιτρέπουν τη διάκριση του επιπέδου εμπειρίας. Το συμπέρασμα αυτό εξάγεται με βάση το γεγονός ότι η μείωση του ποσοστού επιτυχίας οφείλεται στην αύξηση του αριθμού των επαναλήψεων που κατατάσσονται λανθασμένα στο ανώτερο επίπεδο εμπειρίας.

5.3.2.2 Σενάριο 2 : Μοντέλα εκπαιδευμένα με σύνολα επαναλήψεων όλων, εκτός από τον υπό εξέταση εθελοντή της αντίστοιχης ομάδας

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε η κατηγοριοποίηση ακολουθώντας τη δεύτερη προσέγγιση κατά την οποία για κάθε εθελοντή χρησιμοποιείται ένα μοντέλο εκπαιδευμένο με τις δοκιμές των υπόλοιπων εθελοντών της ίδιας ομάδας και ένα εκπαιδευμένο με όλες τις δοκιμές των εθελοντών της αντίθετης ομάδας. Τα αποτελέσματα παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα.

	Ομάδα Αρχαρίων			Ομάδα Έμπειρων		
Εθελοντής	E	A	N	E	A	N
1	9	0	1	9	1	0
2	9	1	0	10	0	0
3	7	3	0	8	2	0
4	6	2	2	10	0	0
Σύνολο (%)	77.5	15	7.5	92.5	7.5	0

Πίνακας 5.6 Αποτελέσματα ταξινόμησης των επαναλήψεων που εκτελέστηκαν από αρχάριους και έμπειρους εθελοντές για αυτόματη επιλογή αριθμού καταστάσεων, βάσει του Σεναρίου 2

Συγκρίνοντας τους δύο παραπάνω πίνακες, παρατηρείται ότι τα ποσοστά επιτυχίας για τις δύο προσεγγίσεις παραμένουν σχεδόν αμετάβλητα γεγονός που υποδεικνύει για άλλη μια φορά ικανοποιητική ευρωστία, ακόμη και στην περίπτωση της αυτόματης επιλογής αριθμού καταστάσεων. Η μικρή αύξηση του ποσοστού των επαναλήψεων που απορρίπτονται και από τα δύο μοντέλα στο 7.5%, πάντα για την περίπτωση των αρχάριων εθελοντών, είναι φυσιολογική δεδομένου ότι πλέον τα εμπλεκόμενα μοντέλα δεν περιέχουν πληροφορία για τις επαναλήψεις του εκάστοτε υπό μελέτη εθελοντή και άρα, εκ των πραγμάτων, δυσχεραίνεται η αναγνώριση κάθε επανάληψης.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα και Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία

6.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό αναλύονται τα συμπεράσματα που εξήχθησαν από τα πειραματικά αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Συγκεκριμένα, πραγματοποιείται αξιολόγηση των αποτελεσμάτων όσον αφορά τις δύο βασικές προκλήσεις που αντιμετωπίστηκαν, δηλαδή την αυτόματη κατάτμηση και την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας. Ακολούθως, διατυπώνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα στην κατεύθυνση της προσέγγισης που υιοθετήθηκε στα πλαίσια της εργασίας.

6.2 Αξιολόγηση των αποτελεσμάτων – Συμπεράσματα

6.2.1 Αυτόματη Κατάτμηση

Η αυτόματη κατάτμηση αποτελεί, αντικειμενικά, τη δυσκολότερη πρόκληση που το αναπτυχθέν σύστημα κλήθηκε να αντιμετωπίσει. Εν γένει, οι επιδόσεις του σε αυτή δεν ανήλθαν σε υψηλά επίπεδα από ποσοτικής άποψης. Ωστόσο, το σημείο που παρουσιάζει μεγαλύτερο ενδιαφέρον στην περίπτωση της αυτόματης κατάτμησης δεν είναι τα ποσοτικά αποτελέσματα αλλά η συνολική συμπεριφορά του συστήματος.

Αναλυτικότερα, η επιτυχία της κατάτμησης περιορίζεται σημαντικά από τα εξής προβλήματα :

- Την παντελή έλλειψη της πληροφορίας της κατάστασης της αρπάγης η οποία καθιστά εξαιρετικά δύσκολη έως αδύνατη τη διάκριση φάσεων της διαδικασίας, όπως π.χ. οι φάσεις 1,3, όπως ορίστηκαν στην ενότητα 5.2.1. Το σύστημα είναι αδύνατο να γνωρίζει αν το εκάστοτε εργαλείο μεταφέρει δοκίμιο ή κινείται άδειο, στοιχείο που αποτελεί τον κρισιμότερο παράγοντα στη διάκριση των φάσεων προσανατολισμένης κίνησης.
- Την έκταση της μεταβλητότητας της διαδικασίας, που προκαλείται από το γεγονός ότι ανά πάσα στιγμή το ένα εργαλείο δεν συμμετέχει ουσιαστικά στη διαδικασία (είναι δηλαδή κατ' ουσίαν αδρανές) και, ως εκ τούτου, η κίνησή του δεν υπαγορεύεται αυστηρά από το στόχο της. Με άλλα λόγια, η εκτέλεση της διαδικασίας μπορεί να ολοκληρωθεί επιτυχώς ανεξάρτητα από την κίνηση του εκάστοτε «αδρανούς» εργαλείου. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, ακόμα και επαναλήψεις του ίδιου εθελοντή να διαφέρουν σημαντικά μεταξύ τους.

Όπως, όμως, αναλύθηκε και στον σχολιασμό των αποτελεσμάτων στο προηγούμενο κεφάλαιο, μπορεί η σύγχυση π.χ. των φάσεων 1,6, που συμβαίνει στη συντριπτική πλειοψηφία των περιπτώσεων, να αποτελεί αστοχία με βάση αυστηρά ποσοτικά κριτήρια, ωστόσο, η συμπεριφορά αυτή του συστήματος δεν είναι εντελώς λανθασμένη : Οι δύο φάσεις είναι όντως πανομοιότυπες ως προς το στόχο τους, με απλή αντιστροφή της φοράς της κίνησης. Σε αυτήν την κατεύθυνση, εξετάζοντας συνολικά τη συμπεριφορά του συστήματος πρέπει να αξιολογηθεί θετικά η σαφής διάκριση της φάσης 2 σε όλες τις περιπτώσεις αλλά και η, έστω και λιγότερο επιτυχής, διάκριση της φάσης 4 με ελάχιστες εξαιρέσεις, διακρίσεις που παρατηρούνται συστηματικά για κάθε εθελοντή. Συνεπώς, το σύστημα αυτόματης

κατάτμησης πράγματι καταφέρνει να συλλάβει ως ένα βαθμό τη σχετική με τη διαδικασία δεξιότητα, υπό το πρίσμα ότι επιτυγχάνει να διαχωρίσει τις φάσεις αναζήτησης από τις φάσεις κίνησης.

Ακόμη, για την αντικειμενική αξιολόγηση του συστήματος πρέπει να ληφθούν υπόψη τα εξής :

- Η ανάπτυξη του συστήματος βασίστηκε σε ένα ελάχιστο σύνολο δεδομένων, καθώς η μόνη γνώση που παρασχέθηκε σε αυτό ήταν αποκλειστικά η τροχιά των εργαλείων χωρίς καμία άλλη πληροφορία. Αντίθετα, στις σχετικές εργασίες [2,22,23-26] η διαθέσιμη πληροφορία ήταν σαφώς πλουσιότερη δεδομένου ότι περιελάμβανε δεδομένα σχετικά με την αλληλεπίδραση των εργαλείων με το περιβάλλον όπως π.χ. οι αναπτυσσόμενες δυνάμεις και ροπές. Ιδιαίτερα στην περίπτωση των [2,22] έγινε χρήση συνολικά 72 και 78 μεταβλητών αντίστοιχα, όπως αυτές καταγράφηκαν από τη διεπαφή εφαρμογής-χρήστη του συστήματος *Da Vinci*
- Η μοντελοποίηση της διαδικασίας και η συνακόλουθη κατάτμηση επιχειρείται από το σύστημα χωρίς καμία επιπλέον πληροφορία σχετικά με τα πραγματικά τμήματα αυτής. Με άλλα λόγια, το σύστημα καλείται να ανακαλύψει αφ' εαυτού τις διαφορετικές φάσεις της διαδικασίας, σε αντίθεση και πάλι τη σχετική έρευνα, όπου στην περίπτωση της [29] η κατάτμηση γίνεται μη-αυτόματα από έμπειρους χειρουργούς, ενώ στις περιπτώσεις των [2,22] η κατάτμηση γίνεται με βάση ένα προκαθορισμένο λεξιλόγιο βασικών κινήσεων.

Με βάση τα παραπάνω, οι επιδόσεις του συστήματος αυτόματης κατάτμησης μπορούν θεωρηθούν ικανοποιητικές. Φυσικά, υπάρχουν πολλά περιθώρια βελτίωσης αλλά η καινοτόμος προσέγγιση της πλήρους αυτοματοποίησης της κατάτμησης, μέσω της αυτοματοποίησης της επιλογής του αριθμού των καταστάσεων των εμπλεκόμενων μοντέλων, παρουσιάζει ενδιαφέρουσα προοπτική.

6.2.2 Αξιολόγηση Χειρουργικής Δεξιότητας

Στην κατεύθυνση της αξιολόγησης της χειρουργικής δεξιότητας, οι επιδόσεις των αντίστοιχων συστημάτων κινήθηκαν σε πολύ υψηλά επίπεδα επιτυχίας, αγγίζοντας κατά περίπτωση το 92.5% για τους έμπειρους και το 86.5% για τους αρχάριους εθελοντές. Αποδείχθηκε δε, με βάση τα αποτελέσματα του σεναρίου 2, όπου η εκάστοτε εξεταζόμενη επανάληψη ταξινομήθηκε με βάση μοντέλα στον οποίων την εκπαίδευση δε χρησιμοποιήθηκαν επαναλήψεις του αντίστοιχου εθελοντή, ότι το σύστημα πράγματι επιτύγχανε τη σύλληψη των στοιχείων εκείνων που καθορίζουν το επίπεδο εμπειρίας.

Ακόμη, αξιοσημείωτη είναι η επιτυχία της τεχνικής αυτοματοποίησης της επιλογής των καταστάσεων, με χρήση του νευρωνικού δικτύου τύπου GNG, καθώς όπως αποδεικνύεται από τα αποτελέσματα, η ενσωμάτωσή της δεν επιφέρει σημαντική επιδείνωση των επιδόσεων του συστήματος. Η μικρή πτώση στα ποσοστά επιτυχίας στην περίπτωση των αρχάριων χρηστών είναι αναμενόμενη και υποδεικνύει για ακόμη μια φορά την υψηλή μεταβλητότητα που χαρακτηρίζει τις επαναλήψεις της συγκεκριμένης ομάδας, η οποία δυσχεραίνει το έργο της μεθόδου αυτόματης επιλογής καταστάσεων.

Τα παραπάνω οδηγούν στο συμπέρασμα ότι η προσέγγιση της παρούσας εργασίας στέφεται από επιτυχία όσον αφορά την αξιολόγηση της χειρουργικής δεξιότητας. Η σημασία της επιτυχίας αυτής γίνεται ξεκάθαρη εάν ληφθούν υπόψη τα όσα αναφέρθηκαν και στην προηγούμενη ενότητα : Παρά τους περιορισμούς όσον αφορά τη διαθέσιμη στο σύστημα πληροφορία, εκείνο πέτυχε τη σύλληψη των ιδιαίτερων στοιχείων και χαρακτηριστικών που αντικατοπτρίζουν το επίπεδο εμπειρίας όχι μόνο χωρίς να του παρασχεθεί καμία επιπλέον γνώση για την υπό μελέτη διαδικασία, όπως π.χ ένα λεξιλόγιο βασικών κινήσεων, αλλά ακόμη και όταν κλήθηκε να επιλέξει αυτόματα τους αριθμούς των καταστάσεων των εμπλεκόμενων μοντέλων. Ως εκ τούτου, αποδεικνύεται και πάλι ότι η συγκεκριμένη προσέγγιση παρουσιάζει σπουδαία προοπτική όσον αφορά τη μοντελοποίηση της χειρουργικής δεξιότητας.

6.3 Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία

Όπως αναφέρθηκε στην σχετική ενότητα, η αυτόματη κατάτμηση επιδέχεται σημαντικής βελτίωσης όσον αφορά την προσέγγιση που υιοθετήθηκε. Στην κατεύθυνση αυτή, η μελέτη θα πρέπει αρχικά να επικεντρωθεί στην περαιτέρω εξερεύνηση εναλλακτικών προσεγγίσεων στο στάδιο της επιλογής χαρακτηριστικών. Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, όπως σημειώθηκε στο τέταρτο κεφάλαιο, τα χαρακτηριστικά επιλέχθηκαν έτσι ώστε στο σύνολό τους να είναι ανεξάρτητα από περιστροφές και μετατοπίσεις του συστήματος συντεταγμένων αναφοράς, δηλαδή αμετάβλητα ως προς αφινικούς γεωμετρικούς μετασχηματισμούς. Σκοπός αυτής της τακτικής ήταν η συγκρότηση μιας πλήρους περιγραφής ώστε να αποφευχθεί ενδεχόμενη απώλεια πληροφορίας, η οποία ήταν εξ' αρχής περιορισμένη, επιτυγχάνοντας παράλληλα ένα ανώτερο επίπεδο αφαίρεσης, όσον αφορά στη διαδικασία, ώστε να ενισχυθεί η ευρωστία του συστήματος. Με βάση αυτήν την ιδέα, έννοιες όπως η στρέψη και η καμπυλότητα κρίθηκαν καταλληλότερες. Ωστόσο, εκ του αποτελέσματος, προκύπτει ότι η επιλογή των χαρακτηριστικών αυτών πιθανότατα δεν επαρκεί όσον αφορά στην αυτόματη ταξινόμηση. Σε αυτήν τη βάση, το σύνολο χαρακτηριστικών θα μπορούσε να εμπλουτιστεί με επιπλέον στοιχεία, όπως π.χ. η απόσταση των δύο εργαλείων ανά πάσα στιγμή, σε μια προσπάθεια να επιτευχθεί καλύτερος διαχωρισμός των φάσεων.

Αξίζει, δε, στο σημείο αυτό να σημειωθεί ότι ο μετασχηματισμός χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκε στα πλαίσια της εργασίας είναι αμφιμονοσήμαντος : από την ταχύτητα v_i , $i = 1,2$ της κίνησης κάθε εργαλείου μπορεί με προσέγγιση μιας σταθεράς να εξαχθεί η παράμετρος μήκους s_i , $i = 1,2$ της τροχιάς του. Ως γνωστόν δε, η τριάδα (s, κ, σ) , όπου s η παράμετρος μήκους, κ η καμπυλότητα και σ η στρέψη μιας τυχαίας καμπύλης στο χώρο, αποτελεί μια πλήρη περιγραφή της συγκεκριμένης καμπύλης εάν επιπλέον οριστεί ένα σημείο ως αρχή της. Η ιδιότητα αυτή του συγκεκριμένου μετασχηματισμού είναι ιδιαίτερα σημαντική καθώς θέτει τις βάσεις για την αντιμετώπιση του αντίστροφου προβλήματος : την αναπαραγωγή της διαδικασίας δεδομένου ενός ακριβούς και πλήρως αντιπροσωπευτικού μοντέλου της. Έτσι, διαφαίνεται ακόμη μια οδός για μελλοντική εργασία, η οποία ωστόσο προϋποθέτει τη συγκρότηση ενός σαφώς πιο αξιόπιστου μοντέλου και, κατά συνέπεια, τη σημαντική βελτίωση των αποτελεσμάτων της αυτόματης κατάτμησης.

Ακόμη, με βάση και τα όσα αναφέρθηκαν στις προηγούμενες ενότητες, μια πιο άμεσα υλοποιήσιμη έρευνα θα μπορούσε να στηριχθεί στην διεύρυνση της διαθέσιμης στο σύστημα πληροφορίας. Ιδιαίτερα χρήσιμη θα ήταν, σε αρχικό στάδιο, η επινόηση μιας τεχνικής για την παρακολούθηση της κατάστασης της αρπάγης των εργαλείων. Με την πληροφορία αυτή είναι βέβαιο ότι θα επιτευχθεί

σημαντική βελτίωση στις επιδόσεις του συστήματος όσον αφορά τη μοντελοποίηση των χειρουργικών διαδικασιών και κατ' επέκταση την αυτόματη κατάτμησή τους. Στην ίδια κατεύθυνση, τα δεδομένα θα μπορούσαν να εμπλουτιστούν μέσω βιντεοσκόπησης, διευρύνοντας έτσι το ερευνητικό πεδίο και εισάγοντας τεχνικές της Όρασης Υπολογιστών.

Τέλος, η παρούσα προσέγγιση, με κατάλληλες βελτιώσεις, όπως αυτές που προαναφέρθηκαν, θα μπορούσε να εφαρμοσθεί σε περιπτώσεις διαδικασιών με αυξημένες απαιτήσεις ως προς την πολυπλοκότητα. Ήδη, διεξάγεται σχετική έρευνα και εξετάζεται η εφαρμογή των μεθόδων και τεχνικών που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της εργασίας, στην μοντελοποίηση και κατάτμηση πραγματικής χειρουργικής διαδικασίας. Αναλυτικότερα, έχουν ληφθεί δεδομένα από έμπειρους χειρουργούς όσον αφορά τη χειρουργική διαδικασία της λαπαροσκοπικής συρραφής και συγκεκριμένα μελετάται η μοντελοποίηση του βασικότερου δομικού στοιχείου της, δηλαδή του δεσίματος ενός χειρουργικού κόμπου. Όπως είναι φυσικό, η διαδικασία αυτή παρουσιάζει αυξημένης δυσκολίας προκλήσεις σε σχέση με αυτήν της Λήψης – Εναπόθεσης η οποία είχε εκπαιδευτικό χαρακτήρα. Πλέον, οι κινήσεις των εργαλείων είναι σαφώς πιο πολύπλοκες και διεξάγονται κατά κανόνα σε μικρότερο χώρο, γεγονός που αυξάνει την επίδραση του θορύβου και θέτει επιτακτικά την ανάγκη επινόησης καλύτερων τεχνικών αποθρομβοποίησης. Από την άλλη πλευρά, ωστόσο εξαλείφεται το πρόβλημα του «αδρανούς» εργαλείου καθώς κατά το δέσιμο ενός κόμπου λειτουργούν ενεργά και τα δύο εργαλεία ανά πάσα στιγμή. Το γεγονός αυτό αποτελεί έναν παράγοντα μείωσης της μεταβλητότητας από επανάληψη σε επανάληψη και από εθελοντή σε εθελοντή, η οποία κινείται, εκ των πραγμάτων, σε υψηλά επίπεδα δεδομένης της αυξημένης δυσκολίας της διαδικασίας.

Η επιτυχία της μοντελοποίησης πραγματικών χειρουργικών διαδικασιών θα αποτελούσε ισχυρό θεμέλιο για την επίτευξη μακρόπνων στόχων σε δύο κατευθύνσεις :

- 1) Την εκπαίδευση χειρουργικών δεξιοτήτων με ενεργή υποβοήθηση μέσω απτικής ή πολυ-τροπικής αισθητηριακής ανάδρασης, στη βάση μοντέλων κατάτμησης και αναγνώρισης χειρουργικών κινήσεων και δεξιοτήτων.
- 2) Τη σταδιακή αυτοματοποίηση ρομποτικών χειρουργικών διαδικασιών, στο πλαίσιο αρχιτεκτονικών ημι-αυτόνομου τηλερομποτικού ελέγχου («διαμοιρασμένης αυτονομίας») με ενεργό απτική ανάδραση.

Ο πρώτος από τους ανωτέρω στόχους καθίσταται πιο προσιτός ενώ ο δεύτερος αποτελεί και ένα κίνητρο για μακρόπνη έρευνα, σε ένα γενικότερο πλαίσιο σταδιακής προσέγγισης σύγχρονων τεχνολογιών ρομποτικής προς τις σύνθετες απαιτήσεις εφαρμογών που τίθενται από νέους κλάδους των επιστημών υγείας, με στόχο τη συνεχή βελτίωση των παρεχόμενων υπηρεσιών στον άνθρωπο.

Βιβλιογραφία

- [1] Zhan C, Miller MR. "Excess Length of Stay, Charges, and Mortality Attributable to Medical Injuries During Hospitalization." *JAMA: The Journal of the American Medical Association* 290, no. 14 (October 8, 2003): 1868–1874.
- [2] Reiley, Carol E, Henry C Lin, Balakrishnan Varadarajan, Balazs Vagvolgyi, Ssanjeev Khudanpur, David D Yuh, and Gregory D Hager. "Automatic Recognition of Surgical Motions Using Statistical Modeling for Capturing Variability." *Studies in Health Technology and Informatics* 132 (2008): 396–401.
- [3] History of Minimal Access Surgery, Prof. Dr. R. K. Mishra,
http://www.laparoscopyhospital.com/history_of_laparoscopy.htm
[Διαδικτυακό]
- [4] Chicago Institute of Minimal Invasive Surgery (CIMIS) official website,
<http://www.laparoscopicexperts.com/introduction.html>
[Διαδικτυακό]
- [5] Bragg, Krista, Nancy VanBalen, and Nathaniel Cook. "Future Trends in Minimally Invasive Surgery." *AORN* 82, no. 6 (December 2005): 1005–1018.
- [6] Lau, W.Y., C.K. Leow, and A.K.C. Li. "History of Endoscopic and Laparoscopic Surgery." *World Journal of Surgery* 21, no. 4 (1997): 444–453.
- [7] Harrell, Andrew G., and B. Todd Heniford. "Minimally Invasive Abdominal Surgery: Lux Et Veritas Past, Present, and Future." *The American Journal of Surgery* 190, no. 2 (August 2005): 239–243.
- [8] Trivedi, Prateesh M., and Paul R.S. Thomas. "Principles of Rigid Endoscopy." *Surgery (Oxford)* 29, no. 2 (February 2011): 85–88.
- [9] Mack, Michael J. "Minimally Invasive and Robotic Surgery." *JAMA: The Journal of the American Medical Association* 285, no. 5 (February 7, 2001): 568 –572.
- [10] Γ. Μπονάτσος, Κ. Μπίρμπας. Λαπαροενδοσκοπική Χειρουργική. Ιατρικές Εκδόσεις Π. Πασχαλίδης, Αθήνα 2003
- [11] K. Birbas, I. Kaklamanos, G. Bonatsos. "Open and Laparoscopic Cholecystectomy". In: *Liver and Extrahepatic Biliary Tree Surgery* (Eds: C. Broels, N. Habib, C. Karaliotas), Springer Publications, 2006.

- [12] Health, Center for Devices and Radiological. "Safety Communications - Laparoscopic Trocar Injuries: A Report from a U.S. Food and Drug Administration (FDA) Center for Devices and Radiological Health (CDRH) Systematic Technology Assessment of Medical Products (STAMP) Committee." WebContent, n.d.
<http://www.fda.gov/medicaldevices/safety/alertsandnotices/ucm197339.htm>.
- [13] Advanced Surgical Associates Group website,
<http://www.advanced-surg.com/general-procedures/advanced-laparoscopy>
[Διαδικτυακό]
- [16] Polychronidis, Alexandros, Prodromos Laftsidis, Anastasios Bounovas, and Constantinos Simopoulos. "Twenty Years of Laparoscopic Cholecystectomy: Philippe Mouret—March 17, 1987." *JSLs : Journal of the Society of Laparoendoscopic Surgeons* 12, no. 1 (2008): 109–111.
- [15] Valero, R., Y.H. Ko, S. Chauhan, O. Schatloff, A. Sivaraman, R.F. Coelho, F. Ortega, et al. "Robotic Surgery: History and Teaching Impact." *Actas Urológicas Españolas (English Edition)* 35, no. 9 (October 2011): 540–545.
- [16] Lanfranco, Anthony R., Andres E. Castellanos, Jaydev P. Desai, and William C. Meyers. "Robotic Surgery." *Annals of Surgery* 239, no. 1 (January 2004): 14–21.
- [17] Hanly, Eric J., and Mark A. Talamini. "Robotic Abdominal Surgery." *The American Journal of Surgery* 188, no. 4, Supplement 1 (October 2004): 19–26.
- [18] Ballantyne, G.H. "Robotic Surgery, Telerobotic Surgery, Telepresence, and Telementoring." *Surgical Endoscopy* 16, no. 10 (October 21, 2002): 1389–1402.
- [19] Sackier, J., and Y. Wang. "Robotically Assisted Laparoscopic Surgery." *Surgical Endoscopy* 8, no. 1 (1994): 63–66.
- [20] Bismuth, Jean, and Marcia K. O'Malley. "Surgical Robotics: Innovations, Development, and Shortcomings." In *Pumps and Pipes*, edited by Mark G. Davies, Alan B. Lumsden, William E. Kline, and Ioannis Kakadiaris, 33–42. Springer US, 2011.
- [21] Byrn, John C., Stefanie Schluender, Celia M. Divino, John Conrad, Brooke Gurland, Edward Shlasko, and Amir Szold. "Three-dimensional Imaging Improves Surgical Performance for Both Novice and Experienced Operators Using the Da Vinci Robot System." *The American Journal of Surgery* 193, no. 4 (April 2007): 519–522.

- [22] Ghodoussi, M., S.E. Butner, and Yulun Wang. "Robotic Surgery - the Transatlantic Case." In *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02*, 2:1882 – 1888 vol.2, 2002.
- [23] Marescaux, Jacques, Joel Leroy, Francesco Rubino, Michelle Smith, Michel Vix, Michele Simone, and Didier Mutter. "Transcontinental Robot-Assisted Remote Telesurgery: Feasibility and Potential Applications." *Annals of Surgery* 235, no. 4 (April 2002): 487–492.
- [24] Lin, Henry C., Izhak Shafran, Todd E. Murphy, Allison M. Okamura, David D. Yuh, and Gregory D. Hager. "Automatic Detection and Segmentation of Robot-Assisted Surgical Motions." In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2005*, 3749:802–810. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin / Heidelberg, 2005.
- [25] Rosen, J, M MacFarlane, C Richards, B Hannaford, and M Sinanan. "Surgeon-tool Force/torque Signatures--evaluation of Surgical Skills in Minimally Invasive Surgery." *Studies in Health Technology and Informatics* 62 (1999): 290–296.
- [26] Rosen, J, B Hannaford, C G Richards, and M N Sinanan. "Markov Modeling of Minimally Invasive Surgery Based on Tool/tissue Interaction and Force/torque Signatures for Evaluating Surgical Skills." *IEEE Transactions on Bio-medical Engineering* 48, no. 5 (May 2001): 579–591.
- [27] Rosen, J., J.D. Brown, L. Chang, M. Barreca, M. Sinanan, and B. Hannaford. "The BlueDRAGON - a System for Measuring the Kinematics and Dynamics of Minimally Invasive Surgical Tools In-vivo." In *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02*, 2:1876 – 1881 vol.2, 2002.
- [28] Rosen, J., J.D. Brown, L. Chang, M.N. Sinanan, and B. Hannaford. "Generalized Approach for Modeling Minimally Invasive Surgery as a Stochastic Process Using a Discrete Markov Model." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 53, no. 3 (March 2006): 399–413.
- [29] C. S. Tzafestas, K. Birbas, Y. Koumpouros, and D. Christopoulos, "Pilot Evaluation Study of a Virtual Paracentesis Simulator for Skill Training and Assessment: The Beneficial Effect of Haptic Display," *PRESENCE: Teleoperators and Virtual Environments*, MIT Press, Volume 17, Issue 2, April 2008
- [30] Lawrence R. Rabiner, "A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition", *Proceedings of the IEEE*, Vol 77.N0.2, February 1989
- [31] Dugad, Rakesh, and U. B. Desai. A Tutorial On Hidden Markov Models. Signal Processing and Artificial Neural Networks Laboratory Department of Electrical

Engineering Indian Institute of Technology — Bombay Powai, Bombay 400 076, India, 1996

- [32] T. Mann, "A Numerically Stable Hidden Markov Model Implementation", February 2006.
http://bozeman.genome.washington.edu/compbio/mbt599_2006/hmm_scaling_revised.pdf
- [33] M. Stamp, "A Revealing Introduction to Hidden Markov Models", January 2004.
<http://www.cs.sjsu.edu/faculty/stamp/RUA/HMM.pdf>
- [34] An, Yi, Cheng Shao, Xiaoliang Wang, and Zhuohan Li. "Geometric Properties Estimation from Discrete Curves Using Discrete Derivatives." *Computers & Graphics* 35, no. 4 (August 2011): 916–930.
- [35] B. Fritzke, "A Growing Neural Gas Network Learns Topologies," *Advances in Neural Information Processing Systems* 7, G. Tesauero, D.S. Toretzky, and T.K. Leen, (eds.), MIT Press, Cambridge MA, 1995.
- [36] T. M. Matrinetz and K.J. Schulten, "A 'neural-gas' network learns topologies," in T. Kohonen, K. Mäkisara, O. Simula, and J. Kangas editors, *Artificial Neural Networks*, North-Holland, Amsterdam, 1991, pp. 397-402.
- [37] Chen, J., M. Yeasin, and R. Sharma. "Visual Modelling and Evaluation of Surgical Skill." *Pattern Analysis & Applications* 6 (April 22, 2003): 1–11.