

ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΗ  
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΥ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ



026000265233





**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ**  
**ΙΑΤΡΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**  
**ΤΟΜΕΑΣ ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΚΟΣ - ΚΛΙΝΙΚΟΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΟΣ**  
**ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΙΑΤΡΙΚΗΣ ΦΥΣΙΚΗΣ**

**Ανάπτυξη Ευφυσούς Συστήματος για τη Διάγνωση του**  
**Ηλεκτρομυογραφήματος**

**Χρήστος Δ. Κατσής**

**ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

**ΙΩΑΝΝΙΝΑ 2008**



"Η έγκριση της διδακτορικής διατριβής από την Ιατρική Σχολή του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων  
δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνώμων του συγγραφέα".(Νόμος 5343/32, άρθρο 200, παρ. 2).



Ημερομηνία αίτησης του κ. Κατσή Χρήστου: 22-5-2000

Ημερομηνία ορισμού Τριμελούς Συμβουλευτικής Επιτροπής: 414<sup>α</sup>/26-9-2000

Μέλη Τριμελούς Συμβουλευτικής Επιτροπής:

Επιβλέπων

Γλάρος Δημήτριος Καθηγητής Ιατρικής Φυσικής Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Μέλη

Ρήγας Κωνσταντίνος Επίκουρος Καθηγητής Ιατρικής Φυσικής Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Φωτιάδης Δημήτριος Επίκουρος Καθηγητής Τμήματος Πληροφορικής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Ημερομηνία ορισμού θέματος: 26-1-2001

«Ανάπτυξη ευφούς συστήματος για τη διάγνωση του Ηλεκτρογραφήματος»

**ΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΕΠΤΑΜΕΛΟΥΣ ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗΣ : 613<sup>α</sup>/2-10-2007**

Ζερβάκης Μιχαήλ

Καθηγητής Τμήματος Ηλεκτρονικών και Μηχανικών Η/Υ Πολυτεχνείου Κρήτης

Κουτσούρης Δημήτρης

Καθηγητής Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Η/Υ, Ε.Μ.Π.

Μαυρέας Βενετσάνος

Καθηγητής Ψυχιατρικής, Ιατρικής Σχολής Παν/μίου Ιωαννίνων

Τσαφλίδου Μαργαρίτα

Καθηγήτρια Ιατρικής Φυσικής Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Λύκας Αριστείδης

Αναπληρωτής Καθηγητής Τμήματος Πληροφορικής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Φωτιάδης Δημήτριος

Αναπληρωτής Καθηγητής Τμήματος Πληροφορικής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Ρήγας Κωνσταντίνος

Επίκουρος Καθηγητής Ιατρικής Φυσικής Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Έγκριση Διδακτορικής Διατριβής με βαθμό «ΑΡΙΣΤΑ» στις 21-4-2008

**ΠΡΟΕΔΡΟΣ ΤΗΣ ΙΑΤΡΙΚΗΣ ΣΧΟΛΗΣ**

Ιωάννης Γουδέβενος

Καθηγητής Παθολογίας-Καρδιολογίας



Η παρούσα διατριβή αφιερώνεται  
στους γονείς μου, για τη συνεχή και  
αδιάκοπη υποστήριξή τους.

Σας ευχαριστώ θερμά



## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Αντικείμενο αυτής της διατριβής αποτελεί η μελέτη και ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας για την αυτόματη, ποσοτική ανάλυση, του ηλεκτρομυογραφικού σήματος, καθώς και η δημιουργία ενός ευφυούς συστήματος για τη διάγνωση βασικών προκαθορισμένων συναισθηματικών καταστάσεων των ατόμων.

Η συνολική έρευνα αλλά και η εκπόνηση της διατριβής πραγματοποιήθηκε στη Μονάδα Ιατρικής τεχνολογίας και Ευφυών Πληροφοριακών Συστημάτων του Τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, υπό την επίβλεψη του Αναπληρωτή Καθηγητή Τμήματος Πληροφορικής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων κ. Δημήτριου Φωτιάδη, τον οποίο ευχαριστώ θερμά για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπό μου, τη στήριξη και την πολύτιμη βοήθειά του, τόσο σε επιστημονικό όσο και σε προσωπικό επίπεδο. Οι γνώσεις του, η εμπειρία και το διαρκές ενδιαφέρον του συνέβαλαν αποφασιστικά στην ανάπτυξη και διαμόρφωση της συγκεκριμένης δουλειάς. -

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τα μέλη της συμβουλευτικής επιτροπής κ. Δημήτριο Γλάρο, Καθηγητή Ιατρικής Φυσικής, Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων καθώς και τον κ. Κωνσταντίνο Ρήγα, Επίκουρο Καθηγητή Ιατρικής Φυσικής, Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων για το ενδιαφέρον τους και τη στήριξη τους όλα αυτά τα χρόνια. Οφείλω δε να εκφράσω τις ευχαριστίες μου προς τα μέλη της εξεταστικής επιτροπής κ.κ. Μ. Τζαφλίδου, Μ. Ζερβάκη, Α. Λύκα και Β. Μαυρέα για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην αξιολόγηση της διατριβής.

Στο σημείο αυτό, θα ήθελα να κάνω ιδιαίτερη αναφορά στους φίλους μου, Γ. Γκωλέτση, λέκτορα στο Τμήμα Οικονομικών, και Κ. Παπαλουκά, Λέκτορα στο Τμήμα Βιολογικών Εφαρμογών και Τεχνολογιών για τη μακρά και εποικοδομητική συνεργασία που είχαμε,



ιδιαίτερα στα πρώτα χρόνια της διατριβής, η οποία καθόρισε σημαντικά την πορεία μου ως υποψήφιου διδάκτορα. Για το λόγο αυτό τους ευχαριστώ εγκάρδια. Ευχαριστίες οφείλω και στους διδάκτορες Α. Παπαδόπουλο, Β. Πρωτόπαππα, Α. Μπασούνα, καθώς επίσης και στους υποψήφιους διδάκτορες Κ. Γλάρο, Χρήστο Λάμπρο, Ε. Τριπολίτη, Θ. Εξαρχο, Γ. Ρήγα, Μ. Τσίπουρα, Α. Τζάλα, και Π. Καρβέλη για τις πολύτιμες συμβουλές τους καθώς και τη συνεισφορά τους σε διάφορα στάδια της έρευνας. Δεν θα μπορούσα να παραλείψω σε αυτό τον ευχαριστήριο πρόλογο τους φίλους και συναδέλφους Γ. Γκανιάτσα, Ν. Κατερτσίδα, Π. Μπούγια και Β. Ζώτο καθώς επίσης και τους συνεργάτες του ερευνητικού προγράμματος AUBADE για την αρμονική συνεργασία μας και τη γόνιμη ανταλλαγή απόψεων.

Τέλος επιθυμώ να ζητήσω συγγνώμη για το χρόνο που δεν ήμασταν μαζί αλλά παράλληλα και να ευχαριστήσω θερμά όλα τα κοντινά μου πρόσωπα και κυρίως την Κ. Μπάγκα καθώς και την οικογένειά μου για τη αδιάκοπη στήριξη τους καθώς και για την υπομονή και την ανοχή που επέδειξαν καθ' όλη τη μακρόχρονη και κατά διαστήματα επίμονη διαδικασία εκπόνησης αυτής της διατριβής.

Χρήστος Κατσής

Ιωάννινα, Απρίλιος 2008



# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΛΙΣΤΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ</b>	<b>XVI</b>
<b>ΛΙΣΤΑ ΠΙΝΑΚΩΝ</b>	<b>XVIII</b>
<b>ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b>	<b>1</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1<sup>ο</sup>: ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ</b>	<b>5</b>
1.1 Ηλεκτρομυογραφία και δομή μυών	5
1.1.1 Δομή και λειτουργία του νευρικού κυττάρου	6
1.1.2 Δυναμικό ηρεμίας της μεμβράνης	8
1.1.3 Δυναμικό ενέργειας	10
1.1.4 Κινητικές μονάδες	14
1.1.5 Δυναμικά δράσης κινητικών μονάδων	15
1.1.6 Βιολογικοί και σωματικοί παράγοντες που επηρεάζουν τα δυναμικά δράσης	17
1.1.7 Πρότυπο διέγερσης κινητικών μονάδων	18
1.2 Το Ηλεκτρομυογράφημα (ΗΜΓ)	20
1.2.1 Ηλεκτρομυογράφημα και είδη ηλεκτροδίων	21
1.2.2 Θόρυβος, παρεμβολές και βιοενισχυτές στο ΗΜΓ	24
1.3 Συστήματα λήψης ηλεκτρομυογραφικού σήματος	28
1.3.1 Ιστορική εξέλιξη της ηλεκτρομυογραφίας	28
1.3.2 Σύγχρονοι Ηλεκτρομυογράφοι	29
1.4 Εφαρμογές ηλεκτρομυογραφικού σήματος	30
1.5 Βιβλιογραφία	31
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2<sup>ο</sup>: ΠΟΣΟΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ</b>	<b>35</b>
2.1 Δυσκολίες που εμφανίζονται κατά την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος	35
2.2 Η διαγνωστική σημασία του Ηλεκτρομυογραφήματος	36
2.2.1 Διακοπή της κινητικής νεύρωσης του μυός και βλάβες του κινητικού νευρώνα (νευρογενείς βλάβες).	38
2.2.2 Μυογενείς βλάβες	39
2.3 Ποσοτική ανάλυση Ηλεκτρομυογραφήματος	42
2.3.1 Βασικές προϋποθέσεις	42
2.3.2 Πρωτόκολλο λήψης ηλεκτρομυογραφικού σήματος.	43
2.3.3 Επιλογή κατάλληλου ρυθμού δειγματοληψίας	44
2.3.4 Κατάτμηση ηλεκτρομυογραφικού σήματος (εντοπισμών κινητικών δυναμικών)	45
2.3.5 Ανάλυση των σύνθετων (superimposed) κινητικών δυναμικών	46
2.3.6 Κατηγοριοποίηση (classification) των κινητικών δυναμικών	49
2.3.7 Ομαδοποίηση (clustering) των κινητικών δυναμικών	54
2.4 Συμπεράσματα	58
2.5 Βιβλιογραφία	59





## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3<sup>ο</sup>: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΟΥ ΕΝΔΟΜΥΪΚΟΥ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΙΚΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ 65**

<b>3.1 Η προτεινόμενη μεθοδολογία</b>	<b>65</b>
3.1.1 Προεπεξεργασία Ηλεκτρομυογραφήματος	67
3.1.2 Ανάλυση ηλεκτρομυογραφήματος	68
3.1.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών	74
3.1.4 Κατηγοριοποίηση κινητικών δυναμικών	76
<b>3.2 Σύνολο δεδομένων</b>	<b>81</b>
<b>3.3 Αποτελέσματα</b>	<b>82</b>
3.3.1 Εντοπισμός αριθμού κινητικών μονάδων	82
3.3.2 Κατηγοριοποίηση πρότυπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά νευροπαθή και μυοπαθή	84
<b>3.4 Συμπεράσματα</b>	<b>86</b>
<b>3.5 Βιβλιογραφία</b>	<b>89</b>

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4<sup>ο</sup>: ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑ ΚΑΙ ΣΥΓΚΙΝΗΣΙΑΚΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ 93**

<b>4.1 Εισαγωγή</b>	<b>93</b>
<b>4.2 Συγκινησιακή υπολογιστική: Ορισμός, σημασία και εφαρμογές</b>	<b>94</b>
<b>4.3 Συναισθήματα και ψυχοσωματικές αντιδράσεις</b>	<b>97</b>
<b>4.4 Δημιουργία συγκινησιακού υπολογιστικού συστήματος με χρήση ηλεκτρομυογραφήματος</b>	<b>100</b>
4.4.1 Περιγραφή συστήματος	101
4.4.2 Φερόμενο υποσύστημα	102
4.4.3 Υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων	106
4.4.4 Κεντρική μονάδα	107
<b>4.5 Πειράματα</b>	<b>110</b>
4.5.1 Εφαρμογή του συστήματος σε συνθήκες προσομοίωσης οδήγησης αγωνιστικών αυτοκινήτων	110
4.5.2 Εφαρμογή του συστήματος σε προκλινική μελέτη	113
<b>4.6 Συμπέρασμα</b>	<b>116</b>
<b>4.7 Βιβλιογραφία</b>	<b>117</b>

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup>: ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΙΚΗΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ ΑΤΟΜΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΒΙΟΣΗΜΑΤΩΝ 121**

<b>5.1 Εισαγωγή</b>	<b>121</b>
<b>5.2 Σχετική έρευνα</b>	<b>121</b>
5.2.1 Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με χρήση τεχνικών επεξεργασίας εικόνας και κινούμενης εικόνας (video)	122
5.2.2 Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με χρήση τεχνικών επεξεργασίας της ομιλίας	124
5.2.3 Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με επεξεργασία φυσιολογικών	



σημάτων	126
<b>5.3 Τα χρησιμοποιούμενα βιοσήματα</b>	<b>128</b>
5.3.1 Επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου	129
5.3.2 Το ηλεκτροκαρδιογράφημα	129
5.3.3 Η αναπνοή	130
5.3.4 Η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος)	130
<b>5.4 Η προτεινόμενη μεθοδολογία</b>	<b>132</b>
5.4.1 Προεπεξεργασία βιοσημάτων	132
5.4.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών	133
5.4.3 Κατηγοριοποίηση	134
<b>5.5 Αποτελέσματα</b>	<b>138</b>
5.5.1 Πειραματικά αποτελέσματα σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων	139
5.5.2 Πειραματικά αποτελέσματα σε προ-κλινική μελέτη	140
<b>5.6 Σχολιασμός αποτελεσμάτων</b>	<b>144</b>
<b>5.7 Βιβλιογραφία</b>	<b>148</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6<sup>ο</sup>: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ</b>	<b>153</b>
<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΣΤΗΝ ΕΛΛΗΝΙΚΗ</b>	<b>157</b>
<b>ABSTRACT IN ENGLISH</b>	<b>161</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α: ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΥΤΟΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΙΚΗΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ SAM (SELF ASSESSMENT MANIKIN)</b>	<b>163</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β: ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΞΕΝΟΓΛΩΣΣΩΝ ΟΡΩΝ</b>	<b>167</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ: ΔΙΕΘΝΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ ΣΥΓΚΙΝΗΣΙΑΚΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ</b>	<b>171</b>



## ΛΙΣΤΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

- Σχήμα 1.1 (α) Μορφολογία ενός τυπικού νευρώνα. Διακρίνουμε το κυτταρικό σώμα, το νευράξονα και τους δενδρίτες. (β) Η εικόνα ενός νευρικού κυττάρου όπως παρατηρείται από ηλεκτρονικό μικροσκόπιο. 7
- Σχήμα 1.2 Σχηματική απεικόνιση σύναψης. Το κενό ανάμεσα σε δύο γειτονικούς νευρώνες ονομάζεται συναπτική σχισμή και λειτουργεί ως μονωτής του νευρικού ερεθίσματος. 7
- Σχήμα 1.3 Σχηματική απεικόνιση κυτταρικής μεμβράνης σε κατάσταση ηρεμίας. 9
- Σχήμα 1.4 (α) Σε κατάσταση ηρεμίας δεν παρατηρείται εισροή ιόντων Na στο εσωτερικό της μεμβράνης του κυττάρου, (β) κατά τη διεγερμένη κατάσταση, εισροή ιόντων Na οδηγεί σε αποπόλωση (depolarization). 11
- Σχήμα 1.5 Δημιουργία ενός δυναμικού ενέργειας (α) Κατάσταση ηρεμίας, (β) βήμα 1: αποπόλωση, (γ) βήμα 2: ενεργοποίηση των καναλιών Na<sup>+</sup> και στιγμιαία αποπόλωση. Η ραγδαία είσοδος του Na<sup>+</sup> οδηγεί το δυναμικό της μεμβράνης στα +30 mV, (δ) βήμα 3: Ενεργοποίηση καναλιών K<sup>+</sup> και απενεργοποίηση καναλιών K<sup>+</sup> ξεκινά η επαναπόλωση, (ε) βήμα 4: Επανέρχονται οι κανονικές τιμές της διαπερατότητας προς τα ιόντα Na<sup>+</sup> K<sup>+</sup>, (στ) βήμα 5: Η κυτταρική μεμβράνη επανέρχεται σε κατάσταση ηρεμίας. 13
- Σχήμα 1.6 Οι μυϊκές ίνες κάθε κινητικής μονάδας αναμιγνύονται με μυϊκές ίνες άλλων κινητικών μονάδων με αποτέλεσμα η συνολική κατανομή της δύναμης που ασκείται στους τένοντες να παραμένει σταθερή, ακόμη και όταν μεταβάλλεται ο αριθμός των μυϊκών ινών που συσπώνται. 15
- Σχήμα 1.7 Τυπική μορφή και βασικά χαρακτηριστικά ενός δυναμικού δράσης κινητικών μονάδων. 16
- Σχήμα 1.8 Γραφική αναπαράσταση της σχέσης ανάμεσα στο ηλεκτρομυογράφημα και το πρότυπο διέγερσης όταν εμφανίζεται μόνο ένα κινητικό δυναμικό. 19
- Σχήμα 1.9 Τυπικά επιφανειακά ηλεκτρόδια για την καταγραφή του ηλεκτρομυογραφικού σήματος. 23
- Σχήμα 1.10 Τυπικά ηλεκτρόδια βάρους για την καταγραφή του Ηλεκτρομυογραφικού σήματος. 24
- Σχήμα 1.11 Σύγχρονοι ηλεκτρομυογράφοι. Ο ηλεκτρομυογράφος που εμφανίζεται στην δεξιά εικόνα (Cadwell Sierra II) χρησιμοποιήθηκε για τη λήψη σημάτων στα πλαίσια της παρούσας διδακτορικής διατριβής. 30
- Σχήμα 2.1 Δύο σήματα τα οποία έχουν καταγραφεί με το ίδιο ηλεκτρόδιο και θέση αλλά σε διαφορετικό επίπεδο μυϊκής σύσπασης. Το πρώτο σήμα καταγράφηκε σε επίπεδο 15% της μέγιστης μυϊκής σύσπασης (maximum voluntary contraction MVC) και το δεύτερο σε επίπεδο 5 % MVC. 37
- Σχήμα 2.2 Τρία ηλεκτρομυογραφικά σήματα που αναπαριστούν τη μεγάλη διακύμανση στο πλάτος των κινητικών δυναμικών. Το πρώτο ηλεκτρομυογράφημα (επάνω) είναι ενδεικτικό ατόμου που πάσχει από μυοπάθεια (πολύ χαμηλό πλάτος). Το δεύτερο (μεσαίο) είναι φυσιολογικό ενώ το τρίτο (κάτω) προέρχεται από άτομο που πάσχει από νευροπάθεια και εμφανίζει μεγάλο πλάτος. Η ενίσχυση του σήματος είναι η ίδια και στις τρεις περιπτώσεις. 37
- Σχήμα 2.3 Χαρακτηριστική μορφή αυτόματης παθολογικής δραστηριότητας που εμφανίζεται σε περιπτώσεις βλαβών των κινητικών νευρώνων. 39
- Σχήμα 2.4 (α) φυσιολογικό κινητικό δυναμικό προερχόμενο από ενδομυϊκό ηλεκτρομυογράφημα (έσω πλατύς) 56-χρονου άνδρα, (β) νευροπαθές κινητικό δυναμικό ενδομυϊκού ηλεκτρομυογραφήματος (έσω πλατύς) 65-χρονου άνδρα, (γ) μυοπαθές κινητικό δυναμικό ενδομυϊκού ηλεκτρομυογραφήματος (δελτοειδούς) 41χρονης γυναίκας. 40
- Σχήμα 2.5 (α) Τυπικό αναλογικό ΗΜΓ σήμα. (b) Τα σημεία δειγματοληψίας τα οποία συνιστούν το ψηφιακό του ανάλογο. Ο χρησιμοποιούμενος ρυθμός δειγματοληψίας είναι 2KHz. 45
- Σχήμα 2.6 Σύνθετα κινητικά δυναμικά. Διακρίνονται 4 κυματομορφές κινητικών δυναμικών και 3 διαφορετικά είδη υπέρθεσης: (α) Οι κυματομορφές των κινητικών δυναμικών, (β) μερική υπέρθεση κινητικών δυναμικών, (γ) πλήρης υπέρθεση κινητικών δυναμικών και (δ) υπέρθεση ακύρωσης κινητικών δυναμικών. 48
- Σχήμα 3.1 Η προτεινόμενη μεθοδολογία και τα στάδιά της. 66
- Σχήμα 3.2 Αλγόριθμος κατηγοριοποίησης κινητικών δυναμικών, ανίχνευσης και ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών. 69
- Σχήμα 3.3 Σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών στα κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελούνται. 73
- Σχήμα 3.4 Το σύνθετο κινητικό δυναμικό το οποίο απεικονίζεται στα αριστερά αποτελείται από τα επιμέρους πρότυπα κινητικά δυναμικά 1 και 2 στα οποία και αναλύεται. Το πρότυπο κινητικό



- δυναμικό 2 μετατοπίστηκε κατά 1.5 msec προτού αφαιρεθεί από το σύνθετο. Η διαδικασία της ανάλυσης σταμάτησε μετά από την αφαίρεση και του δεύτερου πρότυπου κινητικού δυναμικού αφού η υπολειπόμενη κυματομορφή έχει μικρότερο πλάτος από το κατώφλι ανίχνευσης. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το κατώφλι ανίχνευσης έχει οριστεί αυτόματα στην τιμή 82.3  $\mu\text{V}$ . 73
- Σχήμα 3.5 Πρότυπο κινητικό δυναμικό και εξαγόμενα χαρακτηριστικά: Πλάτος: 0.670 mV, διάρκεια: 13.82 ms, χρόνος ανόδου 0.85 ms, αριθμός φάσεων: 3, εμβαδόν: 0.1520 mV\*ms. 75
- Σχήμα 3.6 Παράδειγμα δέντρου αποφάσεων δημιουργημένου με τον αλγόριθμο C4.5 Τα άγνωστα πρότυπα, ταξινομούνται σε μια από τις κατηγορίες X, Y, Z, W χρησιμοποιώντας τα χαρακτηριστικά A, B, C και τα κατώφλια  $t$ ,  $l$  και  $k$  αντίστοιχα. 81
- Σχήμα 4.1 Το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα διαχωρίζεται στο Συμπαθητικό και στο Παρασυμπαθητικό. Η συνεργασία των δύο συστημάτων μεταβάλλει τον τρόπο λειτουργίας των οργάνων. 100
- Σχήμα 4.2 Αρχιτεκτονική συστήματος εκτίμησης συναισθηματικής κατάστασης ατόμων. Το σύστημα αποτελείται από τρία υποσυστήματα: (i) Το φερόμενο υποσύστημα, (ii) Το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων και (iii) Την κεντρική μονάδα. 102
- Σχήμα 4.3 Πρωτότυπο υποσύστημα καταγραφής κατασκευασμένο για χρήση σε περιβάλλον αγώνων αυτοκινήτων. Διακρίνονται οι αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου. 103
- Σχήμα 4.4 Πρωτότυπο υποσύστημα καταγραφής κατασκευασμένο για χρήση σε κλινικό περιβάλλον. 104
- Σχήμα 4.5 (i) Το πολύ-αισθητηριακό πλέγμα που χρησιμοποιούμε για τη λήψη των ηλεκτρομυογραφημάτων προσώπου, (ii) Το πλέγμα είναι εύκαμπτο ώστε να προσκολλάται καλύτερα στον προς παρακολούθηση μυ, (iii) Οι θέσεις στις οποίες τοποθετούνται τα ηλεκτρόδια στο πρόσωπο. 105
- Σχήμα 4.6 Από αριστερά προς τα δεξιά: αισθητήρες λήψης ηλεκτροκαρδιογραφήματος, αναπνοής και αγωγιμότητας του δέρματος. 106
- Σχήμα 4.7 υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων. 107
- Σχήμα 4.8 Μεταβολή της 3D αναπαράστασης του προσώπου του χρήστη από την έκφραση «ουδέτερο - πρόσωπο» στην έκφραση «χαρά». 110
- Σχήμα 4.9 Σύστημα προσομοίωσης αγωνιστικής οδήγησης και ενδεικτικά screenshots. 111
- Σχήμα 4.10 Αριστερά: Χειριστήρια συστήματος προσομοίωσης οδήγησης αυτοκινήτου. Δεξιά: στιγμιότυπο από την διαδικασία του πειράματος. 112
- Σχήμα 4.11 οι τρεις διαφορετικές γενιές εξέλιξης της μάσκας με τους αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου. 113
- Σχήμα 4.12 ενδεικτικές επιλεγμένες φωτογραφίες από τη βάση IAPS προκειμένου να καθοδηγήσουμε τον χρήστη να βιώσει τα συναισθήματα αηδία (αριστερά) και χαρά (δεξιά). 116
- Σχήμα 5.1 Βασικές εκφράσεις του προσώπου κατά Ekman. Από αριστερά προς τα δεξιά: Θυμός, περιφρόνηση, ουδέτερο πρόσωπο, έκπληξη, χαρά, αηδία, φόβος, λύπη. 122
- Σχήμα 5.2 Βιοσημάτα τα οποία έχουν ληφθεί από ένα άτομο το οποίο βιώνει διαφορετικές συναισθηματικές καταστάσεις. Από πάνω προς τα κάτω: Ηλεκτρομυογράφημα -μασητήρας μυς- (σε μικρό Volt), ηλεκτροδερμική αγωγιμότητα (σε  $\mu\text{S}$ ), ρυθμός καρδιακών παλμών (σε παλμούς ανά λεπτό) και αναπνοή (σε % ποσοστό). 128
- Σχήμα 5.3 Γραφική αναπαράσταση της μεταβολής της ηλεκτρικής αγωγιμότητας του δέρματος υπό την επίδραση εξωτερικού ερεθίσματος. 131
- Σχήμα 5.4 Αρχιτεκτονική ANFIS. Τα προσαρμοστικά επίπεδα (επίπεδα 1 και 4 παριστάνονται με τετράγωνα). 136
- Σχήμα A.1 Το SAM χρησιμοποιείται για την αυτοεκτίμηση του βαθμού ευχαρίστησης (επάνω), του βαθμού εγρήγορσης (μέση) και του επιπέδου ελέγχου του συναισθήματος (κάτω) που βιώνει ο χρήστης λόγω του εξωτερικού εφαρμοζόμενου ερεθίσματος. 163
- Σχήμα A.2 (α) Εξωτερικό ερέθισμα στο οποίο υπόκειται ο χρήστης, στην συγκεκριμένη περίπτωση στόχος του ερεθίσματος είναι να βιώσει ο χρήστης το συναίσθημα της αηδίας, (β) καταγραφή των βιοσημάτων ενδιαφέροντος (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος), (γ) ο χρήστης αυτοεκτιμά τη συναισθηματική του κατάσταση με το σύστημα SAM, (δ) αποτελέσματα γραπτής διαδικασίας αυτοεκτίμησης. 164



## ΛΙΣΤΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1.1 Τυπικές συγκεντρώσεις ιόντων και δυναμικά ισορροπίας νευρικών και μυϊκών κυττάρων.	10
Πίνακας 3.1 Σύγκριση της προτεινόμενης μεθοδολογίας μας με άλλες υπάρχουσες εργασίες.	83
Πίνακας 3.2 Ποσοστό επιτυχούς ανίχνευσης κινητικών μονάδων σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή ηλεκτρομυογραφήματα.	83
Πίνακας 3.3 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με χρήση SVM.	84
Πίνακας 3.4 Συνολικά αποτελέσματα κατηγοριοποίησης για τον υβριδικό ταξινομητή.	84
Πίνακας 3.5 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά και παθολογικά από το RBF TND.	85
Πίνακας 3.6 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης που προκύπτουν από το δέντρο απόφασης για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών σε μυοπαθή και νευροπαθή χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το σφάλμα ταξινόμησης που προκύπτει από τον RBF TND ταξινομητή.	85
Πίνακας 3.7 Πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για τον υβριδικό ταξινομητή.	86
Πίνακας 3.8 Σύγκριση των αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθοδολογίας με αυτά άλλων δημοσιευμένων εργασιών για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών.	88
Πίνακας 4.1 Μηχανισμός συσχέτισης μεταξύ των λειτουργιών των συστημάτων του οργανισμού και των συναισθημάτων.	99
Πίνακας 5.1 Συγκεντρωτικός πίνακας χαρακτηριστικών της ανθρώπινης φωνής καθώς και ο τρόπος με τον οποίο μεταβάλλονται κατά τη διάρκεια των συναισθημάτων φόβος, θυμός, λύπη, χαρά και αηδία.	125
Πίνακας 5.2 Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά για κάθε φυσιολογικό σήμα (ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος).	133
Πίνακας 5.3 Συνολικά αποτελέσματα για κάθε διάσπαση του συνόλου δεδομένων για τον ταξινομητή SVM.	141
Πίνακας 5.4 Συνολικά αποτελέσματα για κάθε διάσπαση του συνόλου δεδομένων για τον ταξινομητή ANFIS.	142
Πίνακας 5.5 Πίνακας σύγχυσης για τον ταξινομητή SVM.	143
Πίνακας 5.6 Πίνακας σύγχυσης για τον ταξινομητή ANFIS.	143
Πίνακας 5.7 Η ακρίβεια καθώς και οι μέσες τιμές για την ευαισθησία και τη θετική προγνωστική ακρίβεια του συστήματος που προέκυψαν μετά από διασταυρωμένη επικύρωση 10 διασπάσεων για την προ-κλινική μελέτη.	144
Πίνακας 5.8 Συγκριτικά αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας με άλλες δημοσιευμένες μελέτες στηριζόμενες σε βιοσήματα.	145



## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα συστήματα υπολογιστικής υποβοήθησης για την ανάλυση και τη διάγνωση των ιατρικών δεδομένων, είναι σημαντικά αφού εξάγουν χρήσιμη πληροφορία για τον ιατρό, στη διαδικασία αξιολόγησης ιατρικών πράξεων. Επιπλέον, αποτελούν βασικό πεδίο έρευνας συγκεντρώνοντας το ενδιαφέρον πολλών ερευνητικών ομάδων στους τομείς της Ιατρικής Φυσικής και της Ιατρικής Πληροφορικής. Η παρούσα διδακτορική διατριβή αφορά συστήματα υπολογιστικής υποβοήθησης και πιο συγκεκριμένα αναφέρεται στην ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος.

Τα ηλεκτρομυογραφικά ευρήματα χρησιμοποιούνται ευρέως για την ανίχνευση και την περιγραφή των παθήσεων των μυών και των νεύρων, οι οποίες αντιστοιχούν σε μεταβολές στη μορφή και το ρυθμό εκπομπής των κινητικών δυναμικών που συνιστούν το ηλεκτρομυογραφικό σήμα. Σε πολύ χαμηλά επίπεδα μυϊκής σύσπασης, καταγράφονται μεμονωμένα κινητικά δυναμικά τα οποία αντιστοιχούν στην ηλεκτρική δραστηριότητα μικρού αριθμού κινητικών μονάδων. Καθώς το επίπεδο της μυϊκής σύσπασης αυξάνεται, στρατολογούνται περισσότερες κινητικές μονάδες, με αποτέλεσμα να εκπέμπονται ταυτόχρονα (ή σχεδόν ταυτόχρονα) διαφορετικά κινητικά δυναμικά. Με τον τρόπο αυτό δημιουργούνται σύνθετες κυματομορφές στις οποίες οι νευρολόγοι δεν μπορούν πάντα να ανιχνεύουν τις μορφές και το ρυθμό εκπομπής των μεμονωμένων κινητικών δυναμικών που συσχετίζονται άμεσα με την σε κάθε περίπτωση εξεταζόμενη νευρομυϊκή πάθηση.

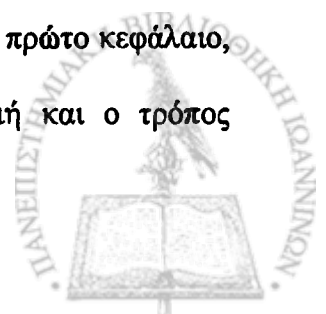
Η ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος παρέχει τη δυνατότητα της ανάλυσης του σήματος στα επιμέρους κίνητικά δυναμικά από τα οποία αποτελείται. Στην παρούσα διδακτορική διατριβή παρουσιάζεται μεθοδολογία για την ποσοτική ανάλυση του



ηλεκτρομυογραφήματος. Η προτεινόμενη μεθοδολογία είναι πλήρως αυτοματοποιημένη, δεν απαιτεί καμία εκ των προτέρων πληροφορία από το νευροφυσιολόγο για τον αριθμό των κινητικών δυναμικών που εμπεριέχονται στο ηλεκτρομυογράφημα, ενώ οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση των κινητικών δυναμικών δεν είναι σταθεροί αλλά καθοδηγούνται από τα δεδομένα. Επιπλέον η προτεινόμενη μεθοδολογία κατηγοριοποιεί αυτόματα τα εξαγόμενα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά, νευροπαθή και μυοπαθή. Τα αποτελέσματα τόσο της ανάλυσης, όσο και της κατηγοριοποίησης είναι υψηλότερα από αυτά άλλων σχετικών μελετών που αναφέρονται στη διεθνή επιστημονική βιβλιογραφία.

Επίσης έχει αναπτυχθεί μεθοδολογία και ολοκληρωμένο σύστημα, που εκτιμά σε πραγματικό χρόνο τη συναισθηματική κατάσταση των ατόμων, με χρήση επιφανειακών ηλεκτρομυογραφημάτων από επιλεγμένους μύες του προσώπου καθώς και τα ακόλουθα βοηθητικά βιοσήματα: ηλεκτροκαρδιογράφημα, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος και αναπνοή. Οι μεταβολές της ψυχοσωματικής κατάστασης ενός ατόμου συνοδεύονται από μεταβολές σε καταστάσεις συστημάτων του οργανισμού, τα οποία ελέγχονται από το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα, επηρεάζοντας με τον τρόπο αυτό τη μορφή των παραπάνω βιοσημάτων. Υγιείς εθελοντές υποβάλλονται σε κατάλληλα επιλεγμένα εξωτερικά ερεθίσματα και γίνεται παράλληλη καταγραφή βιοσημάτων. Μετά το στάδιο της προεπεξεργασίας, ακολουθεί η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών που τροφοδοτούνται σε ταξινομητή, ο οποίος τελικά οδηγείται σε απόφαση σχετικά με τη συναισθηματική κατάσταση του ατόμου. Το προτεινόμενο σύστημα και η μεθοδολογία εφαρμόστηκαν και αξιολογήθηκαν σε δύο περιοχές ενδιαφέροντος: Σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων και στα πλαίσια προκλινικής μελέτης.

Αναλυτικότερα, στην παρούσα διατριβή παρουσιάζονται τα ακόλουθα: Στο πρώτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται μια σύντομη εισαγωγή στην οποία περιγράφεται η δομή και ο τρόπος



λειτουργίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων. Επιπλέον παρατίθενται τα βασικά χαρακτηριστικά του ηλεκτρομυογραφικού σήματος καθώς και των συστημάτων που χρησιμοποιούνται για την καταγραφή του. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των πεδίων εφαρμογής του ηλεκτρομυογραφήματος.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αρχικά παρουσιάζονται οι δυσκολίες που εμφανίζονται κατά την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος. Περιγράφεται η διαγνωστική σημασία του ηλεκτρομυογραφήματος και οι βασικές προϋποθέσεις που υπάρχουν στην ποσοτική του ανάλυση. Ακολουθεί βιβλιογραφική ανασκόπηση, καθώς και εντοπισμός των προβλημάτων που παρουσιάζονται στις ήδη δημοσιευμένες μεθόδους.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύεται η προτεινόμενη μεθοδολογία η οποία αποτελείται από τέσσερα στάδια. Στο πρώτο στάδιο, γίνεται προεπεξεργασία του σήματος με σκοπό την αυτόματη ανίχνευση περιοχών ενδιαφέροντος (υποψήφιων κινητικών δυναμικών). Στο δεύτερο στάδιο, «όμοια» κινητικά δυναμικά ομαδοποιούνται και υπολογίζεται ένα αντιπροσωπευτικό κινητικό δυναμικό (πρότυπο κινητικό δυναμικό) για κάθε ομάδα. Ο αριθμός και η μορφή των πρότυπων κινητικών δυναμικών καθορίζονται χωρίς καμία παρέμβαση από το χρήστη. Επιπλέον τα σύνθετα κινητικά δυναμικά εντοπίζονται αυτόματα και αναλύονται στα επιμέρους απλά κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελούνται. Στο τρίτο στάδιο, ολοκληρώνεται η ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος, υπολογίζοντας για κάθε πρότυπο κινητικό δυναμικό τα χαρακτηριστικά του (πλάτος, διάρκεια, χρόνο ανόδου, εμβαδόν και αριθμό φάσεων). Στο τέταρτο και τελευταίο στάδιο, η προτεινόμενη μεθοδολογία κατηγοριοποιεί τα εξαγόμενα πρότυπα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή. Το κεφάλαιο αυτό ολοκληρώνεται με την αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθοδολογίας σε πραγματικά δεδομένα, καθώς και με τη σύγκριση των εξαγόμενων αποτελεσμάτων με άλλες μεθόδους που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία.





Στο τέταρτο κεφάλαιο, αρχικά γίνεται μια σύντομη αναφορά στον ορισμό, τη σημασία και τις πιθανές εφαρμογές τις συγκινησιακής υπολογιστικής. Στη συνέχεια, περιγράφεται ολοκληρωμένο υπολογιστικό σύστημα που έχει αναπτυχθεί καθώς και η πειραματική διαδικασία κατά την οποία ελεγχόμενα εξωτερικά ερεθίσματα προξενούνται σε εθελοντές με απώτερο σκοπό τη δημιουργία συγκεκριμένων, προκαθορισμένων συναισθημάτων (π.χ. χαρά ή λύπη).

Στο πέμπτο κεφάλαιο, γίνεται επισκόπηση της έρευνας, που έχει κατά καιρούς δημοσιευτεί στη διεθνή επιστημονική βιβλιογραφία, για την εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων και αιτιολογείται η επιλογή των χρησιμοποιούμενων βιοσημάτων (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος) στο προτεινόμενο συγκινησιακό υπολογιστικό σύστημα. Ακολουθεί η ανάλυση της μεθοδολογίας που υλοποιήθηκε και η παρουσίαση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από τα πεδία εφαρμογής του συγκινησιακού υπολογιστικού συστήματος. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την σύγκριση των εξαγόμενων αποτελεσμάτων με αυτά ανάλογων μεθοδολογιών.

Στο έκτο κεφάλαιο γίνεται παρουσίαση των συμπερασμάτων της διατριβής. Το Παράρτημα I περιέχει πληροφορίες για το σύστημα SAM (Self Assessment Manikin) το οποίο χρησιμοποιήθηκε από τους εθελοντές, για την αυτοαξιολόγηση της συναισθηματικής τους κατάστασης. Το Παράρτημα II περιλαμβάνει την ερμηνεία των ξενόγλωσσων όρων που χρησιμοποιούνται στην διατριβή. Τέλος το Παράρτημα III περιέχει ενδεικτικές φωτογραφίες οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν προκειμένου να καθοδηγηθούν οι εθελοντές προκειμένου να βιώσουν συγκεκριμένα, προκαθορισμένα συναισθήματα.



# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1<sup>ο</sup>

## ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ

### 1.1 Ηλεκτρομυογραφία και δομή μυών

Η Ηλεκτρομυογραφία ασχολείται με την συλλογή και ανάλυση των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων. Το ηλεκτρομυογράφημα περιέχει πληροφορία που αφορά τη φυσιολογία του μυός από τον οποίο έχει ληφθεί και χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν η διέγερση του μυ από το - νεύρο είναι φυσιολογική καθώς και αν ο μυς ανταποκρίνεται ορθά. Τα ηλεκτρομυογραφήματα που αφορούν συγκεκριμένες ομάδες μυών καταγράφονται με τη χρήση ειδικών ηλεκτροδίων. Η διάγνωση του ηλεκτρομυογραφήματος στηρίζεται στην αντιστοίχιση των ηλεκτρομυογραφικών κυματομορφών σε αναγνωρίσιμες μεταβολές στη φυσιολογία των μυών και των νεύρων που συσχετίζονται άμεσα με την εξεταζόμενη νευρομυϊκή πάθηση [1].

Το κεφάλαιο αυτό περιλαμβάνει μια σύντομη εισαγωγή στην οποία περιγράφεται η δομή και ο τρόπος λειτουργίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων. Παρατίθενται τα βασικά χαρακτηριστικά του ηλεκτρομυογραφικού σήματος καθώς και των συστημάτων που χρησιμοποιούνται για την καταγραφή του και στο τέλος του κεφαλαίου παρουσιάζονται τα πεδία εφαρμογής του ηλεκτρομυογραφήματος.



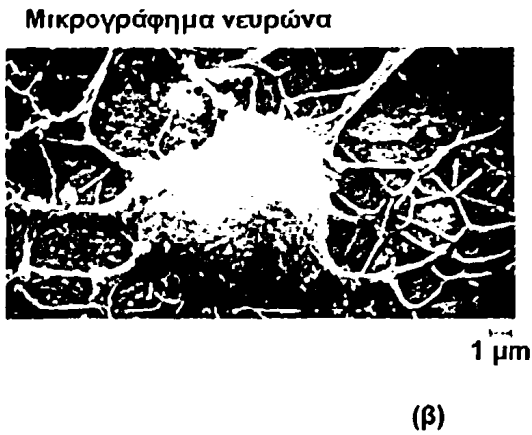
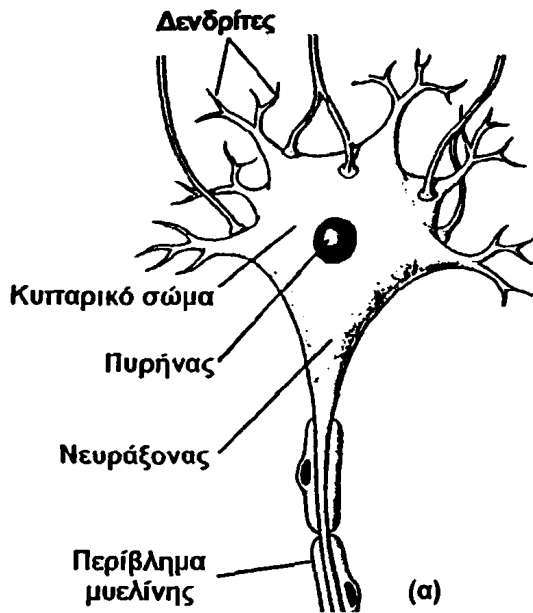
### 1.1.1 Δομή και λειτουργία του νευρικού κυττάρου

Τα διεγέρσιμα κύτταρα ανταποκρίνονται στα εξωτερικά ερεθίσματα με μεταβολή των ηλεκτρικών ιδιοτήτων της κυτταρικής τους μεμβράνης. Στον ανθρώπινο οργανισμό υπάρχουν δύο τύποι διεγέρσιμων κυττάρων:

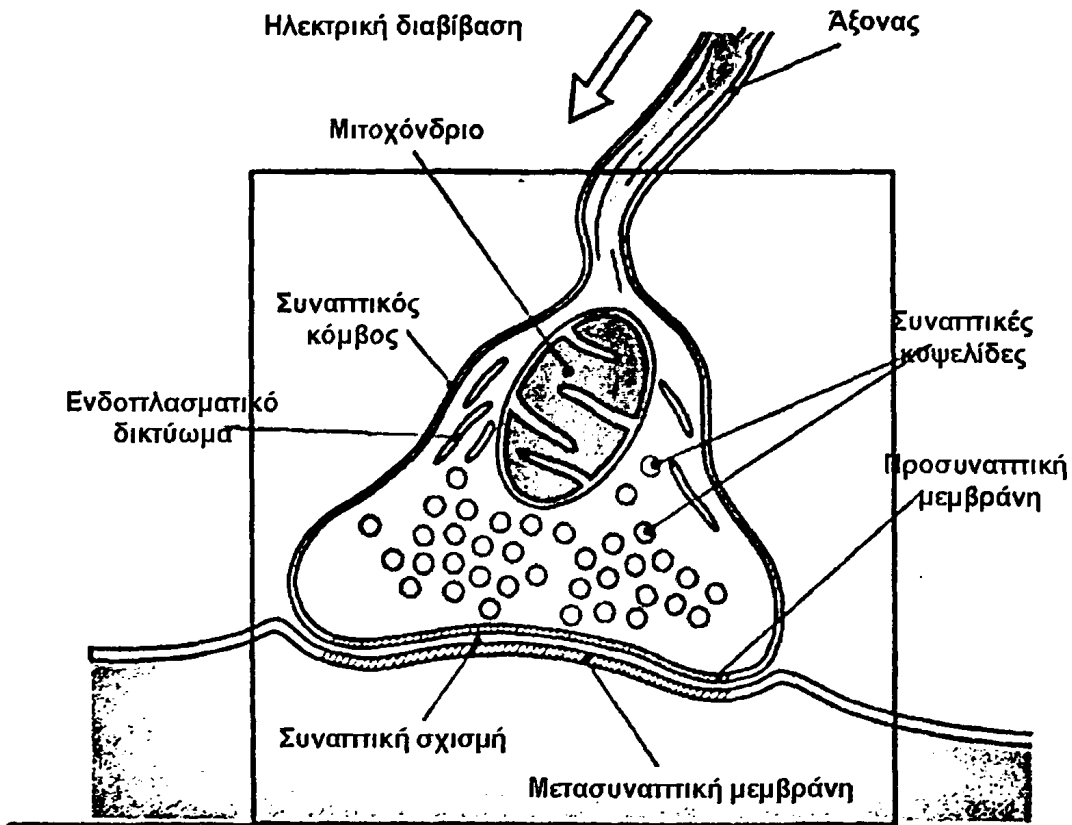
- (i) Τα νευρικά κύτταρα, για τη μεταβίβαση των ώσεων (ερεθισμάτων) και
- (ii) Τα μυϊκά κύτταρα, που αντιδρούν στο ερέθισμα με συστολή.

Το ανθρώπινο σώμα περιέχει περισσότερα από  $10^{10}$  νευρικά κύτταρα ή νευρώνες [2]. Ο νευρώνας αποτελεί τη βασική λειτουργική μονάδα του νευρικού συστήματος. Ένας τυπικός νευρώνας αποτελείται από το κυτταρικό σώμα, το νευράξονα και τους δενδρίτες. Το σώμα του νευρώνα περιέχει τα ενδοκυττάρια οργανύλλια τα οποία παρατηρούνται και στα υπόλοιπα κύτταρα του ανθρώπινου οργανισμού, καθώς επίσης και νευροσωλινίσκους και νευρικά ινίδια. Οι δεντρίτες εξασφαλίζουν μεγάλη επιφάνεια επαφής με άλλους νευρώνες, δέχονται σήματα από άλλους νευράξονες και τα μεταδίδουν στο σώμα του νευρώνα. Ο νευράξονας και οι κλάδοι του καταλήγουν σε διευρύνσεις που ονομάζονται συναπτικά ή τελικά κομβία [3]. Σε ένα και μόνο κινητικό νευρώνα είναι δυνατό να υπάρχουν πολλές χιλιάδες σημείων επαφής με τελικά κομβία ή άλλους νευρώνες που καλύπτουν μέχρι και το 40% της συνολικής επιφάνειας ενός νευρώνα (Σχήμα 1.1). Η κυτταρική μεμβράνη του σώματος του νευρικού κυττάρου εκτείνεται κατά μήκος του νευράξονα. Ο νευράξονας περιβάλλεται από τα κύτταρα του Schwann, μαζί με τα οποία αποτελεί μια νευρική ίνα. Η σύναψη (Σχήμα 1.2) είναι η περιοχή στην οποία μεταδίδονται τα ερεθίσματα από το νευράξονα ενός νευρώνα (και τις παράπλευρες ίνες του), στο νευράξονα, τον δενδρίτη ή το σώμα ενός άλλου νευρώνα ή σε μυϊκά κύτταρα.





Σχήμα 1.1 (α) Μορφολογία ενός τυπικού νευρώνα. Διακρίνουμε το κυτταρικό σώμα, το νευράξονα και τους δένδριτες. (β) Η εικόνα ενός νευρικού κυττάρου όπως παρατηρείται από ηλεκτρονικό μικροσκόπιο.



Σχήμα 1.2 Σχηματική απεικόνιση σύναψης. Το κενό ανάμεσα σε δύο γειτονικούς νευρώνες ονομάζεται συναπτική σχισμή και λειτουργεί ως μονωτής του νευρικού ερεθίσματος.



Η περιοχή ανάμεσα σε δύο γειτονικούς νευρώνες ονομάζεται συναπτική σχισμή (μέγεθος 10-40 nm), και λειτουργεί ως μονωτής. Για να μεταδοθεί ένα σήμα, η ηλεκτρική ώση που φτάνει στην προσυναπτική μεμβράνη πρέπει να απελευθερώσει ένα χημικό μετατροπέα, το νευροδιαβιβαστή (διαβιβαστική ουσία) μέσα στη συναπτική σχισμή. Οι πιο συνηθισμένοι νευροδιαβιβαστές είναι η ακετυλχολίνη, η νεπεπιφρεδίνη, το γ-αμινοβουτυρικό οξύ, η ντοπαμίνη, η γλυκίνη, το γλουταμινικό οξύ και η ουσία P. Γενικά όμως σε κάθε νευρώνα αντιστοιχεί ένας μόνο νευροδιαβιβαστής. Η διαβιβαστική ουσία που απελευθερώνεται από τα προσυναπτικά κυστίδια με εξωκυττάρωση, διαχέεται προς τη μετασυναπτική μεμβράνη και δημιουργεί ένα νέο ηλεκτρικό σήμα [4].

### 1.1.2 Δυναμικό ηρεμίας της μεμβράνης

Στα ζωντανά κύτταρα μπορεί να καταγραφεί η ύπαρξη διαφοράς δυναμικού ανάμεσα στις δύο πλευρές της μεμβράνης τους. Το δυναμικό αυτό που ονομάζεται δυναμικό ηρεμίας της μεμβράνης και μεταβάλλεται από 50-100 mV στα νευρικά και στα μυϊκά κύτταρα. Το δυναμικό ηρεμίας οφείλεται στην άνιση κατανομή ιόντων μεταξύ του ενδοκυττάρου και του εξωκυττάρου υγρού.

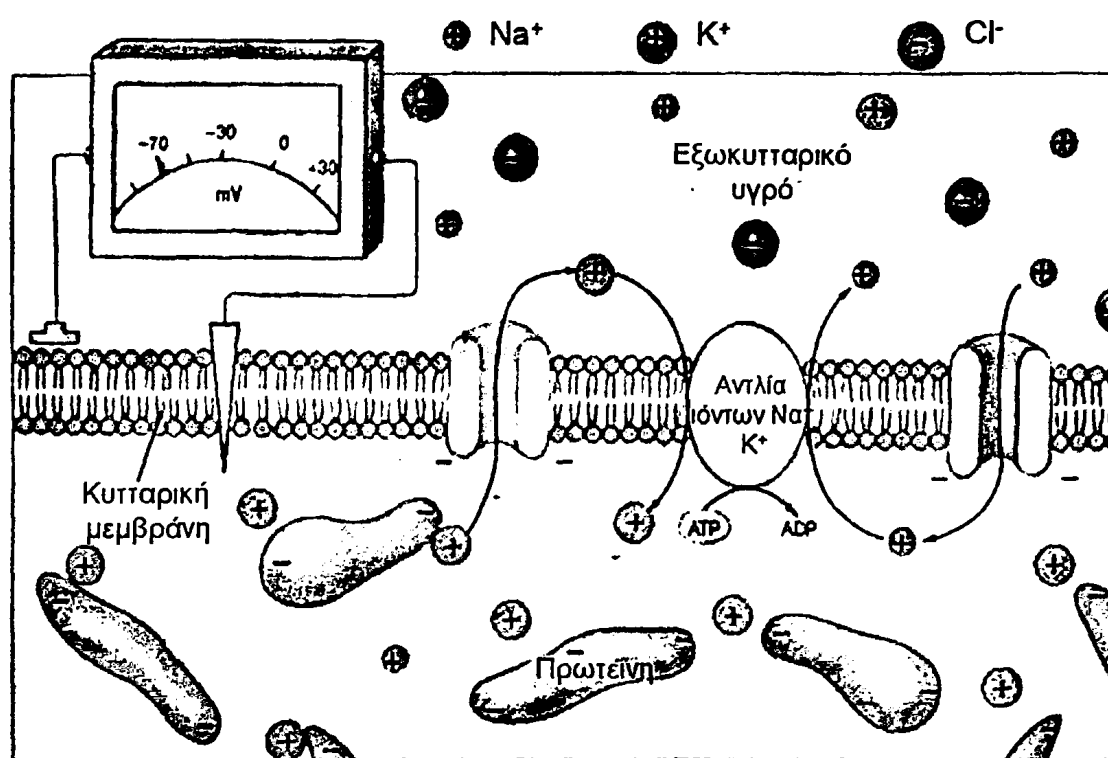
Στη δημιουργία του κυτταρικού δυναμικού συμμετέχουν οι ακόλουθοι παράγοντες:

- Η συνεχής «άντληση»  $\text{Na}^+$  από το κύτταρο προς τον εξωκυττάριο χώρο, και  $\text{K}^+$  από τον εξωκυττάριο χώρο προς το εσωτερικό του κυττάρου, με αποτέλεσμα η ενδοκυττάρια συγκέντρωση του  $\text{K}^+$  να είναι περίπου 35 φορές μεγαλύτερη και του  $\text{Na}^+$  20 φορές μικρότερη από την εξωκυττάρια αντίστοιχη συγκέντρωση.



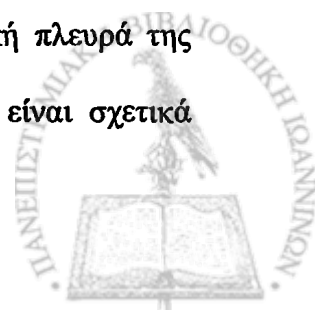
- Η μικρή διαπερατότητα της κυτταρικής μεμβράνης για τα ιόντα  $\text{Na}^+$  σε συνθήκες ηρεμίας με αποτέλεσμα η συγκέντρωση  $\text{Na}^+$  να μην είναι δυνατό κάτω από αυτές τις συνθήκες να εξισορροπηθεί με παθητική διάχυση.
- Η μη διαπερατότητα της κυτταρικής μεμβράνης στα ενδοκυττάρια ανιόντα (όπως πρωτεΐνες και φωσφορικά).

Η σχετικά υψηλή αγωγιμότητα της κυτταρικής μεμβράνης (όταν είναι σε συνθήκες ηρεμίας) για το  $\text{K}^+$ .



Σχήμα 1.3 Σχηματική απεικόνιση κυτταρικής μεμβράνης σε κατάσταση ηρεμίας.

Εξαιτίας του θετικού φορτίου των ιόντων  $\text{K}^+$ , η διάχυση έστω και λίγων ιόντων αρκεί για να παράγει ένα δυναμικό μεταξύ των δύο πλευρών της μεμβράνης, αφού δεν είναι δυνατή κάποια σημαντική διάχυση  $\text{Na}^+$  προς το εσωτερικό του κυττάρου. Το δυναμικό διάχυσης εξακολουθεί να αυξάνει έως ότου η έξοδος ιόντων  $\text{K}^+$  να παρεμποδιστεί από το δημιουργούμενο δυναμικό (αυξάνεται η ηλεκτραρνητικότητα στην εσωτερική πλευρά της μεμβράνης). Επειδή η αγωγιμότητα της κυτταρικής μεμβράνης για το  $\text{Cl}^-$  είναι σχετικά



υψηλή, η αύξηση του δυναμικού συνεπάγεται ταυτόχρονη έξοδο  $\text{Cl}^-$  από το κύτταρο. Τελικά δημιουργείται ένα δυναμικό ισορροπίας για το  $\text{K}^+$  και για το  $\text{Cl}^-$ . Δυναμικό ηρεμίας μεμβράνης παρουσιάζουν όλα τα ζωντανά κύτταρα, αλλά τα διεγέρσιμα (νευρικά, μυϊκά) είναι επιπλέον ικανά να μεταβάλλουν τη διαπερατότητα των μεμβρανών τους όσον τα ιόντα ώστε να δημιουργούνται τελικά σημαντικές μεταβολές δυναμικού. Στο Σχήμα 1.3 απεικονίζεται η κυτταρική μεμβράνη σε κατάσταση ηρεμίας.

### 1.1.3 Δυναμικό ενέργειας

Τα νευρικά και μυϊκά κύτταρα αντιδρούν στα εξωτερικά ηλεκτρικά ερεθίσματα μεταβάλλοντας παροδικά τις αγωγιμότητες των ιόντων και το δυναμικό των μεμβρανών τους (Πίνακας 1.1).

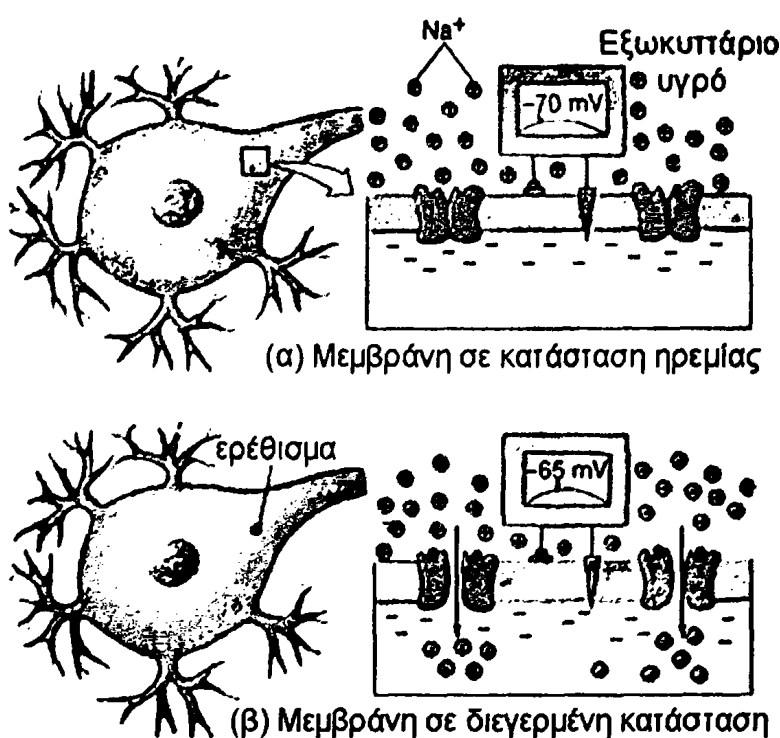
	συγκέντρωση ιόντων (mmol/kg $\text{H}_2\text{O}$ )		Δυναμικό ισορροπίας
	Διάμεσος χώρος	Κύτταρο	
$\text{K}^+$	4,5	160	-95 mV
$\text{Na}^+$	144	7	+80 mV
$\text{H}^+$	$4 \times 10^{-5}$	$10^{-4}$	-24 mV
$\text{Cl}^-$	114	7	-80 mV

Πίνακας 1.1 Τυπικές συγκεντρώσεις ιόντων και δυναμικά ισορροπίας νευρικών και μυϊκών κυττάρων.

Αν το ερέθισμα είναι αρκετά ισχυρό, παράγεται το δυναμικό ενέργειας το οποίο στην περίπτωση του νευρικού κυττάρου αποτελεί το «σήμα» που μεταβιβάζεται κατά μήκος του και στην περίπτωση του μυϊκού κυττάρου οδηγεί στη συστολή του.



Το ερέθισμα μειώνει το (αρνητικό) δυναμικό ηρεμίας της μεμβράνης σε λιγότερο αρνητική τιμή (εκπόλωση). Όταν το δυναμικό φτάσει σε μια κρίσιμη τιμή, στο δυναμικό πυροδότησης (ουδός), ενεργοποιούνται οι πόροι  $\text{Na}^+$  με αποτέλεσμα μια αιφνίδια αύξηση της αγωγιμότητας του  $\text{Na}^+$  και την ταχεία εισροή  $\text{Na}^+$  στο κύτταρο (Σχήμα 1.4). Στη διάρκεια αυτής της φάσης εκπόλωσης όχι μόνο ανατρέπεται η ηλεκτραρνητικότητα του εσωτερικού του κυττάρου αλλά το δυναμικό της μεμβράνης είναι δυνατό να φτάσει ακόμη και σε θετικές τιμές (υπέρβαση).



Σχήμα 1.4 (α) Σε κατάσταση ηρεμίας δεν παρατηρείται εισροή ιόντων  $\text{Na}$  στο εσωτερικό της μεμβράνης του κυττάρου, (β) κατά τη διεγερμένη κατάσταση, εισροή ιόντων  $\text{Na}$  οδηγεί σε αποπόλωση (depolarization).

Πριν πραγματοποιηθεί η υπέρβαση, η αγωγιμότητα του  $\text{Na}^+$  ελαττώνεται και πάλι σε συνδυασμό με μια αργή αύξηση της αγωγιμότητας του  $\text{K}^+$ , που επιτρέπει τη διάχυση θετικά φορτισμένων ιόντων  $\text{K}$  έξω από το κύτταρο και οδηγεί στην αποκατάσταση του αρνητικού δυναμικού ηρεμίας της μεμβράνης (φάση επαναπόλωσης). Για λίγα msec πριν από την



επάνοδο της αγωγιμότητας του  $K^+$  στην τιμή ηρεμίας το δυναμικό της μεμβράνης μπορεί να είναι ακόμη πιο αρνητικό από το αρχικό δυναμικό ηρεμίας της μεμβράνης (υπερπόλωση).

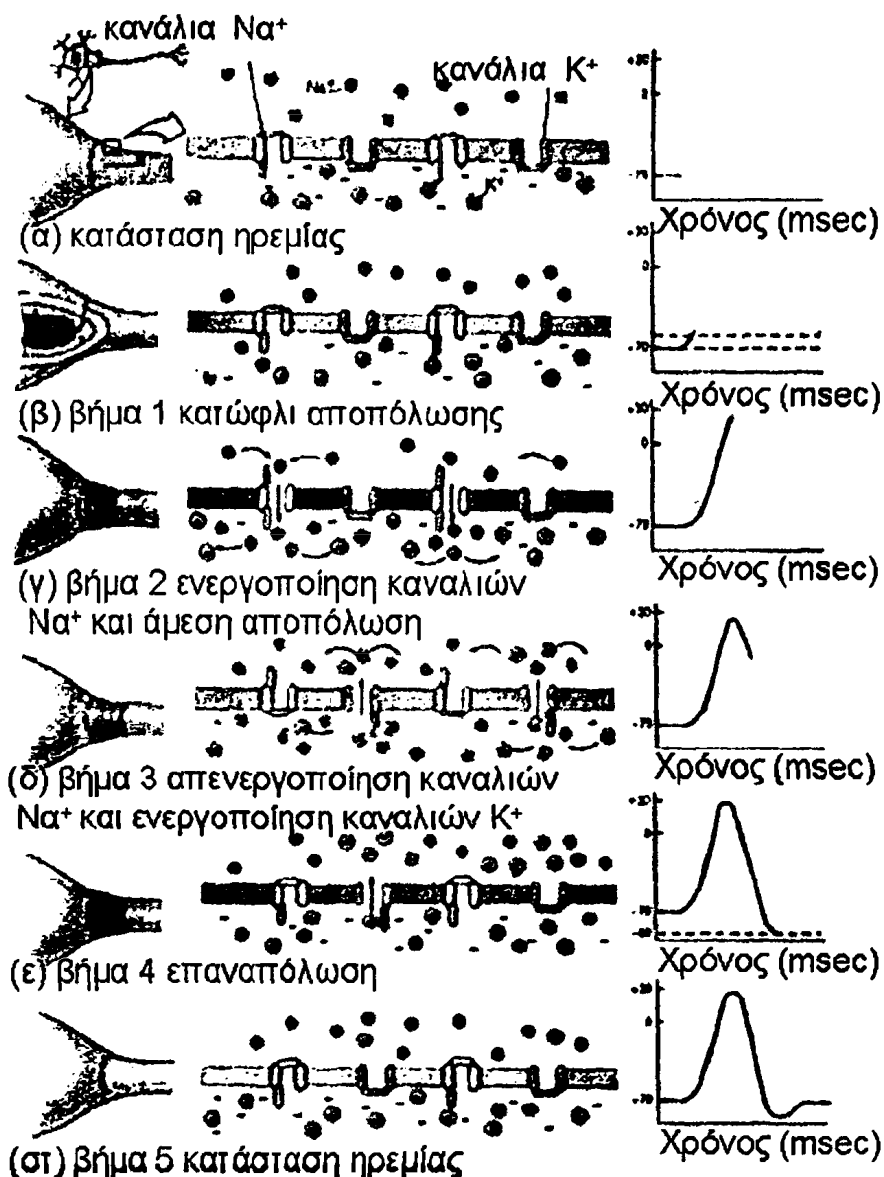
Σε τιμές δυναμικού χαμηλότερες του δυναμικού πυροδότησης, ένα ερέθισμα (π.χ. ηλεκτρική τάση) οδηγεί σε παθητικές μεταβολές του δυναμικού ηρεμίας. Αν το ερέθισμα φτάσει στο δυναμικό ουδού, το κύτταρο απαντά με εκπόλωση τύπου όλα ή τίποτε (all or nothing). Συνεπώς κάθε κύτταρο αποκρίνεται με το δικό του τρόπο ανεξάρτητα από το μέγεθος ερεθισμού.

Για ένα μικρό διάστημα μετά τη φάση εκπόλωσης το νεύρο ή ο μυς δεν μπορούν να διεγερθούν. Το διάστημα αυτό ονομάζεται απόλυτη ανερέθιστη περίοδος και ακολουθείται από μια σχετική ανερέθιστη περίοδο (στο τέλος της φάσης επαναπόλωσης) στη διάρκεια της οποίας μπορεί να εκλυθεί δυναμικό ενέργειας μικρότερου εύρους, αλλά μόνο από ερέθισμα ισχυρότερο από το αρχικό ερέθισμα ουδού. Καθώς το δυναμικό της μεμβράνης επανέρχεται στην αρχική του κατάσταση, επανέρχονται επίσης στην αρχική τους τιμή το ερέθισμα ουδού και το εύρος του δυναμικού ενέργειας. Η διαδικασία περιγράφεται σχηματικά στο Σχήμα 1.5. Όταν ένα δυναμικό δράσης μεταφερθεί επιτυχώς κατά μήκος της νευρομυϊκής σύναψης, τότε ένα κινητικό δυναμικό μυϊκής ίνας (Muscle Fiber Action Potential ή MFAP) μεταδίδεται με τη μορφή ενός κύματος από τη σύναψη προς τη μυϊκή ίνα, προκαλώντας σύσπαση.

Φυσιολογικά το δυναμικό ενέργειας μεταδίδεται (αναπαράγεται) μόνο προς μια κατεύθυνση. Αυτό συμβαίνει διότι μετά τη διέλευση ενός δυναμικού ενέργειας κάθε τμήμα της ίνας περνά από μια ανερέθιστη φάση στη διάρκεια της οποίας δεν μπορεί να διεγερθεί. Ο ελάχιστος χρόνος που απαιτείται για επανέναρξη της ηλεκτρικής δραστηριότητας είναι της τάξης των 3 msec [3]. Αν ένα ερέθισμα μεταβιβαστεί προς την αντίθετη κατεύθυνση (αντίδρομο), γεγονός



που μπορεί να συμβεί σε περίπτωση εξωτερικού ερεθισμού της νευρικής ίνας, το ερέθισμα αυτό δεν μπορεί να προχωρήσει πέρα από την επόμενη σύναψη.

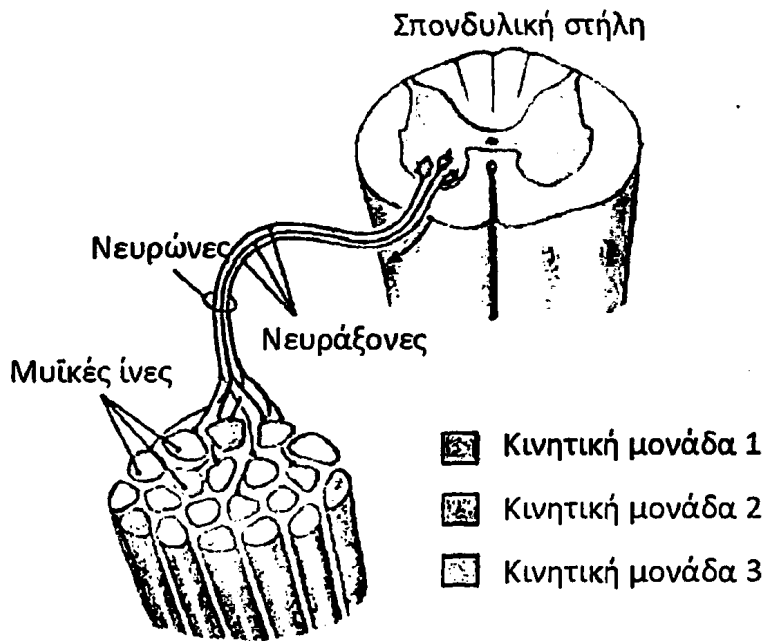


**Σχήμα 1.5** Δημιουργία ενός δυναμικού ενέργειας (α) Κατάσταση ηρεμίας, (β) βήμα 1: αποπόλωση, (γ) βήμα 2: ενεργοποίηση των καναλιών Na<sup>+</sup> και στιγμιαία αποπόλωση. Η ραγδαία είσοδος του Na<sup>+</sup> οδηγεί το δυναμικό της μεμβράνης στα +30 mV, (δ) βήμα 3: Ενεργοποίηση καναλιών K<sup>+</sup> και απενεργοποίηση καναλιών Na<sup>+</sup> ξεκινά η επαναπόλωση, (ε) βήμα 4: Επανέρχονται οι κανονικές τιμές της διαπερατότητας προς τα ιόντα Na<sup>+</sup> K<sup>+</sup>, (στ) βήμα 5: Η κυτταρική μεμβράνη επανέρχεται σε κατάσταση ηρεμίας.

#### 1.1.4 Κινητικές μονάδες

Ένας τυπικός σκελετικός μυς αποτελείται από εκατοντάδες μυϊκές ίνες. Το σύνολο των μυϊκών ινών που ελέγχεται από ένα νευρώνα ονομάζεται κινητική μονάδα (motor unit). Η κινητική μονάδα αποτελεί τη λειτουργική μονάδα του σκελετικού μυός. Διακρίνονται δύο διαφορετικοί τύποι κινητικής μονάδας, ταχείας και βραδείας συστολής. Ο τύπος στον οποίο ανήκει κάθε κινητική μονάδα καθορίζεται από τις ιδιότητες του κινητικού νευρώνα. Οι βραδείας συστολής μύες έχουν πιο δραστήριο οξειδωτικό μεταβολισμό, είναι πιο ευαίσθητοι στην υποξία, έχουν περισσότερα τριχοειδή και περισσότερη μυοσφαιρίνη (που λειτουργεί ως μικρή αλλά προσιτή δεξαμενή οξυγόνου) και αντέχουν στην κόπωση περισσότερο από τις ταχείας συστολής μονάδες. Το πλήθος των μυϊκών ινών μιας κινητικής μονάδας αποτελεί ισχυρή ένδειξη για το πόσο ακριβής θα είναι η κίνηση και διαβαθμίζει τη μυϊκή δραστηριότητα. Για παράδειγμα, στους μύες των ματιών όπου η ακριβής κίνηση είναι ιδιαίτερα σημαντική, ένας νευρώνας ελέγχει 4-6 μυϊκές ίνες. Αντίστοιχα στους μεγάλους μύες των ποδιών ένας νευρώνας μπορεί να ελέγχει 1000-2000 μυϊκές ίνες [5]. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.6, μυϊκές ίνες από κάθε κινητική μονάδα αναμειγνύονται με μυϊκές ίνες άλλων κινητικών μονάδων.



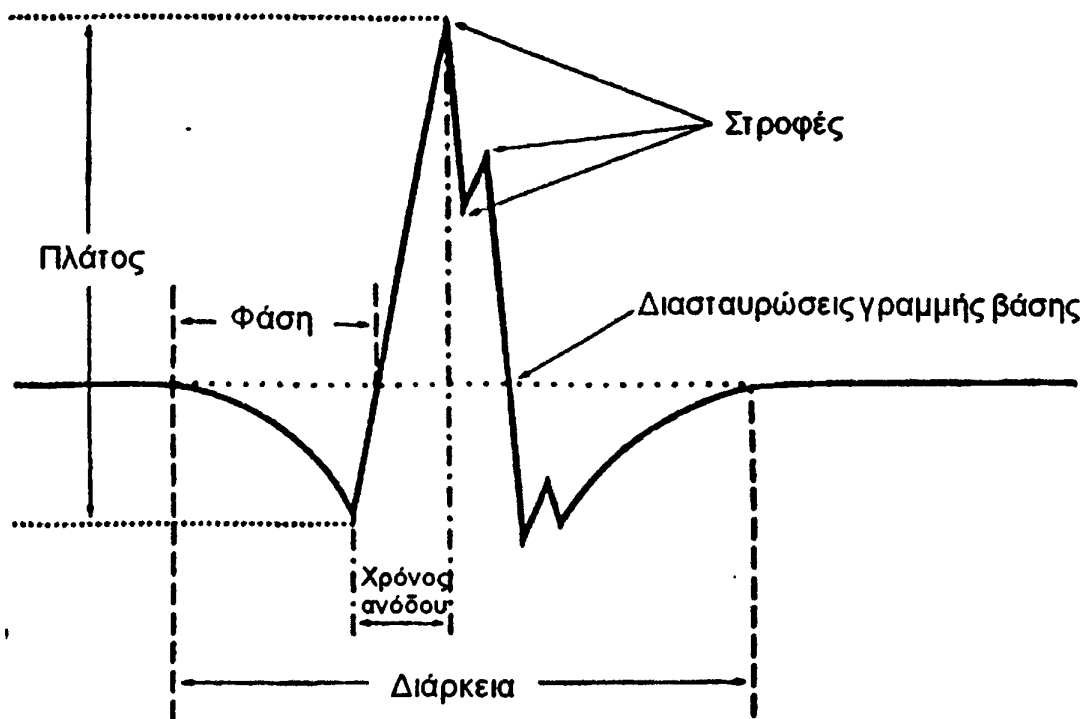


Σχήμα 1.6 Οι μυϊκές ίνες κάθε κινητικής μονάδας αναμιγνύονται με μυϊκές ίνες άλλων κινητικών μονάδων με αποτέλεσμα η συνολική κατανομή της δύναμης που ασκείται στους τένοντες να παραμένει σταθερή, ακόμη και όταν μεταβάλλεται ο αριθμός των μυϊκών ινών που συσπώνται.

Όταν πραγματοποιείται μια κίνηση, συγκεκριμένες ομάδες νευρώνων του κεντρικού νευρικού συστήματος ενεργοποιούνται. Η σύσπαση ξεκινά με την ενεργοποίηση της μικρότερης κινητικής μονάδας του σε κάθε περίπτωση ενεργοποιούμενου μυ. Η σταθερή αύξηση της μυϊκής δύναμης προκύπτει από τον αυξανόμενο αριθμό των κινητικών μονάδων που συμμετέχουν στη σύσπαση. Το φαινόμενο αυτό ονομάζεται στρατολόγηση των κινητικών μονάδων [6].

### 1.1.5 Δυναμικά δράσης κινητικών μονάδων

Το δυναμικό δράσης κινητικών μονάδων (Motor Unit Action Potential ή MUAP) ορίζεται ως το άθροισμα των δυναμικών δράσης όλων των μυϊκών ινών (MFAP) που ανήκουν στην ίδια κινητική μονάδα. Στο Σχήμα 1.7 αναπαρίσταται μια τυπική μορφή καθώς και τα βασικά χαρακτηριστικά ενός δυναμικού ενέργειας κινητικών μονάδων.



Σχήμα 1.7 Τυπική μορφή και βασικά χαρακτηριστικά ενός δυναμικού δράσης κινητικών μονάδων.

Η μεταβολή της απόστασης των κορυφών της διαφοράς δυναμικού ονομάζεται πλάτος και συνήθως μετριέται σε  $\mu V$ . Πρακτικά αντιστοιχεί στην απόσταση μεταξύ του θετικότερου και του αρνητικότερου σημείου του δυναμικού. Η απόλυτη τιμή του πλάτους του δυναμικού δεν είναι ιδιαίτερα αξιοποιήσιμη αν ληφθεί μεμονωμένα, διότι η τιμή της παραμέτρου αυτής εξαρτάται από πολλούς παράγοντες. Είναι όμως αξιολογήσιμη η συσχέτιση, μεταξύ της μέσης τιμής του πλάτους του δυναμικού ως προς το  $\mu V$  που ανήκει η κινητική μονάδα, επειδή κάτω από τις ίδιες συνθήκες καταγραφής, υπάρχουν συγκεκριμένα όρια μέσα στα οποία αναμένεται να βρίσκεται το πλάτος των δυναμικών των κινητικών μονάδων του κάθε μυός σε φυσιολογικά άτομα [7]. Το πλάτος μιας κινητικής μονάδας εξαρτάται: (i) Από το μέγεθος της μονάδας (δηλαδή από τον αριθμό των μυϊκών ινών της), (ii) από το πλάτος των δυναμικών δράσης των μυϊκών της ινών, (iii) από την απόσταση των ηλεκτροδίων και (iv) από τις ιδιότητες των χρησιμοποιούμενων φίλτρων. Το πλάτος των δυναμικών των μυϊκών ινών είναι

ανάλογο προς την επιφάνεια της εγκάρσιας διατομής των ινών. Ειδικότερα το πλάτος μεταβάλλεται σύμφωνα με τη σχέση

$$V = kr^{1.7}, \quad (1.1)$$

όπου  $k$  μια ειδική σταθερά και  $r$  η ακτίνα [8]. Αντίστοιχα ως διάρκεια ορίζεται το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί μεταξύ της έναρξης και της λήξης της κινητικής μονάδας. Η διάρκεια σχετίζεται άμεσα με τη διάμετρο των μυϊκών ινών της κινητικής μονάδας [11-14].

Η μέτρηση της διάρκειας του δυναμικού της κινητικής μονάδας συνήθως παρουσιάζει δυσκολίες διότι είναι δύσκολο να καθοριστεί ακριβώς το αρχικό και το τελικό σημείο της κυματομορφής. Συνήθως μετριέται σε msec. Αριθμός φάσεων είναι ο αριθμός των φορών που η κινητική μονάδα διασταυρώνεται με τη γραμμή βάσης (baseline) ξεπερνώντας το ελάχιστο πλάτος των 20  $\mu V$ . Ως στροφές, ορίζονται τα σημεία εκείνα στα οποία η παράγωγος της κυματομορφής αλλάζει πρόσημο ενώ παράλληλα το πλάτος είναι τουλάχιστον 25  $\mu V$  [15-20]. Συνήθως τα κινητικά δυναμικά έχουν τρεις φάσεις. Αν περισσότερα από το 10 % των κινητικών δυναμικών που απαρτίζουν το ηλεκτρομυογράφημα ενός ατόμου έχουν περισσότερες από 4 φάσεις, αυτό αποτελεί σοβαρή ένδειξη παθολογικής κατάστασης [21].

### 1.1.6 Βιολογικοί και σωματικοί παράγοντες που επηρεάζουν τα δυναμικά δράσης

Καθώς η ενδομυϊκή θερμοκρασία ελαττώνεται, η ταχύτητα διάδοσης των δυναμικών δράσης μειώνεται ενώ αυξάνεται η διάρκειά τους [22, 23]. Η μέση διάρκεια των κινητικών δυναμικών αυξάνεται κατά 6% όταν η θερμοκρασία κυμαίνεται μεταξύ 30 – 36 °C και 9% για θερμοκρασίες από 22-30 °C. Σε φυσιολογικές ενδομυϊκές θερμοκρασίες, οι αλλαγές δεν είναι τόσο μεγάλες ώστε να προκαλέσουν σφάλματα στη διάγνωση, ωστόσο για θερμοκρασίες χαμηλότερες από 32°C αυξάνεται η πιθανότητα σφάλματος [24].



Τέλος, η διάρκεια των δυναμικών δράσης παρουσιάζει μια πολύ μικρή αυξητική τάση με την πάροδο της ηλικίας (για ηλικίες από 20-80 ετών). Ωστόσο υπάρχουν διαφωνίες σχετικά με το ποσοστό αύξησης ενώ παράλληλα αυτό διαφέρει από μυ σε μυ [25-28].

### 1.1.7 Πρότυπο διέγερσης κινητικών μονάδων

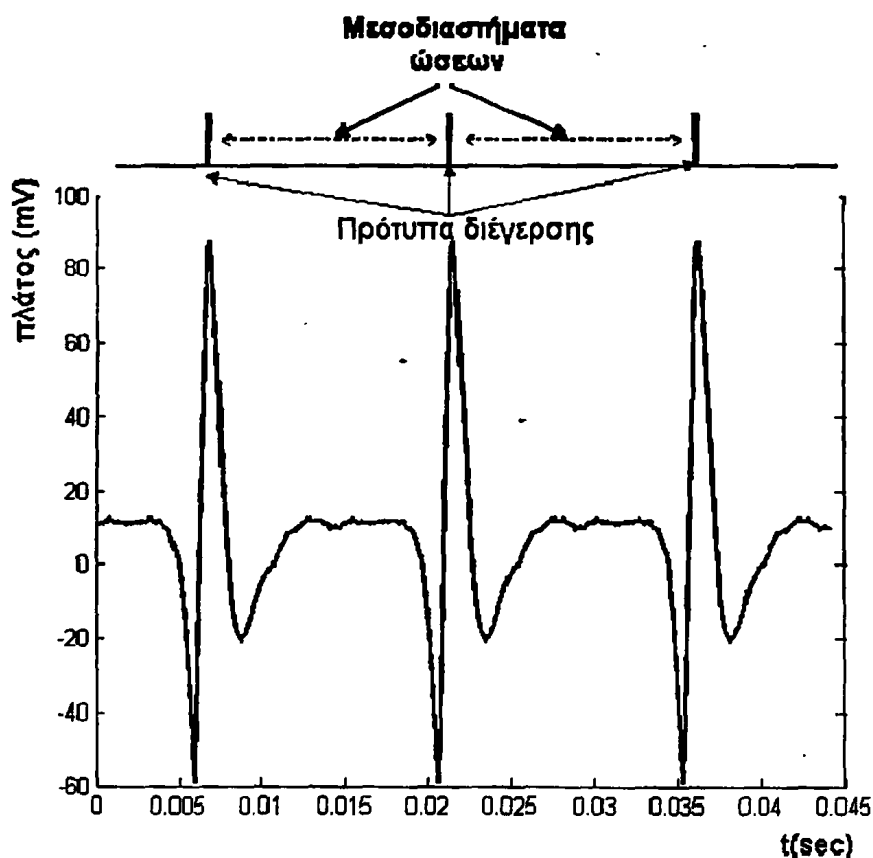
Το πρότυπο διέγερσης των κινητικών μονάδων ενός μυός [29] εκτιμάται από τη συχνότητα εκφόρτισης της κάθε μιας από αυτές καθώς και από τα χρονικά διαστήματα που μεσολαβούν μεταξύ δύο διαδοχικών εκφορτίσεων της (Inter-spike intervals). Βασικές παράμετροι που σχετίζονται με το πρότυπο διέγερσης είναι οι ακόλουθες:

- **Μέση συχνότητα εκφόρτισης.** Όλες οι κινητικές μονάδες παρουσιάζουν μια ελάχιστη και μια μέγιστη συχνότητα εκφόρτισης. Ελάχιστη είναι η συχνότητα με την οποία διεγείρονται όταν επιστρατευτούν για πρώτη φορά, ενώ η συχνότητά τους γίνεται μέγιστη όταν η ένταση της σύσπασης φτάσει σε ένα ορισμένο επίπεδο [30-34]. Κατά τη διάρκεια μιας ισομετρικής σύσπασης σταθερής έντασης, η συχνότητα διέγερσης των κινητικών μονάδων ελαττώνεται με την πάροδο του χρόνου [35, 36]. Η μέση συχνότητα εκφόρτισης εξαρτάται από: (i) τη βαλβίδα διέγερσης της κινητικής μονάδας, (ii) την ένταση της σύσπασης του μυός και (iii) τη διάρκεια σύσπασης του μυός.
- **Τα μεσοδιαστήματα των ώσεων.** Η διέγερση των κινητικών μονάδων δεν είναι ρυθμική αλλά ακολουθεί ένα ακανόνιστο πρότυπο το οποίο εξαρτάται από την ένταση και τη διάρκεια σύσπασης του μυός. Συνεπώς το μεσοδιάστημα των ώσεων αποτελεί μια παράμετρο που περιγράφει ακριβέστερα το πρότυπο διέγερσης μιας κινητικής μονάδας από ότι η μέση συχνότητα διέγερσής της. Τα αποτελέσματα διαφόρων



ερευνών που αναφέρονται στη βιβλιογραφία δεν συμφωνούν μεταξύ τους σχετικά με τον τύπο της κατανομής των μεσοδιαστημάτων των ώσεων. Ωστόσο, η πλειοψηφία των ερευνητών υποστηρίζει ότι οι μεταβολές αυτού του μεγέθους αποτελούν κανονική κατανομή [27, 32, 37]. Συνήθως το πρότυπο διέγερσης αναπαρίσταται γραφικά σαν μια κάθετη γραμμή στον άξονα του χρόνου κάθε φορά που εκφορτίζεται μια κινητική μονάδα (Σχήμα 1.8).

Το πρότυπο διέγερσης παρέχει επιπλέον πληροφορία σχετικά με τη λειτουργικότητα του κεντρικού νευρικού συστήματος και τον τρόπο που ελέγχονται οι κινητικές μονάδες.



Σχήμα 1.8 Γραφική αναπαράσταση της σχέσης ανάμεσα στο ηλεκτρομυογράφημα και το πρότυπο διέγερσης όταν εμφανίζεται μόνο ένα κινητικό δυναμικό.



## 1.2 Το Ηλεκτρομυογράφημα (ΗΜΓ)

Κάθε φορά που ένα δυναμικό διατρέχει μια μυϊκή ίνα, ένα μικρό μέρος του ηλεκτρικού ρεύματος μεταδίδεται από το μυ μέχρι το δέρμα. Τοποθετώντας δύο ηλεκτρόδια στην επιφάνεια του δέρματος, πάνω από τον αντίστοιχο μυ ή εισάγοντας βελονοειδή ηλεκτρόδια μέσα στο μυ, είναι δυνατή η ηλεκτρική καταγραφή της διέγερσής του, που ονομάζεται ηλεκτρομυογράφημα (EMG - ΗΜΓ). Το ηλεκτρομυογράφημα είναι μια τεχνική καταγραφής των αλλαγών του ηλεκτρικού δυναμικού του μυός που πραγματοποιούνται κατά τη διάρκεια της μυϊκής σύσπασης. Είναι δηλαδή, το αλγεβρικό άθροισμα όλων των συμπεριλαμβανομένων δυναμικών δράσης των κινητικών μονάδων ενός μυ, τα οποία μεταδίδονται κατά μήκος των μυϊκών ινών που βρίσκονται μεταξύ των ηλεκτροδίων καταγραφής.

Όταν ο ασθενής διατηρεί χαμηλό επίπεδο μυϊκής σύσπασης, τα ανεξάρτητα δυναμικά δράσης κινητικής μονάδας είναι διακριτά στο ηλεκτρομυογραφικό σήμα που λαμβάνεται με χρήση βελονοειδών ηλεκτροδίων. Καθώς το επίπεδο σύσπασης αυξάνεται, ολοένα και περισσότερες κινητικές μονάδες στρατολογούνται με αποτέλεσμα το σήμα να γίνεται πιο σύνθετο (αφού θα αυξάνεται η πιθανότητα αλληλοκάλυψης και συνεπώς η συχνότητα εμφάνισης σύνθετων κυματομορφών). Συνεπώς μετά από ένα οριακό βαθμό σύσπασης, τα διαφορετικά δυναμικά δράσης της κινητικής μονάδας θα αλληλεπικαλύπτονται συνεχώς, δημιουργώντας μια κυματομορφή παρεμβολής (interference pattern) στην οποία είναι αδύνατο με γυμνό οφθαλμό να διαχωριστούν.

Ανάλογα λοιπόν με το βαθμό σύσπασης του μυός, είναι δυνατό να καταγράψουμε δύο τύπους ηλεκτρομυογραφήματος:



1. Το ηλεκτρομυογράφημα των ξεχωριστών σειρών δυναμικών κινητικής μονάδας: αντιστοιχεί σε μικρό βαθμό σύσπασης του μυός και είναι κατάλληλο για τη μελέτη των χαρακτηριστικών του δυναμικού κινητικής μονάδας.

2. Το ηλεκτρομυογράφημα παρεμβολής: ο τύπος αυτός αντιστοιχεί σε βαθμό σύσπασης πάνω από ένα όριο και δημιουργείται με τη συνεχή αλληλοεπικάλυψη των επιμέρους δυναμικών. Στο ηλεκτρομυογράφημα παρεμβολής δεν διακρίνονται μεμονωμένα δυναμικά κινητικών μονάδων.

### 1.2.1 Ηλεκτρομυογράφημα και είδη ηλεκτροδίων

Η λήψη του μυοηλεκτρικού σήματος επιτυγχάνεται μέσω ηλεκτροδίων. Τα ηλεκτρόδια διακρίνονται σε δύο τύπους:

- Επιφανειακά ηλεκτρόδια (Σχήμα 1.9)
- Ηλεκτρόδια βάθους (ή βελονοειδή) (Σχήμα 1.10)

Τα επιφανειακά ηλεκτρόδια διακρίνονται σε:

- α) Παθητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια (passive surface electrodes) και
- β) Ενεργητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια (active surface electrodes).

#### Παθητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια

Τα παθητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια αποτελούνται από ένα μεταλλικό δίσκο, συνήθως αργύρου / χλωριούχου αργύρου (Ag/AgCl) και έναν αυτοκόλλητο δίσκο. Είναι μονωμένα σε όλο το μήκος τους, εκτός από το σημείο επαφής τους. Τοποθετούνται πάνω στο δέρμα, στην περιοχή του αντίστοιχου μυ, με χρήση ηλεκτρολυτικής κρέμας. Τα ηλεκτρόδια αυτά ανιχνεύουν τη μέση δραστηριότητα των επιφανειακών μυών ενώ παράλληλα μεταβάλλοντας



(μειώνοντας) τις διαστάσεις του δίσκου τους, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη καταγραφή μυών μικρότερων διαστάσεων. Μέσω των παθητικών επιφανειακών ηλεκτροδίων καταγράφεται το αλγεβρικό άθροισμα όλων των δυναμικών δράσης των κινητικών μονάδων, που μεταδίδονται κατά μήκος των μυϊκών ινών και που βρίσκονται μεταξύ των δυο ηλεκτροδίων. Η τιμή αυτή εξαρτάται από:

- το μέγεθος των ηλεκτροδίων και
- τη μεταξύ τους απόσταση.

### **Μέγεθος των ηλεκτροδίων**

Η διάμετρος των ηλεκτροδίων είναι καθοριστικής σημασίας, καθώς όσο μεγαλύτερη είναι η επιφάνεια που καλύπτει το κάθε ηλεκτρόδιο, τόσο μεγαλύτερη είναι η διάρκεια του δυναμικού δράσης, το πλάτος (amplitude) του ΗΜΓ και ο μυϊκός όγκος που παρακολουθείται. Αντίστοιχα, μικρότερο μέγεθος ηλεκτροδίων επιτρέπει την καταγραφή του ΗΜΓ σε ειδικούς μύες. Το μέγεθος των ηλεκτροδίων είναι αντιστρόφως ανάλογο με την αντίστασή τους. Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος των ηλεκτροδίων, τόσο μικρότερη είναι η αντίστασή τους (impedance). Στην υπάρχουσα βιβλιογραφία αναφέρεται η χρήση ηλεκτροδίων διαμέτρων 1mm, 3mm και 10mm [38].

### **Απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων**

Η απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων καθορίζει το μυϊκό όγκο που παρακολουθείται. Μεγάλη απόσταση σημαίνει αύξηση του μυϊκού όγκου [9,39,40]. Η απόσταση μεταξύ των δύο επιφανειακών ηλεκτροδίων θα πρέπει να είναι ίση με 1cm. Αυτό επιτυγχάνεται αλληλεπικαλύπτοντας τους αυτοκόλλητους δίσκους των ηλεκτροδίων και με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται μείωση των παρεμβολών από γειτονικούς μύες (cross-talk) στο ελάχιστο. Στην



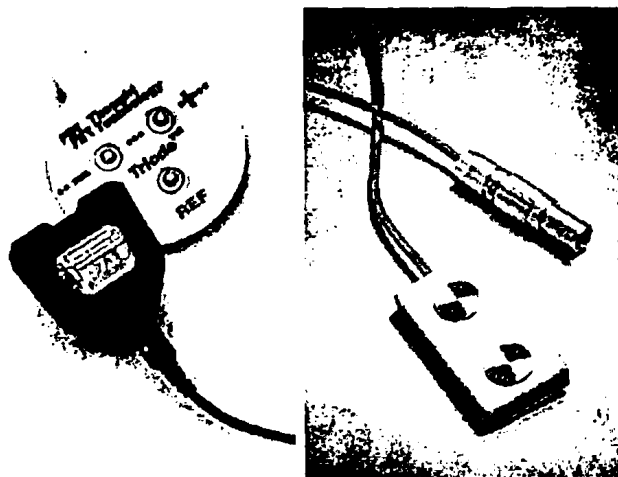
υπάρχουσα βιβλιογραφία αναφέρονται αποστάσεις μεταξύ των κέντρων των δύο επιφανειακών ηλεκτροδίων ίσες με 1cm, 2cm, 2.5cm και 4cm [38].

### **Ενεργητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια**

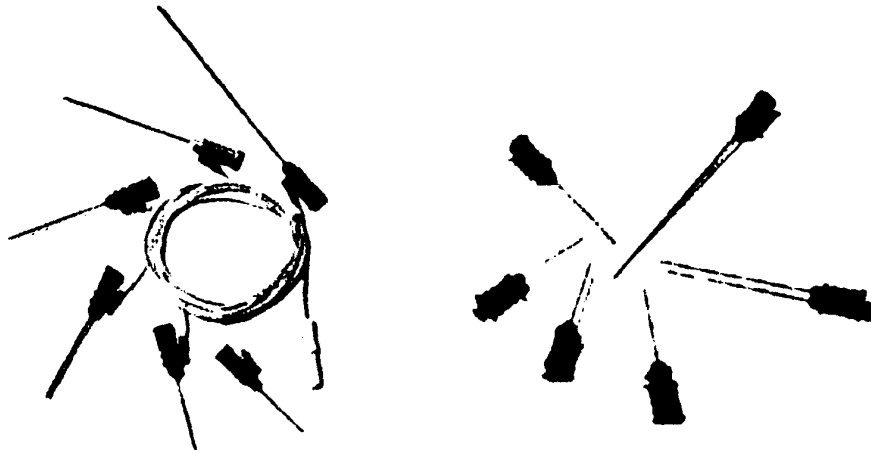
Τα ενεργητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια δεν απαιτούν σχολαστική προετοιμασία του δέρματος ή ηλεκτρολυτική κρέμα. Για το λόγο αυτό αναφέρονται στη βιβλιογραφία και ως ξηρά ηλεκτρόδια.

### **Ηλεκτρόδια βάθους ή βελονοειδή ηλεκτρόδια**

Τα ηλεκτρόδια βάθους χρησιμοποιούνται για την καταγραφή της ηλεκτρομυογραφικής δραστηριότητας των «εν τω βάθει» μυών. Είναι κατασκευασμένα από ανοξείδωτο χάλυβα και είναι μονωμένα σε όλο το μήκος τους, εκτός από την ακμή τους. Αυτή εισάγεται στο εσωτερικό του μυός για να μετρηθεί η διαφορά δυναμικού του μυός με το εξωκυττάριο υγρό.



**Σχήμα 1.9** Τυπικά επιφανειακά ηλεκτρόδια για την καταγραφή του ηλεκτρομυογραφικού σήματος.



Σχήμα 1.10 Τυπικά ηλεκτρόδια βάθους για την καταγραφή του Ηλεκτρομυογραφικού σήματος.

### 1.2.2 Θόρυβος, παρεμβολές και βιοενισχυτές στο ΗΜΓ

Το μυοηλεκτρικό σήμα προκειμένου να καταγραφεί και να χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια θα πρέπει να ενισχυθεί. Το ΗΜΓ, που είναι το άθροισμα πολλών δυναμικών δράσης κινητικών μονάδων, καθώς ενισχύεται δεν θα πρέπει να παραμορφώνεται και θα πρέπει να είναι απαλλαγμένο από θόρυβο και άλλες αλλοιώσεις.

Ο θόρυβος μπορεί να προκληθεί από διάφορες πηγές έξω από το μυ και μπορεί να οφείλεται είτε σε βιολογικούς παράγοντες είτε στον εξοπλισμό που χρησιμοποιείται. Για παράδειγμα, τα ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στους θωρακικούς μύες καταγράφουν μεταξύ άλλων και το ηλεκτροκαρδιογραφικό σήμα, το οποίο μπορεί να αποτελέσει ανεπιθύμητο βιολογικό θόρυβο. Επίσης, ο θόρυβος λόγω εξοπλισμού (man-mode noise) προέρχεται κυρίως από τις γραμμές ισχύος, από μηχανήματα ή δημιουργείται από τον χρησιμοποιούμενο ενισχυτή.

Οι αλλοιώσεις γενικά αναφέρονται σε καταγραφές λανθασμένων κυματομορφών, που οφείλονται στα ίδια τα ηλεκτρόδια ή τα καλώδια. Οι αλλοιώσεις λόγω κίνησης οφείλονται στο άγγιγμα των ηλεκτροδίων ή στην κίνηση των καλωδίων και οι συχνότητες τέτοιων αλλοιώσεων εκτιμούνται από 0-10Hz. Χρησιμοποιώντας φίλτρα υψηλών συχνοτήτων,

καλώδια υψηλής ποιότητας και σταθεροποιώντας προσεκτικά τα ηλεκτρόδια και τις λοιπές διατάξεις ελαχιστοποιούνται οι αλλοιώσεις και οι θόρυβοι. Για το λόγο αυτό συχνά χρησιμοποιούνται συστήματα προενισχυτών και ενεργητικά ηλεκτρόδια επιφανείας.

Για την καταγραφή «καθαρού» ΗΜΓ, οι βιο-ενισχυτές θα πρέπει να πληρούν συγκεκριμένες προϋποθέσεις. Συνήθως χρησιμοποιούνται ενισχυτές εναλλασσόμενου ρεύματος (AC). Τα βασικά χαρακτηριστικά τους είναι:

- Κέρδος ενισχυτή και δυναμικό εύρος (Amplifier Gain / Dynamic Range)
- Αντίσταση εισόδου (Input Impedance)
- Απόκριση - εύρος συχνοτήτων (Frequency Response - Bandwidth)
- Απόρριψη κοινού σήματος (Common-Mode Rejection)

### Κέρδος βιοενισχυτή

Τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα που καταγράφονται κατά τη μέγιστη σύσπαση, με ηλεκτρόδια επιφάνειας, έχουν μέγιστο πλάτος (maximum amplitude) ίσο με 5mV, ενώ όταν καταγράφονται με ηλεκτρόδια βάθους, έχουν μέγιστο πλάτος, μεγαλύτερο από 10mV.

Ένα απλό δυναμικό δράσης κινητικής μονάδας έχει πλάτος περίπου 0.1mV. Η ενίσχυση ενός σήματος καθορίζεται από το κέρδος του ενισχυτή, που ορίζεται σαν το λόγο της τάσης εξόδου  $V_{out}$  προς την τάση εισόδου  $V_{in}$ , σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$Gain = \frac{V_{out}}{V_{in}} \quad (1.2)$$

Η ακριβής επιλογή του κέρδους (Gain) εξαρτάται σε κάθε περίπτωση από την ανάλυση του σήματος στην έξοδο. Το ΗΜΓ μπορεί να αναπαρασταθεί σε παλμογράφο ή ακόμη και να



αποθηκευτεί σε έναν υπολογιστή (αφού προηγουμένως ψηφιοποιηθεί). Σε καμιά περίπτωση το ενισχυόμενο σήμα δεν θα πρέπει να υπερβαίνει το εύρος εισόδου που επιτρέπεται για τα όργανα καταγραφής [38].

### Αντίσταση εισόδου

Καθώς το ρεύμα που παράγεται στο μυ διέρχεται από τα ηλεκτρόδια, προκαλείται πτώση τάσης, με αποτέλεσμα η τάση εισόδου του ενισχυτή [42] να είναι μικρότερη από την πραγματική τάση του σήματος ( $V_{HMF}$ ). Η συνδεσμολογία ηλεκτροδίων-δέρματος έχει μικρή αντίσταση και εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως το πάχος του δέρματος, ο καθαρισμός του δέρματος πριν την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, το εμβαδόν των ηλεκτροδίων επιφάνειας και η θερμοκρασία της ηλεκτρολυτικής κρέμας.

Αν η αντίσταση εισόδου του βιοενισχυτή είναι αρκετά υψηλή, τότε μπορεί να μειωθεί η πτώση τάσης που παρατηρείται στη συνδεσμολογία ηλεκτροδίων-δέρματος. Είναι σκόπιμο στα ηλεκτρόδια επιφάνειας η αντίσταση εισόδου (input impedance) να έχει τιμή  $1M\Omega$  ή μεγαλύτερη και να προετοιμάζεται κατάλληλα το δέρμα έτσι ώστε να μειώνεται η αντίσταση στα  $1000\Omega$  ή λιγότερο. Στα ηλεκτρόδια βάθους, η αντίσταση των ηλεκτροδίων μπορεί να είναι πολύ υψηλότερη, μέχρι και  $5000\Omega$ , έτσι ώστε να απαιτείται ενισχυτής με αντίσταση εισόδου το ελάχιστο ίση με  $5M\Omega$ . Η σπουδαιότητα της αντίστασης του δέρματος μπορεί να ελαχιστοποιηθεί χρησιμοποιώντας ενισχυτές με μεγαλύτερη αντίσταση εισόδου, που θα πρέπει να είναι τουλάχιστον 100 φορές μεγαλύτερη από την αντίσταση του δέρματος.

Η αντίσταση εισόδου (input resistance) θα πρέπει να είναι:

α)  $> 10^{10}$  ohms για DC ρεύμα και

β)  $> 10^8$  ohms στα 100Hz για AC ρεύμα (όπως το HMF).



## Απόκριση - Εύρος συχνοτήτων

Το εύρος συχνοτήτων στο βιοενισχυτή θα πρέπει να είναι κατάλληλο ώστε να ενισχύσει όλες τις συχνότητες που εμφανίζονται στο ΗΜΓ. Τυπικές τιμές εύρους συχνοτήτων είναι: α) ΗΜΓ με επιφανειακά ηλεκτρόδια: 5-1000 Hz, β) ΗΜΓ με ηλεκτρόδια βάθους: 20-2000 Hz

Το μεγαλύτερο μέρος του σήματος συγκεντρώνεται στην περιοχή συχνοτήτων μεταξύ 20-200 Hz και μόνο ένα μικρό ποσοστό εκτείνεται μέχρι τα 1000 Hz. Συνεπώς, παράλληλα με το ηλεκτρομυογραφικό σήμα, λαμβάνεται και εξετάζεται το φάσμα και άλλων φυσιολογικών σημάτων και θορύβων. Για παράδειγμα, το ηλεκτρομυογράφημα περιέχει συχνότητες γύρω στα 100Hz με συνέπεια να μην είναι δυνατή η μείωση των παρεμβολών, ιδίως όταν οι εξεταζόμενοι μύες βρίσκονται γύρω από την καρδιά. Θόρυβος που προέρχεται από γραμμές ισχύος βρίσκεται στο κέντρο του φάσματος συχνοτήτων και είναι δύσκολο να απομακρυνθεί. Οι παρεμβολές κίνησης κυμαίνονται σε εύρος συχνοτήτων μεταξύ 0-10Hz. Τέτοιες παρεμβολές εξουδετερώνονται με φίλτρο χαμηλών συχνοτήτων με συχνότητα αποκοπής περίπου στα 20Hz. Διαφορετικά χρησιμοποιούνται προενισχυτές.

Το εύρος κάθε βιοενισχυτή είναι η διαφορά μεταξύ της ανώτερης συχνότητας αποκοπής  $f_2$  και της χαμηλότερης συχνότερης αποκοπής  $f_1$  (cut-off frequencies). Συνήθως, σαν κατώτερη συχνότητα αποκοπής θεωρούνται τα 20Hz και τα σήματα που έχουν συχνότητα έξω από το εύρος αποκόπτονται και δεν ενισχύονται. Η διαδικασία της επιλογής κατάλληλου φίλτρου (low-pass, high-pass, band-pass filters) και των χαρακτηριστικών του βασίζεται στην ανάλυση όλου του φάσματος ενισχυτών στο πεδίο των συχνοτήτων με ανάλυση Fourier και στη συνέχεια στην προσαρμογή του εύρους του φίλτρου (filter bandwidth) στο εύρος του σήματος (signal bandwidth).





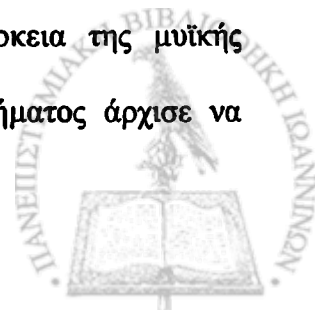
## Απόρριψη κοινού σήματος

Το ανθρώπινο σώμα είναι καλός αγωγός και λειτουργεί ως κεραία που συλλέγει ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία από τον περιβάλλοντα χώρο. Η παρεμβολή αυτή μπορεί να είναι μεγάλη και να παρεμποδίζει τη σωστή καταγραφή ενός ΗΜΓ (περίπου 200mV). Η χρήση διαφορικού ενισχυτή (differential amplifier) ελαττώνει την παρεμβολή. Ο διαφορικός ενισχυτής καταγράφει τη διαφορά μεταξύ των σημάτων που φτάνουν στις τελικές απολήξεις του (active terminals). Θεωρείται ότι η παραμόρφωση λόγω θορύβου εμφανίζεται με το ίδιο πλάτος (amplitude) και στις δύο απολήξεις [38-39].

## 1.3 Συστήματα λήψης ηλεκτρομυογραφικού σήματος

### 1.3.1 Ιστορική εξέλιξη της ηλεκτρομυογραφίας

Η ανάπτυξη του Ηλεκτρομυογραφήματος ξεκίνησε από τον Francesco Redi το 1666. Πρώτος ο Redi διαπίστωσε ότι σε ορισμένα είδη χελιών υπάρχει ένας εξειδικευμένος μυς ο οποίος παράγει ηλεκτρισμό [43]. Το 1792 σε μια δημοσίευση του Galvani A. με τίτλο “De Viribus Electricitatis in Motu Musculari Commentarius” αναφέρεται ότι το ηλεκτρικό ρεύμα μπορεί να προκαλέσει μυϊκές συσπάσεις αν εφαρμοστεί σε ένα μυ [44]. Έξι δεκαετίες αργότερα, το 1849, ο Dubois-Raymond ανακάλυψε ότι είναι δυνατό να καταγραφεί η ηλεκτρική δραστηριότητα κατά τη διάρκεια μιας εκούσιας μυϊκής σύσπασης. Η πρώτη καταγραφή αυτής της δραστηριότητας πραγματοποιήθηκε από τον Marey το 1890 ο οποίος εισήγαγε τον όρο Ηλεκτρομυογραφία [45]. Το 1922 οι Gaser και Erlanger χρησιμοποίησαν ταλαντοσκόπιο για να παρατηρήσουν το ηλεκτρικό σήμα που παράγεται κατά τη διάρκεια της μυϊκής δραστηριότητας. Η ικανότητα ανίχνευσης του ηλεκτρομυογραφικού σήματος άρχισε να



βελτιώνεται σταδιακά από το 1930 όταν οι ερευνητές άρχισαν να χρησιμοποιούν βελτιωμένα ηλεκτρόδια και ενισχυτές [46]. Η κλινική χρήση του ηλεκτρομυογραφήματος για τη διάγνωση συγκεκριμένων ασθενειών άρχισε να εμφανίζεται τη δεκαετία του 1960 από τον Hardyck [44]. Πρακτικά, η ευρεία εξάπλωση της εφαρμογής της ηλεκτροδιάγνωσης στην κλινική πράξη αρχίζει μετά τον 2<sup>ο</sup> Παγκόσμιο πόλεμο, με την ανάπτυξη βελτιωμένων ηλεκτρονικών συστημάτων, τόσο για τον ηλεκτρικό ερεθισμό, όσο και για την καταγραφή της βιοηλεκτρικής δραστηριότητας του νευρομυϊκού συστήματος [47-50].

### 1.3.2 Σύγχρονοι Ηλεκτρομυογράφοι

Στο εμπόριο υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός συστημάτων τα οποία επιτρέπουν την αξιόπιστη καταγραφή του ηλεκτρομυογραφικού σήματος. Τα συστήματα αυτά διαθέτουν προηγμένα κυκλώματα τα οποία αναλαμβάνουν την λήψη (μέσω των ηλεκτροδίων) την προεπεξεργασία (φίλτράρισμα) και την απεικόνιση του σήματος. Τα πιο προηγμένα από αυτά έχουν τη δυνατότητα σύνδεσης με ηλεκτρονικό υπολογιστή για την ψηφιοποίηση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος, καθώς και την αποθήκευσή του μαζί με στοιχεία των ασθενών τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ενημέρωση του ηλεκτρονικού φακέλου του ασθενούς. Στο Σχήμα 1.11 εμφανίζονται μερικοί από τους πλέον σύγχρονους ηλεκτρομυογράφους.

Βασικά χαρακτηριστικά των ηλεκτρομυογράφων περιλαμβάνουν:

- Δυνατότητα πολυκάναλων καταγραφών.
- Εξαγωγή των ηλεκτρομυογραφημάτων σε ASCII μορφή για περαιτέρω επεξεργασία.
- Προγράμματα μετρήσεων για νευρογραφία και προκλητικά δυναμικά.



- Μικρό βάρος και ευκολία στη μεταφορά.



**Σχήμα 1.11** Σύγχρονοι ηλεκτρομυογράφοι. Ο ηλεκτρομυογράφος που εμφανίζεται στην δεξιά εικόνα (Cadwell Sierra II) χρησιμοποιήθηκε για τη λήψη σημάτων στα πλαίσια της παρούσας διδακτορικής διατριβής.

- Λογισμικό για τη μέτρηση των βασικών χαρακτηριστικών των κινητικών μονάδων.
- Λογισμικό για τον υπολογισμό της ταχύτητας μετάδοσης ρευμάτων των κινητικών και αισθητήριων νεύρων.

#### **1.4 Εφαρμογές ηλεκτρομυογραφικού σήματος**

Το εύρος των εφαρμογών του ηλεκτρομυογραφήματος είναι πολύ μεγάλο. Σημαντικότερη εφαρμογή του είναι η διάγνωση των παθήσεων των μυών και των νεύρων. Παράλληλα χρησιμοποιείται από τους νευρολόγους και τους φυσιοθεραπευτές (μέσω βιοανάδρασης-biofeedback), στα εργαστήρια ανάλυσης βάδισης και σε κλινικές για τη μελέτη της εξέλιξης της αποκατάστασης των μυών έπειτα από τραυματισμούς ή σε άτομα με κινητικές δυσκολίες, [51] καθώς και για την αξιολόγηση του μυϊκού κάματος σε εργασιοφυσιολογικές μελέτες [42]. Τέλος το ηλεκτρομυογράφημα χρησιμοποιείται τα τελευταία χρόνια για τον έλεγχο της

αλληλεπίδρασης χρηστών-μηχανών (human machine interaction) και τη δημιουργία ολοκληρωμένων κυκλωμάτων για τον έλεγχο «έξυπνων» προσθετικών μελών [52].

## 1.5 Βιβλιογραφία

- [1] H.P. Clamann, "Statistical analysis of motor unit firing patterns in a human skeletal muscle", *Biophys. J.*, vol. 9, no. 10, pp. 1233-1251, 1969.
- [2] M.W. Woerdeman, «Standard Atlas of Human Anatomy Descriptive and Regional (I - Osteology /Arthrology / Myology & Vol. II)», 3rd edition, Butterworth & Co./Scientific Publ. Co., 1955.
- [3] A.G. Engel, G. Andrew and C. Franzini-Armstrong, "Myology" McGraw-Hill Professional, 2004.
- [4] R. Purpura, B. Kandel, "Electrobiology of nerve, synapse and muscle", Raven Press, New York, 1976.
- [5] F.H. Martini, *Fundamentals of Anatomy & Physiology*, 7th edition Benjamin Cummings, New York, 2005.
- [6] P.J. Dyck, "Peripheral Neuropathy", 4<sup>th</sup> edition, Saunders, London, 2005.
- [7] F. Buchthal, P. Pinell, and P. Rosenfalck, "Action potential parameters in normal human muscle and their physiological determinants", *Acta Physiol Scand.*, vol. 32, no. 2-3, pp. 219-229, 1954.
- [8] P. Rosenfalck, "Intra- and extracellular potential fields of active nerve and muscle fibres. A physico-mathematical analysis of different models", *Thromb. Diath. Haemorrh. Suppl*, vol. 321, pp. 1-168, 1969.
- [9] S.D. Nandedkar, E.V. Stalberg, and D.B. Sanders, "Simulation techniques in electromyography," *IEEE Trans Biomed Eng*, no. 32, pp. 775-785, 1985.
- [10] S.D. Nandedkar, D.B. Sanders, and E.V. Stalberg, "Selectivity of electromyographic recording techniques: a simulation study", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 23, no. 6, pp. 536-540, 1985.
- [11] S. Andreassen, "Methods for computer-aided measurement of motor unit parameters", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Suppl*, vol. 39, pp. 13-20, 1987.



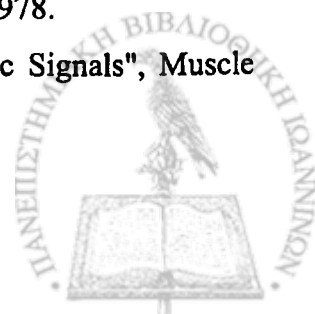
- [12] S. Andreassen, "Model-based biosignal interpretation", *Methods Inf. Med*, vol. 33, no. 1, pp. 103-110, 1994.
- [13] E. Stalberg, S.D. Nandedkar, D.B. Sanders, and B. Falck, "Quantitative motor unit potential analysis", *J Clin. Neurophysiol.*, vol. 13, no. 5, pp. 401-422, 1996.
- [14] E. Stalberg and H. Erdem, "Quantitative motor unit potential analysis in routine", *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 42, no. 7, pp. 433-442, 2002.
- [15] R.A. Conwit, D. Stashuk, B. Tracy, M. McHugh, W.F. Brown, and E.J. Metter, "The relationship of motor unit size, firing rate and force", *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, no. 7, pp. 1270-1275, 1999.
- [16] A. Holobar and D. Zazula, "Correlation-based decomposition of surface electromyograms at low contraction forces", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 42, no. 4, pp. 487-495, 2004.
- [17] R.A. Conwit, D. Stashuk, B. Tracy, M. McHugh, W.F. Brown, and E.J. Metter, "The relationship of motor unit size, firing rate and force," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, no. 7, pp. 1270-1275, 1999.
- [18] T.J. Doherty and D.W. Stashuk, "Decomposition-based quantitative electromyography: methods and initial normative data in five muscles," *Muscle Nerve*, vol. 28, no. 2, pp. 204-211, 2003.
- [19] D. Stashuk and G.M. Paoli, "Robust supervised classification of motor unit action potentials", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 36, no. 1, pp. 75-82, 1998.
- [20] D.W. Stashuk, "Detecting single fiber contributions to motor unit action potentials", *Muscle Nerve*, vol. 22, no. 2, pp. 218-229, 1999.
- [21] D.C. Preston and B.E. Shapiro, "Electromyography and Neuromuscular Disorders Clinical-Electrophysiologic Correlations" 2<sup>nd</sup> edition, Butterworth-Heinemann, 1998.
- [22] D. Zazula and A. Holobar, "An approach to surface EMG decomposition based on higher-order cumulants," *Comput. Methods Programs Biomed*, vol. 80, pp. 51-60, 2005.
- [23] H.J. Lehmann and W. Tackmann, "Neurographic analysis of trains of frequent electric stimuli in the diagnosis of peripheral nerve diseases. Investigations in the carpal tunnel syndrome," *Eur. Neurol.*, vol. 12, no. 5-6, pp. 293-308, 1974.
- [24] F. Buchthal, "Electromyography in muscle diseases", *Tidsskr. Nor Laegeforen.*, vol. 91, no. 11, pp. 785-786, 1971.



- [25] R. Kadefors, M. Forsman, B. Zoega, and P. Herberts, "Recruitment of low threshold motor-units in the trapezius muscle in different static arm positions", *Ergonomics*, vol. 42, no. 2, pp. 359-375, 1999.
- [26] R.S. LeFever, A.P. Xenakis, and C.J. De Luca, "A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials--Part II: Execution and test for accuracy", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 29, no. 3, pp. 158-164, 1982.
- [27] F. Buchthal and P. Rosenfalck, "Action potential parameters in different human muscles", *Acta Psychiatr. Neurol. Scand.*, vol. 30, no. 1-2, pp. 125-131, 1955.
- [28] G. Sacco, F. Buchthal, and P. Rosenfalck, "Motor unit potentials at different ages", *Arch. Neurol.*, vol. 6, pp. 366-373, 1962.
- [29] H.P. Clamann, "Statistical analysis of motor unit firing patterns in a human skeletal muscle", *Biophys. J*, vol. 9, no. 10, pp. 1233-1251, 1969.
- [30] R.S. Person and L.P. Kudina, "Discharge frequency and discharge pattern of human motor units during voluntary contraction of muscle", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 32, no. 5, pp. 471-483, 1972.
- [31] H.S. Milner-Brown, R.B. Stein, and R. Yemm, "The contractile properties of human motor units during voluntary isometric contractions", *J Physiol*, vol. 228, no. 2, pp. 285-306, 1973.
- [32] L.J. Leifer, "Nerve fiber conduction velocity distributions: motor nerve studies using collision neurography", *Prog. Clin. Biol. Res.*, vol. 52, pp. 233-263, 1981.
- [33] H.P. Clamann, "Statistical analysis of motor unit firing patterns in a human skeletal muscle", *Biophys. J*, vol. 9, no. 10, pp. 1233-1251, 1969.
- [34] H.S. Milner-Brown, R.B. Stein, and R.G. Lee, "Contractile and electrical properties of human motor units in neuropathies and motor neurone disease", *J Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 37, no. 6, pp. 670-676, 1974.
- [35] R.S. Person and L.P. Kudina, "Discharge frequency and discharge pattern of human motor units during voluntary contraction of muscle", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 32, no. 5, pp. 471-483, 1972.
- [36] D.W. Stashuk, "Detecting single fiber contributions to motor unit action potentials", *Muscle Nerve*, vol. 22, no. 2, pp. 218-229, 1999.
- [37] L.J. Dorfman and K.C. McGill, AAEE minimonograph #29: "Automatic quantitative electromyography", *Muscle and Nerve*, vol. 11, pp. 804-818, 1988.



- [38] Δ. Κουτσούρης, Σ. Παυλόπουλος, Α. Πρέντζα, "Εισαγωγή στη Βιοϊατρική Τεχνολογία και Ανάλυση Ιατρικών Σημάτων", Εκδόσεις Τζιόλα, 2003.
- [39] Δ. Κουτσούρης, Σ. Μπαρμπουνάκη, Μ. Χαρίτου, "Ηλεκτρομηχανική των Βιολογικών ρευστών", Εκδόσεις Τζιόλα, 2003.
- [40] J.V. Basmajian and C.J. DeLuca, "Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography", 5th edition ed William and Wilkins, 1985.
- [41] J.C. King, D. Dumitru, and S.D. Nandedkar, "Concentric and single fibre electrode spatial recording characteristics", Muscle Nerve, vol. 20, pp. 1525-1533, 1997.
- [42] C.D. Katsis, C.G. Ntouvas, and C. Bafas, "Assessment of Muscle Fatigue During Driving Using Surface EMG", Proc. of the 2nd International Conference Biomedical Engineering, Austria, pp. 259-262, 2004.
- [43] C.L. Nikias and M.R. Raghuveer, "Bispectrum estimation: A digital signal processing framework", pp. 869-891, 1987.
- [44] G.R. Cram, G.S. Kasman, and J. Holtz, Introduction to Surface Electromyography. Maryland: Aspen Publishers Inc, 1998.
- [45] R.. Kleissen, J.H. Buurke, J. Harlaar, and G. Zilvold, "Electromyography in the biomechanical analysis of human movement and its clinical application", Gait Posture, vol. 8, no. 2, pp. 143-158, 1998.
- [46] S. Shahid, "Higher Order Statistics Techniques Applied to EMG Signal Analysis and Characterization", University of Limerick, 2004.
- [47] J.V. Basmajian, W.J. Forrest, and G. Shine, "A simple connector for fine-wire EMG electrodes", J Appl. Physiol, vol. 21, no. 5, p. 1680, 1966.
- [48] J.V. Basmajian and J.W. Bentzon, "An electromyographic study of certain muscles of the leg and foot in the standing position", Surg. Gynecol. Obstet., vol. 98, no. 6, pp. 662-666, 1954.
- [49] C.K. Fernando and J.V. Basmajian, "Biofeedback in physical medicine and rehabilitation", Biofeedback Self Regul., vol. 3, no. 4, pp. 435-455, 1978.
- [50] M. Milner, J.V. Basmajian, and A.O. Quanbury, "Multifactorial analysis of walking by electromyography and computer", Am. J Phys. Med, vol. 50, no. 5, pp. 235-258, 1971.
- [51] C.K. Fernando and J.V. Basmajian, "Biofeedback in physical medicine and rehabilitation," Biofeedback Self Regul., vol. 3, no. 4, pp. 435-455, 1978.
- [52] S. Ferguson and G. Dunlop, "Grasp Recognition From Myoelectric Signals", Muscle and Nerve, vol. 31, pp. 78-83, 2002.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2<sup>ο</sup>

### ΠΟΣΟΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

#### 2.1 Δυσκολίες που εμφανίζονται κατά την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος

Η ανάλυση ενός ηλεκτρομυογραφικού σήματος, αναφέρεται στην ανίχνευση και αναγνώριση των κινητικών δυναμικών, από όλες τις κινητικές μονάδες που βρίσκονται στην περιοχή καταγραφής του χρησιμοποιούμενου ηλεκτροδίου. Σε περίπτωση που δύο ή περισσότερες κινητικές μονάδες εκφορτίζονται ταυτόχρονα, τα παραγόμενα υπερκαλυπτόμενα ή σύνθετα κινητικά δυναμικά θα πρέπει να εντοπίζονται ώστε το αποτέλεσμα της ποσοτικής ανάλυσης να μας δίνει τις παραμέτρους των κινητικών δυναμικών που συνθέτουν το ηλεκτρομυογράφημα.

Το γεγονός ότι υπάρχει μεγάλη ποικιλία μορφών στις ηλεκτρομυογραφικές κυματομορφές, σε συνδυασμό με το μεγάλο εύρος τιμών των χαρακτηριστικών των κινητικών δυναμικών κάνει την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος πιο δύσκολη ενώ παράλληλα καθίσταται αδύνατη η «τέλεια» ανάλυση του σήματος. Ειδικότερα εντοπίζονται οι ακόλουθες δυσκολίες:

- **Μεταβολές στην «πολυπλοκότητα» του σήματος.** Με την αύξηση του επίπεδου μυϊκής σύσπασης, περισσότερες μυϊκές ίνες εκφορτίζονται με αποτέλεσμα να δημιουργείται πιο πολύπλοκο σήμα. Πολλές νευρομυϊκές παθήσεις έχουν ως





αποτέλεσμα οι ασθενείς να δυσκολεύονται να διατηρήσουν χαμηλό και σταθερό επίπεδο μυϊκής σύσπασης κατά τη διάρκεια της καταγραφής. Στο Σχήμα 2.1 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα «απλού» και ενός πιο «πολύπλοκου» ηλεκτρομυογραφήματος.

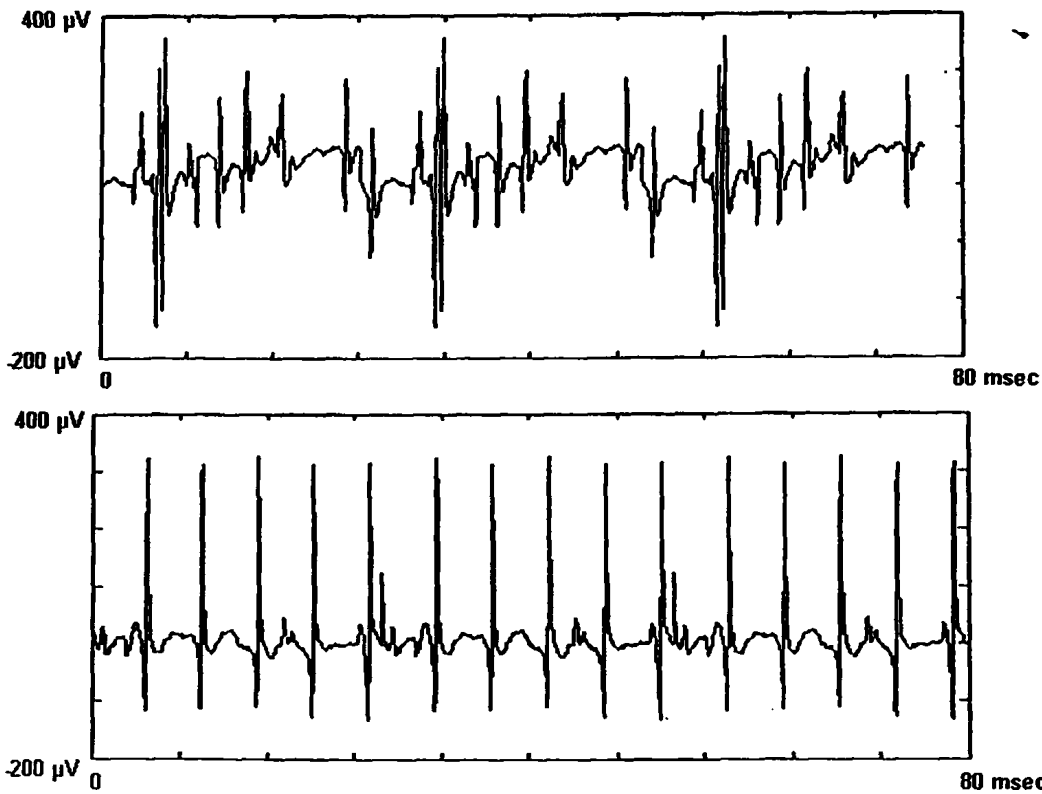
- **Μεταβολές στο πλάτος.** Τα κινητικά δυναμικά μικρού πλάτους είναι χαρακτηριστικά στις μυογενείς παθήσεις. Πολλές φορές το πλάτος τους είναι μικρότερο από 100μV με αποτέλεσμα το σήμα να έχει πολύ χαμηλό λόγο σήματος/θορύβου (signal to noise ratio). Αντίθετα στις νευρογενείς παθήσεις το πλάτος μερικές φορές μπορεί να φτάσει ή και να ξεπεράσει τα 1000μV (Σχήμα 2.2).

Επιπλέον η ποικιλία στη μορφή των κινητικών δυναμικών ενός ηλεκτρομυογραφήματος είναι μεγάλη. Η ποικιλία αυτή εντοπίζεται ιδιαίτερα στην διαφορά στο πλάτος που εμφανίζουν διαφορετικά κινητικά δυναμικά. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα όταν έχουμε υπέρθεση μικρών και μεγάλων κινητικών δυναμικών να είναι πολύ δύσκολος ο εντοπισμός (απομόνωση) των πρώτων.

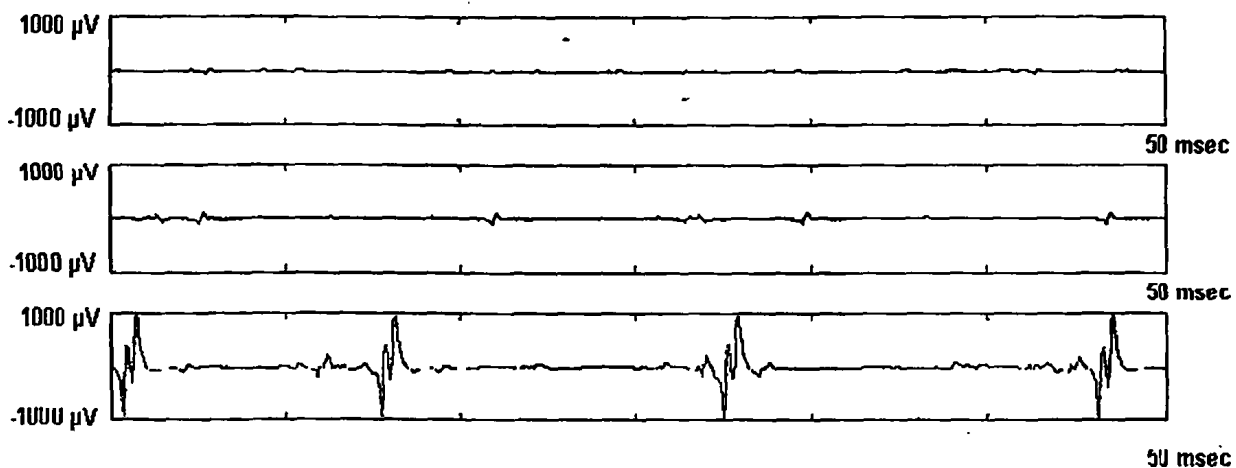
## 2.2 Η διαγνωστική σημασία του Ηλεκτρομυογραφήματος

Παρά το γεγονός ότι οι βιοηλεκτρικές ιδιότητες των περιφερικών νεύρων και των γραμμωτών μυών είχαν ανακαλυφθεί πολύ παλιότερα (όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 1), η χρήση της ηλεκτροδιάγνωσης για κλινικούς σκοπούς χρονολογείται πολύ αργότερα [1]. Οι βασικές ηλεκτροδιαγνωστικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται ακόμη και σήμερα είναι:





Σχήμα 2.1 Δύο σήματα τα οποία έχουν καταγραφεί με το ίδιο ηλεκτρόδιο και θέση αλλά σε διαφορετικό επίπεδο μυϊκής σύσπασης. Το πρώτο σήμα καταγράφηκε σε επίπεδο 15% της μέγιστης μυϊκής σύσπασης (maximum voluntary contraction MVC) και το δεύτερο σε επίπεδο 5 % MVC.



Σχήμα 2.2 Τρία ηλεκτρομυογραφικά σήματα που αναπαριστούν τη μεγάλη διακύμανση στο πλάτος των κινητικών δυναμικών. Το πρώτο ηλεκτρομυογράφημα (επάνω) είναι ενδεικτικό ατόμου που πάσχει από μυοπάθεια (πολύ χαμηλό πλάτος). Το δεύτερο (μεσαίο) είναι φυσιολογικό ενώ το τρίτο (κάτω) προέρχεται από άτομο που πάσχει από νευροπάθεια και εμφανίζει μεγάλο πλάτος. Η ενίσχυση του σήματος είναι η ίδια και στις τρεις περιπτώσεις.

- Ο Έλεγχος της διεγερσιμότητας ή ερεθιστικότητας του κινητικού νεύρου και του μυός.

- Η μέτρηση της ταχύτητας αγωγής της νευρικής ώσης.
- Η μελέτη και αξιολόγηση της ηλεκτρομυογραφικής κυματομορφής.

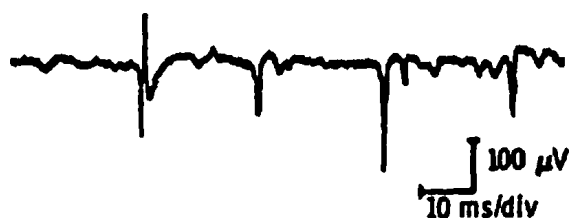
Οι τρεις αυτές βασικές μέθοδοι θεωρούνται συμπληρωματικές μεταξύ τους στην ηλεκτροδιάγνωση των λειτουργικών διαταραχών του νευρομυϊκού συστήματος, επειδή η κάθε μία από αυτές παρέχει πληροφορίες που αφορούν διαφορετικά χαρακτηριστικά του συστήματος. Σημαντική πληροφορία στη διαφορική διάγνωση μεταξύ νευρογενών και μυογενών βλαβών των σκελετικών μυών προσφέρει η μελέτη της ηλεκτρομυογραφικής κυματομορφής και ιδιαίτερα των χαρακτηριστικών των δυναμικών των κινητικών μονάδων.

Το Ηλεκτρομυογράφημα της ενδογενούς νευρομυϊκής δραστηριότητας μας παρέχει πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την ακεραιότητα της λειτουργικής επαφής του κινητικού νεύρου με τον αντίστοιχο μυ, τις διαταραχές από βλάβες του κινητικού νευρώνα και τις μυογενείς βλάβες των σκελετικών μυών. Για κάθε μια από τις παραπάνω περιπτώσεις εμφανίζονται χαρακτηριστικές αλλοιώσεις της κυματομορφής. Στη συνέχεια αναλύεται η κάθε μια περίπτωση χωριστά:

### 2.2.1 Διακοπή της κινητικής νεύρωσης του μυός και βλάβες του κινητικού νευρώνα (νευρογενείς βλάβες)

Η παθολογική αυτή κατάσταση χαρακτηρίζεται από την απουσία της φυσιολογικής και την εμφάνιση αυτόματης ηλεκτρομυογραφικής δραστηριότητας. Ο όρος αυτόματη ηλεκτρομυογραφική δραστηριότητα αναφέρεται σε δυναμικά μικρού πλάτους (ινδικά δυναμικά) τα οποία εμφανίζονται στο ηλεκτρομυογράφημα σε μηδενικό επίπεδο μυϊκής σύσπασης όπως απεικονίζονται στο Σχήμα 2.3.





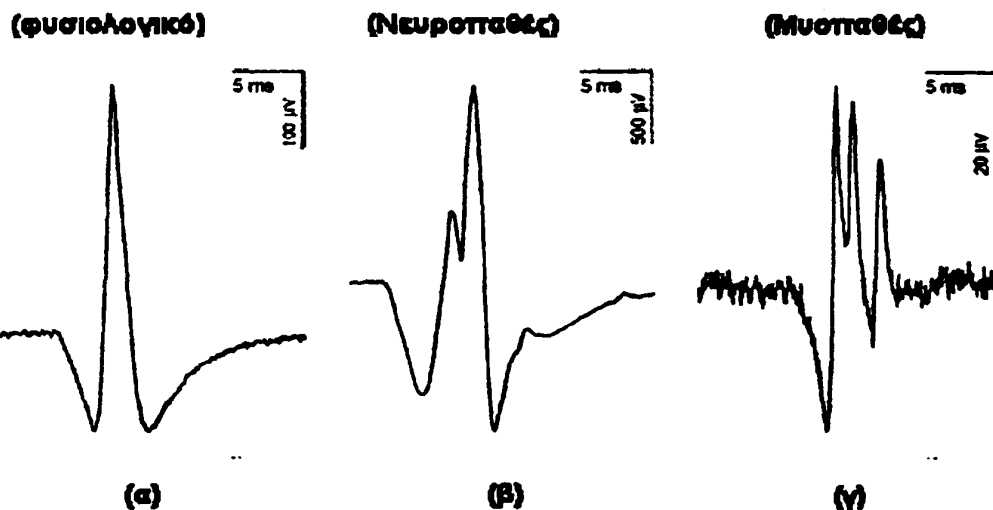
**Σχήμα 2. 3** Χαρακτηριστική μορφή αυτόματης παθολογικής δραστηριότητας που εμφανίζεται σε περιπτώσεις βλαβών των κινητικών νευρώνων.

Επιπλέον σε περίπτωση βλάβης του κινητικού νευρώνα εκτός από την αυτόματη παθολογική δραστηριότητα παρατηρούνται και αλλοιώσεις στις παραμέτρους των δυναμικών των κινητικών μονάδων στο ηλεκτρομυογράφημα της εκούσιας μυϊκής δραστηριότητας. Ειδικότερα εμφανίζονται δυναμικά κινητικών μονάδων με πλάτος και διάρκεια μεγαλύτερη από τα φυσιολογικά καθώς επίσης και μεγάλο αριθμό φάσεων (>4).

### 2.2.2 Μυογενείς βλάβες

Η συμβολή της ηλεκτρομυογραφικής μελέτης στη διάγνωση των μυοπαθειών είναι ιδιαίτερα σημαντική. Στην κατηγορία αυτή εμφανίζονται χαρακτηριστικές μεταβολές: (α) Στη συνολική εμφανιζόμενη ηλεκτρομυογραφική δραστηριότητα και (β) στη μορφή των μεμονωμένων δυναμικών των κινητικών μονάδων. Παρατηρούνται δυναμικά τα οποία έχουν συνήθως μικρό πλάτος και διάρκεια (δυναμικά άτυπης μορφής).

Ενδεικτικές μεταβολές στη μορφολογία μεταξύ «φυσιολογικών», «μυοπαθών» και «νευροπαθών» κινητικών δυναμικών απεικονίζονται στο Σχήμα 2.4.



Σχήμα 2. 4 (α) φυσιολογικό κινητικό δυναμικό προερχόμενο από ενδομυϊκό ηλεκτρομυογράφημα (έσω πλατύς) 56-χρονου άνδρα, (β) νευροπαθές κινητικό δυναμικό ενδομυϊκού ηλεκτρομυογραφήματος (έσω πλατύς) 65-χρονου άνδρα, (γ) μυοπαθές κινητικό δυναμικό ενδομυϊκού ηλεκτρομυογραφήματος (δελτοειδούς) 41χρονης γυναίκας.

Από τις τρεις ηλεκτροδιαγνωστικές μεθόδους που αναφέρθηκαν προηγουμένως, η μέτρηση της ταχύτητας αγωγής των περιφερικών νεύρων και ο έλεγχος της διεγερσιμότητας του κινητικού νεύρου και του μύος, είναι από τη φύση τους αντικειμενικές, αφού οδηγούν σε ποσοτικά δεδομένα (ταχύτητα αγωγής, καμπύλη έντασης-διάρκειας). Η τρίτη όμως μέθοδος, η μελέτη της ηλεκτρομυογραφικής κυματομορφής είναι μάλλον υποκειμενική, αφού γίνεται με την καταγραφή του ανεπεξέργαστου (raw) ηλεκτρομυογραφικού σήματος και στη συνέχεια με την ποιοτική (υποκειμενική) αξιολόγησή του με επισκόπηση της κυματομορφής. Όταν το επίπεδο της μυϊκής σύσπασης είναι χαμηλό τότε τα ανεξάρτητα κινητικά δυναμικά είναι «εύκολα» διαχωρίσιμα αφού μερικές μόνο κινητικές μονάδες είναι ενεργές. Καθώς το επίπεδο της μυϊκής σύσπασης αυξάνεται, στρατολογούνται περισσότερες κινητικές μονάδες με αποτέλεσμα να προκαλούνται περισσότερα κινητικά δυναμικά πολλά εκ των οποίων αλληλεπικαλύπτονται. Δημιουργείται επομένως μια σύνθετη κυματομορφή παρεμβολής [2] στην οποία οι νευροφυσιολόγοι δεν μπορούν πάντα με αξιοπιστία να ανιχνεύσουν τις ανεξάρτητες κυματομορφές των κινητικών δυναμικών. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω η

λειτουργία των μυών και των νευρικών κυττάρων επηρεάζεται στις νευρομυϊκές παθήσεις με αποτέλεσμα να παρατηρούνται μεταβολές στη μορφολογία των κινητικών δυναμικών.

Στην κλινική ρουτίνα τα μοναδικά μέσα που διαθέτουν οι νευροφυσιολόγοι για τον εντοπισμό των κινητικών δυναμικών είναι η οθόνη ενός παλμογράφου και τα ηχητικά χαρακτηριστικά (των κινητικών δυναμικών). Χρησιμοποιώντας τα παραπάνω μέσα, ένας έμπειρος νευροφυσιολόγος μπορεί να διαγνώσει τις νευρομυϊκές παθήσεις. Τα βασικά μειονεκτήματα της ποιοτικής ηλεκτρομυογραφίας είναι τα ακόλουθα:

- Η υποκειμενικότητα στον υπολογισμό των χαρακτηριστικών των κινητικών δυναμικών
- Ο βαθμός αξιοπιστίας της αξιολόγησης της μορφής του σήματος εξαρτάται άμεσα από την εμπειρία του ιατρού. Επιπλέον απαιτούνται πολλά χρόνια εκπαίδευσης και πείρας προκειμένου ο νευροφυσιολόγος να είναι σε θέση να διαχωρίσει φυσιολογικά από παθολογικά ευρήματα [2-5].
- Η αδυναμία δημιουργίας μιας βάσης δεδομένων στην οποία θα αποθηκεύονται και θα επεξεργάζονται οι τιμές των χαρακτηριστικών των κινητικών δυναμικών
- Η υποκειμενική εκτίμηση των ιδιοτήτων των κινητικών δυναμικών δεν είναι πάντα αρκετή για τον εντοπισμό λιγότερο εμφανών παθολογικών καταστάσεων [6].

Από νωρίς λοιπόν φάνηκε η ανάγκη εφαρμογής τρόπων ανάλυσης και αξιολόγησης του ηλεκτρομυογραφήματος, που οδηγεί σε πιο αντικειμενικά αποτελέσματα, τα οποία είναι πιο αξιόπιστα, άμεσα συγκρίσιμα, χρήσιμα για στατιστική επεξεργασία (και εξαγωγή συμπερασμάτων) και συνεπώς γενικότερα αποδεκτά. Επομένως για την αποτελεσματική εκτίμηση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος είναι απαραίτητο ένα αυτόματο και αξιόπιστο



σύστημα το οποίο αναλύει το σήμα στα επιμέρους κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελείται. Το ερευνητικό αυτό πεδίο αναφέρεται συνήθως στη διεθνή βιβλιογραφία με τον όρο ποσοτική ανάλυση ηλεκτρομυογραφήματος (quantitative electromyography).

## 2.3 Ποσοτική ανάλυση Ηλεκτρομυογραφήματος

### 2.3.1 Βασικές προϋποθέσεις

Η ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος είναι η διαδικασία εκείνη κατά την οποία η σύνθετη ηλεκτρομυογραφική κύματομορφή παρεμβολής αναλύεται στα επιμέρους κινητικά δυναμικά τα οποία την απαρτίζουν. Οι δύο βασικές προϋποθέσεις προκειμένου να επιτύχουμε σωστή ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος είναι ότι: (α) όλες οι εκπομπές των κινητικών δυναμικών που συνιστούν τη σχηματομορφή παρεμβολής μπορούν να εντοπιστούν, και (β) ότι κάθε εντοπισμένο κινητικό δυναμικό μπορεί να συσχετιστεί με την κινητική μονάδα που το εξέπεμψε. Η διαδικασία αυτή απαιτεί μεθόδους για την ανίχνευση και την «αναγνώριση» των κινητικών δυναμικών. Για την ανίχνευση των κινητικών δυναμικών (που παράγονται από μια κινητική μονάδα) χρησιμοποιούνται συνήθως μορφολογικά χαρακτηριστικά των κυματομορφών τους. Για την αναγνώριση των ανιχνευμένων κινητικών δυναμικών (που παράχθηκαν από την ίδια κινητική μονάδα) υποθέτουμε ότι τα κινητικά δυναμικά τα οποία εκπέμπονται από μια κινητική μονάδα εμφανίζουν ομοιότητες στη μορφή τους και διαφέρουν από τα κινητικά δυναμικά τα οποία εκπέμπονται από άλλες κινητικές μονάδες. Επιπλέον για να αναγνωρίσουμε τα κινητικά δυναμικά απαιτείται αυτά να εκπέμπονται από τις κινητικές μονάδες πολλές φορές, έτσι ώστε να μπορούμε να εξάγουμε αντιπροσωπευτικές μορφές (template MUAPs) για τα κινητικά δυναμικά που εκπέμπονται από κάθε κινητική μονάδα. Τα



στάδια και οι περιορισμοί που συνιστούν τον σχεδιασμό και τη χρήση των συστημάτων ποσοτικής ανάλυσης του ηλεκτρομυογραφικού σήματος καθώς και η βιβλιογραφική ανασκόπηση για κάθε ένα από τα στάδια αυτά περιγράφονται στις επόμενες ενότητες του κεφαλαίου.

### 2.3.2 Πρωτόκολλο λήψης ηλεκτρομυογραφικού σήματος

Ο τύπος και η τοποθέτηση του ηλεκτροδίου, το είδος του εξεταζόμενου μυ και το επίπεδο μυϊκής σύσπασης αποτελούν τους σημαντικότερους παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν τη πολυπλοκότητα και κατά συνέπεια την ικανότητα ανάλυσης του λαμβανόμενου σήματος. Προκειμένου να επιτύχουμε υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο το ηλεκτρόδιο συνήθως τοποθετείται αρχικά σε μυ ο οποίος συσπάται σε πολύ χαμηλό ποσοστό σε τέτοια θέση ώστε να ανιχνεύουμε κινητικά δυναμικά μεγάλου πλάτους. Με τη διαδικασία αυτή επιτυγχάνουμε το ηλεκτρόδιο να βρίσκεται κοντά στις μυϊκές ίνες οι οποίες στη συνέχεια όταν αυξηθεί το ποσοστό σύσπασης θα στρατολογηθούν και θα δημιουργήσουν το σύνθετο ηλεκτρομυογραφικό σήμα. Στη συνέχεια ο ασθενής αυξάνει σταδιακά το ποσοστό σύσπασης μέχρις ότου φτάσουμε το επιθυμητό επίπεδο το οποίο διαφέρει ανάλογα με το χρησιμοποιούμενο πειραματικό πρωτόκολλο. Η πολυπλοκότητα του σήματος σε καθορισμένο ποσοστό σύσπασης (% MVC) σχετίζεται με έναν αριθμό φυσιολογικών παραμέτρων όπως ο αριθμός των κινητικών μονάδων στο μυ, η διάμετρος και η πυκνότητα των μυϊκών ινών, καθώς και το κατώφλι στρατολόγησης των κινητικών μονάδων. Έτσι, για συγκρίσιμα επίπεδα σύσπασης, μικρότεροι μύες θα παρουσιάζουν πιο σύνθετες ηλεκτρομυογραφικές καταγραφές [7,8].



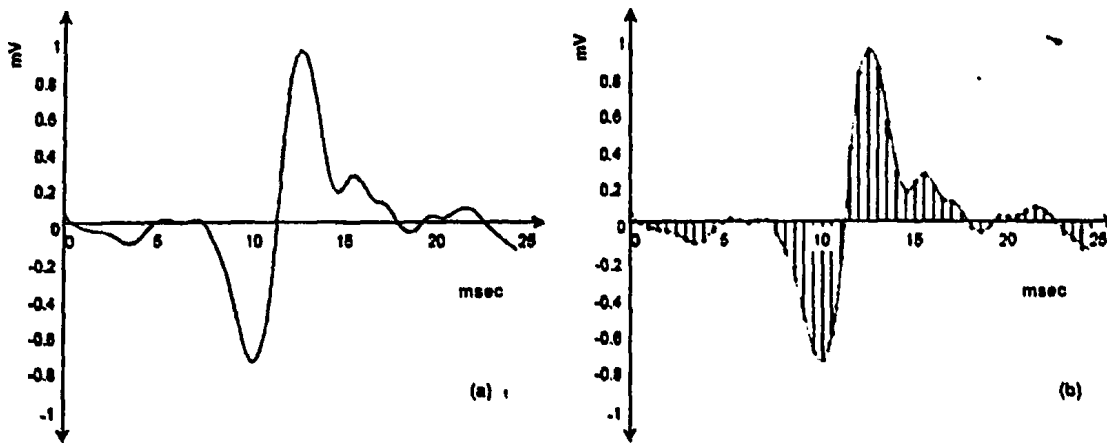


### 2.3.3 Επιλογή κατάλληλου ρυθμού δειγματοληψίας

Όλες οι σύγχρονες προσεγγίσεις για την ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος στηρίζονται σε αλγόριθμους οι οποίοι εκτελούνται από υπολογιστές, συνεπώς είναι αναγκαία η μετατροπή των αναλογικών σημάτων που συλλέγονται από τα ηλεκτρόδια σε μια ακολουθία αριθμών. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται ψηφιοποίηση και επιτυγχάνεται συνηθέστερα μέσω συστήματος μετατροπής σήματος από αναλογικό σε ψηφιακό (A/D converter). Η διαδικασία της μετατροπής συνίσταται στη λήψη διαδοχικών διακριτών τιμών από το αναλογικό σήμα σε τακτά χρονικά διαστήματα (κάθε τέτοιο χρονικό διάστημα ονομάζεται περίοδος δειγματοληψίας). Το αποτέλεσμα είναι ένα σύνολο σημείων, η ένωση των οποίων σχηματίζει την καμπύλη που αντιστοιχεί στο αναλογικό σήμα χωρίς σημαντική απώλεια πληροφοριών. Ο αριθμός των δειγμάτων που λαμβάνονται από το αναλογικό σήμα στη μονάδα του χρόνου κατά τη μετατροπή του σε ψηφιακό ονομάζεται συχνότητα δειγματοληψίας. Η εφαρμογή της διαδικασίας αυτής σε ένα κινητικό δυναμικό ηλεκτρομυογραφικού σήματος απεικονίζεται στο Σχήμα 2.5.

Η συχνότητα δειγματοληψίας (sampling rate) του σήματος επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την πληροφορία που περιέχεται στο σήμα. Η γνώση της ελάχιστης αποδεκτής συχνότητας δειγματοληψίας ενός σήματος προκειμένου να έχουμε σωστή «αναπαραγωγή» από την αρχική αναλογική του μορφή είναι σημαντικός παράγοντας κατά τη διαδικασία ψηφιοποίησης ενός σήματος και προκύπτει από το θεώρημα δειγματοληψίας (θεώρημα Nyquist). Σύμφωνα με το θεώρημα Nyquist, η συχνότητα δειγματοληψίας του αναλογικού σήματος κατά τη μετατροπή του σε ψηφιακό πρέπει να είναι μεγαλύτερη ή τουλάχιστον ίση ή μεγαλύτερη από το διπλάσιο της μέγιστης συχνότητας που εμπεριέχεται στο αναλογικό σήμα, έτσι ώστε στη συνέχεια να μπορεί να αναπαραχθεί και πάλι σωστά από το ψηφιακό σήμα.





Σχήμα 2.5 (α) Τυπικό αναλογικό ΗΜΓ σήμα. (β) Τα σημεία δειγματοληψίας τα οποία συνιστούν το ψηφιακό του ανάλογο. Ο χρησιμοποιούμενος ρυθμός δειγματοληψίας είναι 2ΚHz.

Οι τυπικές τιμές εύρους συχνοτήτων για το επιφανειακό ηλεκτρομυογράφημα είναι 0-1000Hz, συνεπώς η συχνότητα δειγματοληψίας θα πρέπει να είναι μεγαλύτερη από 500Hz. Αντίστοιχα στο ενδομυϊκό ηλεκτρομυογράφημα οι τυπικές τιμές εύρους συχνοτήτων είναι στην περιοχή 3Hz-10ΚHz και ο ελάχιστος ρυθμός δειγματοληψίας είναι 20ΚHz [9].

### 2.3.4 Κατάτμηση ηλεκτρομυογραφικού σήματος (εντοπισμών κινητικών δυναμικών)

Το πρώτο βήμα για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος είναι η ανίχνευση όλων των κινητικών δυναμικών τα οποία εκπέμπονται από τις κινητικές μονάδες κατά τη διάρκεια της λήψης του σήματος. Ωστόσο, τα κινητικά δυναμικά που προκύπτουν από κινητικές μονάδες οι οποίες δεν περιέχουν ίνες κοντά στην περιοχή καταγραφής του ηλεκτροδίου έχουν χαμηλό πλάτος και αποτελούνται κυρίως από χαμηλές συχνότητες εξαιτίας του φίλτραρίσματος που προκαλείται από το λιπώδη ιστό. Επομένως, τα κινητικά αυτά δυναμικά είναι δύσκολο να εντοπιστούν. Στη βιβλιογραφία αναφέρονται αρκετές μέθοδοι που αντιμετωπίζουν αυτό το πρόβλημα. Όλες οι μέθοδοι στηρίζονται στον καθορισμό κάποιων

κατωφλίων ανίχνευσης. Οι περισσότερες από αυτές χρησιμοποιούν συγκεκριμένες τιμές κατωφλίων και όταν μια περιοχή του σήματος έχει τιμή που υπερβαίνει το κατώφλι εντοπισμού τότε αυτή αυτόματα γίνεται αντιληπτή ως υποψήφιο κινητικό δυναμικό (candidate MUAP) [10-16]. Αντίθετα, άλλες μέθοδοι επιλέγουν παράθυρα μεταβλητού μήκους τα οποία αποτελούν περιοχές ενδιαφέροντος (περιέχουν πλήθος κινητικών δυναμικών) [17-23]. Ωστόσο τα εντοπισμένα υποψήφια κινητικά δυναμικά μπορεί να είναι είτε μεμονωμένα κινητικά δυναμικά είτε σύνθετα (superimposed) κινητικά δυναμικά τα οποία προκύπτουν όταν δύο ή περισσότερες κινητικές μονάδες εκπέμπουν ταυτόχρονα. Για να έχουμε σωστή κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών στις κινητικές μονάδες οι οποίες τα εκπέμπουν απαιτείται επιπλέον η ανάλυση των σύνθετων κινητικών δυναμικών στα επιμέρους απλά κινητικά δυναμικά από τα οποία απαρτίζονται [11].

### 2.3.5 Ανάλυση των σύνθετων (superimposed) κινητικών δυναμικών

Κατά τη διάρκεια της μυϊκής σύσπασης οι κινητικές μονάδες εκπέμπουν ασύγχρονα και με μεταβλητούς ρυθμούς εκπομπής (firing rates), ανάλογα με το κατώφλι στρατολόγησης των κινητικών μονάδων και το επίπεδο της παραγόμενης μυϊκής σύσπασης. Όταν δύο ή περισσότερες κινητικές μονάδες εκφορτίζονται ταυτόχρονα ή σε πολύ κοντινά χρονικά διαστήματα (<10 msec), τα ανιχνευόμενα δυναμικά είναι το αλγεβρικό άθροισμα των ανεξάρτητων δυναμικών που προκύπτουν από τις κινητικές αυτές μονάδες. Τα δυναμικά αυτά περιγράφονται στη βιβλιογραφία με τον όρο σύνθετα ή μεικτά κινητικά δυναμικά (superimposed motor unit action potentials). Προκειμένου να έχουμε πλήρη ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος στα κινητικά δυναμικά από τα οποία απαρτίζεται, δεν αρκεί ο εντοπισμός των περιοχών ενδιαφέροντος (υποψήφια κινητικά δυναμικά) αλλά θα πρέπει να γίνει και ανάλυση των σύνθετων κινητικών δυναμικών.

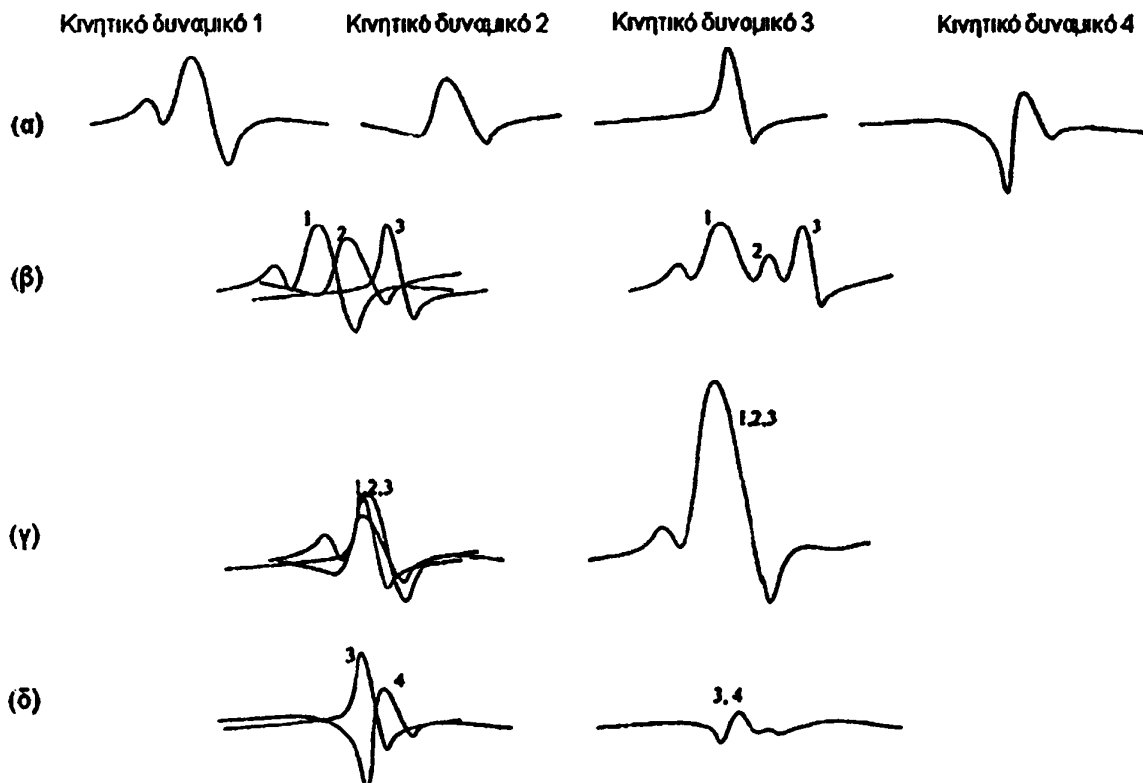


Οι τύποι των μεικτών κινητικών δυναμικών που παρατηρούνται είναι οι ακόλουθοι:

- **Μερική υπέρθεση (partially superimposed MUAPs):** κατά την οποία τα κινητικά δυναμικά υπερκαλύπτονται τμηματικά έτσι ώστε οι κορυφές τους να μπορούν να διακρίνονται.
- **Πλήρης υπέρθεση (completely superimposed MUAPs):** κατά την οποία οι κορυφές των κινητικών δυναμικών δημιουργούν μια κυματομορφή μεγάλου πλάτους.
- **Υπέρθεση ακύρωσης (destructively superimposed MUAPs):** κατά την οποία τα κινητικά δυναμικά υπερκαλύπτονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε όταν οι κορυφές τους αθροίζονται να ακυρώνουν η μία την άλλη ώστε πρακτικά να εμφανίζεται ένα δυναμικό πολύ μικρού πλάτους (της τάξεως μερικών  $\mu V$ ).

Στο Σχήμα 2.6 απεικονίζονται παραδείγματα υπέρθεσης κινητικών δυναμικών.





**Σχήμα 2.6** Σύνθετα κινητικά δυναμικά. Διακρίνονται 4 κυματομορφές κινητικών δυναμικών και 3 διαφορετικά είδη υπέρθεσης: (α) Οι κυματομορφές των κινητικών δυναμικών, (β) μερική υπέρθεση κινητικών δυναμικών, (γ) πλήρης υπέρθεση κινητικών δυναμικών και (δ) υπέρθεση ακύρωσης κινητικών δυναμικών.

Οι προτεινόμενες μέθοδοι για την ανάλυση των σύνθετων κινητικών δυναμικών χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: Η πρώτη από αυτές ονομάζεται προσέγγιση απομάκρυνσης ή διαδοχική προσέγγιση (peel-off or sequential approach). Ουσιαστικά στηρίζεται στο ταίριασμα (matching) των κινητικών δυναμικών (ένα κάθε φορά) με τη σύνθετη κυματομορφή ή με κάποια υπολειπόμενη μορφή της. Έχουν προταθεί αλγόριθμοι που κάνουν χρήση της προσέγγισης απομάκρυνσης [11, 18-20, 24-31]. Οι αλγόριθμοι αυτοί διαφέρουν στο πως εντοπίζουν τα υποψήφια κινητικά δυναμικά, τον τρόπο και τη σειρά με την οποία απομακρύνουν τα πρότυπα κινητικά δυναμικά από τη σύνθετη κυματομορφή, καθώς και τα κατώφλια που χρησιμοποιούν για την ανάλυση.

Η δεύτερη ομάδα μεθόδων ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών, αναφέρεται σε μεθόδους μοντελοποίησης. Ουσιαστικά αυτές οι προσεγγίσεις στηρίζονται στη σύνθεση μεικτών κυματομορφών οι οποίες προκύπτουν αθροίζοντας συνδυασμούς πρότυπων κυματομορφών σε διαφορετικές φάσεις. Η σύνθεση των μοντέλων και η σύγκριση των μεικτών κυματομορφών που προκύπτουν με τα σύνθετα κινητικά δυναμικά του υπό ανάλυση ηλεκτρομυογραφήματος συνεχίζεται μέχρι να προκύψει ικανοποιητικό ταίριασμα μεταξύ τους. Έχουν παρουσιαστεί αρκετές τεχνικές μοντελοποίησης [15-17, 32-34]. Όλες αυτές οι τεχνικές παρουσιάζουν το μειονέκτημα ότι είναι χρονοβόρες και επιπλέον προκειμένου να απλουστεύσουν το προς επίλυση πρόβλημα θεωρούν ότι ο μέγιστος αριθμός των πρότυπων κινητικών δυναμικών που μπορεί να περιέχει ένα σύνθετο κινητικό δυναμικό είναι δύο ή τρεις. Αντίστοιχα οι μέθοδοι που στηρίζονται στην προσέγγιση απομάκρυνσης ενώ είναι υπολογιστικά πολύ γρήγορες και δεν θέτουν περιορισμό στο μέγιστο αριθμό απλών κινητικών δυναμικών που μπορούν να συνιστούν ένα μεικτό κινητικό δυναμικό, παρουσιάζουν χαμηλή απόδοση στις περιπτώσεις υπερθέσεων ακύρωσης.

### 2.3.6 Κατηγοριοποίηση (classification) των κινητικών δυναμικών

Οι περισσότερες από τις πιο πρόσφατες μεθόδους ανάλυσης του ηλεκτρομυογραφικού σήματος, χρησιμοποιούν χαρακτηριστικά τα οποία εξάγονται από τα κινητικά δυναμικά ή και από το πρότυπο διέγερσης του εξεταζόμενου σήματος. Στόχος είναι η επίλυση ενός προβλήματος κατηγοριοποίησης [35]. Συνήθως για την επίλυση του προβλήματος αυτού (κατηγοριοποίηση των εξαγόμενων κινητικών δυναμικών στις κινητικές μονάδες από τις οποίες εκπέμπονται) χρησιμοποιούνται τεχνικές κατηγοριοποίησης με επίβλεψη (supervised) ή χωρίς επίβλεψη (unsupervised) καθώς και συνδυασμοί τους [36].



Οι LeFever και De Luca [30,31] ανέπτυξαν τεχνική ανάλυσης η οποία αναγνωρίζει και κατηγοριοποιεί τα κινητικά δυναμικά βασιζόμενη τόσο στην ταύτιση προτύπων (template matching) των κυματομορφών όσο και σε στατιστική ανάλυση χαρακτηριστικών εξαγόμενων από το πρότυπο διέγερσης του εξεταζόμενου ηλεκτρομυογραφήματος. Η μέθοδος χρησιμοποιεί πολλαπλά κανάλια καταγραφής σημάτων τα οποία έχουν ληφθεί κατά τη διάρκεια της εκούσιας σύσπασης. Ωστόσο δεν μπορεί να αναλύσει σήματα τα οποία περιέχουν μεγάλο αριθμό ομάδων κινητικών δυναμικών (μέχρι 8) ενώ η δυνατότητά της να αναλύσει τα σύνθετα κινητικά δυναμικά (superimposed) στα επιμέρους απλά από τα οποία αποτελείται είναι περιορισμένη.

Οι Loudon et al. χρησιμοποίησαν σύστημα το οποίο στηρίζεται σε κανόνες το οποίο ονόμασαν DEMGES (decomposition of EMG expert system) [22]. Το σύστημα αναλύει αυτόματα ηλεκτρομυογραφικά σήματα τα οποία καταγράφονται σε επίπεδο μέχρι 20% του μέγιστου επιπέδου σύσπασης (MVC maximum voluntary contraction). Τα μη σύνθετα κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιούνται χρησιμοποιώντας στατιστικές μεθόδους ενώ τα σύνθετα κινητικά δυναμικά αναλύονται στα επιμέρους απλά από τα οποία αποτελούνται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο κανόνων που έχουν προκύψει έπειτα από συζήτηση με ειδικούς.

Οι Nawab et al. [37] υλοποίησαν σύστημα το οποίο επίσης στηρίζεται σε κανόνες για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος. Το σύστημα επιτυγχάνει υψηλότερη ακρίβεια στην ανάλυση από την προηγούμενη μέθοδο, ωστόσο προκειμένου να είναι επιτυχής η μέθοδος χρησιμοποιούνται ηλεκτρομυογραφήματα πολλαπλών καναλιών γεγονός που καθιστά τη μέθοδο δύσχρηστη στην κλινική πρακτική όπου συνήθως χρησιμοποιούνται μονοκαναλικές καταγραφές.



Πρόσφατα άρχισαν να χρησιμοποιούνται Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (TNN) για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών. Τα TNN παρουσιάζουν πληθώρα πλεονεκτημάτων όπως προσαρμοστικότητα (μεταβάλλοντας τα βάρη των νευρώνων και των συνδέσεών τους) και ανεκτικότητα σε θόρυβο. Ο Spitzer [38] καθώς και οι Hassoun et al. [39,40] δημιούργησαν ένα σύστημα για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος το οποίο ονόμασαν NNERVE (Neural Network Extraction of Repetitive Vectors for Electromyography) ικανό να αναλύει σήματα τα οποία περιέχουν μέχρι 11 διαφορετικές ομάδες κινητικών δυναμικών. Στο σύστημα αυτό χρησιμοποιείται διαδικασία μάθησης χωρίς επίβλεψη η οποία στηρίζεται στον αλγόριθμο οπισθοδρομικής διάδοσης του σφάλματος (back-propagation algorithm) για την κατηγοριοποίηση χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο τεσσάρων επιπέδων. Το διάνυσμα εισόδου είναι 50 δείγματα (samples) από τις κυματομορφές των κινητικών δυναμικών. Το δεύτερο επίπεδο χρησιμοποιείται για την «εξαγωγή χαρακτηριστικών» και αποτελείται από 6, 8 ή 10 νευρώνες. Το τρίτο επίπεδο λειτουργεί ως κωδικοποιητής (encoder) και αποτελείται από 4, 8, 12 ή 16 νευρώνες. Το τελευταίο επίπεδο αποτελείται από 50 νευρώνες και σε αυτό τα κωδικοποιημένα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί νωρίτερα μετασχηματίζονται σε μια ομάδα χαρακτηριστικών τα οποία αντιπροσωπεύουν τις κυματομορφές των κινητικών δυναμικών εισόδου. Το μεγάλο μειονέκτημα του συστήματος NNERVE είναι η μεγάλη υπολογιστική ισχύς που απαιτείται λόγω της σύνθετης αρχιτεκτονικής του και ο μεγάλος υπολογιστικός χρόνος που απαιτείται για την εκπαίδευσή του.

Εκτός από τα χαρακτηριστικά τα οποία εξάγονται στο πεδίο του χρόνου, μερικές μέθοδοι ανάλυσης χρησιμοποιούν χαρακτηριστικά από το πεδίο των συχνοτήτων καθώς και wavelets. Οι McGill et al. [15,34] πρότειναν ένα διαφορετικό τρόπο ταύτισης προτύπων ο οποίος στηρίζεται στους συντελεστές του μετασχηματισμού Fourier. Υλοποίησαν ένα σύστημα

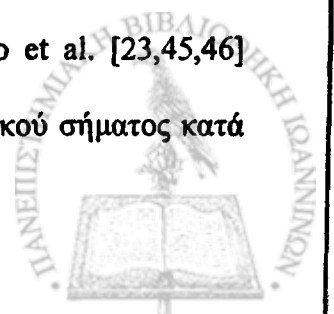




ανάλυσης ηλεκτρομυογραφικού σήματος το οποίο και ονόμασαν ADEMG [15] που έχει τη δυνατότητα να εξάγει μέχρι 15 ομάδες κινητικών δυναμικών από ηλεκτρομυογραφικά σήματα τα οποία λαμβάνονται κατά τη διάρκεια εκούσιας μυϊκής σύσπασης επιπέδου μέχρι 30% MVC. Μετά την εξαγωγή των κινητικών δυναμικών το ADEMG εξετάζει τα πρότυπα διέγερσής τους για να επικυρώσει την ορθή κατηγοριοποίησή τους. Το σύστημα έχει σχεδιαστεί ώστε να είναι γρήγορο και να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην κλινική πράξη.

Οι Stashuk και De Bruin [41-43] υλοποίησαν μέθοδο για την ανάλυση ηλεκτρομυογραφήματος μονήρους ίνας (single fiber EMG signal) η οποία στηρίζεται σε τεχνικές ταύτισης φάσματος ισχύος (power spectrum matching). Οι εξαγόμενοι συντελεστές χρησιμοποιούνται ως χαρακτηριστικά τα οποία αντιπροσωπεύουν τα κινητικά δυναμικά. Οι καταγραφές του ηλεκτρομυογραφήματος γίνονται κατά τη διάρκεια σταθερής εκούσιας σύσπασης έως 50% MVC. Η αναφερόμενη ακρίβεια της μεθόδου ως προς τον εντοπισμό των κινητικών δυναμικών είναι 95%. Παρότι η μέθοδος παρουσιάζει υψηλή ακρίβεια το βασικό της μειονέκτημα ήταν ότι απαιτεί μη συμβατικά ηλεκτρόδια και επιπλέον δεν παρέχει τη δυνατότητα ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών.

Τα χαρακτηριστικά που εξάγονται με τη χρήση μετασχηματισμού wavelet χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος από τους Fang et al. [24,44], προτείνοντας μια τεχνική για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών και την ανάλυση των σύνθετων δυναμικών χρησιμοποιώντας ταύτιση προτύπων (template matching) στο πεδίο χρόνος-κλίμακα (wavelet domain) και χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο πλησιέστερου γείτονα (nearest neighborhood algorithm) για κατηγοριοποίηση. Η προτεινόμενη τεχνική δεν είναι κατάλληλη για ανάλυση σε πραγματικό χρόνο και επιπλέον δεν είναι αυτόματη και απαιτεί παρέμβαση από το χρήστη. Οι Zennaro et al. [23,45,46] πρότειναν μια τεχνική για την ανάλυση πολυκαναλικού ηλεκτρομυογραφικού σήματος κατά



την οποία η κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών στηρίζεται σε ταύτιση προτύπων των συντελεστών wavelet.

Για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος έχουν χρησιμοποιηθεί ακόμη τεχνικές ασαφούς λογικής (fuzzy logic). Οι Chauvet et al. [47] πρότειναν μια μέθοδο κατηγοριοποίησης χρησιμοποιώντας έναν επαναληπτικό αλγόριθμο που κάνει χρήση τεχνικών ασαφούς λογικής και μπορεί να αναλύσει ηλεκτρομυογραφικό σήμα το οποίο έχει καταγραφεί κατά τη διάρκεια χαμηλού επιπέδου μυϊκής σύσπασης εφόσον αποτελείται από λιγότερες από 6 ομάδες κινητικών δυναμικών. Η διαδικασία της κατηγοριοποίησης στηρίζεται σε μεταβλητές εισόδου οι οποίες προκύπτουν από το πρότυπο διέγερσης των κινητικών δυναμικών.

Τέλος έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία μη γραμμικές μέθοδοι για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος. Οι Plevin Halombag και Zazula [48-50] χρησιμοποίησαν τη μη γραμμική μέθοδο βελτιστοποίησης μέσω ελαχίστων τετραγώνων ροπών υψηλής τάξης (non-linear least mean square –LMS- optimization of higher-order cumulants). Η ανάλυσή τους στηρίζεται στις ροπές τρίτης τάξεως (third order cumulants) των οποίων οι τιμές εισάγονται ως συντελεστές ενός μη γραμμικού συστήματος εξισώσεων. Το σύστημα επιλύεται με χρήση τεχνικής γραμμικής βελτιστοποίησης μέσω ελαχίστων τετραγώνων. Στην προτεινόμενη μέθοδο χρησιμοποιείται μοντέλο πολλαπλών εισόδων και εξόδων το οποίο περιγράφει την επαλληλία (imposition) των κινητικών δυναμικών σε ένα ηλεκτρομυογραφικό σήμα.



### 2.3.7 Ομαδοποίηση (clustering) των κινητικών δυναμικών

Οι προσεγγίσεις για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη ενότητα παρουσιάζουν το βασικό μειονέκτημα ότι απαιτούν παρέμβαση από το χρήστη ο οποίος έπρεπε να ορίσει τις κινητικές μονάδες που εκπέμπουν τα κινητικά δυναμικά (δηλαδή τον αριθμό και τις κλάσεις του προβλήματος ταξινόμησης). Προκειμένου να έχουμε αυτόματες μεθόδους ανάλυσης του ηλεκτρομυογραφικού σήματος αντιλαμβανόμαστε ότι είναι απαραίτητη η χρήση αλγορίθμων ομαδοποίησης (clustering algorithms).

Σε γενικές γραμμές ομαδοποίηση ονομάζουμε την διαδικασία εκείνη κατά την οποία καταθέτουμε ένα πλήθος αντικειμένων σε ένα αριθμό ομάδων (clusters) κατά τέτοιο τρόπο ώστε κάθε μέλος μιας ομάδας «μοιάζει» περισσότερο με τα μέλη της ομάδας του από οποιοδήποτε μέλος κάθε άλλης από τις υπόλοιπες ομάδες. Κατά τη διαδικασία ομαδοποίησης τα κέντρα και ο ακριβής αριθμός των ομάδων δεν είναι γνωστά εκ των προτέρων.

Σε κάθε cluster τα στοιχεία που περιέχονται σε αυτό παρουσιάζουν ομοιότητα μεταξύ τους και αυτό είναι βασικό για να ορισθεί ένα ξεχωριστό cluster. Συνεπώς, για όλες τις τεχνικές clustering είναι σημαντικό να ορίζεται ένα μέτρο ομοιότητας μεταξύ δύο στοιχείων από το χώρο δεδομένων. Θεωρώντας δύο στοιχεία  $x, y \in R^k$  των οποίων τα χαρακτηριστικά περιγράφονται από συνεχείς τιμές, τα πλέον γνωστά μέτρα που χρησιμοποιούνται για να εκφράσουν την ομοιότητά τους παρουσιάζονται παρακάτω:

(α) Η Ευκλείδεια απόσταση που ορίζεται ως:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2}, \quad (2.1)$$



(β) η απόσταση Manhattan η οποία ορίζεται ως:

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^k |x_i - y_i|, \quad (2.2)$$

και (γ) το μέγιστο της διαφοράς σε κάθε διάσταση:

$$D(x, y) = \max_{i=1}^k |x_i - y_i|, \quad (2.3)$$

όπου  $x_i$  και  $y_i$  είναι οι συνιστώσες των σημείων  $x$  και  $y$  σε χώρο  $k$  διαστάσεων.

Η ευκλείδεια απόσταση χρησιμοποιείται ευρέως σε προβλήματα μικρής διάστασης και έχει καλά αποτελέσματα όταν κατηγοριοποιούνται δεδομένα σε συμπαγή και αρκετά απομονωμένα clusters. Ένα πρόβλημα που παρουσιάζει είναι ότι σε μεγαλύτερο αριθμό διαστάσεων το χαρακτηριστικό το οποίο παρουσιάζει την μεγαλύτερη διαφοροποίηση από τα άλλα κυριαρχεί και αποπροσανατολίζει το τελικό αποτέλεσμα.

Οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης χωρίζονται στις ακόλουθες βασικές κατηγορίες:

- **Συγκεντρωτικοί και Διαχωριστικοί (Agglomerative and Divisive).** Η διαφοροποίηση των ειδών αυτών σχετίζεται με την λειτουργία και τις δομές του αλγορίθμου. Στην πρώτη περίπτωση ο αλγόριθμος ξεκινά θεωρώντας κάθε στοιχείο ως ένα ξεχωριστό cluster, και προχωρά συγχωνεύοντας στοιχεία και clusters μέχρι να ικανοποιηθεί κάποια συνθήκη. Στην περίπτωση ενός διαχωριστικού αλγορίθμου, όλα τα στοιχεία θεωρούνται ότι ανήκουν σε ένα cluster και ακολουθείται μια συνεχής διάσπαση του cluster αυτού σε υπο clusters μέχρι να ικανοποιηθεί η συνθήκη τερματισμού.
- **Αυξητικοί και μη αυξητικοί αλγόριθμοι (Incremental and non- Incremental).** Η διαφορά μεταξύ αυξητικών και μη αυξητικών αλγορίθμων χαρακτηρίζεται από την σειριακή ή ταυτόχρονη χρησιμοποίηση των χαρακτηριστικών των στοιχείων κατά την διαδικασία του clustering. Οι περισσότεροι αλγόριθμοι είναι μη αυξητικοί, κάτι που



σημαίνει ότι όλα τα χαρακτηριστικά των στοιχείων συμμετέχουν κάθε φορά στον καθορισμό της απόστασης του στοιχείου από κάποιο άλλο. Ένας αυξητικός αλγόριθμος λαμβάνει υπόψη του μόνο ένα χαρακτηριστικό τη φορά και πραγματοποιεί ομαδοποιήσεις με βάση το χαρακτηριστικό αυτό. Σε επόμενη επανάληψη χρησιμοποιεί άλλο χαρακτηριστικό και διαχωρίζει τις ήδη υπάρχουσες ομάδες.

- **Ντετερμινιστικοί και Στοχαστικοί (Deterministic and Stochastic).** Με τον όρο ντετερμινιστικοί αλγόριθμοι εννοούμε όλους εκείνους τους αλγόριθμους στους οποίους τα βήματα που θα εκτελεστούν είναι καθορισμένα και εξαρτώνται μόνο από τα δεδομένα εισόδου που παρέχονται στον αλγόριθμο κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του σε αντίθεση με τους στοχαστικούς αλγόριθμους οι οποίοι πραγματοποιούν τυχαίες επιλογές κατά τη διάρκεια εκτέλεσής τους.
- **Σαφείς και ασαφείς αλγόριθμοι (hard and fuzzy).** Ένας hard αλγόριθμος τοποθετεί ένα πρότυπο σε ένα μόνο cluster, σε αντίθεση με τους fuzzy αλγόριθμους οι οποίοι προσφέρουν επιπλέον πληροφορία προσδίδοντας το βαθμό συμμετοχής ενός προτύπου σε κάθε cluster.

Στην περίπτωση του ηλεκτρομυογραφήματος ένας αλγόριθμος ομαδοποίησης έχει διττό σκοπό.

- Την εύρεση του ακριβούς αριθμού των κινητικών μονάδων που συνεισφέρουν στη σύνθεση του ηλεκτρομυογραφήματος
- Την ορθή κατανομή των ανιχνευμένων κινητικών δυναμικών στην κινητική μονάδα από την οποία εκπέμπονται.



Η μεγάλη πλειοψηφία των εργασιών που αναφέρονται στη βιβλιογραφία για την ομαδοποίηση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος χρησιμοποιούν σαφείς αλγόριθμους ομαδοποίησης [11,17,20,22,24,33,35,51,52]. Οι Christodoulou and Pattichis [11] για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος χρησιμοποίησαν ανταγωνιστικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και αυτοοργανούμενους χάρτες Kohonen (Kohonen self organizing maps) για την ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος. Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε ηλεκτρομυογραφήματα τα οποία πάρθηκαν από το βραχιόνιο δικέφαλο (biceps brachii) κατά τη διάρκεια μυϊκής σύσπασης χαμηλής έντασης ενώ ο αναφερόμενος βαθμός επιτυχίας (success rate) είναι ιδιαίτερα υψηλός (97,6%). Οι Stashuk και Qu [53] πρότειναν μια τεχνική κατά την οποία χρησιμοποιούσαν χαρακτηριστικά από τη μορφή και το ρυθμό εκπομπής ενός μέρους των ανιχνευμένων κινητικών δυναμικών για την ομαδοποίηση των κινητικών δυναμικών.

Το μεγαλύτερο πρόβλημα στη διαδικασία ομαδοποίησης των κινητικών δυναμικών του ηλεκτρομυογραφικού σήματος είναι η ύπαρξη των σύνθετων (superimposed) κινητικών δυναμικών. Αυτό οφείλεται στο ότι τα σύνθετα κινητικά δυναμικά (δηλαδή τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά τους) δεν πρέπει να λαμβάνονται υπόψη στη διαδικασία ενημέρωσης των κέντρων των clusters. Για το λόγο αυτό πολλές μέθοδοι χρησιμοποιούν εκ των προτέρων (a priori) καθορισμένα κατώφλια τα οποία συνήθως στηρίζονται σε κριτήρια ομοιότητας των κινητικών δυναμικών [11,16,31,54,55]. Αντίθετα άλλες μέθοδοι χρησιμοποιούν κατώφλια τα οποία μεταβάλλονται ανάλογα από το προς ανάλυση ηλεκτρομυογράφημα [17,22,35,39,40,53]. Σε γενικές γραμμές οι μέθοδοι οι οποίες καθοδηγούνται από τα δεδομένα (data driven) παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα σε μεγαλύτερο πλήθος ηλεκτρομυογραφικών σημάτων.



## 2.4 Συμπεράσματα

Η ανάλυση του ενδομυϊκού ηλεκτρομυογραφικού σήματος αποτελεί ανοιχτό ερευνητικό πεδίο το οποίο απασχολεί μεγάλο αριθμό ερευνητών τα τελευταία σαράντα χρόνια. Αρχικά η όλη διαδικασία ήταν εξαιρετικά χρονοβόρα και γινόταν χειροκίνητα απαιτώντας φωτογραφική καταγραφή και επιλογή των προς ανάλυση κινητικών δυναμικών [56-59], όμως η εξέλιξη στην τεχνολογία των υπολογιστών και των ηλεκτρονικών συστημάτων επέφεραν σημαντική πρόοδο στην αυτοματοποίησή της. Ωστόσο, ακόμη και οι σύγχρονοι αλγόριθμοι που έχουν αναπτυχθεί παρουσιάζουν περιορισμούς οι οποίοι εμποδίζουν την ευρεία αποδοχή και τη διάδοση της ποσοτικής ανάλυσης του ηλεκτρομυογραφήματος στην κλινική ρουτίνα. Για παράδειγμα πολλές από τις μεθόδους που έχουν σχεδιαστεί μέχρι τώρα περιορίζονται σε πολύ χαμηλά επίπεδα μυϊκής σύσπασης [16,32-35]. Άλλες πάλι μέθοδοι απαιτούν ειδικά ηλεκτρόδια [15-16,33-34,60] ή ενώ μπορούν να αναλύσουν πιο σύνθετα σήματα είναι εξαιρετικά χρονοβόρες [30-31] ή είναι δύσχρηστες [24,25] απαιτώντας πάρα πολλές πληροφορίες από το χρήστη.

Σε γενικές γραμμές μια μέθοδος ανάλυσης ηλεκτρομυογραφήματος θα πρέπει να παρουσιάζει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Αυτόματη διαδικασία ανάλυσης με όσο γίνεται μικρότερη παρέμβαση από το χρήστη
- Υψηλή απόδοση για μεγάλο εύρος ηλεκτρομυογραφικών σημάτων.
- Ταχύτητα και συνεπώς χαμηλό υπολογιστικό κόστος
- Ικανότητα υπολογισμού του αριθμού των κινητικών μονάδων που συμβάλουν στο ηλεκτρομυογραφικό σήμα



- Ικανότητα ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών στα επιμέρους απλά από τα οποία αποτελούνται.
- Χρήση ελάχιστου αριθμού κατωφλίων.

Με βάση τα παραπάνω επιθυμητά χαρακτηριστικά αναπτύχθηκε μέθοδος για την αυτόματη ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος η οποία παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 3.

## 2.5 Βιβλιογραφία

- [1] S. Light, "Notes on physical medicine in Europe in 1952", Am. J Phys. Med, vol. 32, no. 1, pp. 1-12, 1953.
- [2] A. Fuglsang-Frederiksen, "The utility of interference pattern analysis", Muscle Nerve, vol. 23, no. 1, pp. 18-36, 2000.
- [3] A. Fuglsang-Frederiksen, "The role of different EMG methods in evaluating myopathy," Clin. Neurophysiol., vol. 117, no. 6, pp. 1173-1189, 2006.
- [4] B. Johnsen, A. Fuglsang-Frederiksen, S. Vingtoft, P. Fawcett, R. Liguori, W. Nix, G. Otte, J. Proenca, I. Schofield, and G. Sieben., "Differences in the handling of the EMG examination at seven European laboratories", Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol., vol. 93, no. 2, pp. 155-158, 1994.
- [5] S. Vingtoft, A. Fuglsang-Frederiksen, J. Ronager, J. Petrera, B. Stigsby, R.G. Willison, J.A. Jarratt, P.R. Fawcett, I.S. Schofield, and G. Otte., "KANDID an EMG decision support system evaluated in a European multicenter trial", Muscle Nerve, vol. 16, no. 5, pp. 520-529, 1993.
- [6] I. Takehara, J. Chu, T.C. Li, and I. Schwartz, "Reliability of quantitative motor unit action potential parameters", Muscle Nerve, vol. 30, no. 1, pp. 111-113, 2004.
- [7] J.V. Basmajian and C.J. DeLuca, "Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography", 5th edition, William and Wilkins, 1985.
- [8] C.K. Fernando and J.V. Basmajian, "Biofeedback in physical medicine and rehabilitation", Biofeedback Self Regul., vol. 3, no. 4, pp. 435-455, 1978.

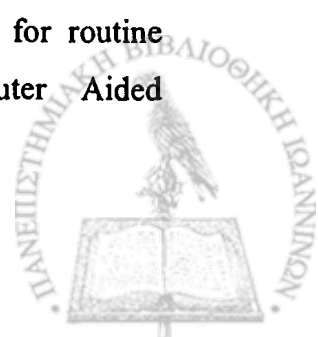




- [9] J.D. Bronzino, "Biomedical Engineering Handbook", CRC Press, Inc, Corporate Blvd , NW, Boca Raton, USA, 1999.
- [10] S. Andreassen, "Methods for computer-aided measurement of motor unit parameters", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Suppl*, vol. 39, pp. 13-20, 1987.
- [11] C.I. Christodoulou and C.S. Pattichis, "Unsupervised pattern recognition for the classification of EMG signals", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 46, no. 2, pp. 169-178, 1999.
- [12] L.J. Dorfman and K.C. McGill, "AAEE minimonograph #29: automatic quantitative electromyography", *Muscle Nerve*, vol. 11, no. 8, pp. 804-818, 1988.
- [13] L.J. Dorfman and L.R. Robinson, "AAEM minimonograph #47: normative data in electrodiagnostic medicine", *Muscle Nerve*, vol. 20, no. 1, pp. 4-14, 1997.
- [14] B. Falck, E. Stalberg, S. Stalberg, and M. Astrom, "Multi-MUP EMG analysis in clinical routine", *Neurol. Neurochir. Pol.*, vol. 30 Suppl 3, pp. 55-70, 1996.
- [15] K.C. McGill, K.L. Cummins, and L.J. Dorfman, "Automatic decomposition of the clinical electromyogram", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 32, no. 7, pp. 470-477, 1985.
- [16] K.C. McGill and L.J. Dorfman, "Automatic decomposition electromyography (ADEMG): validation and normative data in brachial biceps", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 61, no. 5, pp. 453-461, 1985.
- [17] A. Gerber, R.M. Studer, R.J. de Figueiredo, and G.S. Moschytz, "A new framework and computer program for quantitative EMG signal analysis", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 31, no. 12, pp. 857-863, 1984.
- [18] P. Guiheneuc, "Automatic detection and pattern recognition of motor unit potentials", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Suppl*, vol. 39, pp. 21-26, 1987.
- [19] P. Guiheneuc, S. Nguyen, Y. Pereon, and R. Genet, "Signal processing in electromyography: a review," *Neurophysiol. Clin.*, vol. 27, no. 6, pp. 445-470, 1997.
- [20] R. Kadefors, M. Forsman, B. Zoega, and P. Herberts, "Recruitment of low threshold motor-units in the trapezius muscle in different static arm positions", *Ergonomics*, vol. 42, no. 2, pp. 359-375, 1999.
- [21] T. Kitahara, M. Schnoz, T. Laubli, P. Wellig, and H. Krueger, "Motor-unit activity in the trapezius muscle during rest, while inputting data, and during fast finger tapping", *Eur. J Appl. Physiol*, vol. 83, no. 2-3, pp. 181-189, 2000.



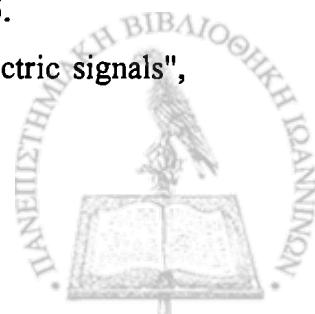
- [22] G.H. Loudon, N.B. Jones, and A.S. Sehmi, "New signal processing techniques for the decomposition of EMG signals", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 30, no. 6, pp. 591-599, 1992.
- [23] D. Zennaro, P. Wellig, V.M. Koch, G.S. Moschytz, and T. Laubli, "A software package for the decomposition of long-term multichannel EMG signals using wavelet coefficients," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 50, no. 1, pp. 58-69, 2003.
- [24] J. Fang, G.C. Agarwal, and B.T. Shahani, "Decomposition of multiunit electromyographic signals", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 46, no. 6, pp. 685-697, 1999.
- [25] Y. Masakado, Y. Noda, M. Nagata, A. Kimura, N. Chino and K. Akaboshi, " Macro-EMG and motor unit recruitment threshold: differences between the young and the aged", *Neuroscience Letters* vol. 179, no. 26, pp. 1-4, 1994.
- [26] P. Guiheneuc, "Electrophysiological investigation of polyneuropathies," *Rev. Prat.*, vol. 42, no. 1, pp. 18-26, 1992.
- [27] R. Kadefors, M. Forsman, B. Zoega, and P. Herberts, "Recruitment of low threshold - motor-units in the trapezius muscle in different static arm positions", *Ergonomics*, vol. 42, no. 2, pp. 359-375, 1999.
- [28] L. Lindstrom, R. Kadefors, and I. Petersen, "An electromyographic index for localized muscle fatigue", *J Appl. Physiol*, vol. 43, no. 4, pp. 750-754, 1977.
- [29] U. Lundberg, R. Kadefors, B. Melin, G. Palmerud, P. Hassmen, M. Engstrom, and I.E. Dohns, "Psychophysiological stress and EMG activity of the trapezius muscle", *Int J Behav. Med*, vol. 1, no. 4, pp. 354-370, 1994.
- [30] R.S. LeFever, A.P. Xenakis, and C.J. De Luca, "A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials Part II: Execution and test for accuracy", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 29, no. 3, pp. 158-164, 1982.
- [31] R.S. LeFever and C.J. De Luca, "A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials Part I: Technique, theory, and implementation", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 29, no. 3, pp. 149-157, 1982.
- [32] R.J. DeFigueiredo and A. Gerder, "Separation of superimposed signals by a cross-correlation method," *IEEE Trans Acoustics, SpeechSignal Processing*, vol. 31, pp. 1084-1089, 1983.
- [33] W.F. Haas and M. Meyer, "An automatic EMG decomposition system for routine clinical examination and clinical research - ARTMUP", *Computer Aided Electromyography and Expert Systems*, pp. 67-81, 1989.



- [34] K.C. McGill, "A method for quantitating the clinical Electromyogram", Stanford University, Stanford, 1984.
- [35] M. Nikolic, J.A. Sorensen, K. Dahl, and C. Krarup, "Detailed analysis of motor unit activity", 19th Int. Conf. IEEE Eng. in Med. and Biol., pp. 1257-1260, 1997.
- [36] D. Stashuk and G.M. Paoli, "Robust supervised classification of motor unit action potentials," *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 36, no. 1, pp. 75-82, 1998.
- [37] S.H. Nawab, R. Wotiz, and C.J. De Luca, "Improved resolution of pulse superpositions in a knowledge-based system EMG decomposition", pp. 69-71, 2004.
- [38] A.R. Spitzer, C. Wang, J. Luo, R. Ward, and M.H. Hassoun, "Quantitative computer analysis of the sounds of isolated motor unit action potentials," *Neurology*, vol. 42, no. 4, pp. 868-874, 1992.
- [39] M.H. Hassoun, C. Wang, and A.R. Spitzer, "NNERVE: neural network extraction of repetitive vectors for electromyography--Part II: Performance analysis", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 41, no. 11, pp. 1053-1061, 1994.
- [40] M.H. Hassoun, C. Wang, and A.R. Spitzer, "NNERVE: neural network extraction of repetitive vectors for electromyography--Part I: Algorithm," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 41, no. 11, pp. 1039-1052, 1994.
- [41] D.W. Stashuk, "Detecting single fiber contributions to motor unit action potentials," *Muscle Nerve*, vol. 22, no. 2, pp. 218-229, 1999.
- [42] D.W. Stashuk, "Decomposition and quantitative analysis of clinical electromyographic signals", *Med Eng Phys.*, vol. 21, no. 6-7, pp. 389-404, 1999.
- [43] D. Stashuk and B.H. De, "Automatic decomposition of selective needle-detected myoelectric signals", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 35, no. 1, pp. 1-10, 1988.
- [44] J. Fang and G.C. Agarwal, "Decomposition of multiunit electromyogram signals", pp. 1253-1256, 1997.
- [45] D. Zennaro, T. Laubli, D. Krebs, A. Klipstein, and H. Krueger, "Continuous, intermitted and sporadic motor unit activity in the trapezius muscle during prolonged computer work", *J Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 13, no. 2, pp. 113-124, 2003.
- [46] D. Zennaro, T. Laubli, and H. Krueger, "Motor unit identification in two neighboring recording positions of the human trapezius muscle during prolonged computer work," *Eur. J Appl. Physiol*, vol. 89, no. 6, pp. 526-535, 2003.



- [47] E. Chauvet, O. Fokapu, J.Y. Hogrel, D. Gamet, and J. Duchene, "Automatic identification of motor unit action potential trains from electromyographic signals using fuzzy techniques", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 41, no. 6, pp. 646-653, 2003.
- [48] E. Plevin and D. Zazula, "Decomposition of surface EMG signals using non-linear LMS optimisation of higherorder cumulants", pp. 149-154, 2002.
- [49] A. Holobar and D. Zazula, "Correlation-based decomposition of surface electromyograms at low contraction forces," *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 42, no. 4, pp. 487-495, 2004.
- [50] D. Zazula and A. Holobar, "An approach to surface EMG decomposition based on higher-order cumulants," *Comput. Methods Programs Biomed*, vol. 80 Suppl 1, p. 51-60, 2005.
- [51] C.J. DeLuca, "Precision decomposition of EMG signals", *Meth. Clin. Neurophysiol*, vol. 4, pp. 1-28, 1993.
- [52] R.L. Joynt, R.F. Erlandson, S.J. Wu, and C.M. Wang, "Electromyography interference - pattern decomposition," *Arch. Phys. Med Rehabil.*, vol. 72, no. 8, pp. 567-572, 1991.
- [53] D. Stashuk and Y. Qu, "Adaptive motor unit action potential clustering using shape and temporal information", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 34, no. 1, pp. 41-49, 1996.
- [54] C.S. Pattichis, C.N. Schizas, and L.T. Middleton, "Neural network models in EMG diagnosis", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 42, pp. 486-496, 1995.
- [55] E. Stalberg, B. Falck, M. Sonoo, S. Stalberg, and M. Astrom, "Multi-MUP EMG analysis--a two year experience in daily clinical work", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 97, no. 3, pp. 145-154, 1995.
- [56] F. Buchthal, "Fundamentals and clinical significance of electromyography", *Verh. Dtsch. Ges. Inn. Med*, vol. 71, pp. 139-160, 1965.
- [57] F. Buchthal, "Electromyography in muscle diseases", *Tidsskr. Nor Laegeforen.*, vol. 91, no. 11, pp. 785-786, 1971.
- [58] F. Buchthal, P. Pinell, and P. Rosenfalck, "Action potential parameters in normal human muscle and their physiological determinants", *Acta Physiol Scand.*, vol. 32, no. 2-3, pp. 219-229, 1954.
- [59] F. Buchthal and P. Rosenfalck, "Action potential parameters in different human muscles", *Acta Psychiatr. Neurol. Scand.*, vol. 30, no. 2, pp. 125-131, 1955.
- [60] R. Merletti, M. Knaflitz, and C. J. DeLuca, "Electrically evoked myoelectric signals", *Crit Rev. Biomed Eng*, vol. 19, no. 4, pp. 293-340, 1992.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3<sup>ο</sup>

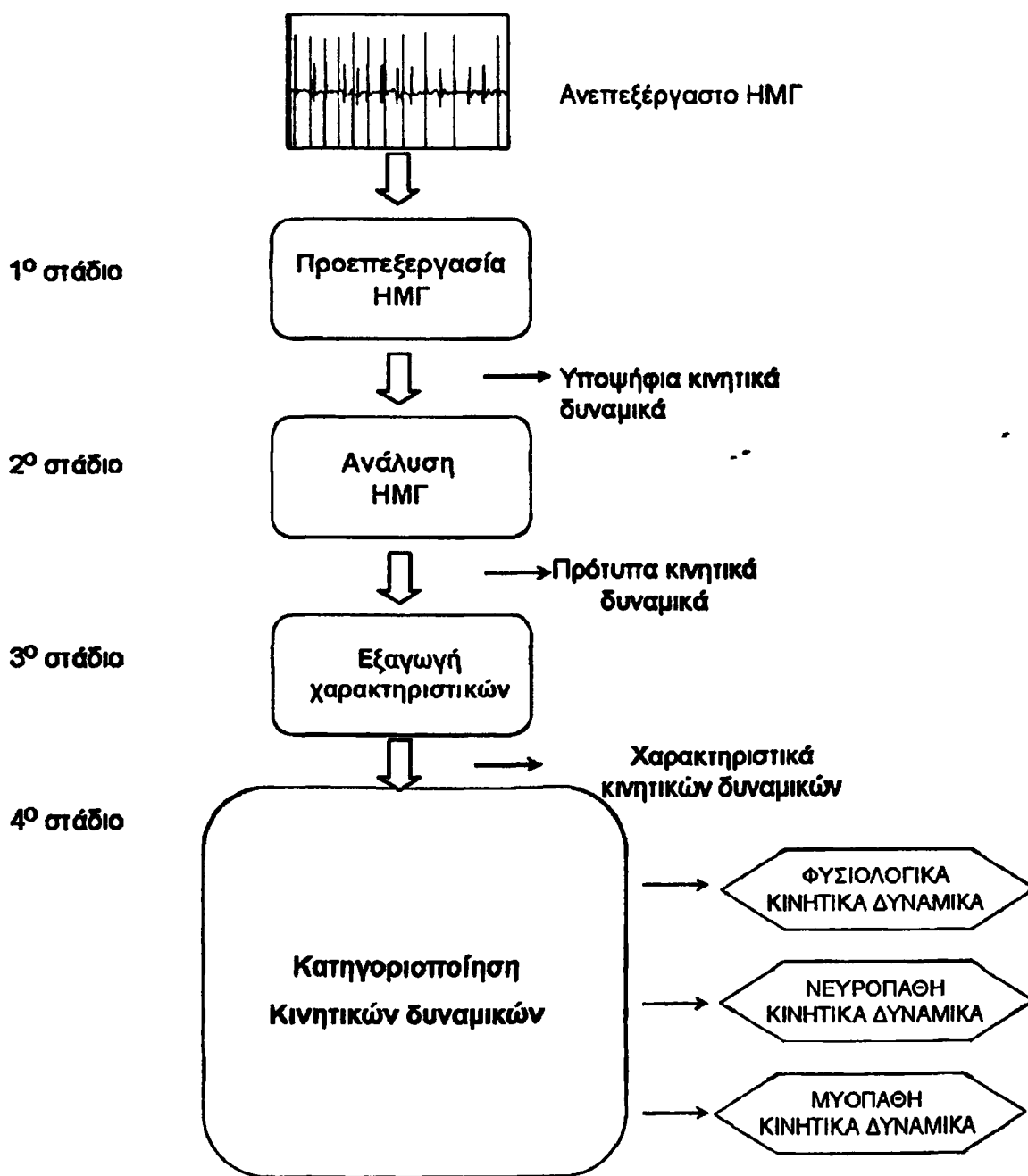
### ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΟΥ ΕΝΔΟΜΥΪΚΟΥ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΙΚΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ

#### 3.1 Η προτεινόμενη μεθοδολογία

Η προτεινόμενη μεθοδολογία αποτελείται από τέσσερα στάδια: Στο πρώτο στάδιο γίνεται προεπεξεργασία του ηλεκτρομυογραφικού σήματος με σκοπό την αυτόματη ανίχνευση περιοχών ενδιαφέροντος (υποψήφια κινητικών δυναμικών). Στο δεύτερο στάδιο «όμοια» κινητικά δυναμικά ομαδοποιούνται (clustering) και υπολογίζεται ένα αντιπροσωπευτικό κινητικό δυναμικό (πρότυπο κινητικό δυναμικό) για κάθε ομάδα. Ο αριθμός και η μορφή των πρότυπων κινητικών δυναμικών καθορίζονται χωρίς καμία παρέμβαση από το χρήστη. Επιπλέον τα σύνθετα κινητικά δυναμικά εντοπίζονται αυτόματα και αναλύονται στα επιμέρους απλά κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελούνται. Στο τρίτο στάδιο ολοκληρώνεται η ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος υπολογίζοντας για κάθε πρότυπο κινητικό δυναμικό τα χαρακτηριστικά του (πλάτος, διάρκεια, χρόνο ανόδου, εμβαδόν και αριθμό φάσεων). Στο τέταρτο και τελευταίο στάδιο η προτεινόμενη μεθοδολογία επιτυγχάνει την κατηγοριοποίηση των εξαγόμενων πρότυπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή. Για το σκοπό αυτό έχουν χρησιμοποιηθεί δύο προσεγγίσεις: Στην πρώτη προσέγγιση χρησιμοποιήθηκαν συστήματα διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines) ενώ στη δεύτερη προσέγγιση ένας ταξινομητής δύο σταδίων. Ο ταξινομητής αποτελείται από ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ακτινικής



συνάρτησης βάσης (radial basis function artificial neural network RBF ANN) για την κατηγοριοποίηση των πρότυπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά και παθολογικά και από ένα δέντρο αποφάσεων (decision tree) για την κατηγοριοποίηση των παθολογικών κινητικών δυναμικών σε μυοπαθή και νευροπαθή. Σχηματική αναπαράσταση της προτεινόμενης μεθόδου δίνεται στο Σχήμα 3.1.



Σχήμα 3.1 Η προτεινόμενη μεθοδολογία και τα στάδιά της.



### 3.1.1 Προεπεξεργασία Ηλεκτρομυογραφήματος

Στο πρώτο στάδιο της προτεινόμενης μεθοδολογίας πραγματοποιείται η προεπεξεργασία του ηλεκτρομυογραφικού σήματος και η ανίχνευση των υποψήφιων κινητικών δυναμικών. Αρχικά εφαρμόζεται στο σήμα ένα αναλογικό ζωνοπερατό φίλτρο (3Hz-8KHz) για την απομάκρυνση του θορύβου που οφείλεται στην κίνηση των ηλεκτροδίων και στη δραστηριότητα γειτονικών μυών. Για την ψηφιοποίηση του σήματος χρησιμοποιείται κάρτα ψηφιοποίησης National Instruments DAC, ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι 20KHz και η χρησιμοποιούμενη ανάλυση είναι 12 bit.

Προκειμένου να εντοπίσουμε τα υποψήφια κινητικά δυναμικά τα οποία συνιστούν το προς ανάλυση σήμα, κάνουμε τμηματοποίηση (segmentation) του ηλεκτρομυογραφήματος: Οι περιοχές χαμηλής δραστηριότητας εντοπίζονται αυτόματα χρησιμοποιώντας κατώφλι  $T$  η τιμή του οποίου εξαρτάται από τη μέγιστη  $\max\{x_i\}$  και τη μέση απόλυτη τιμή  $\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|$  του σήματος [1], όπου  $x_i$  είναι οι διακριτές τιμές του σήματος και  $L$  ο αριθμός των δειγμάτων.

Το κατώφλι  $T$  υπολογίζεται σύμφωνα με τη σχέση:

$$\begin{aligned} \text{IF } \max\{x_i\} > \frac{30}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|, \text{ THEN } T = \frac{5}{L} \sum_{i=1}^L |x_i| \\ \text{ELSE } T = \max\{x_i\} / 5. \end{aligned} \quad (3.1)$$

Η τιμή του υπολογιζόμενου κατωφλίου κυμαίνεται από 30-100μV και συμφωνεί με σταθερά κατώφλια που έχουν χρησιμοποιηθεί σε άλλες μελέτες [2-5].

Ένα κυλιόμενο παράθυρο μήκους 121 σημείων (6 ms με ρυθμό δειγματοληψίας 20 kHz ώστε να «περιέχει» το βασικό τμήμα του κινητικού δυναμικού) μετακινείται κατά μήκος του σήματος. Το κέντρο του παραθύρου μετατοπίζεται στην υψηλότερη κορυφή που περιέχει. Οι



κορυφές του σήματος που έχουν τιμές πάνω από το κατώφλι  $T$  θεωρούνται υποψήφια κινητικά δυναμικά και αποθηκεύονται (ουσιαστικά αποθηκεύεται ένα «βασικό» τμήμα του κάθε υποψήφιου κινητικού δυναμικού διάρκειας 6 ms ή 121 σημείων). Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να φτάσουμε στο «τέλος» του σήματος.

### 3.1.2 Ανάλυση ηλεκτρομυογραφήματος

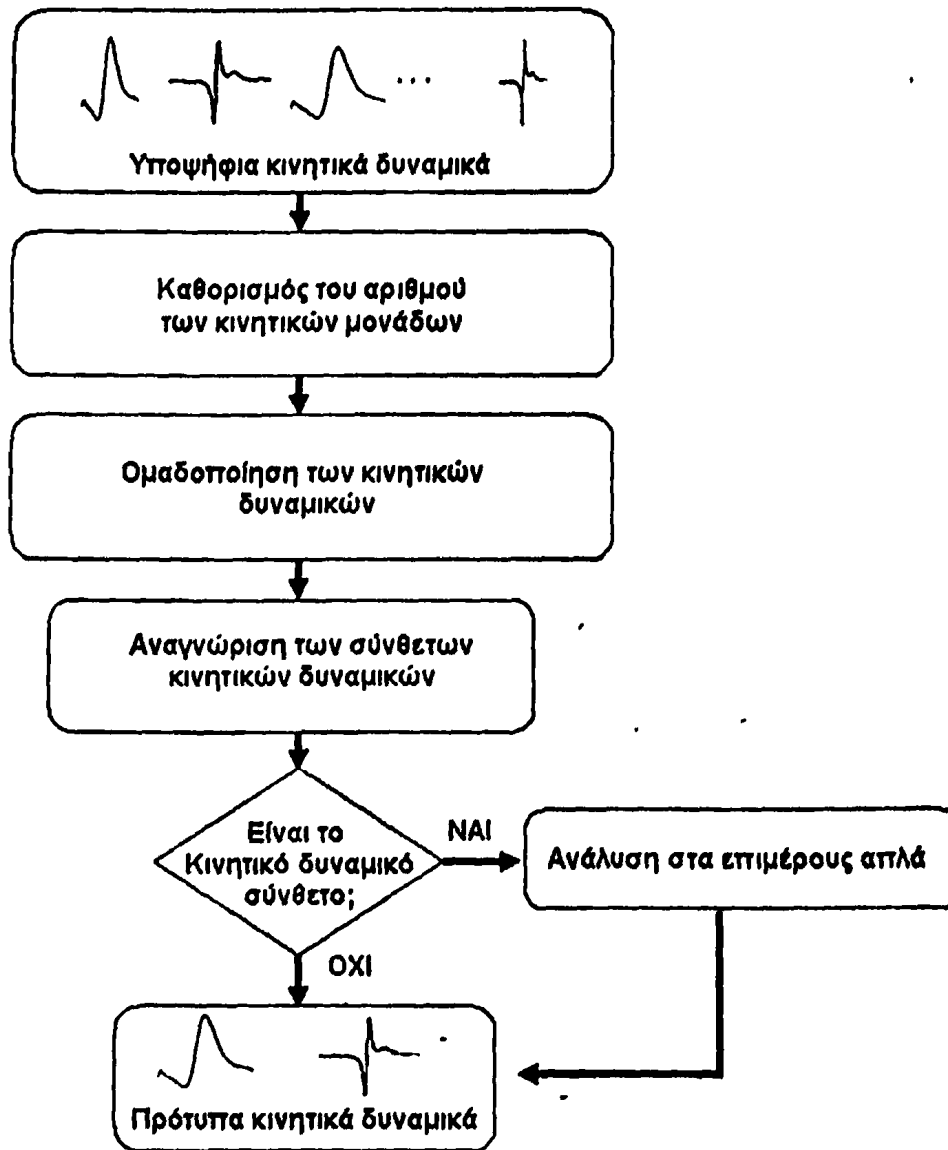
Το δεύτερο στάδιο της προτεινόμενης μεθοδολογίας αποτελείται από δύο βήματα: Την εξαγωγή των πρότυπων κινητικών δυναμικών (template motor unit action potentials) μέσω διαδικασίας ομαδοποίησης και την ανάλυση των σύνθετων κινητικών δυναμικών. Η διαδικασία απεικονίζεται στο Σχήμα 3.2.

#### (i) Εξαγωγή των πρότυπων κινητικών δυναμικών

Κατά το στάδιο αυτό αρχικά ανιχνεύεται αυτόματα ο αριθμός των κινητικών μονάδων. Κάθε κινητική μονάδα εκπέμπει παρόμοια κινητικά δυναμικά. Το σύνολο των κινητικών δυναμικών που εκπέμπει μια κινητική μονάδα εκπροσωπείται από ένα πρότυπο (template) κινητικό δυναμικό. Η διαδικασία για την εύρεση του αριθμού των κινητικών μονάδων στηρίζεται στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης  $J$  (Εξίσωση (3.2)) ως προς την απόσταση των υποψήφιων κινητικών δυναμικών από τα κέντρα των ομάδων και ως προς τις αποστάσεις μεταξύ των κέντρων των ομάδων [6].







Σχήμα 3.2 Αλγόριθμος κατηγοριοποίησης κινητικών δυναμικών, ανίχνευσης και ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών.

$$J = \sum_{\mu=1}^p \sum_{\nu=1}^k I(y^{(\nu)} | x^{(\mu)}) \|x^{(\mu)} - y^{(\nu)}\|^2 + \sum_{\mu=1}^p \sum_{\nu=1}^k \tilde{\lambda}_{\nu} \tilde{I}(y^{(\nu)} | x^{(\mu)}) \|y^{(\nu)} - y^{(w)}\|^2. \quad (3.2)$$

Όπου  $I(y^{(\nu)} | x^{(\mu)})$  είναι 1 αν  $\nu = \arg \min_i \|x^{(\mu)} - y^{(i)}\|^2$  και 0 αν δεν ισχύει η συνθήκη αυτή.

Παρόμοια  $\tilde{I}(y^{(\nu)} | x^{(\mu)})$  ισούται με 1 αν  $y^{(\nu)} \in N_{y^{(w)}}$  διαφορετικά είναι ίσο με 0.

$w = \arg \min_i \|x^{(\mu)} - y^{(i)}\|^2$ ;  $N_{y^{(w)}}$  είναι η γειτονιά του κέντρου της ομάδας  $y^{(w)}$ ,  $p$  ο αριθμός

των προτύπων  $\{x^{(\mu)}; \mu = 1, 2, \dots, p\}$  και  $k$  ο αριθμός των κέντρων. Η συνάρτηση κόστους

$J$  αποτελείται από δύο τμήματα, το πρώτο κομμάτι σχετίζεται με την κατανομή των κέντρων



των ομάδων ελαχιστοποιώντας το άθροισμα του τετραγώνου της απόστασης μεταξύ σε κάθε διάνυσμα εισόδου και του κέντρου της κοντινότερης ομάδας. Ο δεύτερος όρος απαιτεί επιπλέον ότι το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων μεταξύ μιας ομάδας και της γειτονικής της να είναι ελάχιστο. Προκειμένου να υπολογίσουμε τον αριθμό των ομάδων αρχικά υποθέτουμε μεγάλο αριθμό ομάδων (π.χ. 16 ομάδες). Ο αριθμός αυτός θεωρείται ικανοποιητικός εφόσον ο μέγιστος αριθμός των κινητικών μονάδων που συμμετέχουν στο ενδομυϊκό ηλεκτρομυογράφημα σε χαμηλά ως μεσαία επίπεδα εκούσιας μυϊκής σύσπασης είναι έως 12-14 [ 7-9]. Στο τέλος κάθε εποχής ομαδοποίησης (clustering epoch) οι ομάδες οι οποίες έχουν πάρα πολύ κοντά τα κέντρα τους συνενώνονται ενώ εκείνες που περιέχουν πολύ μικρό αριθμό κινητικών δυναμικών (<3) εξαλείφονται.

Έχοντας υπολογίσει τον αριθμό των ομάδων (δηλ. τον αριθμό των κινητικών μονάδων που συνιστούν την ηλεκτρομυογραφική καταγραφή), προκειμένου να βρούμε τη μορφή των πρότυπων κινητικών δυναμικών που εκπροσωπούν την κάθε κινητική μονάδα χρησιμοποιούμε τον αλγόριθμο ασαφούς κατηγοριοποίησης  $k$  μέσων (fuzzy  $k$  means algorithm). Κάθε ομάδα αντιπροσωπεύεται από ένα πρότυπο κινητικό δυναμικό, το οποίο υπολογίζεται ως το κέντρο από τα διανύσματα χαρακτηριστικών (feature vectors) που ανήκουν στην ομάδα αυτή. Κάθε διάνυσμα χαρακτηριστικών κατανέμεται στην ομάδα της οποίας το πρότυπο είναι ο κοντινότερος γείτονας (closest neighbor). Τα νέα πρότυπα υπολογίζονται ξανά και η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι οι μεταβολές των κέντρων να είναι αμελητέες. Πιο συγκεκριμένα ο αλγόριθμος ασαφούς κατηγοριοποίησης  $k$  μέσων στηρίζεται στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης:

$$J_q = (U, y^{(v)}) = \sum_{\mu=1}^r \sum_{v=1}^k (u_{v\mu})^q \|x^{(\mu)} - y^{(v)}\|^2, k \leq r, \quad (3.3)$$



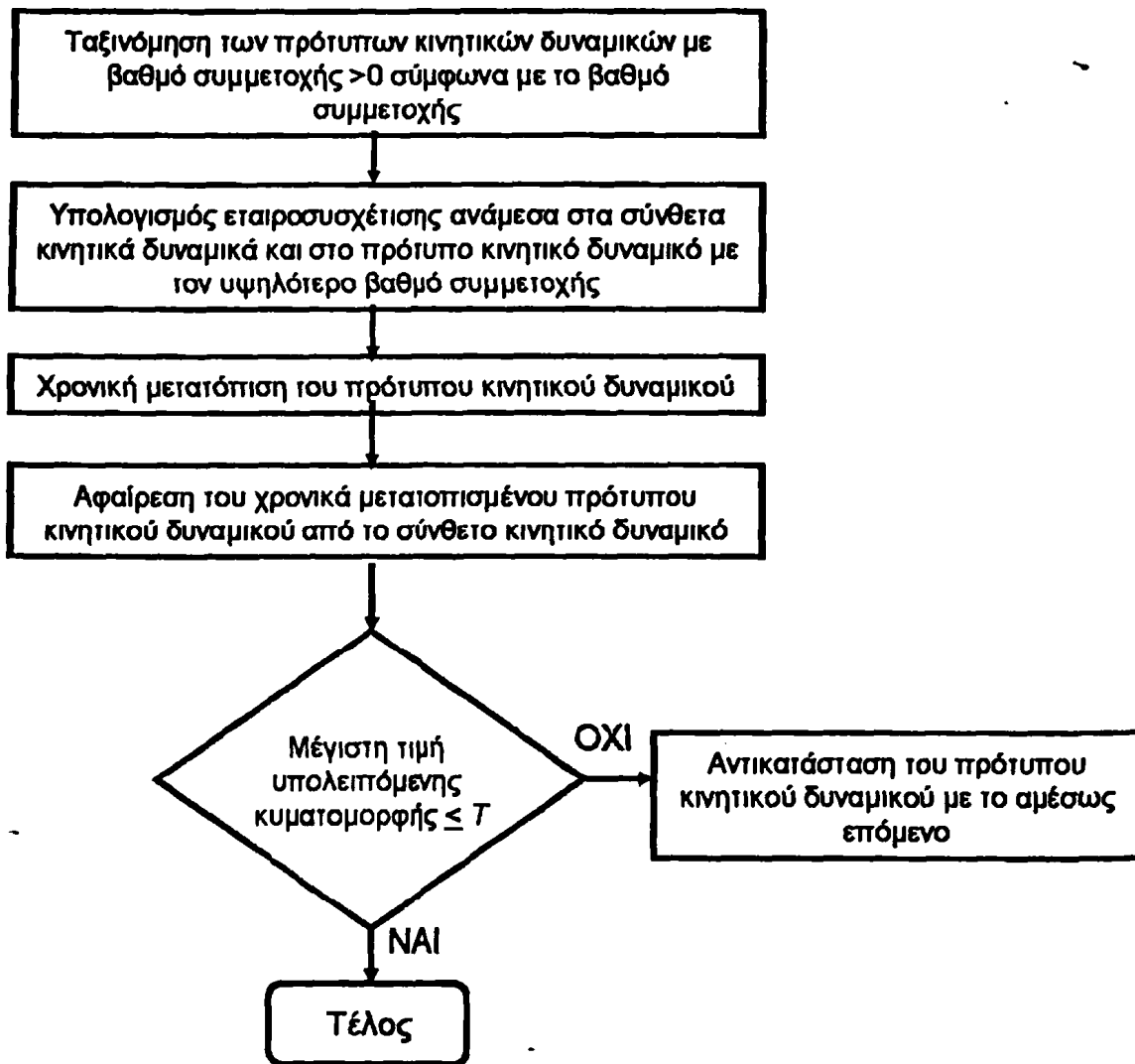
ως προς μια ασαφή διαμέριση (fuzzy partition)  $U$  και ένα πλήθος  $k$  πρωτύπων  $(y^{(v)})$ . Όπου  $x^{(\mu)}$  το  $\mu$ -οστό διάνυσμα χαρακτηριστικών,  $y^{(v)}$  το κέντρο της νιοστής ομάδας  $(x^{(\mu)}, y^{(v)} \in \mathbb{R}^{121})$  ενώ η τιμή  $u_{\mu v}$  καθορίζει το βαθμό συμμετοχής του  $x^{(\mu)}$  στη νιοστή ομάδα,  $\|x^{(\mu)} - y^{(v)}\|^2$  είναι η απόσταση ανάμεσα σε  $x^{(\mu)}$  και  $y^{(v)}$ ,  $r = 121$ , και  $k$  ο αριθμός των ομάδων που έχει υπολογιστεί στο προηγούμενο στάδιο. Η παράμετρος  $q$  καθορίζει τον βαθμό ασάφειας (degree of fuzziness) του βαθμού συμμετοχής,  $q \in [1, \infty)$ .<sup>1</sup> Στην περίπτωση μας η τιμή του  $q$  υπολογίστηκε ευρετικά ( $q = 1.5$ ). Για  $q = 1$  ο fuzzy k means αλγόριθμος εκφυλίζεται στον k means αλγόριθμο (hard clustering). Η χρήση του αλγόριθμου ασαφούς κατηγοριοποίησης  $k$  μέσω μας προσφέρει το πλεονέκτημα της ποσοτικοποίησης του βαθμού συμμετοχής του κάθε κινητικού δυναμικού στην ομάδα στην οποία ανήκει. Προκειμένου να υπολογίσουμε τα χαρακτηριστικά των πρότυπων κινητικών δυναμικών (που είναι αντιπροσωπευτικά για κάθε ομάδα), καθένα από αυτά επεκτείνεται από τα 6ms στα 25 ms στο αρχικό σήμα (στην αρχική θέση όπου είχε γίνει ο εντοπισμός του κατά τη διαδικασία της κατάτμησης του σήματος). Το χρονικό αυτό διάστημα (25 ms) θεωρείται ικανοποιητικό επειδή στις περισσότερες περιπτώσεις η διάρκεια των κινητικών δυναμικών δεν ξεπερνά τα 18 ms [10]. Προκειμένου να εξαλείψουμε τις υπερθέσεις στο διευρυμένο παράθυρο υπολογίζουμε την τυπική απόκλιση (STD) για κάθε σημείο δειγματοληψίας (sampling point) για όλα τα κινητικά δυναμικά που ανήκουν στην ίδια ομάδα. Στη συνέχεια υπολογίζουμε το μέσο όρο για κάθε σημείο χωρίς να λαμβάνουμε υπόψη τα σημεία δειγματοληψίας με τιμές πάνω από  $\pm 1,5$  STD από το μέσο όρο. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για κάθε ένα από τα σημεία δειγματοληψίας πρότυπου κινητικού δυναμικού.



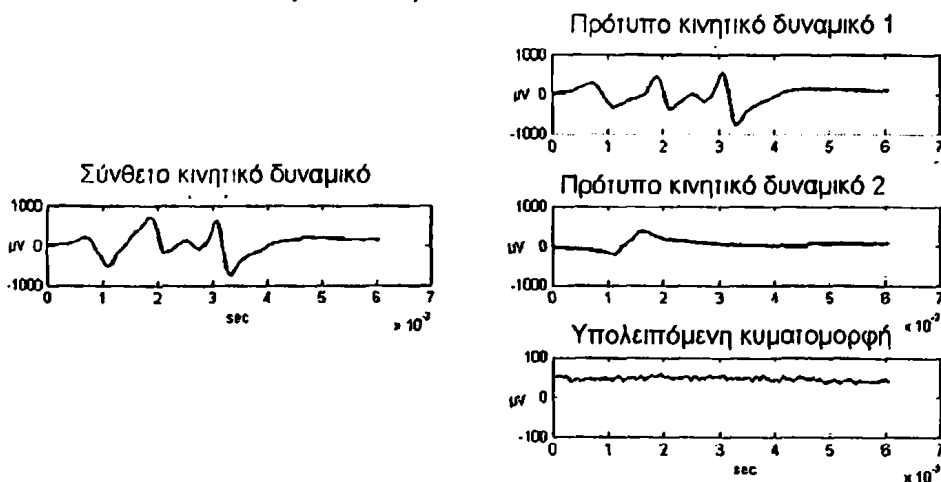
## (ii) ανίχνευση και ανάλυση των σύνθετων κινητικών δυναμικών

Τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα τα οποία καταγράφονται κατά τη διάρκεια των μυϊκών συσπάσεων περιέχουν σύνθετα κινητικά δυναμικά. Τα υποψήφια κινητικά δυναμικά με βαθμό συμμετοχής  $< 0.8$  τα θεωρούμε στη μέθοδό μας ως μεικτά κινητικά δυναμικά. Αυτή η τιμή επιλέχτηκε εμπειρικά έπειτα από μεγάλο αριθμό δοκιμών σε πολλά ηλεκτρομυογραφήματα σε συνεργασία με τον νευρολόγο κ. Ιωάννη Σαρμά. Για την ανάλυση των σύνθετων κινητικών δυναμικών ακολουθούμε την ακόλουθη διαδικασία (Σχήμα 3.3). Αρχικά υπολογίζουμε την ετεροσυσχέτιση (cross correlation) μεταξύ του σύνθετου κινητικού δυναμικού και το πρότυπου κινητικού δυναμικού με το μεγαλύτερο βαθμό συμμετοχής. Ανάλογα με το αποτέλεσμα της ετεροσυσχέτισης μετατοπίζουμε χρονικά το δεύτερο και το αφαιρούμε από το πρώτο. Με τον ίδιο τρόπο πραγματοποιούμε πάλι ετεροσυσχέτιση ανάμεσα στην υπολειπόμενη κυματομορφή και στο πρότυπο κινητικό δυναμικό με τον αμέσως μικρότερο βαθμό συμμετοχής. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου η μέγιστη τιμή της υπολειπόμενης κυματομορφής είναι μικρότερη ή ίση με το κατώφλι ανίχνευσης  $T$ , που υπολογίστηκε αυτόματα στο πρώτο στάδιο της μεθοδολογίας μας. Στο Σχήμα 3.4 εμφανίζεται ένα σύνθετο κινητικό δυναμικό και τα επιμέρους απλά κινητικά δυναμικά στα οποία αυτό αναλύεται σύμφωνα με την προτεινόμενη μεθοδολογία





Σχήμα 3.3 Σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας ανάλυσης των σύνθετων κινητικών δυναμικών στα κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελούνται.



Σχήμα 3.4 Το σύνθετο κινητικό δυναμικό το οποίο απεικονίζεται στα αριστερά αποτελείται από τα επιμέρους πρότυπα κινητικά δυναμικά 1 και 2 στα οποία και αναλύεται. Το πρότυπο κινητικό δυναμικό 2 μετατοπίστηκε κατά 1.5 msec πρῶτου αφαιρεθεί από το σύνθετο. Η διαδικασία της ανάλυσης σταμάτησε μετά από την αφαίρεση και του δεύτερου πρότυπου κινητικού δυναμικού αφού η υπολειπόμενη κυματομορφή έχει μικρότερο πλάτος από το κατώφλι ανίχνευσης. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το κατώφλι ανίχνευσης έχει οριστεί αυτόματα στην τιμή 82.3 μV.



### 3.1.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Στο τρίτο στάδιο της προτεινόμενης μεθοδολογίας, αφού έχουμε εξάγει τα πρότυπα κινητικά δυναμικά τα οποία αντιπροσωπεύουν κάθε κινητική μονάδα, υπολογίζουμε τα χαρακτηριστικά τους. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία χρησιμοποιούνται διαφορετικά χαρακτηριστικά για την διάγνωση των νευρομυϊκών παθήσεων. Το πλάτος, η διάρκεια, ο χρόνος ανόδου, το εμβαδόν και ο αριθμός των φάσεων αποτελούν τα χαρακτηριστικά τα οποία χρησιμοποιούνται ευρέως για την διάκριση των κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά, νευροπαθή ή μυοπαθή [7, 11-12] και τα οποία υπολογίζουμε αυτόματα στην μέθοδό μας. Τα χαρακτηριστικά αυτά παρουσιάζονται στη συνέχεια:

**Πλάτος (amplitude):** Η διαφορά ανάμεσα στη μέγιστη αρνητική και θετική κορυφή.

**Διάρκεια (duration):** Είναι το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί από την «έναρξη» μέχρι τη «λήξη» του κινητικού δυναμικού. Προκειμένου να ορίσουμε το σημείο «έναρξης» εντοπίζουμε το σημείο εκείνο στο οποίο η κυματομορφή έχει υψηλότερη τιμή από ένα κατώφλι το οποίο έχουμε ορίσει ίσο με το 1/15 με το πλάτος του κινητικού δυναμικού. Ξεκινώντας από το σημείο αυτό μετακινούμαστε προς την αρχή του κινητικού δυναμικού κυλώντας παράθυρο διάρκειας 1 ms. Το σημείο στο παράθυρο που βρίσκεται πιο κοντά στη γραμμή βάσης (baseline) ορίζεται ως σημείο έναρξης του κινητικού δυναμικού. Το σημείο λήξης υπολογίζεται με αντίστοιχη διαδικασία.

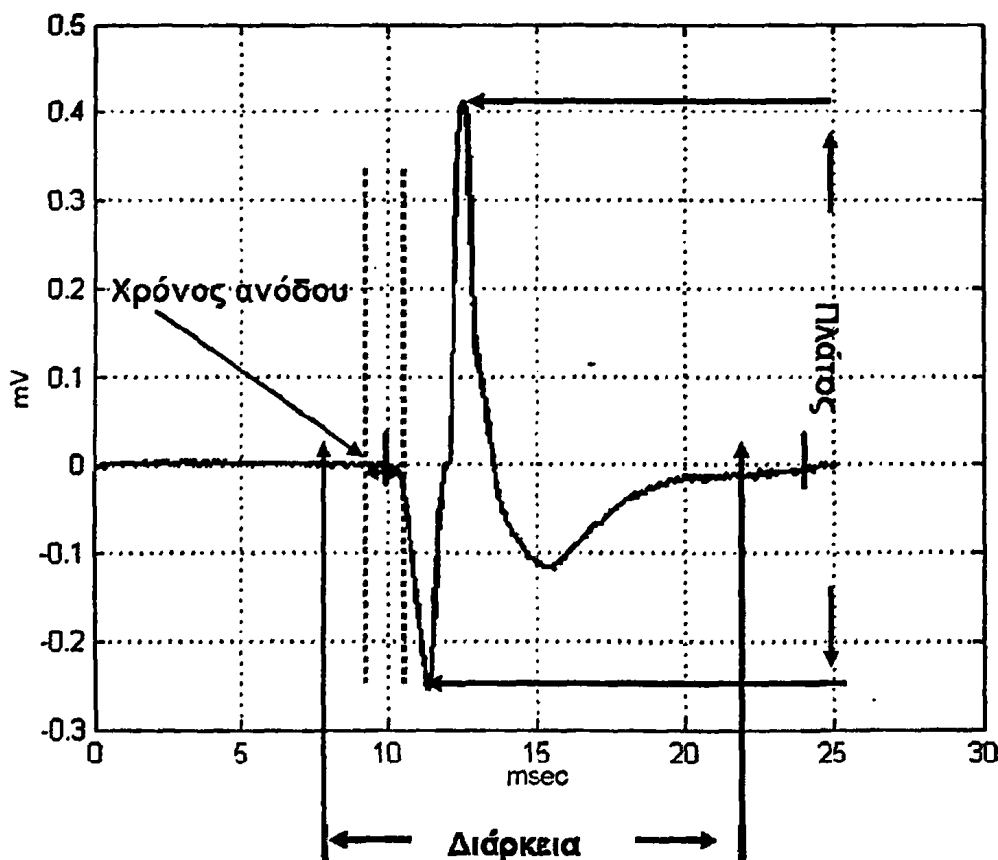
**Χρόνος ανόδου (rise time):** Είναι ο χρόνος μεταξύ της μέγιστης αρνητικής κορυφής και της ακόλουθης μέγιστης θετικής κορυφής.



**Εμβαδόν (area):** Είναι το απόλυτο εμβαδόν το οποίο υπολογίζεται για όλη τη διάρκεια του κινητικού δυναμικού.

**Αριθμός φάσεων (number of phases):** Υπολογίζονται για κάθε κινητικό δυναμικό. Ως φάση ορίζουμε κάθε τμήμα ενός κινητικού δυναμικού που εμπεριέχεται ανάμεσα σε δύο διασταυρώσεις της βασικής γραμμής (baseline crossings) και φτάνει μέγιστη τιμή πλάτους μεγαλύτερη των 0.02 mV.

Στο παρακάτω Σχήμα 3.5 απεικονίζεται ένα πρότυπο κινητικό δυναμικό καθώς και τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά:



Σχήμα 3.5 Πρότυπο κινητικό δυναμικό και εξαγόμενα χαρακτηριστικά: Πλάτος: 0.670 mV, διάρκεια: 13.82 ms, χρόνος ανόδου 0.85 ms, αριθμός φάσεων: 3, εμβαδόν: 0.1520 mV\*ms.

### 3.1.4 Κατηγοριοποίηση κινητικών δυναμικών

Για την κατηγοριοποίηση των πρότυπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή, έχουμε ακολουθήσει δύο διαφορετικές προσεγγίσεις [13, 14], τις οποίες και παρουσιάζουμε στη συνέχεια.

#### (i) κατηγοριοποίηση κινητικών δυναμικών με χρήση συστημάτων διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines SVM)

Το θεωρητικό υπόβαθρο των συστημάτων διανυσμάτων υποστήριξης στηρίζεται στην εργασία των Vapnik και Chervonenkis [15, 16]. Σύμφωνα με την εργασία αυτή, τα άνω όρια του σφάλματος γενίκευσης μιας συνάρτησης ταξινόμησης μπορούν να εκφραστούν. Αρχικά τα SVM κατασκευάστηκαν για την επίλυση προβλημάτων δύο κλάσεων, ωστόσο στη συνέχεια προέκυψαν μέθοδοι οι οποίες επέτρεπαν την χρησιμοποίησή τους για την επίλυση προβλημάτων πολλαπλών κλάσεων (π.χ. ένας εναντίον ενός, one against one [17]). Η μέθοδος αυτή κατασκευάζει  $k(k-1)/2$  ταξινομητές (όπου  $k$  ο αριθμός των κλάσεων, στην περίπτωσή μας  $k=3$ ), όπου καθένας εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας δεδομένα από δύο κλάσεις. Παρόλο που υπάρχουν και άλλες μέθοδοι διαθέσιμες, επιλέξαμε την συγκεκριμένη διότι είναι πολύ γρήγορη και τα αποτελέσματά της είναι συγκρίσιμα με άλλες πιο πολύπλοκες μεθόδους [18].

Έστω ένα σύνολο εκπαίδευσης  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1, \dots, p$ , όπου  $x_i \in \mathcal{R}^n$  είναι το διάνυσμα εκπαίδευσης το οποίο ανήκει σε μια από τις τρεις κλάσεις (φυσιολογικό, νευροπάθεια ή μυοπάθεια),  $p$  είναι ο αριθμός των πρότυπων κινητικών δυναμικών που ανήκουν στο σύνολο





εκπαίδευσης και το  $y_i \in \{-1, 1\}$  υποδηλώνει την κλάση του  $x_i$ . Τα SVM απαιτούν την λύση στο ακόλουθο πρόβλημα βελτιστοποίησης:

$$\min_{w, b, \xi} \left( \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^p \xi_i \right), \quad (3.4)$$

$$\text{ως προς } y_i (w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad (3.5)$$

όπου  $b$  είναι ένας παράγοντας πόλωσης (bias term)  $w$  είναι ένα διάνυσμα κάθετο στο υπερεπίπεδο  $\langle w, b \rangle$ ,  $\xi$  είναι μια παράμετρος του σφάλματος ταξινόμησης ενώ η παράμετρος  $C > 0$  εκφράζει την ποινή στην παράμετρο του σφάλματος. Τα διανύσματα εκπαίδευσης  $x_i$  προβάλλονται σε ένα χώρο υψηλότερης διάστασης  $F$  όπου τα δεδομένα είναι καλύτερα διαχωρίσιμα μέσω της συνάρτησης  $\phi: R^n \rightarrow F$ . Τα SVM υπολογίζουν ένα διαχωριστικό υπερεπίπεδο με το ελάχιστο εμπειρικό ρίσκο (empirical risk)  $R_{emp}$  σε αυτό το χώρο.

Το εμπειρικό σφάλμα ορίζεται ως:

$$R_{emp}(a) = \frac{1}{2p} \sum_{i=1}^p |y_i - f(x_i, a)|, \quad (3.6)$$

όπου το  $f$  είναι μια συνάρτηση η οποία ορίζεται ως:

$$f(x_i, a) = \sum_{i=1}^p y_i a_i K(x_i, x) + b, \quad (3.7)$$

Όπου  $K(x_i, x_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$  είναι η συνάρτηση πυρήνα (kernel function),  $a_i$  οι παράγοντες βάρους (weighting factors) και  $b$  ο παράγοντας πόλωσης.

Στην περίπτωσή μας ο πυρήνας περιγράφεται από μια ακτινική συνάρτηση βάσης (radial basis function kernel RBF) η οποία ορίζεται ως:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0 \quad (3.8)$$

όπου  $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$  (και  $\sigma$  είναι η τυπική απόκλιση).



Ο πυρήνας RBF προβάλλει τα μη γραμμικά δεδομένα σε ένα χώρο υψηλότερης διάστασης και μπορεί να επιλύσει μη γραμμικά προβλήματα κατηγοριοποίησης. Οι παράμετροι  $\gamma$  και  $C$  καθορίστηκαν ευρετικά έπειτα από μεγάλο αριθμό πειραμάτων ( $\gamma = 2^{-2.25}$ ,  $C = 2^{6.25}$ ).

## (ii) Κατηγοριοποίηση κινητικών δυναμικών με χρήση υβριδικού ταξινομητή

Προκειμένου να ταξινομήσουμε τα πρότυπα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά, μυοπαθή ή νευροπαθή χρησιμοποιούμε υβριδικό ταξινομητή. Αρχικά χρησιμοποιούμε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης (radial basis function artificial neural network, RBF NN) [19] προκειμένου να κατηγοριοποιήσουμε τα πρότυπα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά ή παθολογικά. Στη συνέχεια τα παθολογικά κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιούνται σε μυοπαθή ή νευροπαθή με τη βοήθεια δέντρου απόφασης [20]

Τα δίκτυα RBF αποτελούνται από τρία επίπεδα, το επίπεδο εισόδου, το κρυμμένο επίπεδο και το επίπεδο εξόδου τα οποία είναι πλήρως διασυνδεδεμένα μεταξύ τους. Το επίπεδο εισόδου συνδέει το δίκτυο με τον χώρο των διανυσμάτων εισόδου. Το μοναδικό κρυμμένο επίπεδο εφαρμόζει έναν μη-γραμμικό μετασχηματισμό μεταξύ του χώρου εισόδου και του κρυφού χώρου. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή, όπως και στις περισσότερες των δικτύων RBF, ο κρυμμένος χώρος είναι πολλών διαστάσεων. Για τη σωστή λειτουργία του δικτύου RBF είναι απαραίτητη πρώτα η κανονικοποίηση των διανυσμάτων εισόδου. Σε κάθε RBF ΤΝΔ οι κόμβοι του κρυφού επιπέδου χρησιμοποιούν μια συνάρτηση μεταφοράς (transfer function):

$$f(x) = e^{-x^2}. \quad (3.9)$$

Η είσοδος για την συνάρτηση μεταφοράς είναι η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ ενός διανύσματος βάρους  $w$  (το οποίο υπολογίζεται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης) και του διανύσματος εισόδου  $u$  (τα χαρακτηριστικά των κινητικών δυναμικών) πολλαπλασιασμένο



με την πόλωση  $b$ . Σύμφωνα με το σχήμα αυτό το RBF έχει μέγιστο 1 όταν η είσοδος (απόσταση) είναι 0, συνεπώς όταν η απόσταση μεταξύ  $w$  και  $u$  ελαττώνεται η αντίστοιχη έξοδος αυξάνεται. Αυτός είναι και ο στόχος που πρέπει να επιτευχθεί κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Είναι προφανές ότι όταν οι νευρώνες ακτινικού πυρήνα έχουν διάνυσμα βάρους διαφορετικό από το διάνυσμα εισόδου τότε η έξοδος έχει σχεδόν μηδενική τιμή. Προκειμένου να γίνει εκπαίδευση του ANN χρησιμοποιήθηκε ένα χαρακτηρισμένο (annotated) σύνολο εκπαίδευσης πρότυπων κινητικών δυναμικών. Τα χαρακτηριστικά των χαρακτηρισμένων κινητικών δυναμικών εισάγονται στο ΤΝΔ το οποίο κατηγοριοποιεί τα πρότυπα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά ή παθολογικά.

Στη συνέχεια τα πρότυπα κινητικά δυναμικά τα οποία έχουν χαρακτηριστεί ως παθολογικά εισάγονται σε δέντρο απόφασης (χρήση του επαγωγικού αλγόριθμου C4.5) για τον περαιτέρω διαχωρισμό τους σε μυοπαθή ή νευροπαθή. Ο αλγόριθμος C4.5 δημιουργεί δέντρο απόφασης από το σύνολο εκπαίδευσης. Κάθε εσωτερικός κόμβος του δέντρου αντιστοιχεί σε μια κύρια συνιστώσα (principal component) ενώ κάθε διακλάδωση (branch) αντιστοιχεί σε ένα πιθανό εύρος της συνιστώσας. Οι κόμβοι φύλλα (leaf nodes) αντιπροσωπεύουν την κατηγορία στην οποία κατανέμεται το δείγμα. Μια πολύ σημαντική ιδιότητα του αλγορίθμου C4.5 είναι το ότι έχει τη δυνατότητα να επιλέγει αυτόματα το καταλληλότερο χαρακτηριστικό για τη διάσπαση κάθε κόμβου. Ως μέτρο αποτελεσματικότητας χρησιμοποιείται το κέρδος πληροφορίας (information gain). Αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας την εντροπία. Αν έχουμε  $c$  κατηγορίες σε ένα σύνολο  $S$ , τότε η εντροπία του συνόλου  $S$ ,  $H(S)$ , ορίζεται ως:

$$H(S) \equiv \sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i, \quad (3.10)$$

όπου  $p_i$  είναι ο λόγος της κατηγορίας  $i$  στο  $S$ . Επομένως το κέρδος πληροφορίας που αντιστοιχεί σε ελάττωση της εντροπίας για ένα χαρακτηριστικό  $A$ ,  $Gain(S, A)$  ορίζεται ως:

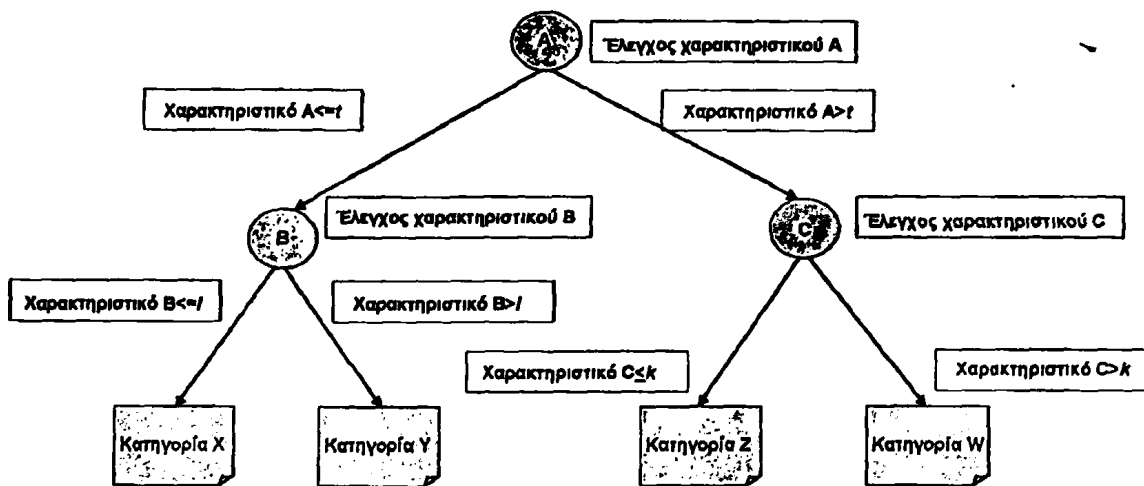


$$Gain(S, A) \equiv H(S) - \sum_{u \in Values(A)} \frac{|S_u|}{|S|} H(S_u), \quad (3.11)$$

όπου το  $Values(A)$  εκφράζει το εύρος του χαρακτηριστικού  $A$  ενώ  $S_u$  είναι ένα υποσύνολο του  $S$  έχοντας το  $u$  ως αποτέλεσμα για το χαρακτηριστικό  $A$ .

Στην περίπτωση μας οι τιμές των χαρακτηριστικών που περιγράφουν τα πρότυπα κινητικά δυναμικά είναι συνεχείς. Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορούν να εισαχθούν σε ένα δέντρο αποφάσεων χωρίζοντας τα συνεχή χαρακτηριστικά σε διακριτό σύνολο διαστημάτων. Πιο συγκεκριμένα για ένα χαρακτηριστικό  $A$  ο αλγόριθμος μπορεί να δημιουργήσει ένα Boolean χαρακτηριστικό  $A_i$  το οποίο είναι αληθές αν  $A \leq i$  και ψευδές διαφορετικά (οι δύο πρώτοι κλάδοι του δέντρου αποφάσεων φαίνονται στο Σχήμα 3.6). Το πρόβλημα επομένως ανάγεται στο να επιλέξουμε την καλύτερη τιμή  $i$ , κάτι το οποίο προκύπτει επιλέγοντας ένα κατώφλι  $i$  το οποίο παράγει την μεγαλύτερη απολαβή πληροφορίας. Μετά την επαγωγή (induction) του δέντρου αποφάσεων χρησιμοποιούμε μια τεχνική κλαδέματος που ονομάζεται κλάδεμα απαισιόδοξης εκτίμησης σφάλματος (pessimistic error pruning). Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή αν το προβλεπόμενο σφάλμα ενός κόμβου ρίζας (root node) σε ένα υποδέντρο (subtree) είναι μικρότερο από το εκτιμώμενο σφάλμα για το υποδέντρο, τότε το υποδέντρο αντικαθίσταται με τον κόμβο ρίζα, που γίνεται νέο φύλλο στο κλαδεμένο δέντρο.

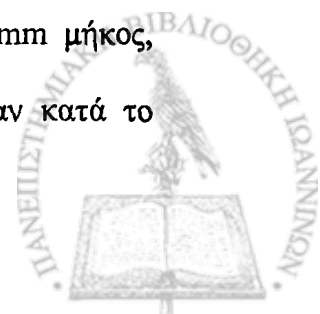




Σχήμα 3.6 Παράδειγμα δέντρου αποφάσεων δημιουργημένου με τον αλγόριθμο C4.5 Τα άγνωστα πρότυπα, ταξινομούνται σε μια από τις κατηγορίες X, Y, Z, W χρησιμοποιώντας τα χαρακτηριστικά A, B, C και τα κατώφλια  $t$ ,  $l$  και  $k$  αντίστοιχα.

### 3.2 Σύνολο δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων περιέχει ενδομυϊκά ηλεκτρομυογραφήματα τα οποία προέρχονται από το Ινστιτούτο Νευρολογίας και Γενετικής (Λευκωσία, Κύπρος) και το Τμήμα Νευρολογίας του Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου Ιωαννίνων. Οι καταγραφές έγιναν από συνολικά 62 άτομα ακολουθώντας το ίδιο πειραματικό πρωτόκολλο. Όλα τα σήματα συλλέχθηκαν από το δικάφαλο βραχιόνιο μυ. Από τα 62 άτομα, οι 20 δεν είχαν ιστορικό ή ενδείξεις νευρομυοπάθειας, οι 20 υπέφεραν από μυοπάθεια και οι 22 από νευροπάθεια. Η γνωμάτευση σε κάθε ομάδα βασίστηκε στο ιστορικό του ασθενούς, την κλινική εικόνα, και τις βιοχημικές εξετάσεις. Οι ενδομυϊκές ηλεκτρομυογραφικές καταγραφές συλλέχθηκαν υπό συνθήκες σταθερών ισομετρικών συσπάσεων επιπέδου έως 30% MVC. Σε κάθε άτομο ζητήθηκε να διατηρήσει το επιθυμητό επίπεδο μυϊκής σύσπασης για τουλάχιστον 10 δευτερόλεπτα. Για τη μέτρηση του επιπέδου MVC χρησιμοποιήθηκε ψηφιακό δυναμόμετρο UWE HS 30K. Η μυϊκή δραστηριότητα καταγράφηκε με χρήση ομοκεντρικών ηλεκτροδίων (25-mm μήκος, 0,33 mm διάμετρος, TEKA). Τα πρότυπα κινητικά δυναμικά που παράχθηκαν κατά το



δεύτερο στάδιο της μεθόδου μας χαρακτηρίστηκαν από το νευρολόγο κ. Σαρμά σε φυσιολογικά, νευροπαθή, ή μυοπαθή, δημιουργώντας βάση δεδομένων πρότυπων κινητικών δυναμικών η οποία απαρτίζεται από 365 πρότυπα κινητικά δυναμικά. Από αυτά 173 χαρακτηρίστηκαν ως φυσιολογικά, 73 ως μυοπαθή και 119 ως νευροπαθή.

### 3.3 Αποτελέσματα

#### 3.3.1 Εντοπισμός αριθμού κινητικών μονάδων

Κατά την προεπεξεργασία των ενδομυϊκών ηλεκτρομυογραφημάτων προέκυψαν 9919 υποψήφια κινητικά δυναμικά. Στη συνέχεια, από τα υποψήφια κινητικά δυναμικά σύμφωνα με τη μεθοδολογία μας ανιχνεύονται τα σύνθετα, τα οποία αναλύονται στα επιμέρους απλά κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελούνται. Τέλος υπολογίζονται τα πρότυπα κινητικά δυναμικά τα οποία και κατηγοριοποιούνται σε φυσιολογικά, νευροπαθή ή μυοπαθή. Προκειμένου να υπολογίσουμε την απόδοση της μεθόδου μας σχετικά με τον εντοπισμό του σωστού αριθμού των κινητικών μονάδων (δηλαδή την εύρεση του σωστού αριθμού των κλάσεων) χρησιμοποιήσαμε ως μέτρο το βαθμό επιτυχίας (success rate) που ορίζεται ως:

$$\text{success rate} = \left( \frac{\sum \text{clusters detected by the method}}{\sum \text{clusters detected by the neurophysiologist}} \right) \times 100\%. \quad (3.12)$$

Όπου “clusters detected by the method” είναι ο αριθμός των κλάσεων που ανιχνεύτηκαν από τη μέθοδο, ενώ “clusters detected by the neurophysiologist” είναι ο αριθμός των κλάσεων που ανιχνεύτηκαν από τον νευρολόγο. Η εξαγωγή των πρότυπων κινητικών δυναμικών απέδωσε ιδιαίτερα υψηλά ποσοστά επιτυχίας, 96%, ενώ παράλληλα ανιχνεύτηκε επιτυχώς το 94% των σύνθετων κινητικών δυναμικών. Στον Πίνακα 3.1 συγκρίνουμε τα αποτελέσματά μας με άλλες μεθόδους που έχουν παρουσιαστεί στη βιβλιογραφία:



Συγγραφέας	MVC (%)	μυς	# ατόμων	Βαθμός επιτυχίας (%)
Christodoulou and Pattichis [1]	έως 30	Δικέφαλος βραχιόνιος	40	95-97
Mc Gill et al. [29]	20	Δικέφαλος βραχιόνιος	-	30-70
Stashuk et al. [30]	-	-	-	88.7
Stashuk and Paoli [9]	-	-	-	80.8
Loudon G. [22]	έως 20	-	-	95
<b>Προτεινόμενη μέθοδος</b>	<b>έως 30</b>	<b>Δικέφαλος βραχιόνιος</b>	<b>62</b>	<b>95.24</b>

**Πίνακας 3.1 Σύγκριση της προτεινόμενης μεθοδολογίας μας με άλλες υπάρχουσες εργασίες.**

Επιπλέον εξετάστηκε κατά πόσο επηρεάζονται τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας αν εφαρμοστεί σε καταγραφές οι οποίες προέρχονται από φυσιολογικά άτομα, άτομα τα οποία πάσχουν από μυοπάθειες και άτομα τα οποία πάσχουν από νευροπάθειες.

Παραθέτουμε στον Πίνακα 3.2 τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα:

Αριθμός κινητικών μονάδων	Βαθμός επιτυχίας (%)
Φυσιολογικά ΗΜΓ	94.74
Μυοπαθή ΗΜΓ	96.36
Νευροπαθή ΗΜΓ	95.06
<b>Σύνολο</b>	<b>95.24</b>

**Πίνακας 3.2 Ποσοστό επιτυχούς ανίχνευσης κινητικών μονάδων σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή ηλεκτρομυογραφήματα.**

Από τον Πίνακα 3.2 είναι προφανές ότι τα εξαγόμενα αποτελέσματα παρουσιάζουν πολύ μικρές διακυμάνσεις μεταξύ των φυσιολογικών και παθολογικών ηλεκτρομυογραφικών καταγραφών.



### 3.3.2 Κατηγοριοποίηση πρότυπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά νευροπαθή και μυοπαθή

Η ευαισθησία<sup>1</sup> (sensitivity), η εξειδίκευση<sup>2</sup> (specificity) και η ακρίβεια<sup>3</sup> (accuracy) αποτελούν τα μέτρα τα οποία χρησιμοποιήσαμε για την αξιολόγηση της ικανότητας της προτεινόμενης μεθόδου προκειμένου να διαχωρίζει τα πρότυπα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά, νευροπαθή και μυοπαθή. Στον Πίνακα 3.3 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών με χρήση SVM.

	φυσιολογικά	μυοπαθή	νευροπαθή
ευαισθησία (%)	76.84	92.73	92.59
εξειδίκευση (%)	95.58	88.64	96.00
ακρίβεια (%):	86.14	-	-

Πίνακας 3.3 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με χρήση SVM.

Αντίστοιχα στην περίπτωση του ταξινομητή δύο σταδίων έχουμε τα ακόλουθα αποτελέσματα

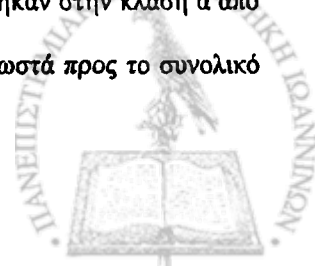
	φυσιολογικά	μυοπαθή	νευροπαθή
ευαισθησία (%)	91.18	64.29	98.72
εξειδίκευση (%)	92.50	97.78	91.67
ακρίβεια (%):	88.74	-	-

Πίνακας 3.4 Συνολικά αποτελέσματα κατηγοριοποίησης για τον υβριδικό ταξινομητή.

<sup>1</sup> Η ευαισθησία της μεθόδου για μια κλάση α ορίζεται ως ο αριθμός των προτύπων που κατηγοριοποιήθηκαν στην κλάση α από τη μέθοδο προς τον αριθμό των προτύπων που κατηγοριοποιήθηκαν στην κλάση α από τον νευρολόγο x 100 %.

<sup>2</sup> Η εξειδίκευση της μεθόδου για μια κλάση α ορίζεται ως ο αριθμός των προτύπων που κατηγοριοποιήθηκαν ορθά στην κλάση α από τη μέθοδο προς τον αριθμό των προτύπων που κατηγοριοποιήθηκαν στην κλάση α από τη μέθοδο x 100 %.

<sup>3</sup> Η ακρίβεια της μεθόδου ορίζεται ως ο αριθμός των προτύπων που ταξινομήθηκαν σωστά προς το συνολικό αριθμό των προς ταξινόμηση προτύπων





Σχετικά με τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά και παθολογικά από το RBF TNA, αυτά παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.5:

Ταξινομητής RBF TNA	κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιημένα ως παθολογικά	κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιημένα ως φυσιολογικά	Απόδοση
Παθολογικά	111	9	ευαισθησία: 92.50 %
Φυσιολογικά	9	93	εξειδίκευση: 91.18 % ακρίβεια: 91.89 %

Πίνακας 3.5 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά και παθολογικά από το RBF TNA.

Αντίστοιχα στον Πίνακα 3.6 παρουσιάζεται η ακρίβεια κατηγοριοποίησης των κινητικών δυναμικών σε νευροπαθή και μυοπαθή που προκύπτουν από το δέντρο απόφασης. Στα αποτελέσματα αυτά δεν λαμβάνονται υπόψη τα σφάλματα κατηγοριοποίησης του RBF TNA. Τέλος ο Πίνακας 3.7 είναι ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για τον υβριδικό ταξινομητή.

Κλάση	Ακρίβεια (%)
Μυοπαθή	85.71
Νευροπαθή	98.72
Συνολικά	94.17

Πίνακας 3.6 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης που προκύπτουν από το δέντρο απόφασης για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών σε μυοπαθή και νευροπαθή χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το σφάλμα ταξινόμησης που προκύπτει από τον RBF TNA ταξινομητή.

Επιπλέον κατά την κατηγοριοποίηση των παθολογικών κινητικών δυναμικών σε νευροπαθή και μυοπαθή εξάγονται από το δέντρο απόφασης κανόνες οι οποίοι δικαιολογούν την απόφαση του ταξινομητή. Μερικοί ενδεικτικοί κανόνες παρουσιάζονται παρακάτω:



```

...
IF Amplitude > 0.353 mV AND Area > 0.5226 mV*ms THEN MUAP is Neuropathic
IF Amplitude <= 0.353 mV AND Area > -0.7306 mV*ms THEN MUAP is Myopathic
IF Amplitude <= 0.618 mV AND Area > -0.7306 mV*ms and Area <= 0.5226 mV*ms THEN MUAP is Myopathic
...

```

Το συγκεκριμένο σχήμα του υβριδικού ταξινομητή προέκυψε έπειτα από διάφορα πειράματα: Αρχικά έγινε χρήση του αλγόριθμου C4.5 για την επίλυση του προβλήματος τριών κλάσεων (φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή) καθώς και για το πρόβλημα δύο κλάσεων (φυσιολογικά, παθολογικά) επιτυγχάνοντας όμως χαμηλότερα αποτελέσματα (ακρίβεια 78% και 77% αντίστοιχα).

	κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιημένα ως φυσιολογικά	κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιημένα ως μυοπαθή	κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιημένα ως νευροπαθή
Φυσιολογικά κινητικά δυναμικά	93	3	6
Μυοπαθή κινητικά δυναμικά	9	27	6
Νευροπαθή κινητικά δυναμικά	0	1	77

Πίνακας 3.7 Πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για τον υβριδικό ταξινομητή.

### 3.4 Συμπεράσματα

Παρουσιάστηκε μεθοδολογία η οποία αναλύει αυτόματα τις ενδομυϊκές καταγραφές στα επιμέρους κινητικά δυναμικά από τα οποία απαρτίζονται και κατηγοριοποιεί τα εξαγόμενα για κάθε κινητική μονάδα πρότυπα κινητικά δυναμικά.



Αρχικά τα υποψήφια κινητικά δυναμικά ανιχνεύονται αποκόποντας με χρήση ενός κατωφλίου (η τιμή του οποίου καθοδηγείται από τα δεδομένα (data driven)) τις περιοχές χαμηλής δραστηριότητας. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο αριθμός των κινητικών μονάδων που συνεισφέρουν στο ηλεκτρομυογράφημα (αριθμός κλάσεων) και το σχήμα των πρότυπων κινητικών δυναμικών που αντιπροσωπεύουν κάθε κινητική μονάδα. Παράλληλα τα σύνθετα κινητικά δυναμικά εντοπίζονται και αναλύονται αυτόματα στα επιμέρους απλά από τα οποία αποτελούνται. Τέλος ακολουθεί η κατηγοριοποίηση των προτύπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά μυοπαθή και νευροπαθή. Για το σκοπό αυτό προτάθηκαν δύο προσεγγίσεις. Κατά την πρώτη έγινε χρήση ενός συστήματος διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) και επίλυση προβλήματος τριών κλάσεων (διαχωρισμός των κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή). Κατά τη δεύτερη προσέγγιση αρχικά έγινε εξαγωγή αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών από το κάθε πρότυπο κινητικό δυναμικό. Στη συνέχεια μέσω ενός RBF ΤΝΔ τα πρότυπα κινητικά δυναμικά κατηγοριοποιούνται σε φυσιολογικά και παθολογικά ενώ ένα δέντρο απόφασης κατηγοριοποιεί τα παθολογικά πρότυπα κινητικά δυναμικά σε μυοπαθή και νευροπαθή.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία παρουσίασε καλά αποτελέσματα σε σχέση με τις μεθόδους που έχουν αναφερθεί στη βιβλιογραφία. Επιπλέον έχει την δυνατότητα εξαγωγής κανόνων οι οποίοι δικαιολογούν την απόφαση για κάθε ταξινόμηση. Ιδιαίτερα σε ιατρικές εφαρμογές, η ικανότητα ερμηνείας λήψης μιας απόφασης είναι πολύ σημαντική και μπορεί να βοηθήσει στη λήψη της τελικής διάγνωσης ταχύτερα και ασφαλέστερα. Η προτεινόμενη μεθοδολογία είναι εντελώς αυτόματη και δεν χρειάζεται καμία παρέμβαση από το χρήστη. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, ενώ οι περισσότερες εργασίες αναφέρονται στην ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος, μόλις ένας περιορισμένος αριθμός εργασιών έχει αναφερθεί στην κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών [23-28]. Με την προσέγγισή μας, σε αντίθεση με



τις προηγούμενες δημοσιευμένες εργασίες επιτυγχάνεται η ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος αλλά και η κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών. Επιπρόσθετα, το γεγονός ότι ο υπολογισμός του κατωφλίου ανίχνευσης περιοχών ενδιαφέροντος εξαρτάται καθοδηγείται από τα δεδομένα βελτιώνει την προσαρμοστικότητα της μεθόδου σε διαφορετικά ηλεκτρομυογραφήματα. Η συνολική ορθότητα ταξινόμησης των πρότυπων κινητικών δυναμικών είναι υψηλότερη από άλλες προσεγγίσεις όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 3.5.

	Ακρίβεια (%)	Τύπος προσέγγισης
Jamieson et al. [25]	78-80	Βασιζόμενη σε χαρακτηριστικά
Hassoun et al. [24]	66.2-65.8	Βασιζόμενη σε χαρακτηριστικά
Pattichis et al. [28]	63.7-82.5	Βασιζόμενη σε χαρακτηριστικά
Coatrieux [23]	78.0	Βασιζόμενη σε χαρακτηριστικά
Προτεινόμενη μέθοδος με χρήση SVM [13]	86.1	Βασιζόμενη σε raw σήμα
Προτεινόμενη μέθοδος με χρήση υβριδικού ταξινομητή [14]	88.7	Βασιζόμενη σε χαρακτηριστικά

Πίνακας 3.8 Σύγκριση των αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθοδολογίας με αυτά άλλων δημοσιευμένων εργασιών για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών.

Επιπλέον από τον Πίνακα 3.5 παρατηρούμε ότι ενώ ο υβριδικός ταξινομητής παρουσιάζει υψηλά αποτελέσματα για τα φυσιολογικά και νευροπαθή κινητικά δυναμικά, η ευαισθησία για τα μυοπαθή παρουσιάζεται χαμηλότερη. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι κάποια παθολογικά κινητικά δυναμικά που ταξινομήθηκαν εσφαλμένα ως φυσιολογικά από το RBF ANN ήταν μυοπαθή.



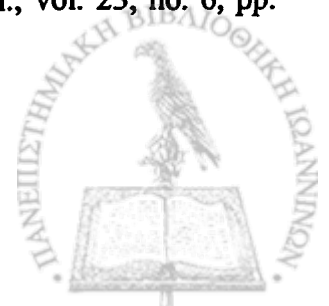
Θα πρέπει να αναφερθεί ότι η κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών στηρίζεται στα εξαγόμενα χαρακτηριστικά (ή στο αρχικό σήμα στην περίπτωση του SVM). Στην κλινική ρουτίνα οι νευροφυσιολόγοι προκειμένου να διαγνώσουν χρησιμοποιούν επιπρόσθετα την κλινική εικόνα του ασθενούς και το ιστορικό του. Για το λόγο αυτό απαιτείται επιπλέον έρευνα ώστε να εισαχθεί αυτής της μορφής η πληροφορία σε μια νέα μορφή της προτεινόμενης μεθοδολογίας.

### 3.5 Βιβλιογραφία

- [1] C.I. Christodoulou and C.S. Pattichis, "Unsupervised pattern recognition for the classification of EMG signals", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 46, no. 2, pp. 169-178, 1999.
- [2] S. Andreassen, "Methods for computer-aided measurement of motor unit parameters", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Suppl*, vol. 39, pp. 13-20, 1987.
- [3] L.J. Dorfman and K.C. McGill, "AAEE minimonograph #29: automatic quantitative electromyography", *Muscle Nerve*, vol. 11, no. 8, pp. 804-818, 1988.
- [4] L.J. Dorfman and L.R. Robinson, "AAEM minimonograph #47: normative data in electrodiagnostic medicine. ff," *Muscle Nerve*, vol. 20, no. 1, pp. 4-14, 1997.
- [5] E. Stalberg, B. Falck, M. Sonoo, S. Stalberg, and M. Astrom, "Multi-MUP EMG analysis--a two year experience in daily clinical work", *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 97, no. 3, pp. 145-154, 1995.
- [6] R. Kothari and D. Pitts, "On finding the number of clusters", *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, no. 4, pp. 405-416, 1999.
- [7] S.D. Nandedkar, D.B. Sanders, and E.V. Stalberg, "Selectivity of electromyographic recording techniques: a simulation study", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 23, no. 6, pp. 536-540, 1985.
- [8] S.D. Nandedkar, E.V. Stalberg, and D.B. Sanders, "Simulation techniques in electromyography", *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 32, no. 10, pp. 775-785, 1985.
- [9] D. Stashuk and G.M. Paoli, "Robust supervised classification of motor unit action potentials", *Med Biol. Eng. Comput.*, vol. 36, no. 1, pp. 75-82, 1998.



- [10] J. D. Bronzino, "Biomedical Engineering Handbook", CRC Press, Inc, Corporate Blvd , NW, Boca Raton, USA, 1999.
- [11] J. Kimura, "Electrodiagnosis in Diseases of Nerve and Muscle: Principles and Practice", F.A. Davis Company, 1983.
- [12] S.D. Nandedkar, P.E. Barkhaus, D.B. Sanders, E.V. Stålberg, "Analysis of amplitude and area of concentric needle EMG motor unit action potentials", *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.*, no. 69, vol. 6, pp. 561-567, 1988.
- [13] C.D. Katsis, Y. Goletsis, A. Likas, D.I. Fotiadis, and I. Sarmas, "A novel method for automated EMG decomposition and MUAP classification", *Artif. Intell. Med*, vol. 37, no. 1, pp. 55-64, 2006.
- [14] C.D. Katsis, T. P. Exarchos, C. Papaloukas, Y. Goletsis, D. I. Fotiadis, and I. Sarmas, "A two-stage method for MUAP classification based on EMG decomposition", *Comput. Biol. Med*, 2007.
- [15] C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, , pp. 121-167, 1998.
- [16] V. VAPNIK, "Statistical Learning Theory", John Wiley & Sons, New York, 1998.
- [17] C. Chang and C.J. Lin, "LIBSVM A library for support vector machines", 2004.
- [18] C. Hsu and C. Lin, "A comparison of methods for multi-class support vector machines", *IEEE Trans Neural Networks*, vol. 13, pp. 415-425, 2002.
- [19] S. Chen, C. Cowan, and P.M. Grant, "Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks", *IEEE Trans Neural Networks*, vol. 2, pp. 302-309, 1991.
- [20] J. R. Quinlan, "C.4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kauffman, 1993.
- [21] H.S. Milner-Brown, R.B. Stein, and R.G. Lee, "Contractile and electrical properties of human motor units in neuropathies and motor neurone disease", *J Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 37, no. 6, pp. 670-676, 1974.
- [22] G.H. Loudon, N.B. Jones, and A.S. Sehmi, "New signal processing techniques for the decomposition of EMG signals", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 30, no. 6, pp. 591-599, 1992.
- [23] J.L. Coatrieux, "Interference electromyogram processing. Part II: Experimental and simulated EMG AR-modeling", *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 23, no. 6, pp. 481-490, 1983.



- [24] M.H. Hassoun, C. Wang, and A.R. Spitzer, "NNERVE: neural network extraction of repetitive vectors for electromyography--Part II: Performance analysis", IEEE Trans Biomed Eng, vol. 41, no. 11, pp. 1053-1061, 1994.
- [25] P.W. Jamieson, "Computerized interpretation of electromyographic data," Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol., vol. 75, no. 5, pp. 392-400, 1990.
- [26] C.S. Pattichis, C.N. Schizas, and L.T. Middleton, "Neural network models in EMG diagnosis", IEEE Trans Biomed Eng, vol. 42, pp. 486-496, 1995.
- [27] C.S. Pattichis and M.S. Pattichis, "Time-scale analysis of motor unit action potentials", IEEE Trans Biomed Eng, vol. 46, no. 11, pp. 1320-1329, 1999.
- [28] C.S. Pattichis and A.G. Elia, "Autoregressive and cepstral analyses of motor unit action potentials", Med Eng Phys., vol. 21, no. 6-7, pp. 405-419, 1999.
- [29] K.C. McGill, K.L. Cummins, and L.J. Dorfman, "Automatic decomposition of the clinical electromyogram", IEEE Trans Biomed Eng, vol. 32, no. 7, pp. 470-477, 1985.
- [30] D.W. Stashuk, "Decomposition and quantitative analysis of clinical electromyographic signals", Med Eng Phys., vol. 21, no. 6-7, pp. 389-404, 1999.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4<sup>ο</sup>

# ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑ ΚΑΙ ΣΥΓΚΙΝΗΣΙΑΚΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ

### 4.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται ένα ευφρές αυτόματο σύστημα το οποίο μπορεί να διαγνώσει βασικές συναισθηματικές καταστάσεις. Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί επιφανειακά ηλεκτρομυογράφημα επιλεγμένων μυών του προσώπου σε συνδυασμό με άλλα βιοσήματα (ηλεκτροκαρδιογράφημα, εφίδρωση και αναπνοή). Με τον όρο συναισθηματική κατάσταση εννοούμε μεταβολές σε καταστάσεις συστημάτων του οργανισμού οι οποίες προκύπτουν ως αντίδραση σε ελεγχόμενα εξωτερικά ερεθίσματα που έχουν στόχο να προξενήσουν συγκεκριμένα συναισθήματα (π.χ. χαρά ή λύπη). Με τον τρόπο αυτό αναζητούνται πρότυπα τα οποία συσχετίζουν τη συγκινησιακή (affective) κατάσταση ενός ατόμου με τις μεταβολές αυτές και συνεπώς βοηθούν στην εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης του ατόμου. Η δημιουργία τέτοιων συστημάτων συνήθως μελετάται από τον κλάδο της συγκινησιακής υπολογιστικής (affective computing). Η συγκινησιακή υπολογιστική αποτελεί ένα ταχύτατα εξελισσόμενο ερευνητικό πεδίο. Στόχος της είναι να δώσει στους υπολογιστές τη δυνατότητα να «αντιλαμβάνονται» τη βασική ψυχοσωματική κατάσταση του χρήστη, με απώτερο σκοπό την καλύτερη αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή.





Στο κεφάλαιο αυτό, αρχικά γίνεται σύντομη αναφορά στον ορισμό, τη σημασία και τις πιθανές εφαρμογές της συγκινησιακής υπολογιστικής. Στη συνέχεια περιγράφεται ο τρόπος με τον οποίο το συναίσθημα επηρεάζει βασικές ζωτικές λειτουργίες του ανθρώπου, το προτεινόμενο συγκινησιακό υπολογιστικό σύστημα που έχουμε αναπτύξει και τα πεδία εφαρμογής του.

#### **4.2 Συγκινησιακή υπολογιστική: Ορισμός, σημασία και εφαρμογές**

Ο όρος συγκινησιακή υπολογιστική αναφέρεται σε ένα νέο κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών που έχει στόχο το σχεδιασμό συσκευών (υπολογιστικών συστημάτων) οι οποίες θα έχουν τη δυνατότητα να επεξεργαστούν και να εκτιμήσουν την ψυχοσωματική κατάσταση των ατόμων. Πρόκειται για ένα πεδίο το οποίο συνδυάζει διαφορετικά γνωστικά αντικείμενα όπως υπολογιστές, ψυχοφυσιολογία και γνωστική ψυχολογία

Είναι κοινώς αποδεκτό ότι τα συναισθήματα επηρεάζουν τη συμπεριφορά των ατόμων εφόσον συσχετίζονται άμεσα με τις διάφορες κοινωνικές εκφάνσεις όπως για παράδειγμα τη λήψη αποφάσεων, την κοινωνικότητα, την ικανότητα δημιουργίας και εκμάθησης κλπ. Ειδικά σήμερα, πολλά άτομα αλληλεπιδρούν περισσότερο χρόνο με υπολογιστές παρά με άλλους ανθρώπους. Επιπλέον καθημερινά ένας μεγάλος αριθμός ατόμων χρησιμοποιούν το διαδίκτυο για να επικοινωνήσουν με άλλους ανθρώπους μέσω υπολογιστών. Σε γενικές γραμμές η αλληλεπίδραση ανθρώπου-υπολογιστή αποτελεί πλέον τον κανόνα και όχι την εξαίρεση στις ανεπτυγμένες χώρες.

Το συναίσθημα αποτελεί έναν πολύ σημαντικό παράγοντα στην επικοινωνία, ακόμη και σε στοιχειώδες επίπεδο. Για παράδειγμα από την εκτίμηση των αντιδράσεων του συνομιλητή μας μπορούμε να εκτιμήσουμε αν αυτός έχει κατανοήσει τον μεταξύ μας διάλογο ή όχι. Είναι



προφανές ότι η εκτίμηση της συγκινησιακής (affective) κατάστασης ενός ατόμου παίζει σημαντικό ρόλο στο να επιτευχθεί ορθή επικοινωνία μαζί του. Ωστόσο ενώ αυτό είναι δεδομένο και αναμενόμενο σε επίπεδο διαπροσωπικής επικοινωνίας, δεν είναι εφικτό από τους σημερινούς υπολογιστές, οι οποίοι δεν είναι σε θέση να διακρίνουν τη συναισθηματική κατάσταση των ατόμων. Συνεπώς, η αλληλεπίδραση με τους υπολογιστές παρουσιάζει μια μορφή «αδυναμίας». Επιπλέον με τον όρο υπολογιστές δεν αναφερόμαστε μόνο στην κλασική τους μορφή (επεξεργαστή, οθόνη, πληκτρολόγιο), αλλά και σε υπολογιστικούς πράκτορες (computational agents) όπως έξυπνους διαδραστικούς (interactive) τηλεφωνητές, βοηθούς σε προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών, διαδραστικές διεπαφές (interfaces) καθώς και ρομπότ και γενικά οποιαδήποτε μορφή φερόμενης (wearable) ή όχι συσκευής η οποία επικοινωνεί με το χρήστη. Συνεπώς, η δυνατότητα της έστω και στοιχειώδους κατανόησης της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη θα επιφέρει μεγάλη βελτίωση στην αλληλεπίδραση ανθρώπων-υπολογιστών. Παρακάτω αναφέρονται συνοπτικά μερικά πεδία δυνατών εφαρμογών:

#### **Μετατροπή κειμένου σε ομιλία (text to speech)**

Υπολογίζεται ότι σε ολόκληρο τον κόσμο υπάρχουν περισσότερα από 25 εκατομμύρια άτομα τα οποία έχουν χάσει τη δυνατότητα ομιλίας [1,2]. Αρκετά επικοινωνούν αποκλειστικά με τον υπόλοιπο κόσμο χρησιμοποιώντας συστήματα σύνθεσης φωνής. Ένα από τα προβλήματα που αντιμετωπίζουν τα συστήματα αυτά είναι ότι όλες οι φράσεις λέγονται με την ίδια ακριβώς χροιά και τόνο. Η συγκινησιακή υπολογιστική μπορεί να εφαρμοστεί στα συστήματα αυτά ανιχνεύοντας την ψυχοσωματική κατάσταση του χρήστη και καθορίζοντας ποσοτικά τον τρόπο με τον οποίο διαφορετικές συναισθηματικές καταστάσεις επηρεάζουν χαρακτηριστικά της φωνής όπως η χροιά και ο τόνος.



## Εφαρμογές σε άτομα με ειδικές παθήσεις

Πολλές νευρολογικές παθήσεις έχουν ως αποτέλεσμα τη διαταραχή του τρόπου με τον οποίο τα άτομα κατανοούν σωστά όσα βλέπουν, ακούν και γενικά αισθάνονται. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να αντιμετωπίζουν σοβαρά προβλήματα στις κοινωνικές σχέσεις, την επικοινωνία και τη συμπεριφορά τους. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων παθήσεων είναι ο αυτισμός, η νόσος του Πάρκινσον (Parkinson's disease), η νόσος του Χάντικτον (Huntington's disease) και τα εγκεφαλικά επεισόδια.

Τα αυτιστικά άτομα αντιμετωπίζουν μεγάλες δυσκολίες στην εκμάθηση φυσιολογικών προτύπων λόγου και επικοινωνίας [3-7]. Αντίστοιχα τα άτομα που πάσχουν από τη νόσο του Πάρκινσον συνήθως χάνουν προοδευτικά την ικανότητά τους να εκφράζουν τα συναισθήματά τους [8, 9]. Τα άτομα που πάσχουν από τη νόσο του Χάντικτον δυσκολεύονται να αναγνωρίσουν συναισθηματικές καταστάσεις όπως χαρά και λύπη και παρουσιάζουν ιδιαίτερο πρόβλημα στο να βιώσουν και να αντιληφθούν το συναίσθημα της αηδίας [10-15]. Τέλος έχει αποδειχθεί ότι σε αρκετές περιπτώσεις εγκεφαλικών επεισοδίων οι ασθενείς επιδεικνύουν εξαιρετικά μεγάλες διακυμάνσεις στη συναισθηματική τους κατάσταση χωρίς να συντρέχει κάποιος λόγος ή εξωτερικό ερέθισμα [16-21].

Σε γενικές γραμμές, ασθενείς οι οποίοι ανήκουν στις παραπάνω κατηγορίες αντιμετωπίζουν προβλήματα (σε μικρότερο ή μεγαλύτερο βαθμό) σε επίπεδο διαπροσωπικών σχέσεων. Τα άτομα αυτά ενώ μπορούν να μάθουν να ξεχωρίζουν εκφράσεις του προσώπου (π.χ. χαρά, λύπη) στερούνται σε μεγάλο βαθμό τη δυνατότητα αντίληψης του υποκείμενου συναισθήματος. Με τη χρήση της συγκινησιακής υπολογιστικής, οι υπολογιστές μπορούν να βοηθήσουν τα άτομα τα οποία ανήκουν στις παραπάνω κατηγορίες παθήσεων στο να



εκπαιδευτούν στην αντίληψη και την κατανόηση συγκεκριμένων συναισθηματικών καταστάσεων. Επιπλέον σχετική έρευνα μπορεί να βοηθήσει στην εξαγωγή μοντέλων και πρόβλεψης συμπεριφοράς τα οποία θα έχουν εφαρμογή στην παρακολούθηση της αποτελεσματικότητας της θεραπείας τους.

### **Συστήματα εκπαίδευσης με χρήση υπολογιστή**

Οι ερευνητικές προσπάθειες για τη δημιουργία υπολογιστικών εκπαιδευτικών συστημάτων είναι ιδιαίτερα έντονες τα τελευταία χρόνια. Πρόκειται για εκπαιδευτικό λογισμικό το οποίο θα πρέπει να είναι σε θέση να λύνει τα προβλήματα εκμάθησης (προτείνοντας μάλιστα εναλλακτικούς τρόπους) και να παρακολουθεί την επίδοση του εκπαιδευόμενου. Είναι ευνόητο, ότι ο διδακτικός σχεδιασμός και οι παιδαγωγικές στρατηγικές καθορίζονται και από την ικανότητα αποδοχής γνώσης του εκπαιδευόμενου η οποία με τη σειρά της συσχετίζεται άμεσα με την ψυχολογική κατάστασή του. Συνεπώς η δυνατότητα αντίληψης της έστω και στοιχειώδους συναισθηματικής κατάστασης του εκπαιδευόμενου θα έκανε τέτοια συστήματα πολύ πιο ευέλικτα και αποτελεσματικά.

### **Άλλες εφαρμογές**

Τα οφέλη της συγκινησιακής υπολογιστικής είναι προφανή σε τομείς όπως η ψυχαγωγία, η ρομποτική, οι μελέτες εργονομίας, η κατασκευή εύχρηστων διεπαφών και γενικότερα η μελέτη ανθρωποκεντρικών συστημάτων με χρήση υπολογιστή.

## **4.3 Συναισθήματα και ψυχοσωματικές αντιδράσεις**

Η έννοια του τι είναι συναίσθημα και πως ορίζεται αποτελεί ένα σημαντικό πρόβλημα.

Είναι χαρακτηριστικό το γεγονός ότι αν τεθεί το ερώτημα αυτό σε ειδικούς οι οποίοι



ανήκουν σε διαφορετικούς επιστημονικούς χώρους θα δοθούν εντελώς διαφορετικές απαντήσεις. Ο καθορισμός ενός ακριβούς ορισμού τέθηκε ως πρόβλημα για πρώτη φορά από τον William James το 1884 και από τότε έχει ξεκινήσει μια διαμάχη η οποία τα τελευταία χρόνια εμφανίζεται πολύ πιο έντονη. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι η Kleinginna et al. [22] κατέγραψαν περισσότερους από εκατό ορισμούς.

Για την παρούσα διατριβή το συναίσθημα θεωρείται ως ένα επεισόδιο αλληλοεξαρτώμενων και συγχρονισμένων μεταβολών καταστάσεων συστημάτων του οργανισμού (Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), Νεύρο-Ενδοκρινικό Σύστημα (ΝΕΣ), Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα (ΑΝΣ) και Σωματικό Νευρικό Σύστημα (ΣΝΣ)) οι οποίες προκύπτουν ως αντίδραση σε ένα ελεγχόμενο εξωτερικό ερέθισμα. Ο ορισμός αυτός για το συναίσθημα δόθηκε από τον Scherer [23]. Σύμφωνα με τον ορισμό αυτό, τα «στοιχεία» ενός συναισθήματος είναι οι αντιπροσωπευτικές καταστάσεις ορισμένων συστημάτων του οργανισμού ενώ η διαδικασία με την οποία βιώνεται ένα συναίσθημα απαρτίζεται από τις συντονισμένες μεταβολές που πραγματοποιούνται σε αυτά στον χρόνο. Η διεργασία αυτή περιγράφεται στον Πίνακα 4.1.

Γενικά υπάρχει πληθώρα ψυχοσωματικών μεταβολών που πραγματοποιούνται όταν ένα άτομο βιώνει ένα συναίσθημα. Για παράδειγμα όταν φοβόμαστε, το στόμα μας στεγνώνει, η καρδιά μας χτυπά πιο γρήγορα, η επίδρωση αυξάνεται ενώ η αναπνοή μας γίνεται πιο γρήγορη. Οι μεταβολές αυτές οφείλονται στη συνεργασία του εγκεφάλου με το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα (ΑΝΣ) το οποίο ελέγχει όργανα ζωτικής σημασίας όπως η καρδιά και οι πνεύμονες (Σχήμα 4.1).



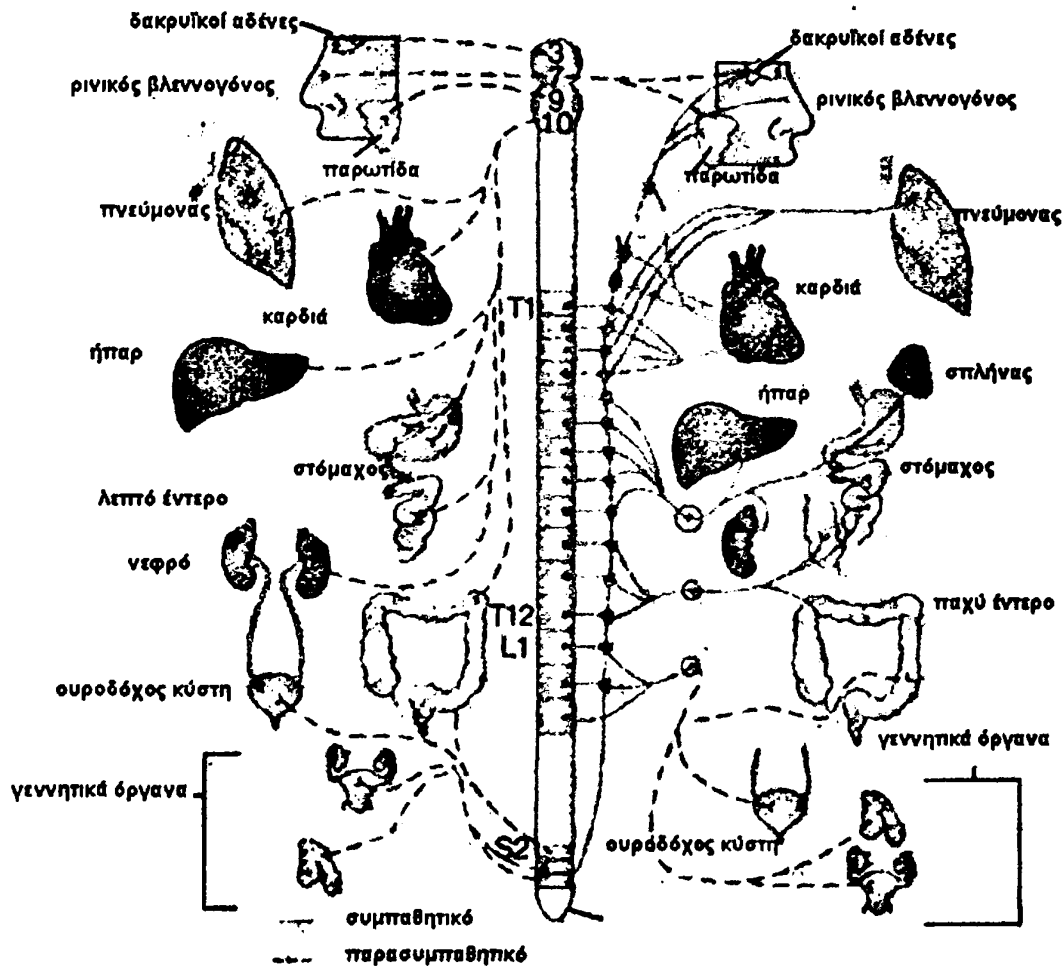
Συναισθηματική λειτουργία	Συμμετέχον σύστημα	Στοιχείο συναισθήματος
Εκτίμηση εξωτερικού ερεθίσματος	Επεξεργασία πληροφορίας (ΚΝΣ)	Αξιολόγηση
Προετοιμασία και έλεγχος αντίδρασης	ΚΝΣ	Ψυχοσωματικά συμπτώματα
Πρόκληση αντίδρασης	Αντίδραση (ΚΝΣ, ΝΕΣ, ΑΝΣ, ΣΝΣ)	Αντίδραση και Νευροφυσιολογικές μεταβολές

Όπου ΚΝΣ: Κεντρικό Νευρικό Σύστημα, ΝΕΣ: Νεύρο-Ενδοκρινικό Σύστημα, ΑΝΣ: Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα και ΣΝΣ: Σωματικό Νευρικό Σύστημα

**Πίνακας 4.1 Μηχανισμός συσχέτισης μεταξύ των λειτουργιών των συστημάτων του οργανισμού και των συναισθημάτων.**

Επιπλέον, θα πρέπει να τονιστεί ότι υπάρχει λεπτή διαχωριστική γραμμή μεταξύ του συναισθήματος και άλλων συγκινησιακών καταστάσεων όπως η διάθεση και η προσωπικότητα ενός ατόμου. Έχουν δημοσιευτεί πολλές μελέτες οι οποίες έχουν ως στόχο την εύρεση χαρακτηριστικών για τη μεταξύ τους διαφοροποίηση [27-27]. Οι μελέτες αυτές συγκλίνουν στο ότι τα συναισθήματα ως αντιδράσεις σε εξωτερικά ερεθίσματα διαρκούν πολύ λίγο, σε αντίθεση με τη διάθεση ή την προσωπικότητα ενός ατόμου που μπορούν να διαρκούν μέρες ή χρόνια αντίστοιχα [28,29]. Η διάγνωση τέτοιων μεγάλης διάρκειας συγκινησιακών καταστάσεων είναι δεν αφορούν την παρούσα διατριβή, ωστόσο ο τρόπος με τον οποίο η διάθεση και η προσωπικότητα ενός ατόμου επηρεάζουν τα εκκολαπτόμενα συναισθήματά του αποτελεί ανοιχτό ερευνητικό πεδίο.





Σχήμα 4.1 Το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα διαχωρίζεται στο Συμπαθητικό και στο Παρασυμπαθητικό. Η συνεργασία των δύο συστημάτων μεταβάλλει τον τρόπο λειτουργίας των οργάνων.

#### 4.4 Δημιουργία συγκινησιακού υπολογιστικού συστήματος με χρήση ηλεκτρομυογραφήματος

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένα φερόμενο (wearable) συγκινησιακό υπολογιστικό σύστημα, το οποίο χρησιμοποιεί επιλεγμένα επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα μυών του προσώπου, σε συνδυασμό με άλλα βιοσήματα (ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος), για την εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη. Πιο συγκεκριμένα παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική και τα δομικά στοιχεία (modules) του συστήματος. Το σύστημα που αναπτύχθηκε αποτελεί το πρώτο σύστημα το οποίο στηρίζεται στην επεξεργασία βιοσημάτων και επιτρέπει απομακρυσμένη «παρακολούθηση»



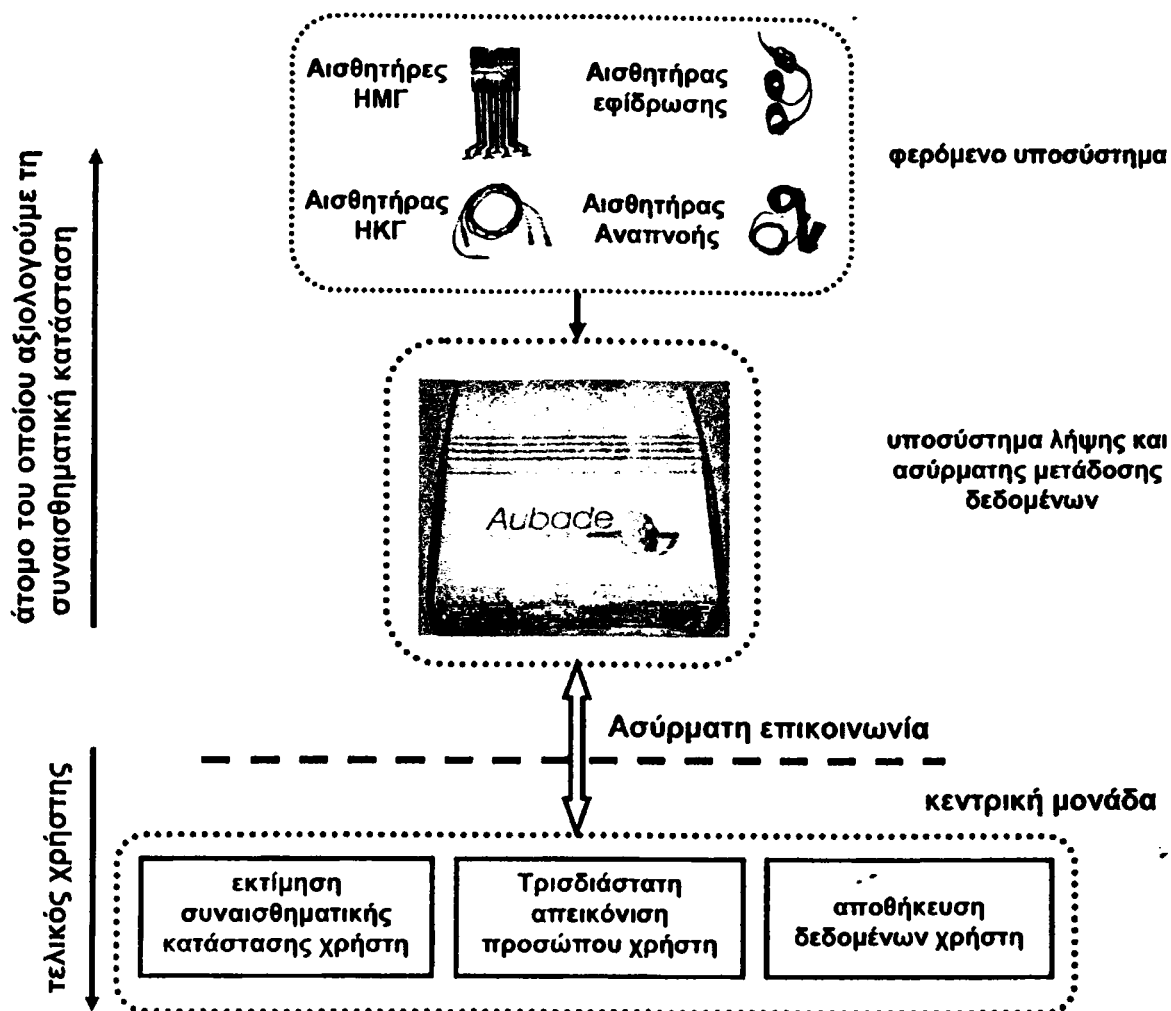
(monitoring) της συναισθηματικής κατάστασης των ατόμων σε πραγματικό χρόνο. Το σύστημα χρησιμοποιήθηκε σε δύο διαφορετικά πεδία εφαρμογής: σε προ-κλινική μελέτη καθώς και σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων. Τα πειράματα για τα δύο πεδία εφαρμογής περιγράφονται στο τέλος του κεφαλαίου.

#### 4.4.1 Περιγραφή συστήματος

Το προτεινόμενο σύστημα αποτελείται από τρία υποσυστήματα: (i) Από το φερόμενο υποσύστημα (wearable subsystem), το οποίο αποτελείται από 16 αισθητήρες επιφανειακού ηλεκτρομυογραφήματος προσώπου, ένα πιεζοηλεκτρικό αισθητήρα για τη μέτρηση της αναπνοής, τους αισθητήρες ηλεκτροκαρδιογραφήματος και τον αισθητήρα ηλεκτρικής αγωγιμότητας του δέρματος. (ii) Το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων (data acquisition and wireless communication subsystem), το οποίο είναι υπεύθυνο για την ασφαλή λήψη και μετάδοση των επιλεγμένων βιοσημάτων και (iii) Την κεντρική μονάδα (centralized subsystem). Η κεντρική μονάδα επεξεργάζεται τα βιοσήματα και εξάγει «διάγνωση» ως προς τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Επιπλέον προβάλλει ένα τρισδιάστατο μοντέλο του προσώπου του χρήστη στο οποίο απεικονίζονται σε πραγματικό χρόνο οι εκφράσεις του και ενεργοποιεί ένα σύστημα εγρήγορσης (alert) σε περίπτωση που ο χρήστης βιώνει μια «ακραία» συναισθηματική κατάσταση. Η αρχιτεκτονική του συστήματος απεικονίζεται στο Σχήμα 4.2.







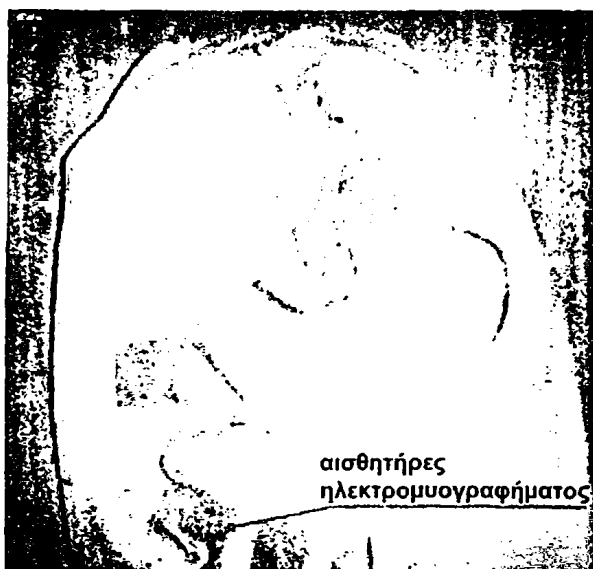
Σχήμα 4.2 Αρχιτεκτονική συστήματος εκτίμησης συναισθηματικής κατάστασης ατόμων. Το σύστημα αποτελείται από τρία υποσυστήματα: (i) Το φερόμενο υποσύστημα, (ii) Το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων και (iii) Την κεντρική μονάδα.

#### 4.4.2 Φερόμενο υποσύστημα

Πρόκειται για ένα εργονομικά σχεδιασμένο μη επεμβατικό φερόμενο υποσύστημα το οποίο περιέχει τους αισθητήρες οι οποίοι χρησιμοποιούνται για τη λήψη των βιοσημάτων (16 επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου, αναπνοή, εφίδρωση και καρδιογράφημα). Χωρίζεται σε δύο δομικά στοιχεία (modules): Το πρώτο δομικό στοιχείο αποτελείται από τη μάσκα η οποία περιέχει τους αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα. Έχουν κατασκευαστεί δύο πρωτότυπα προκειμένου να καλυφθούν οι ανάγκες που προκύπτουν από τα διαφορετικά πεδία χρήσης του συστήματος. Το πρώτο



πρωτότυπο δημιουργήθηκε για χρήση σε περιβάλλον αγώνων αυτοκινήτων. Οι αισθητήρες ηλεκτρομυογραφήματος τοποθετήθηκαν σε μια εμπορικά διαθέσιμη (OMP IAA/721/PF) ειδικά κατασκευασμένη για αγώνες πυρίμαχη μάσκα<sup>4</sup>. Το πρωτότυπο αυτό απεικονίζεται στο Σχήμα 4.3.



Σχήμα 4.3 Πρωτότυπο υποσύστημα καταγραφής κατασκευασμένο για χρήση σε περιβάλλον αγώνων αυτοκινήτων. Διακρίνονται οι αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου.

Το δεύτερο πρωτότυπο κατασκευάστηκε για κλινική χρήση από ειδικό υπο-αλλεργικό υλικό και επιτρέπει να φαίνεται το πρόσωπο του ατόμου από το οποίο λαμβάνονται τα βιοσήματα.

Το πρωτότυπο απεικονίζεται στο Σχήμα 4.4.

Στα δύο πρωτότυπα χρησιμοποιήθηκαν ηλεκτρομυογραφικοί αισθητήρες ειδικά σχεδιασμένοι για το σύστημά μας. Πρόκειται για εύκαμπτα πλέγματα ηλεκτροδίων, με εσωτερική απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων 4mm και στις δύο κατευθύνσεις. Το πλέγμα αποτελείται από πολυαμίδιο πάχους 50 μm το οποίο μπορεί να κοπεί σύμφωνα με τις διαστάσεις του μετρούμενου μυ του προσώπου. Το γεγονός αυτό είναι πολύ σημαντικό γιατί επιτρέπει τη συλλογή ηλεκτρομυογραφήματων τα οποία δεν περιέχουν δραστηριότητα η οποία οφείλεται

<sup>4</sup> Πληρεί τις προδιαγραφές αγώνων Formula 1 (FIA 8856-2000 regulations).

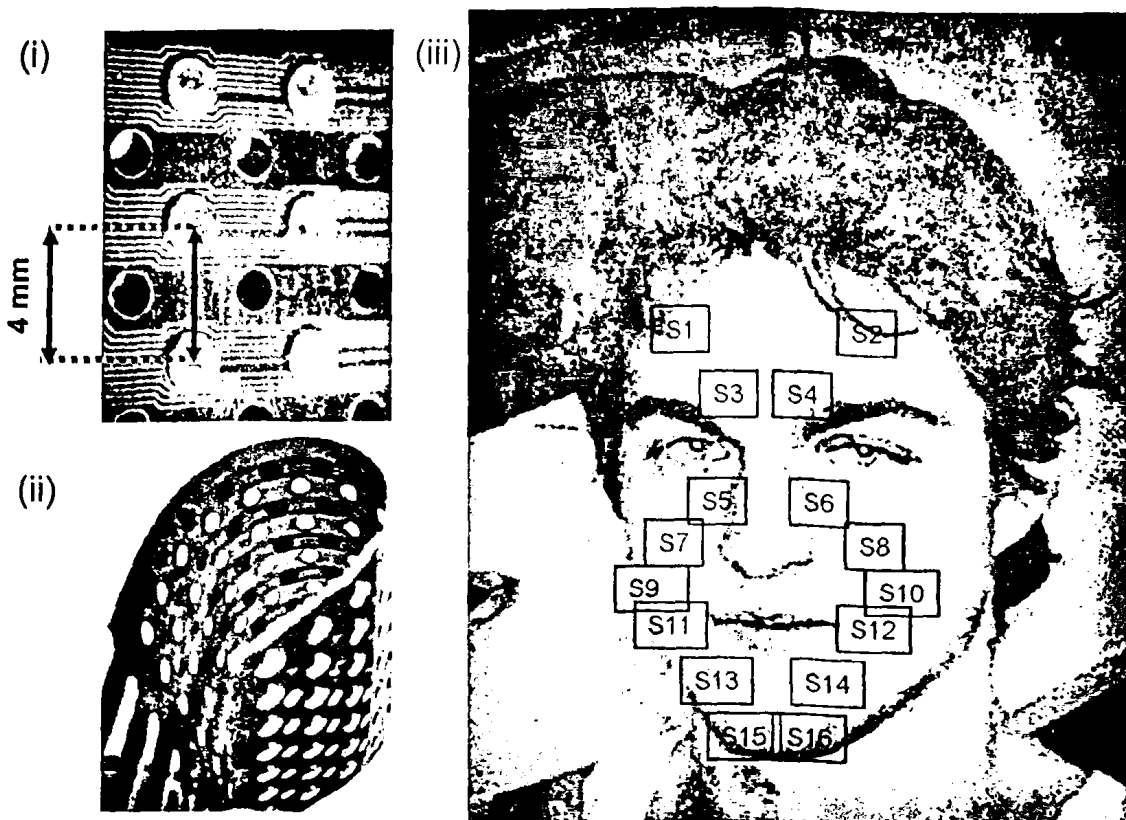


στην κίνηση γειτονικών μυών. Κάθε ηλεκτρόδιο διαμέτρου 1.95 mm αποτελείται από χαλκό ενώ η επιφάνειά του επικαλύπτεται με καθαρό άργυρο (καθαρότητα 99,99%).



Σχήμα 4.4 Πρωτότυπο υποσύστημα καταγραφής κατασκευασμένο για χρήση σε κλινικό περιβάλλον.

Στο Σχήμα 4.5 διακρίνονται τα ειδικά ηλεκτρόδια καθώς και τις θέσεις στις οποίες τοποθετούνται στο πρόσωπο. Οι μύες των οποίων καταγράφεται η δραστηριότητα είναι οι ακόλουθοι: Μετωπιαίος (frontalis) (S1,S2), σφικτήρας των βλεφάρων corrugator (S3, S4), ρινικός μυς (nasalis-alaeque nasi) (S5, S6), μείζον ζυγωματικός (zigomaticus major) (S7, S8), μασητήρας (masseter) (S9, S10), κυκλοτερής (orbicularis oris) (S11, S12), καθεκτήρ του κάτω χείλους (depressor labii) (S13, S14), και γενειακός μυς (mentalis) (S15, S16).



Σχήμα 4.5 (i) Το πολύ-αισθητηριακό πλέγμα που χρησιμοποιούμε για τη λήψη των ηλεκτρομυογραφημάτων προσώπου, (ii) Το πλέγμα είναι εύκαμπτο ώστε να προσκολλάται καλύτερα στον προς παρακολούθηση μυ, (iii) Οι θέσεις στις οποίες τοποθετούνται τα ηλεκτρόδια στο πρόσωπο.

Η επιλογή των μυών έγινε με βάση το σύστημα FACS (Facial Coding Action System) το οποίο είχε προταθεί από τον Ekman [30]. Σύμφωνα με το σύστημα αυτό υπάρχει αντιστοιχία μεταξύ της κίνησης συγκεκριμένων μυών του προσώπου και της συναισθηματικής κατάστασης ενός ατόμου. Η αντιστοιχία αυτή παρατηρείται σε όλες τις φυλές και δεν συσχετίζεται με το επίπεδο μόρφωσης και ηλικίας [31, 32].

Το δεύτερο δομικό στοιχείο του φερόμενου υποσυστήματος αποτελείται από τους αισθητήρες ηλεκτροκαρδιογράφου και αναπνοής (που τοποθετούνται στο θώρακα) και τον αισθητήρα εφίδρωσης που τοποθετείται στον μέσο και τον παράμεσο του αριστερού χεριού. Για τη λήψη του ηλεκτροκαρδιογραφήματος χρησιμοποιήθηκαν εμπορικά διαθέσιμα αυτοκόλλητα ηλεκτρόδια (PowerLab MLA 1010), για τη μέτρηση της αναπνοής

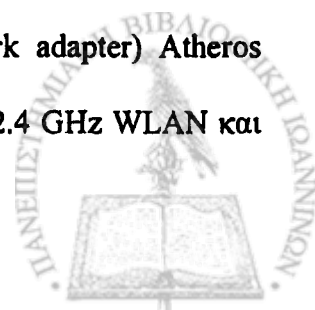
ένα πιεζοηλεκτρικό ηλεκτρόδιο PowerLab MLT1132, ενώ για την επίδρωση ένας Qubit Systems S200 αισθητήρας μέτρησης της αγωγιμότητας του δέρματος (Σχήμα 4.6).



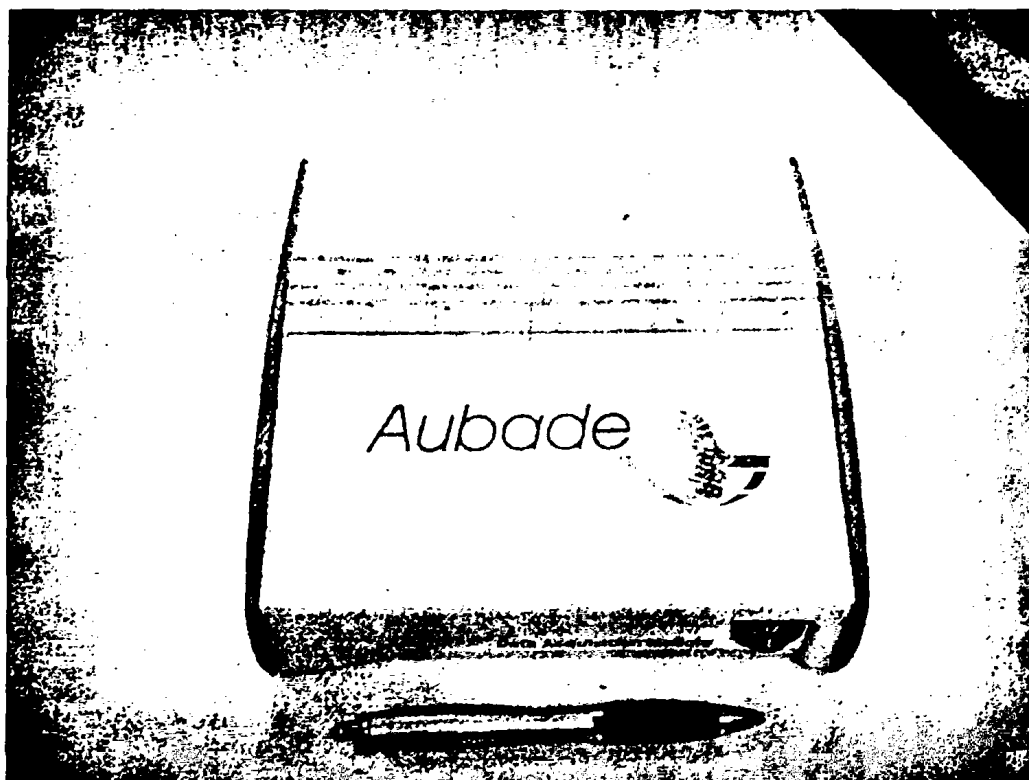
Σχήμα 4.6 Από αριστερά προς τα δεξιά: αισθητήρες λήψης ηλεκτροκαρδιογραφήματος, αναπνοής και αγωγιμότητας του δέρματος.

#### 4.4.3 Υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων

Το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων εξυπηρετεί στην προεπεξεργασία όλων των βιοσημάτων που συλλέχθηκαν από το φερόμενο υποσύστημα. Τα ηλεκτρονικά κυκλώματα και οι μπαταρίες (6 στοιχεία AAA NiMH, 1000 mAh επαναφορτιζόμενες μπαταρίες) είναι τοποθετημένα σε ένα ειδικά σχεδιασμένο, ανθεκτικό στα χτυπήματα μικρό σε μέγεθος μεταλλικό, θωρακισμένο περίβλημα (23,2 cm X 22,5 cm X 8,8 cm). Τα αναλογικά βιοσήματα ενισχύονται και φιλτράρονται μέσω ενός ενισχυτή υψηλής απολαβής INAX 321 και ενός πλήρως ρυθμιζόμενου ζωνοπερατού φίλτρου OPAX 336. Για την ψηφιοποίηση χρησιμοποιήθηκε TLV 254X A/D μετατροπέας. Ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι 600 samples/sec για τα ηλεκτρομυογραφήματα, 500 samples/sec για το ηλεκτροκαρδιογράφημα και 50 samples/sec για την επίδρωση και την αναπνοή, ενώ η χρησιμοποιούμενη ανάλυση είναι 12 bits. Τα ψηφιοποιημένα, και φιλτραρισμένα σήματα αποθηκεύονται σε μνήμη MT48LC32M16 512 MB SDRAM. Η ασύρματη μετάδοση στηρίζεται σε ένα προσαρμογέα ασύρματου δικτύου (wireless network adapter) Atheros AR5004G, ο οποίος απαρτίζεται από ένα AR2112 Radio on a Chip για 2.4 GHz WLAN και



ένα επεξεργαστή AR5213. Το ασύρματο σύστημα μετάδοσης παρέχει υποστήριξη για τα πρωτόκολλα IEEE 802.11b, 802.11g καθώς και κρυπτογράφηση μέσω υλικού (hardware encryption) AES, TKIP, WEP. Το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων κατασκευάστηκε στη Μονάδα Ιατρικής Τεχνολογίας και Ευφύων Πληροφοριακών Συστημάτων με τη βοήθεια της ANCO S.A. και απεικονίζεται στο Σχήμα 4.7.



Σχήμα 4.7 υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων.

#### 4.4.4 Κεντρική μονάδα

Η κεντρική μονάδα ακολουθεί κοινή αρχιτεκτονική προσωπικού υπολογιστή με δυνατότητες ασύρματης σύνδεσης. Περιλαμβάνει έναν Intel Core Duo επεξεργαστή, μνήμη RAM 1GB, ενώ η κάρτα γραφικών στηρίζεται στο chipset Nvidia 7600GT, 256MB. Εξυπηρετεί τις ακόλουθες λειτουργίες:

- Αποθηκεύει τα δεδομένα που λαμβάνει από το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης.
- Αποθηκεύει πληροφορίες και προσωπικά δεδομένα για τον χρήστη.
- Επεξεργάζεται τα ληφθέντα βιοσήματα.
- Εξάγει «διάγνωση» (από απόσταση και σε πραγματικό χρόνο) ως προς τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη ενώ παράλληλα προβάλλει μια 3D αναπαράσταση του προσώπου του.

Η κεντρική μονάδα αποτελείται από τέσσερα δομικά στοιχεία: (i) Το δομικό στοιχείο εξαγωγής χαρακτηριστικών, (ii) το ευφύες δομικό στοιχείο αναγνώρισης συναισθηματικής κατάστασης (iii) το δομικό στοιχείο τρισδιάστατης απεικόνισης του προσώπου του χρήστη και (iv) το δομικό στοιχείο των βάσεων δεδομένων. Τα δομικά στοιχεία αυτά παρουσιάζονται στη συνέχεια του κεφαλαίου.

#### **Δομικό στοιχείο εξαγωγής χαρακτηριστικών**

Στο δομικό στοιχείο αυτό τα προ-επεξεργασμένα βιοσήματα μετατρέπονται σε χαρακτηριστικά τα οποία στη συνέχεια χρησιμοποιούνται από το ευφύες δομικό στοιχείο αναγνώρισης συναισθηματικής κατάστασης προκειμένου να γίνει εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη. Στόχος των εξαγόμενων χαρακτηριστικών (τα οποία θα παρουσιαστούν αναλυτικά στο επόμενο κεφάλαιο) είναι ο συσχετισμός των μεταβολών που παρουσιάζονται στα επιλεγμένα βιοσήματα με τα συναισθήματα που βιώνει ο χρήστης.

#### **Ευφύες δομικό στοιχείο αναγνώρισης συναισθηματικής κατάστασης**

Το ευφύες δομικό στοιχείο αναγνώρισης συναισθηματικής κατάστασης είναι ένα σύστημα λήψης αποφάσεων (decision support system). Χρησιμοποιεί τα χαρακτηριστικά που



εξάγονται από το δομικό στοιχείο εξαγωγής χαρακτηριστικών για να κατηγοριοποιήσει τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Οι συναισθηματικές καταστάσεις ενδιαφέροντος επιλέγονται με τη βοήθεια έμπειρων ψυχολόγων. Προκειμένου να γίνει επιλογή του καταλληλότερου ταξινομητή (classifier) πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διαφορετικούς ταξινομητές. Τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν από τους ταξινομητές SVM και ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) οι οποίοι παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο μαζί με την προτεινόμενη μεθοδολογία.

### **Δομικό στοιχείο τρισδιάστατης απεικόνισης του προσώπου του χρήστη**

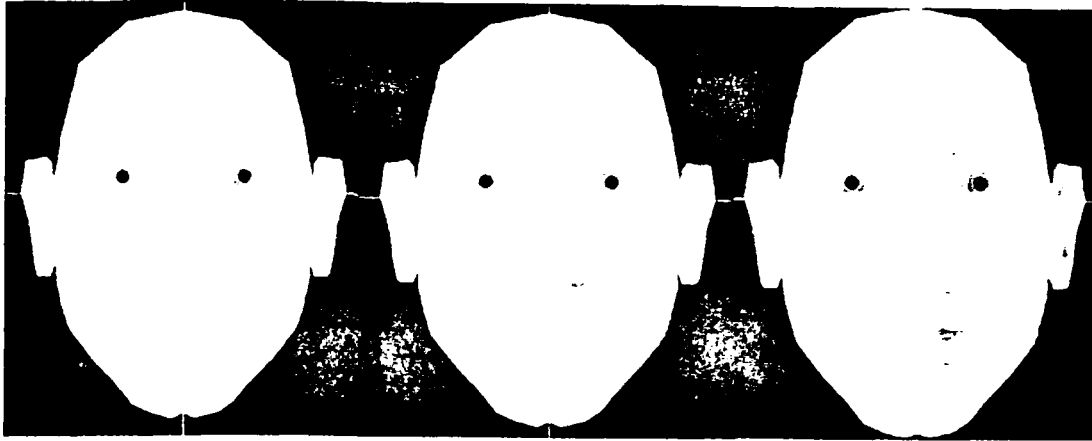
Το δομικό αυτό στοιχείο αναπαριστά τρισδιάστατα και σε πραγματικό χρόνο το πρόσωπο του χρήστη με βάση ένα γενικό μοντέλο προσώπου (avatar). Το μοντέλο προσώπου χρησιμοποιεί ένα 3D γεωμετρικό πλέγμα στο οποίο έχουν εισαχθεί παράμετροι που ελέγχουν την παραμόρφωση στις περιοχές που βρίσκονται οι μύες που αναφέρονται στην ενότητα 4.4.2. Στο Σχήμα 4.8 απεικονίζεται η μεταβολή της γεωμετρίας του πλέγματος από το ουδέτερο πρόσωπο στη συναισθηματική κατάσταση «χαρά».

### **Το δομικό στοιχείο των βάσεων δεδομένων**

Στο δομικό αυτό στοιχείο αποθηκεύονται τα ληφθέντα σήματα, τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά, καθώς και στοιχεία του χρήστη όπως όνομα, ηλικία, φύλο, παθολογία, πιθανή θεραπευτική αγωγή που μπορεί να ακολουθείται κατά τη διάρκεια λήψης των βιοσημάτων κλπ. Τα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή στατιστικών δεδομένων ή άλλων πιθανά χρήσιμων πληροφοριών.







Σχήμα 4.8 Μεταβολή της 3D αναπαράστασης του προσώπου του χρήστη από την έκφραση «ουδέτερο πρόσωπο» στην έκφραση «χαρά».

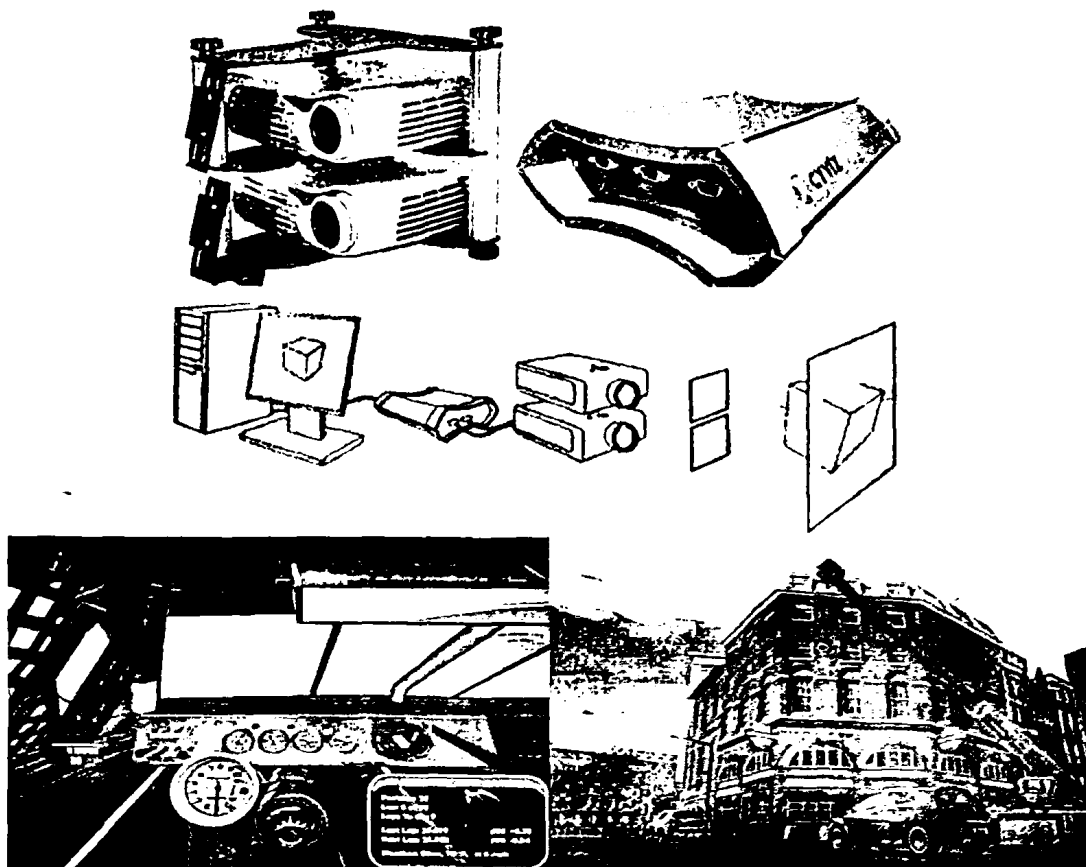
## 4.5 Πειράματα

Το προτεινόμενο σύστημα εφαρμόστηκε σε δύο διαφορετικά πεδία: (i) Σε συνθήκες προσομοίωσης οδήγησης αγωνιστικών αυτοκινήτων και (ii) σε μια προ-κλινική μελέτη. Και στις δύο εφαρμογές στόχος ήταν η κατηγοριοποίηση (μέσα από μια προκαθορισμένη ομάδα συναισθημάτων) της βασικής συναισθηματικής κατάστασης των χρηστών. Στη συνέχεια του κεφαλαίου περιγράφονται τα πειραματικά πρωτόκολλα καθώς και οι διαδικασίες που ακολουθήθηκαν και στα δύο πεδία, ενώ στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζεται η μεθοδολογία καθώς και τα αποτελέσματα της αξιολόγησης του συστήματος.

### 4.5.1 Εφαρμογή του συστήματος σε συνθήκες προσομοίωσης οδήγησης αγωνιστικών αυτοκινήτων

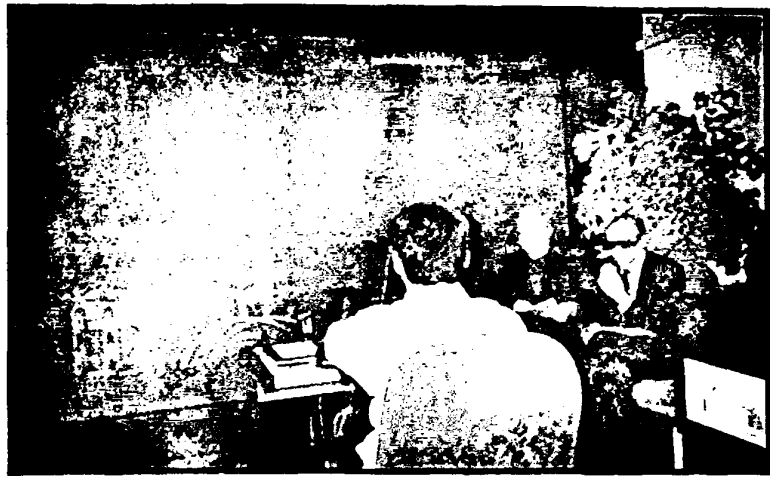
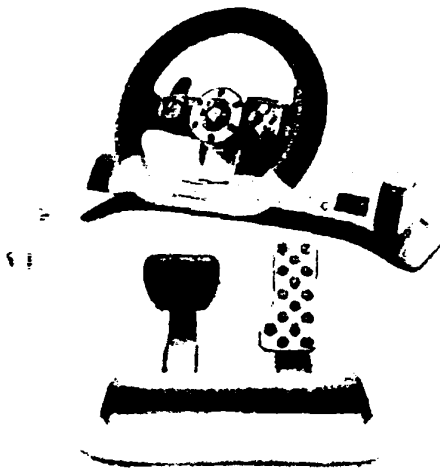
Η σειρά των πειραμάτων αυτών πραγματοποιήθηκε σε συνεργασία με τη SIEMENS S.A. στο Πολυτεχνείο της Μαδρίτης στην Ισπανία. Η λήψη των βιοσημάτων έγινε από οδηγούς σε ειδικά εξοπλισμένο ελεγχόμενο περιβάλλον. Πρόκειται για ένα δωμάτιο εικονικής πραγματικότητας (virtual reality room) το οποίο διαμορφώθηκε και εξοπλίστηκε κατάλληλα ώστε να προσομοιάζει όσο γίνεται περισσότερο τις συνθήκες οδήγησης αγωνιστικού

αυτοκινήτου. Αυτό πραγματοποιήθηκε με το συνδυασμό ενός ιδιαίτερα εξελιγμένου συστήματος 3D προβολής (CYVIZ xpo1 3D projection system), ειδικών γυαλιών στερεοσκοπικής όρασης και ήχου επτά καναλιών. Τα παραπάνω παρέχουν στον «οδηγό» την εντύπωση ότι βρίσκεται στο εσωτερικό ενός αγωνιστικού αυτοκινήτου (Σχήμα 4.9).



Σχήμα 4.9 Σύστημα προσομοίωσης αγωνιστικής οδήγησης και ενδεικτικά screenshots.

Επιπλέον για τις ανάγκες του πειράματος χρησιμοποιήθηκε ένα σύστημα χειριστηρίων με ανάδραση ώστε ο «οδηγός» να βιώνει πιο έντονα την «αίσθηση» της οδήγησης.



Σχήμα 4.10 Αριστερά: Χειριστήρια συστήματος προσομοίωσης οδήγησης αυτοκινήτου. Δεξιά: στιγμιότυπο από την διαδικασία του πειράματος.

Στη μελέτη συμμετείχαν 10 υγιή άτομα ηλικίας 22-35 ετών. Καθένα από αυτά έλαβε μέρος σε οχτώ «αγωνιστικούς» γύρους, ενώ η διάρκεια του κάθε γύρου ήταν 3-4 λεπτά. Δεν απαιτήθηκε από τους οδηγούς να αυτοεκτιμήσουν τη συναισθηματική τους κατάσταση κατά τη διάρκεια της οδήγησης, διότι αυτό θα ελάττωνε δραστικά τη ρεαλιστικότητα του πειράματος. Χρησιμοποιήθηκαν τρεις κάμερες για τη βιντεοσκόπηση του κάθε γύρου. Η πρώτη από αυτές κατέγραφε το πρόσωπο του οδηγού, η δεύτερη τον «αγωνιστικό γύρο» ενώ η τρίτη το όλο πείραμα. Στο Σχήμα 4.10 απεικονίζονται τα χειριστήρια του συστήματος προσομοίωσης οδήγησης αυτοκινήτου καθώς και η πειραματική διαδικασία.

Οι συναισθηματικές καταστάσεις που εξετάστηκαν κατά τη διάρκεια του πειράματος ορίστηκαν από τρεις έμπειρους ψυχολόγους που συμμετείχαν σε αυτό και είναι οι ακόλουθες: (i) υψηλό στρες, (ii) χαμηλό στρες, (iii) απογοήτευση και (iv) ευφορία. Επιπλέον η ομάδα των ψυχολόγων «κατέγραφε» τη συναισθηματική κατάσταση του οδηγού ανά 10 δευτερόλεπτα καθόλη τη διάρκεια του «αγώνα». Στο τέλος του κάθε «αγώνα» οι πιθανές διαφωνίες ως προς την διάγνωση της συναισθηματικής κατάστασης του οδηγού επιλύονταν χρησιμοποιώντας τα καταγραφέντα videos. Κατά τη διάρκεια της πειραματικής διαδικασίας, προκειμένου οι ψυχολόγοι να έχουν οπτική επαφή με το πρόσωπο του «οδηγού» δεν



χρησιμοποιήθηκε ολόκληρη η αγωνιστική μάσκα (Σχήμα 4.3), παρά μόνο οι αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα. Αντίθετα στο υπόλοιπο φερόμενο υποσύστημα δεν έγινε καμία περαιτέρω τροποποίηση.

#### 4.5.2 Εφαρμογή του συστήματος σε προκλινική μελέτη

Η διαδικασία πραγματοποιήθηκε σε συνεργασία με τη Νευρολογική Κλινική του Νοσοκομείου της Μόντενα (Modena, Emilia Romana) στην Ιταλία. Σκοπός των πειραμάτων αυτών ήταν η κατάλληλη καθοδήγηση των εθελοντών που συμμετείχαν στο πείραμα ώστε να βιώσουν προκαθορισμένες συναισθηματικές καταστάσεις και η ταυτόχρονη καταγραφή των προαναφερθέντων βιοσημάτων.

Λόγω του μεγάλου αριθμού των αισθητήρων ηλεκτρομυογραφήματος υπήρξαν πολλές δυσκολίες στην εύρεση του βέλτιστου τρόπου για την γρήγορη και άνετη τοποθέτησή τους στους επιλεγμένους μύες του προσώπου. Προέκυψαν έτσι τρεις πρωτότυπες μάσκες οι οποίες περιέχουν τους αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα που η κάθε μια από αυτές αντιστοιχεί σε μια γενιά εξέλιξης. Τα πρωτότυπα αυτά απεικονίζονται στο Σχήμα 4.11.



Σχήμα 4.11 οι τρεις διαφορετικές γενιές εξέλιξης της μάσκας με τους αισθητήρες για τα ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου.

Σύμφωνα με την ανατροφοδότηση (user feedback) που λάβαμε από τους εθελοντές που συμμετείχαν στα πειράματα, το 1<sup>ο</sup> πρωτότυπο σύντομα προκαλούσε συναίσθημα δυσφορίας επειδή κάλυπτε όλο το πρόσωπο του χρήστη, ενώ επιπλέον υπήρχαν πρακτικά προβλήματα στην τοποθέτηση των αισθητήρων (η μάσκα δεν ταίριαζε με όλα τα μεγέθη και τα σχήματα των προσώπων). Το 2<sup>ο</sup> πρωτότυπο επέτρεπε σε ένα τμήμα του προσώπου να είναι ορατό, ήταν σχετικά πιο άνετο και μπορούσε να προσαρμοστεί σε διαφορετικά πρόσωπα. Τέλος το 3<sup>ο</sup> πρωτότυπο είχε ως στόχο την γρηγορότερη τοποθέτηση των ηλεκτροδίων<sup>5</sup> και το να είναι ορατό το μεγαλύτερο δυνατό τμήμα του προσώπου του χρήστη.

Έχοντας τοποθετήσει όλους τους αισθητήρες, το επόμενο βήμα ήταν τα ερεθίσματα που θα προξενούσαν συγκεκριμένες συναισθηματικές καταστάσεις στο χρήστη. Για το λόγο αυτό έμπειρη ψυχολόγος χρησιμοποίησε προσεκτικά επιλεγμένες φωτογραφίες και video τα οποία συνέλλεξε από το Διεθνές Σύστημα Συγκινησιακών Εικόνων (International Affective Picture System-IAPS) [33]. Οι συναισθηματικές καταστάσεις ενδιαφέροντος (επιλέχθηκαν επίσης από την ψυχολόγο) και είναι οι ακόλουθες: Χαρά (τρία επίπεδα έντασης συναισθήματος: χαμηλό, μεσαίο και υψηλό), φόβος, και αηδία (δύο επίπεδα έντασης συναισθήματος μεσαίο και υψηλό). Στο Σχήμα 4.12 εμφανίζονται αντιπροσωπευτικές φωτογραφίες που χρησιμοποιούνται ως ερεθίσματα για τη βίωση των ερεθισμάτων αηδία και χαρά (περισσότερες φωτογραφίες για όλα τα συναισθήματα παρουσιάζονται στο Παράρτημα Γ').

Σύμφωνα με το πειραματικό πρωτόκολλο, ο χρήστης, αφού έχει προηγηθεί ένα χρονικό διάστημα ηρεμίας ώστε να μην υπάρχει πόλωση ως προς την συναισθηματική του κατάσταση λόγω της αρχικής του ψυχολογικής διάθεσης, κάθεται σε κοντινή απόσταση από την οθόνη ενός υπολογιστή. Στη συνέχεια προβάλλεται σε αυτόν ένα αρχείο παρουσίασης στο οποίο

<sup>5</sup> Ενδεικτικά ο μέσος χρόνος τοποθέτησης για όλους τους αισθητήρες ηλεκτρομυογραφήματος ήταν 50 λεπτά για το 1<sup>ο</sup> πρωτότυπο ενώ για το 3<sup>ο</sup> πρωτότυπο μόλις 15 λεπτά.



έχουν ενσωματωθεί σε τυχαία σειρά οι επιλεγμένες φωτογραφίες (720x576 pixel) και τα video clip από τη βάση IAPS (διάρκεια θέασης 4s). Μεταξύ των διαφορετικών ερεθισμάτων μεσολαβεί ένα χρονικό διάστημα χαλάρωσης διάρκειας 5 λεπτών ώστε ο χρήστης να επανέρθει σε κατάσταση ηρεμίας. Ταυτόχρονα με τη θέαση της κάθε φωτογραφίας ή video clip ξεκινά η καταγραφή των βιοσημάτων η οποία διαρκεί 10s. Με το πέρας του κάθε ερεθίσματος ξεκινά η διαδικασία αξιολόγησης της συναισθηματικής κατάστασης από τον ίδιο το χρήστη μέσω του διεθνώς αναγνωρισμένου συστήματος αυτό-αξιολόγησης συναισθηματικής (συγκινησιακής) κατάστασης SAM (Self Assessment Manikin- test) [34]. Το σύστημα SAM είναι ιδιαίτερα αξιόπιστο και ευέλικτο ενώ παρέχει τη δυνατότητα εκτίμησης της συναισθηματικής κατάστασης σε τρεις συγκινησιακούς βαθμούς:

- Ευχαρίστησης που δημιουργεί το συναίσθημα.
- Εγρήγορσης που προξενεί το συναίσθημα.
- Στο επίπεδο στο οποίο μπορεί ο χρήστης να ελέγξει το συναίσθημα που βιώνει λόγω του ερεθίσματος.

Λόγω της ευκολίας χρήσης του, το SAM έχει χρησιμοποιηθεί ευρύτατα για την εκτίμηση συναισθηματικών καταστάσεων σε πληθώρα πεδίων όπως για παράδειγμα αντιδράσεις σε φωτογραφίες [35-36], εικόνες [37-39], ήχους [40], και διαφημίσεις [41-43]. Το σύστημα SAM περιγράφεται συνοπτικά στο Παράρτημα Α.





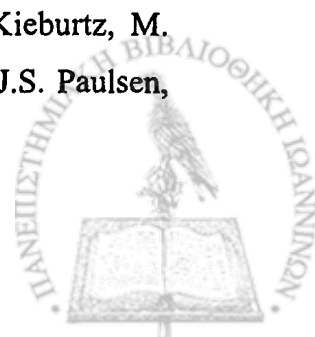
Σχήμα 4.12 ενδεικτικές επιλεγμένες φωτογραφίες από τη βάση IAPS προκειμένου να καθοδηγήσουμε τον χρήστη να βιώσει τα συναισθήματα αηδία (αριστερά) και χαρά (δεξιά).

#### 4.6 Συμπέρασμα

Στο κεφάλαιο αυτό δόθηκε η έννοια της συγκινησιακής υπολογιστικής ενώ παράλληλα παρουσιάστηκε μεγάλο μέρος εφαρμογών της προκειμένου να γίνει αντιληπτή η αξία της για την καλύτερη αλληλεπίδραση ανθρώπου – υπολογιστή. Έγινε επίσης αναφορά στο συσχετισμό και την αλληλεπίδραση των συναισθημάτων με τα βιοσήματα (μέσω Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος) και περιγραφή του συγκινησιακού υπολογιστικού συστήματος εκτίμησης της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων σε πραγματικό χρόνο το οποίο κατασκευάστηκε στα πλαίσια της διδακτορικής διατριβής. Το προτεινόμενο σύστημα εφαρμόστηκε σε δύο περιοχές ενδιαφέροντος: Σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων και στα πλαίσια προ κλινικής μελέτης. Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε, τα χρησιμοποιούμενα βιοσήματα, η σχετική έρευνα από άλλους μελετητές και η σύγκριση των εξαγομένων αποτελεσμάτων με αυτούς παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο.

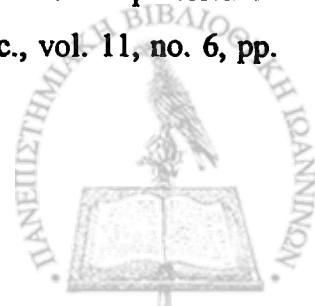
## 4.7 Βιβλιογραφία

- [1] K.R. El, R. Picard, and S. Baron-Cohen, "Affective computing and autism," *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, vol. 1093, pp. 228-248, 2006.
- [2] C. Reynolds and R. Picard, "Ethical evaluation of displays that adapt to affect," *Cyberpsychol. Behav.*, vol. 7, no. 6, pp. 662-666, 2004.
- [3] B.M. Nacewicz, K.M. Dalton, T. Johnstone, M.T. Long, E.M. McAuliff, T.R. Oakes, A.L. Alexander, and R.J. Davidson, "Amygdala volume and nonverbal social impairment in adolescent and adult males with autism," *Arch. Gen. Psychiatry*, vol. 63, no. 12, pp. 1417-1428, 2006.
- [4] K. Humphreys, N. Minshew, G.L. Leonard, and M. Behrmann, "A fine-grained analysis of facial expression processing in high-functioning adults with autism," *Neuropsychologia*, vol. 45, no. 4, pp. 685-695, 2007.
- [5] M.T. Palermo, P. Pasqualetti, G. Barbati, F. Intelligente, and P.M. Rossini, "Recognition of schematic facial displays of emotion in parents of children with autism," *Autism*, vol. 10, no. 4, pp. 353-364, 2006.
- [6] M. Balconi and A. Carrera, "Emotional representation in facial expression and script A comparison between normal and autistic children," *Res. Dev. Disabil.*, vol. 28, no. 4, pp. 409-422, 2007.
- [7] S. Begeer, C. Rieffe, M.M. Terwogt, and L. Stockmann, "Attention to facial emotion expressions in children with autism," *Autism*, vol. 10, no. 1, pp. 37-51, 2006.
- [8] G. Dawson, S.J. Webb, and J. McPartland, "Understanding the nature of face processing impairment in autism: insights from behavioural and electrophysiological studies," *Dev. Neuropsychol.*, vol. 27, no. 3, pp. 403-424, 2005.
- [9] G. Dawson, S.J. Webb, L. Carver, H. Panagiotides, and J. McPartland, "Young children with autism show atypical brain responses to fearful versus neutral facial expressions of emotion," *Dev. Sci.*, vol. 7, no. 3, pp. 340-359, 2004.
- [8] B. Parkinson, "Do facial movements express emotions or communicate motives?," *Pers. Soc. Psychol. Rev.*, vol. 9, no. 4, pp. 278-311, 2005.
- [9] S.A. Johnson, J.C. Stout, A.C. Solomon, D.R. Langbehn, E.H. Aylward, C.B. Cruce, C.A. Ross, M. Nance, E. Kayson, E. Julian-Baros, M.R. Hayden, K. Kiebertz, M. Guttman, D. Oakes, I. Shoulson, L. Beglinger, K. Duff, E. Penziner, and J.S. Paulsen,

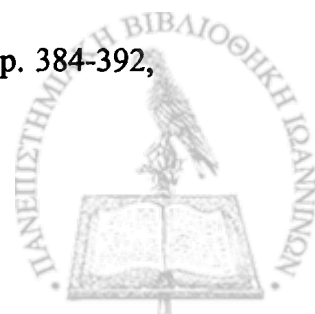




- "Beyond disgust: impaired recognition of negative emotions prior to diagnosis in Huntington's disease," *Brain*, vol. 130, no. 7, pp. 1732-1744, 2007.
- [10] C.J. Hayes, R.J. Stevenson, and M. Coltheart, "Disgust and Huntington's disease", *Neuropsychologia*, vol. 45, no. 6, pp. 1135-1151, 2007.
- [11] R. Sprengelmeyer, U. Schroeder, A.W. Young, and J.T. Epplen, "Disgust in pre-clinical Huntington's disease: a longitudinal study", *Neuropsychologia*, vol. 44, no. 4, pp. 518-533, 2006.
- [12] I.J. Mitchell, H. Heims, E.A. Neville, and H. Rickards, "Huntington's disease patients show impaired perception of disgust in the gustatory and olfactory modalities", *J Neuropsychiatry Clin. Neurosci.*, vol. 17, no. 1, pp. 119-121, 2005.
- [13] A. Hennenlotter, U. Schroeder, P. Erhard, B. Haslinger, R. Stahl, A. Weindl, H. G. von Einsiedel, K.W. Lange, and A.O. Ceballos-Baumann, "Neural correlates associated with impaired disgust processing in pre-symptomatic Huntington's disease," *Brain*, vol. 127, no. 6, pp. 1446-1453, 2004.
- [14] M. Milders, J.R. Crawford, A. Lamb, and S.A. Simpson, "Differential deficits in expression recognition in gene-carriers and patients with Huntington's disease", *Neuropsychologia*, vol. 41, no. 11, pp. 1484-1492, 2003.
- [15] K. Wang, R. Hoosain, R.M. Yang, Y. Meng, and C.Q. Wang, "Impairment of recognition of disgust in Chinese with Huntington's or Wilson's disease", *Neuropsychologia*, vol. 41, no. 5, pp. 527-537, 2003.
- [16] H.E. Bennett, S.A. Thomas, R. Austen, A.M. Morris, and N.B. Lincoln, "Validation of screening measures for assessing mood in stroke patients", *Br. J Clin. Psychol.*, vol. 45, no. 3, pp. 367-376, 2006.
- [17] L. Bruggimann, J.M. Annoni, F. Staub, S.N. von, L.M. Van der, and J. Bogousslavsky, "Chronic posttraumatic stress symptoms after nonsevere stroke", *Neurology*, vol. 66, no. 4, pp. 513-516, 2006.
- [18] O.P. Almeida, P. Norman, G. Hankey, K. Jamrozik, and L. Flicker, "Successful mental health aging: results from a longitudinal study of older Australian men", *Am. J Geriatr. Psychiatry*, vol. 14, no. 1, pp. 27-35, 2006.
- [19] L.X. Blonder, K.M. Heilman, T. Ketterson, J. Rosenbek, A. Raymer, B. Crosson, L. Maher, R. Glueckauf, and R.L. Gonzalez, "Affective facial and lexical expression in aprosodic versus aphasic stroke patients", *J Int Neuropsychol. Soc.*, vol. 11, no. 6, pp. 677-685, 2005.



- [20] M. Braun, H.C. Traue, S. Frisch, R.M. Deighton, and H. Kessler, "Emotion recognition in stroke patients with left and right hemispheric lesion: results with a new instrument-the FEEL Test", *Brain Cogn*, vol. 58, no. 2, pp. 193-201, 2005.
- [21] A.K. Troyer, S.E. Black, M.L. Armilio, and M. Moscovitch, "Cognitive and motor functioning in a patient with selective infarction of the left basal ganglia: evidence for decreased non-routine response selection and performance", *Neuropsychologia*, vol. 42, no. 7, pp. 902-911, 2004.
- [22] P.R. Kleinginna and A.M. Kleinginna, "A Categorized List of Emotion Definitions with Suggestions for a Consensual Definition", *Motivation and emotion*, vol. 5, pp. 345-379, 1981.
- [23] K.R. Scherer and H.G. Wallbott, "Evidence for universality and cultural variation of differential emotion response patterning", *J Pers. Soc. Psychol.*, vol. 66, no. 2, pp. 310-328, 1994.
- [24] S.E. Egnor and M.D. Hauser, "A paradox in the evolution of primate vocal learning", *Trends Neurosci.*, vol. 27, no. 11, pp. 649-654, 2004.
- [25] R. Gil-da-Costa, A. Braun, M. Lopes, M.D. Hauser, R.E. Carson, P. Herscovitch, and A. Martin, "Toward an evolutionary perspective on conceptual representation: species-specific calls activate visual and affective processing systems in the macaque", *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A*, vol. 101, no. 50, pp. 17516-17521, 2004.
- [26] C.F. HOCKETT, "Animal languages and human language," *Hum. Biol.*, vol. 31, no. 1, pp. 32-39, 1959.
- [27] T.J. O'Donnell, M.D. Hauser, and W.T. Fitch, "Using mathematical models of language experimentally", *Trends Cogn Sci.*, vol. 9, no. 6, pp. 284-289, 2005.
- [28] J.M. Jenkins and K. Oatley, "Psychopathology and short-term emotion: the balance of affects," *J Child Psychol. Psychiatry*, vol. 41, no. 4, pp. 463-472, 2000.
- [29] K. Oatley and J.M. Jenkins, "Human emotions: function and dysfunction", *Annu. Rev. Psychol.*, vol. 43, pp. 55-85, 1992.
- [30] P. Ekman, R.W. Levenson, and W.V. Friesen, "Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions," *Science*, vol. 221, no. 4616, pp. 1208-1210, 1983.
- [31] G.B. Duchenne, R. Andrew Cuthbertson "The Mechanism of Human Facial Expression", Cambridge University Press New York, 1990.
- [32] P. Ekman, "Facial expression and emotion," *Am. Psychol.*, vol. 48, no. 4, pp. 384-392, 1993.



- [33] A. Ghman, D. Vaitl, and P.J. Lang, "The international affective pictures system photographic slides". The Center for research in Psychophysiology. Florida: University of Florida, 1988.
- [34] M.M. Bradley and P.J. Lang, "Measuring emotion: the Self-Assessment Manikin and the Semantic Differential", *J Behav. Ther. Exp. Psychiatry*, vol. 25, no. 1, pp. 49-59, 1994.
- [35] E.W. Cook, III, B.G. Melamed, B.N. Cuthbert, D.W. McNeil, and P.J. Lang, "Emotional imagery and the differential diagnosis of anxiety", *J Consult Clin. Psychol.*, vol. 56, no. 5, pp. 734-740, 1988.
- [36] E.W. Cook, III, R.L. Hodes, and P.J. Lang, "Preparedness and phobia: effects of stimulus content on human visceral conditioning," *J Abnorm. Psychol.*, vol. 95, no. 3, pp. 195-207, 1986.
- [37] R.L. Hodes, E.W. Cook, III, and P.J. Lang, "Individual differences in autonomic response: conditioned association or conditioned fear?", *psychophysiology*, vol. 22, no. 5, pp. 545-560, 1985.
- [38] P.J. Lang, D.N. Levin, G.A. Miller, and M.J. Kozak, "Fear behavior, fear imagery, and the psychophysiology of emotion: the problem of affective response integration", *Abnorm. Psychol.*, vol. 92, no. 3, pp. 276-306, 1983.
- [39] P.J. Lang, M.J. Kozak, G.A. Miller, D.N. Levin, and A. McLean, "Emotional imagery: conceptual structure and pattern of somato-visceral response", *psychophysiology*, vol. 17, no. 2, pp. 179-192, 1980.
- [40] M. Junghofer, M.M. Bradley, T.R. Elbert, and P.J. Lang, "Fleeting images: a new look at early emotion discrimination", *psychophysiology*, vol. 38, no. 2, pp. 175-178, 2001.
- [41] M.M. Bradley and P.J. Lang, "Affective reactions to acoustic stimuli", *psychophysiology*, vol. 37, no. 2, pp. 204-215, 2000.
- [42] J.D. Morris, M. Brandley P. Lang and C. Waine, "Assessing Affective Reactions to advertisements with the self assessment Manikin", *Southern Marketing Association Conference*, pp. 234-242, 1993.
- [43] J.D. Morris, K.L. Strausbaugh, and M. Nthangeni, "Emotional Response to advertisements (or commercials) across cultures", pp. 101-114, 1996.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup>

### ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΙΚΗΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ ΑΤΟΜΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΒΙΟΣΗΜΑΤΩΝ

#### 5.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο, αρχικά γίνεται μια επισκόπηση της έρευνας για την εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων που έχει δημοσιευτεί στη διεθνή βιβλιογραφία και αιτιολογείται η επιλογή των χρησιμοποιούμενων βιοσημάτων (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος) που χρησιμοποιήθηκαν στο προτεινόμενο συγκινησιακό υπολογιστικό σύστημα (Κεφάλαιο 4). Ακολουθεί η ανάλυση της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε για την εκτίμηση συναισθηματικών καταστάσεων με χρήση επιφανειακών ηλεκτρομυογραφημάτων από επιλεγμένους μύες του προσώπου και η παρουσίαση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από τα πεδία εφαρμογής του συγκινησιακού υπολογιστικού συστήματος. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την σύγκριση των εξαγόμενων αποτελεσμάτων με αυτά άλλων μεθοδολογιών εκτίμησης συναισθηματικής κατάστασης ατόμων που βασίζονται στη χρήση βιοσημάτων.

#### 5.2 Σχετική έρευνα

Οι βασικοί τρόποι προσέγγισης του προβλήματος αναγνώρισης συναισθηματικών καταστάσεων ατόμων με χρήση υπολογιστή είναι τρεις: (1) Αναγνώριση συναισθηματικής



κατάστασης ατόμων με χρήση τεχνικών επεξεργασίας εικόνας ή κινούμενης εικόνας (video), (2) Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με επεξεργασία της ομιλίας και (3) Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με επεξεργασία φυσιολογικών σημάτων. Επιπλέον κατά καιρούς έχουν δημοσιευτεί μελέτες οι οποίες χρησιμοποιούν συνδυασμό των παραπάνω προσεγγίσεων.

### 5.2.1 Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με χρήση τεχνικών επεξεργασίας εικόνας και κινούμενης εικόνας (video)

Στην κατηγορία αυτή ανήκει η πλειοψηφία των δημοσιευμένων άρθρων. Οι μέθοδοι αυτές στηρίζονται στην επεξεργασία ψηφιοποιημένων εικόνων του προσώπου ή μικρής διάρκειας video στα οποία τα άτομα έχουν διαφορετικές εκφράσεις στα πρόσωπά τους οι οποίες υποδηλώνουν συνήθως προκαθορισμένα συναισθήματα. Οι ερευνητές που χρησιμοποιούν τις μεθόδους αυτές δεν ισχυρίζονται ότι μπορούν να εντοπίσουν το υποκείμενο συναίσθημα. Για παράδειγμα αν κάποιος έχει μια έκφραση θυμού στο πρόσωπό του ενώ στην πραγματικότητα είναι χαρούμενος τότε η τελική εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης του ατόμου θα είναι «θυμός». Οι περισσότερες από αυτές τις μεθόδους στηρίζονται στον εντοπισμό εκφράσεων του προσώπου που αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα «βασικά» συναισθήματα όπως αυτά έχουν προταθεί από τον Ekman [1-3]. Τα «βασικά» αυτά συναισθήματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.1.



Σχήμα 5.1 Βασικές εκφράσεις του προσώπου κατά Ekman. Από αριστερά προς τα δεξιά: Θυμός, περιφρόνηση, ουδέτερο πρόσωπο, έκπληξη, χαρά, αηδία, φόβος, λύπη.

Τα αποτελέσματα αυτών των μεθόδων είναι ιδιαίτερα ικανοποιητικά δίνοντας ακρίβεια 80-98% για την αναγνώριση 5-7 συναισθηματικών κλάσεων. [4-6]. Οι Essa και Pentland βασίστηκαν στο σύστημα FACS το οποίο και βελτίωσαν προσθέτοντας σε αυτό το στοιχείο του χρόνου. Πιο συγκεκριμένα το αρχικό σύστημα είναι στατικό ενώ το μοντέλο που πρότειναν περιείχε και ενδιάμεσες φάσεις από την ηρεμία μέχρι την τελική έκφραση του προσώπου. Το μοντέλο τους περιείχε και γεωμετρική πληροφορία για το σχήμα και τους μύες του προσώπου. Χρησιμοποιώντας πρότυπα τα οποία προέκυπταν κατά τις συσπάσεις του προσώπου (motion energy templates) σε διαφορετικές χρονικές στιγμές μπόρεσαν να επιτύχουν ακρίβεια 98% για την αναγνώριση των συναισθηματικών καταστάσεων θυμός, περιφρόνηση, έκπληξη και χαρά. Παράλληλα το μοντέλο τους μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και για τη σύνθεση της έκφρασης των βασικών συναισθημάτων ενεργοποιώντας τους κατάλληλους μύες για κάθε έκφραση [7,8].

Οι Yacoob και Davis ανέπτυξαν ένα μοντέλο για την αναγνώριση των εκφράσεων του προσώπου το οποίο στηρίζεται στις ίδιες αρχές με το μοντέλο των Essa και Pentland με τη μόνη διαφορά ότι αντί να εξετάζει ολόκληρο το πρόσωπο, το χωρίζει σε υπό-περιοχές (π.χ. μόνο η περιοχή γύρω από το στόμα) και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας ένα σύστημα κανόνων συνδυάζει τα πρότυπα που προκύπτουν από την κίνηση των υπό-περιοχών αυτών [6]. Η μέθοδος δοκιμάστηκε στις εκφράσεις χαρά, θυμός λύπη αηδία και έκπληξη για δεδομένα τα οποία προέκυψαν από 32 άτομα με ακρίβεια 80%.

Σε γενικές γραμμές η χρήση εικόνας ή video ως διαδικασία για την εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων, παρουσιάζει ιδιαίτερα υψηλά αποτελέσματα, ωστόσο εμπεριέχει σημαντικούς περιορισμούς. Για παράδειγμα εξαρτάται από τις συνθήκες φωτισμού του χώρου. Επιπλέον το άτομο αισθάνεται ότι παρακολουθείται από μια κάμερα ενώ παράλληλα το πρόσωπό του πρέπει να είναι συνέχεια στραμμένο προς αυτή. Τέλος, πολύ



σημαντικό μειονέκτημα αποτελεί η αδυναμία εκτίμησης του υποκείμενου συναισθήματος, παρά μόνο, (έστω και με μεγάλη ακρίβεια) της έκφρασης του προσώπου.

### 5.2.2 Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με χρήση τεχνικών επεξεργασίας της ομιλίας

Η έρευνα για την ομιλία σχετίζεται με την αναγνώριση από τον υπολογιστή του τι έχει ειπωθεί από τον ομιλητή [9-12]. Πιο πρόσφατα οι ερευνητές επικέντρωσαν την προσοχή τους στο να εκπαιδεύσουν τον υπολογιστή να μπορεί να αναγνωρίζει την ταυτότητα του ομιλητή [13-16]. Η μεγάλη πρόκληση στα συγκινησιακά υπολογιστικά συστήματα είναι να αναγνωρίζει ο υπολογιστής την συναισθηματική κατάσταση του ομιλητή. Οι διακυμάνσεις στον τόνο της φωνής προσδίδουν διττή πληροφορία. Αφενός δίνουν έμφαση στο κομμάτι του λόγου που είναι σημαντικότερο κατά τη διάρκεια της ομιλίας και αφετέρου παρέχουν στοιχεία σχετικά με τη συναισθηματική κατάσταση του ομιλητή. Ο διαχωρισμός των παραπάνω πληροφοριών είναι δύσκολος με αποτέλεσμα να παρουσιάζεται περιορισμένος αριθμός άρθρων στη βιβλιογραφία. Οι σημαντικότερες εργασίες σχετικά με την εξαγωγή χαρακτηριστικών από την ομιλία τα οποία συσχετίζονται με τη συναισθηματική κατάσταση ατόμων έχουν παρουσιαστεί από τους Murray και van Bezoooyen[17,18]. Στον Πίνακα 5.1 παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά της φωνής τα οποία συσχετίζονται περισσότερο με τα συναισθήματα φόβος, θυμός, λύπη, χαρά και αηδία σύμφωνα με τις έρευνές τους.



Χαρακτηριστικά ομιλίας	Συναισθηματική κατάσταση				
	φόβος	θυμός	λύπη	χαρά	αηδία
Ρυθμός ομιλίας	Πολύ γρηγορότερος	Ελαφρώς γρηγορότερος	Ελαφρώς αργότερος	Πιο αργός ή πιο γρήγορος	Πολύ αργότερος
Μέση τονικότητα	Πολύ υψηλότερη	Πολύ υψηλότερη	Ελαφρώς πιο αργή	Αρκετά υψηλότερη	Πολύ υψηλότερη
Εύρος τονικότητας	Πολύ ευρύτερη	Πολύ ευρύτερη	Λιγότερο ευρύτερη	Πολύ ευρύτερη	Λίγο ευρύτερη
Μεταβολές στην τονικότητα	Φυσιολογικές	Απότομες	Απότομες	Απότομες	Φυσιολογικές
Άρθρωση	Ακριβής	Τεταμένη-έντονη	-	Φυσιολογική	Φυσιολογική

Πίνακας 5.1 Συγκεντρωτικός πίνακας χαρακτηριστικών της ανθρώπινης φωνής καθώς και ο τρόπος με τον οποίο μεταβάλλονται κατά τη διάρκεια των συναισθημάτων φόβος, θυμός, λύπη, χαρά και αηδία.

Άλλες εργασίες υποδεικνύουν ότι ο βαθμός εγρήγορσης ενός ατόμου σχετίζεται με την τονικότητα της φωνής ενώ η διάθεση με πιο σύνθετα πρότυπα στη ρυθμικότητά της [19,20]. Εργασίες οι οποίες στηρίχτηκαν στη απαγγελία κειμένων από ηθοποιούς καθώς και σε συνομιλίες πιλότων αεροπλάνων σε καταστάσεις στρες με τον πύργο ελέγχου, έδειξαν τη συσχέτιση του βαθμού εγρήγορσης των ατόμων με την μετατόπιση του ενεργειακού φάσματος της φωνής σε υψηλότερες συχνότητες (μέχρι 4kHz) [21]. Τέλος έχουν δημοσιευτεί άρθρα στα οποία συνδυάζεται ομιλία με εικόνα για την βελτίωση των εξαγομένων αποτελεσμάτων [22-23].

Σε γενικές γραμμές η αναγνώριση της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με επεξεργασία χαρακτηριστικών της ομιλίας παρουσιάζει σημαντικές δυσκολίες. Ένας επιπλέον περιορισμός είναι ο μεγάλος αριθμός διαφορετικών γλωσσών που ομιλούνται σε ολόκληρο τον κόσμο που αποτρέπουν τη δημιουργία ενός γλωσσικά ανεξάρτητου συστήματος αναγνώρισης συναισθηματικής κατάστασης. Το ίδιο άλλωστε συμβαίνει και με τα συστήματα επεξεργασίας φυσικής γλώσσας [24-25].





### 5.2.3 Αναγνώριση συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με επεξεργασία φυσιολογικών σημάτων

Η ύπαρξη αντιπροσωπευτικών προτύπων που μπορούν να εξαχθούν από τα φυσιολογικά σήματα για κάθε συναίσθημα αποτελεί ένα σημαντικό θέμα προκειμένου να είναι δυνατή η αναγνώριση της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με επεξεργασία φυσιολογικών σημάτων [26]. Για παράδειγμα οι κινήσεις των μυών του προσώπου οι οποίες προς έναν εξωτερικό παρατηρητή εκλαμβάνονται σαν κάποια έκφραση, δεν αντιστοιχούν πάντα σε ένα πραγματικό συναίσθημα. Είναι προφανές ότι κάθε συγκινησιακή κατάσταση δεν αποτελείται μόνο από την φυσική της έκφραση. Μπορεί να περιλαμβάνει εσωτερικές σκέψεις και άλλες εσωτερικές διαδικασίες τις οποίες δεν αντιλαμβάνεται πάντα ένα άτομο όταν βιώνει ένα συναίσθημα.

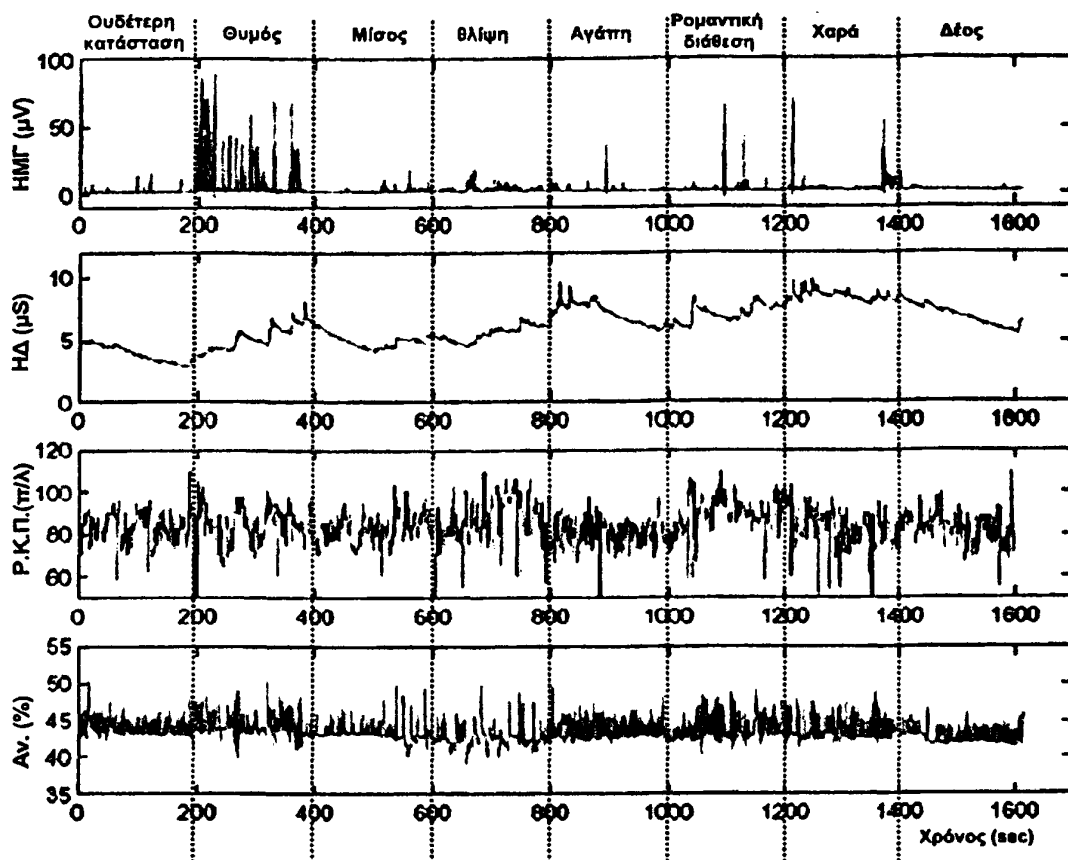
Στη διεθνή επιστημονική κοινότητα υπάρχει διαμάχη σχετικά με το αν μεταβολές στη συναισθηματική κατάσταση συνοδεύονται με συγκεκριμένες μεταβολές στα βιοσήματα. Για παράδειγμα ο Cannon [27] πίστευε ότι τα φυσιολογικά σήματα δεν μπορούν να δώσουν καμία πληροφορία εκτός από το βαθμό εγρήγορσης ενός ατόμου. Αργότερα οι Ekman [28] και Winton [29] et al. έδειξαν ότι υπάρχουν σημαντικές διαφορές στα βιοσήματα που ελέγχονται από το αυτόνομο νευρικό σύστημα για ένα μικρό αριθμό συναισθημάτων. Οι Fridlund και Izard [30] ήταν οι πρώτοι που εφάρμοσαν τεχνικές αναγνώρισης προτύπων για το διαχωρισμό συναισθηματικών καταστάσεων με χρήση προτύπων εξαγόμενων με βιοσήματα επιτυγχάνοντας ακρίβεια 38-51% για την κατηγοριοποίηση τεσσάρων καταστάσεων (χαρά λύπη, θυμό και φόβο), ενώ άλλοι ερευνητές χρησιμοποίησαν στατιστικές μεθόδους [31,32].



Οι πιο πρόσφατες έρευνες συνηγορούν στο ότι υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των βιοσημάτων και της συναισθηματικής κατάστασης ενός ατόμου [33]. Η όλη ιδέα είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών από βιοσήματα τα οποία συλλέγονται όταν ένα άτομο βιώνει κάποια συγκεκριμένα συναισθήματα και η χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης για την επεξεργασία τους. Ενδεικτικά παραδείγματα μεταβολών βιοσημάτων παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.2.

Η αντιμετώπιση του προβλήματος της αναγνώρισης της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με τεχνικές επεξεργασίας φυσιολογικών σημάτων αποτελεί σχετικά νέο ερευνητικό πεδίο. Οι Picard et al. [34] χρησιμοποίησαν ευρετικό αλγόριθμο (heuristic algorithm) για την κατηγοριοποίηση οχτώ συναισθηματικών καταστάσεων (μεταξύ των οποίων και η ουδέτερη κατάσταση) με ακρίβεια ταξινόμησης 81%. Ωστόσο τα αποτελέσματα αυτά, αν και ιδιαίτερα υψηλά προκύπτουν από σήματα τα οποία προέρχονται μόνο από ένα εθελοντή. Οι Kim και Bang [35] εξήγαγαν χαρακτηριστικά από το ηλεκτροκαρδιογράφημα, τη θερμοκρασία δέρματος και την ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος από μια ομάδα 50 ατόμων και χρησιμοποιώντας ως ταξινομητή σύστημα διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) πέτυχαν ακρίβεια 78.4 και 61.8% για πρόβλημα τριών και τεσσάρων κλάσεων, αντίστοιχα. Τέλος, οι Haag et al. [36], χρησιμοποιώντας το ηλεκτροκαρδιογράφημα, τη θερμοκρασία δέρματος, την ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος και την οξυγόνωση του αίματος, εντόπισαν την μεταβολή στο επίπεδο εγρήγορσης των ατόμων χρησιμοποιώντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Το σύνολο δεδομένων τους περιλάμβανε βιοσήματα που είχαν ληφθεί από μια ομάδα απαρτιζόμενη από 5 εθελοντές, το προς επίλυση πρόβλημα ήταν δυαδικό (εντοπισμός της αύξησης της εγρήγορσης ή όχι) ενώ το ποσοστό επιτυχίας της μεθόδου ήταν 89.9%.





Σχήμα 5.2 Βιοσήματα τα οποία έχουν ληφθεί από ένα άτομο το οποίο βιώνει διαφορετικές συναισθηματικές καταστάσεις. Από πάνω προς τα κάτω: Ηλεκτρομυογράφημα -μασητήρας μυς- (σε μικρο Volt), ηλεκτροδερμική αγωγιμότητα (σε  $\mu S$ ), ρυθμός καρδιακών παλμών (σε παλμούς ανά λεπτό) και αναπνοή (σε % ποσοστό).

### 5.3 Τα χρησιμοποιούμενα βιοσήματα

Διαφορετικά συναισθήματα έχουν σαν αποτέλεσμα την πρόκληση αντιδράσεων του σώματος οι οποίες μπορούν να καταγραφούν. Οι αντιδράσεις αυτές μεταφράζονται σε μεταβολές στα βιοσήματα (ή φυσιολογικά σήματα) του οργανισμού. Στόχος είναι η καταγραφή (με χρήση κατάλληλων ηλεκτροδίων) των φυσιολογικών σημάτων και η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών που τελικά τροφοδοτούν έναν ταξινομητή, ο οποίος εξάγει απόφαση ως προς τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Ένας πολύ σημαντικός παράγοντας στην παραπάνω διαδικασία είναι η επιλογή των κατάλληλων βιοσημάτων, τα χαρακτηριστικά των οποίων θα αποτελέσουν την είσοδο για το συγκινησιακό σύστημα. Στην προσέγγιση που



ακολουθήθηκε χρησιμοποιήθηκαν τα ακόλουθα βιοσήματα: επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτροδερμική δραστηριότητα.

### 5.3.1 Επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου

Οι μύες του προσώπου καθορίζουν και ελέγχουν τις εκφράσεις. Οι εκφράσεις του προσώπου αποτελούν τον πιο διαδεδομένο τρόπο αλληλεπίδρασης μεταξύ των ανθρώπων. Σύμφωνα με τον Ekman ο οποίος θεωρείται πρωτοπόρος στην έρευνα για την ανάλυση της συναισθηματικής κατάστασης ατόμων με χρήση των εκφράσεων του προσώπου, συγκεκριμένες εκφράσεις προσώπου αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα συναισθήματα[1,2,28,37,38]. Για παράδειγμα κανένας δεν διδάσκει σε ένα νεογέννητο μωρό πως να γελάει. Επιπλέον οι εκφράσεις του προσώπου είναι ανεξάρτητες από την πολιτισμική καταγωγή των ατόμων [39]. Αρχικά η Duchenne [40] και στη συνέχεια ο Ekman [1] δημιούργησαν ένα σύστημα το οποίο αντιστοιχεί τις κινήσεις των μυών του προσώπου με τη συναισθηματική κατάσταση του ατόμου το οποίο ονομάστηκε FACS (Facial Coding Action System). Η δική μας προσέγγιση στηρίχτηκε στην ιδέα ότι συγκεκριμένοι μύες του προσώπου μπορεί να είναι αντιπροσωπευτικοί της ψυχολογικής κατάστασης ενός ατόμου καθώς και στο συνδυασμό επιπλέον βιοσημάτων για βελτίωση των αποτελεσμάτων.

### 5.3.2 Το ηλεκτροκαρδιογράφημα

Το ηλεκτροκαρδιογράφημα είναι συνδεδεμένο με την συστολική λειτουργία της καρδιάς η οποία με τη σειρά της αποτελεί πολύτιμο δείκτη του επιπέδου δραστηριότητας ενός ατόμου.



Για παράδειγμα ο καρδιακός ρυθμός επιταχύνεται κατά τη διάρκεια της άσκησης, της έντονης πνευματικής προσπάθειας, καθώς και όταν ένα άτομο βιώνει έντονες συναισθηματικές καταστάσεις (π.χ. θυμό). Αντίθετα ο χαμηλός καρδιακός ρυθμός συσχετίζεται με καταστάσεις χαλάρωσης και ευφορίας [41-43].

### 5.3.3 Η αναπνοή

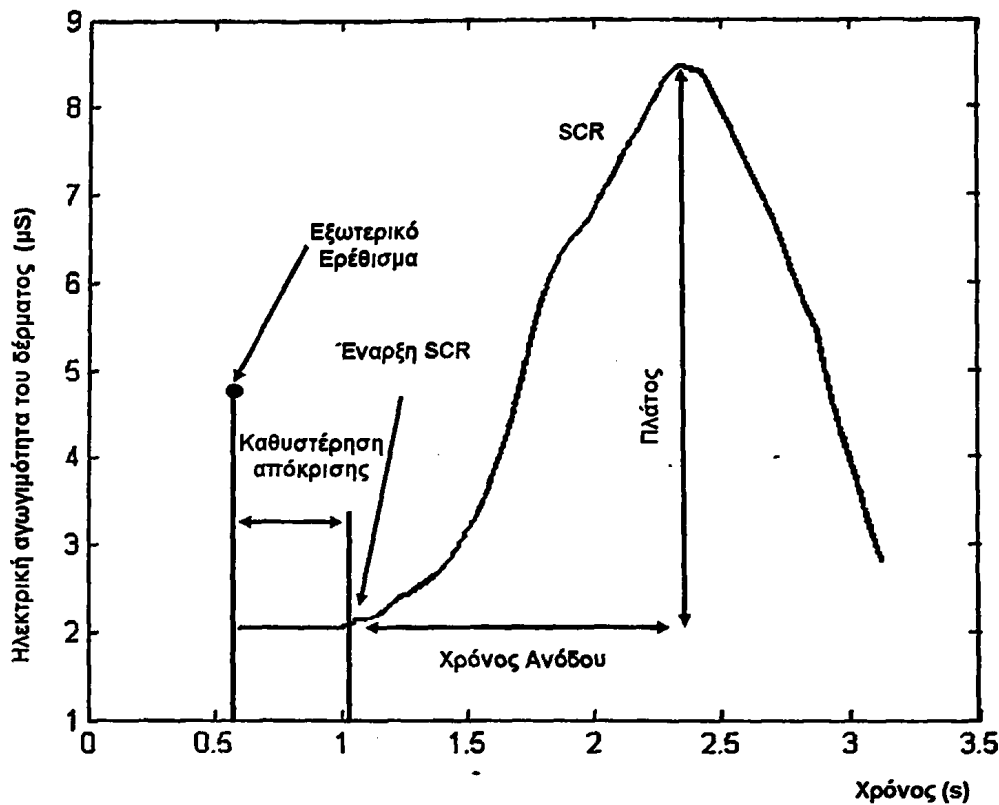
Η αναπνοή αποτελεί δείκτη του πόσο βαθιά αναπνέει ένα άτομο. Ο συναισθηματικός ενθουσιασμός και η φυσική δραστηριότητα οδηγούν σε γρηγορότερη και ρηχότερη αναπνοή, ενώ η χαλάρωση και οι καταστάσεις συναισθηματικής ηρεμίας έχουν σαν αποτέλεσμα την πιο αργή και βαθιά αναπνοή [44-46].

### 5.3.4 Η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος)

Η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (Electrodermal skin response) απαντάται στη βιβλιογραφία και ως ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος (skin conductance). Περιγράφει την ικανότητα του δέρματος να άγει τον ηλεκτρισμό, η οποία μεταβάλλεται κατά τις αλληλεπιδράσεις των εξωτερικών ερεθισμάτων με την ψυχοφυσιολογική κατάσταση του ατόμου. Η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα ρυθμίζεται και αυτή με το αυτόνομο νευρικό σύστημα και έχει αποδειχθεί ότι σχετίζεται άμεσα με καταστάσεις εγρήγορσης και προσήλωσης [47-50]. Η καταγραφή της ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας αποτελείται από τη γραμμή αναφοράς (baseline) όταν ένα άτομο είναι σε κατάσταση ηρεμίας και από την απόκριση του οργανισμού στο εξωτερικό ερέθισμα, η οποία εμφανίζεται με την μορφή κορυφής (Skin Conductance Response SCR). Ουσιαστικά οι κορυφές αυτές δηλώνουν



παροδική αύξηση της αγωγιμότητας του δέρματος. Η μορφή της κορυφής αυτής καθώς και τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά (τα οποία περιγράφονται στην επόμενη ενότητα) φαίνονται στο Σχήμα 5.2.



Σχήμα 5.3 Γραφική αναπαράσταση της μεταβολής της ηλεκτρικής αγωγιμότητας του δέρματος υπό την επίδραση εξωτερικού ερεθίσματος.

Η ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος αποτελεί ένα από τα βιοσήματα το οποίο θεωρείται ότι αποτελεί καθοριστικό ψυχοφυσιολογικό δείκτη για την ψυχοσωματική κατάσταση των ατόμων. Έχει χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν για την εκτίμηση του βαθμού δυσκολίας εκπλήρωσης διαφορετικών διαδικασιών [51-54], για την εκτίμηση του επιπέδου του στρες [55-57], καθώς και στους ανιχνευτές ψεύδους [5].

## 5.4 Η προτεινόμενη μεθοδολογία

Όπως έχουμε ήδη περιγράψει στο προηγούμενο κεφάλαιο, μια σειρά εξωτερικών ερεθισμάτων εφαρμόζεται σε εθελοντές προκειμένου να βιώσουν προεπιλεγμένες συναισθηματικές καταστάσεις ενώ παράλληλα πραγματοποιείται η λήψη των βιοσημάτων ενδιαφέροντος. Ακολουθεί η προεπεξεργασία των βιοσημάτων, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών και η επίλυση του προβλήματος ταξινόμησης της συναισθηματικής κατάστασης με χρήση κατάλληλων ταξινομητών. Η όλη διαδικασία περιγράφεται στη συνέχεια.

### 5.4.1 Προεπεξεργασία βιοσημάτων

Αρχικά τα ληφθέντα βιοσήματα ψηφιοποιούνται. Ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι 600 samples/sec για τα ηλεκτρομυογραφήματα, 500 samples/sec για το ηλεκτροκαρδιογράφημα και 50 samples/sec για την ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος και την αναπνοή, ενώ η χρησιμοποιούμενη ανάλυση είναι 12 bits. Οι κινήσεις του σώματος κατά τη λήψη των βιοσημάτων έχουν σαν αποτέλεσμα να υπεισέρχεται θόρυβος, για το λόγο αυτό χρησιμοποιούνται χαμηλοπερατά (low pass) φίλτρα στα 100 Hz και 300 Hz για το ηλεκτροκαρδιογράφημα και τα ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, αντίστοιχα. Επιπλέον, χρησιμοποιείται φίλτρο κινούμενης μέσης τιμής (moving average filter) για την εξομάλυνση της ηλεκτρικής αγωγιμότητας του δέρματος και της αναπνοής.



### 5.4.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Έχοντας ψηφιοποιήσει και προεπεξεργαστεί τα επιλεγμένα βιοσήματα, στη συνέχεια στόχος είναι η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών, τα οποία θα «τονίσουν» τις μεταβολές που λαμβάνουν χώρα στα βιοσήματα λόγω των υποκείμενων συναισθημάτων που βιώνουν οι χρήστες. Τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά αναφέρονται στον Πίνακα 5.2 και περιγράφονται στη συνέχεια:

Ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου	Ηλεκτροκαρδιογράφημα	Αναπνοή	Ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος
Μέση τιμή	Μέσο πλάτος	Μέσο πλάτος	Μέσο πλάτος SCR
Τετραγωνική ρίζα μέσου τετραγώνου	Καρδιακός ρυθμός	Αναπνευστικός ρυθμός	Ρυθμός SCR
	Μέση τιμή απόλυτης πρώτης διαφοράς	Μέση τιμή απόλυτης πρώτης διαφοράς	Μέση τιμή απόλυτης πρώτης διαφοράς
			Μέσος χρόνος ανόδου SCR

Πίνακας 5.2 Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά για κάθε φυσιολογικό σήμα (ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος).

**Μέση τιμή:** Είναι η μέση τιμή για ένα χρονικό παράθυρο διάρκειας 10 s για κάθε σήμα.

**Τετραγωνική ρίζα μέσου τετραγώνου (Root mean Square ή RMS):** Είναι η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγώνου ή η ενεργός τιμή ενός σήματος. Για ένα σήμα  $X_N = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  ορίζεται ως:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_N^2}{N}}, \quad (5.1)$$

όπου  $N$  ο αριθμός των δειγμάτων που περιέχονται στο παράθυρο διάρκειας 10 s.

**Μέση τιμή απόλυτης πρώτης διαφοράς:** Για ένα σήμα  $X_N = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  ορίζεται ως:

$$\text{Μέση τιμή απόλυτης πρώτης διαφοράς} = \frac{\sum_{i=1}^N |x_2 - x_1| + |x_3 - x_2| + \dots + |x_N - x_{N-1}|}{N}, \quad (5.2)$$





όπου  $N$  ο αριθμός των δειγμάτων που περιέχονται στο παράθυρο διάρκειας 10 s. Το χαρακτηριστικό αυτό ουσιαστικά είναι προσέγγιση της πρώτης παραγώγου και συνεπώς εκφράζει τις «γρήγορες» μεταβολές στα ληφθέντα βιοσήματα.

**Μέσο πλάτος:** Για το ηλεκτροκαρδιογράφημα αρχικά υπολογίζεται το μέγιστο πλάτος για κάθε παλμό που καταγράφεται σε χρονικό διάστημα 10 s. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος των καταγραφέντων πλατών για το διάστημα αυτό. Για την αναπνοή, είναι η μέση τιμή των εκτάσεων του θώρακα που πραγματοποιούνται λόγω της αναπνοής στο χρονικό διάστημα των 10 s. Για την ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος, είναι η μέση τιμή των πλατών των SCR που πραγματοποιούνται σε χρονικό διάστημα 10 s (Σχήμα 5.2).

Από τα παραπάνω είναι φανερό ότι προκειμένου να υπολογίσουμε τις τιμές των χαρακτηριστικών γίνεται τμηματοποίηση των βιοσημάτων σε χρονικά «παράθυρα» διάρκειας 10 s. Ο λόγος που κάνουμε την τμηματοποίηση αυτή είναι ότι υπάρχει μια χρονική καθυστέρηση ανάμεσα στη στιγμή που εφαρμόζουμε το εξωτερικό ερέθισμα και τη στιγμή που λόγω του συναισθήματος που βιώνει ο χρήστης προκαλούνται μεταβολές στα βιοσήματα [58]. Επιπλέον ο παράγοντας αυτός είναι σημαντικός διότι καθορίζει πόσο συχνά το σύστημα θα εξάγει διάγνωση ως προς τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Το χρονικό διάστημα των 10 s αποτελεί έναν συμβιβασμό ώστε και να είναι δυνατή η «αποτύπωση» των υποκείμενων συναισθημάτων στα φυσιολογικά σήματα [58], αλλά και να εξάγεται εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη σε πραγματικό χρόνο.

### 5.4.3 Κατηγοριοποίηση

Η κατηγοριοποίηση ανάμεσα σε προκαθορισμένες συναισθηματικές καταστάσεις πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας στη μεν προ-κλινική μελέτη ένα σύστημα διανυσμάτων



υποστήριξης (SVM), στη δε προσομοίωση αγώνων αυτοκινήτων SVM καθώς και ένα νευροασαφές προσαρμοστικό σύστημα (Adaptive Neuro-Fuzzy Adaptive System –ANFIS). Το σύστημα διανυσμάτων υποστήριξης έχει ήδη παρουσιαστεί στο 3<sup>ο</sup> κεφάλαιο ενώ οι βασικές αρχές του ANFIS παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Το σύστημα ANFIS [59], ανήκει στις νευροασαφείς τεχνικές, οι οποίες προέκυψαν από την σύντηξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και των ασαφών επαγωγικών συστημάτων (fuzzy inference systems). Ένα νευροασαφές σύστημα στηρίζεται σε ένα ασαφές σύστημα το οποίο εκπαιδεύεται από έναν αλγόριθμο εκμάθησης που προκύπτει από τη θεωρία των νευρωνικών δικτύων. Το ANFIS είναι μια αρχιτεκτονική η οποία αποτελεί εξέλιξη του ασαφούς συστήματος Sugeno [60]. Για την παρουσίαση της αρχιτεκτονικής του συστήματος ANFIS θεωρούμε δύο ασαφείς if-then κανόνες που έχουν την ακόλουθη μορφή:

$$\text{Κανόνας 1: If } (x \text{ is } A_1) \text{ and } (y \text{ is } B_1) \text{ then } (f_1=p_{1x}+q_{1y}+r_1), \quad (5.3)$$

$$\text{Κανόνας 2: If } (x \text{ is } A_2) \text{ and } (y \text{ is } B_2) \text{ then } (f_2=p_{2x}+q_{2y}+r_2), \quad (5.4)$$

Όπου  $x$  και  $y$  είναι οι είσοδοι,  $A_i$  και  $B_i$  τα ασαφή σύνολα,  $f_i$  οι έξοδοι στην ασαφή περιοχή που ορίζεται από τους ασαφείς κανόνες  $p_i$  και  $q_i$ , ενώ  $r_i$  είναι οι παράμετροι οι οποίες καθορίζονται κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Η αρχιτεκτονική του ANFIS για αυτούς τους δύο κανόνες φαίνεται στο Σχήμα 5.3.

Στο πρώτο επίπεδο όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμοστικοί. Οι έξοδοι του επιπέδου 1 είναι οι ασαφείς βαθμοί συμμετοχής των εισόδων που δίνονται από τις σχέσεις :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1,2, \quad (5.5)$$

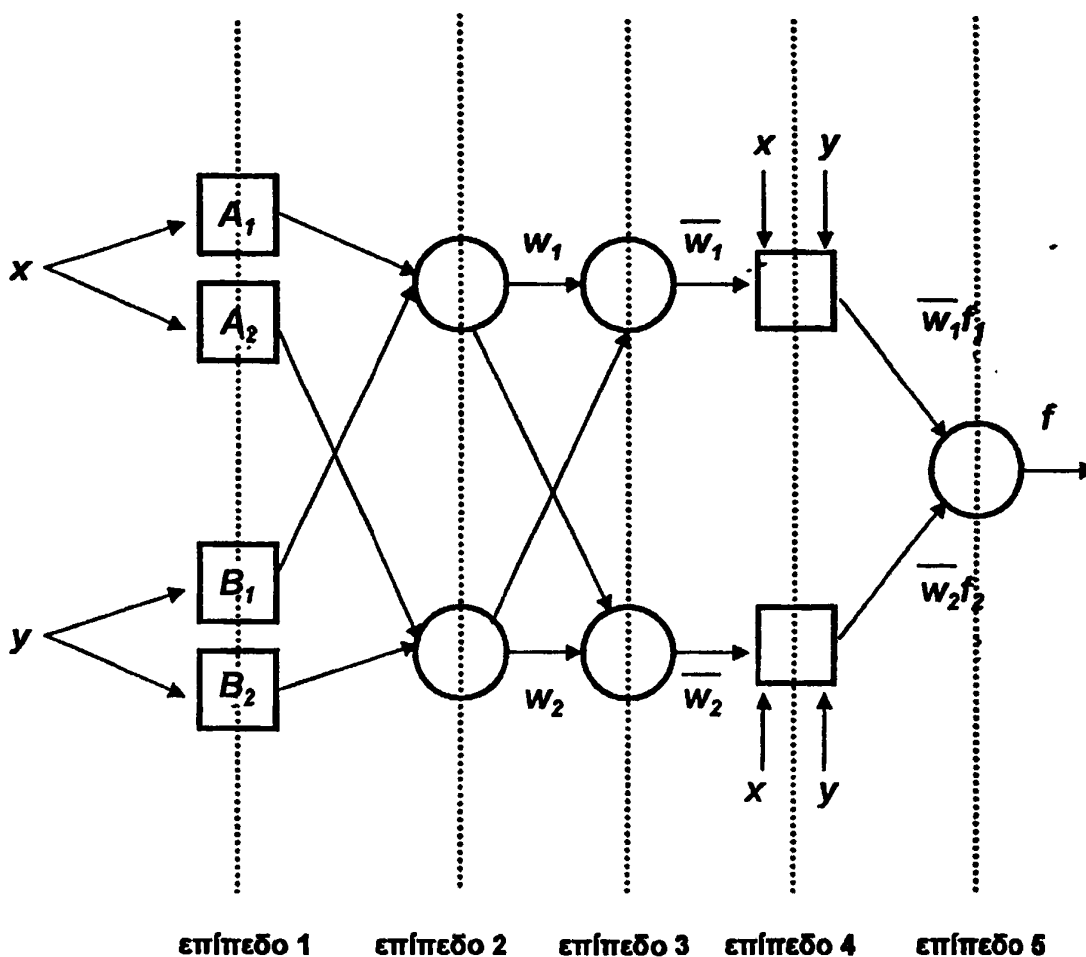
$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3,4, \quad (5.6)$$



όπου  $\mu_{A_i}(x)$ ,  $\mu_{B_{i-2}}(y)$  μπορούν να είναι οποιεσδήποτε ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής. Για παράδειγμα χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση πυκνότητας της κανονικής κατανομής (bell-shaped curve) το  $\mu_{A_i}(x)$  δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}, \quad (5.7)$$

όπου  $\{a_i, b_i, c_i\}$  είναι μια ομάδα παραμέτρων που ονομάζονται παράμετροι υπόθεσης (premise parameters).



Σχήμα 5.4 Αρχιτεκτονική ANFIS. Τα προσαρμοστικά επίπεδα (επίπεδα 1 και 4 παριστάνονται με τετράγωνα).

Στο δεύτερο επίπεδο οι κόμβοι δεν είναι προσαρμοστικοί. Οι έξοδοι του επιπέδου αυτού μπορούν να αναπαρασταθούν από τη σχέση:



$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad i=1,2, \quad (5.8)$$

και ονομάζονται προσυναπτικά ασαφή βάρη. Στο τρίτο επίπεδο τα προσυναπτικά ασαφή βάρη κανονικοποιούνται. Η έξοδος του επιπέδου αυτού αναπαράστανεται από την εξίσωση:

$$O_i^3 = \overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1, 2. \quad (5.9)$$

Στο τέταρτο επίπεδο οι κόμβοι είναι προσαρμοστικοί. Η έξοδος του κάθε κόμβου στο επίπεδο αυτό είναι το γινόμενο της σχέσεως 5.8 με ένα πολυώνυμο πρώτης τάξης (για ένα 1<sup>ης</sup> τάξεως μοντέλο Sugeno). Συνεπώς οι έξοδοι του επιπέδου αυτού μπορούν να γραφούν ως:

$$O_i^4 = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i=1, 2. \quad (5.10)$$

Το πέμπτο επίπεδο αποτελείται από έναν μόνο μη προσαρμοστικό κόμβο. Στον κόμβο αυτό πραγματοποιείται η συσσώρευση των δράσεων (aggregation) όλων των εισερχόμενων σημάτων. Η συνολική έξοδος εκφράζεται ως:

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^2 \overline{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1}^2 w_i f_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1, 2. \quad (5.11)$$

Σκοπός του αλγορίθμου εκμάθησης για αυτή την αρχιτεκτονική είναι ο προσδιορισμός των παραμέτρων  $\{a_i, b_i, c_i\}$  (παράμετροι υπόθεσης) και  $\{p_i, q_i, r_i\}$  (παράμετροι συνέπειας). Θεωρώντας σταθερές τις παραμέτρους υπόθεσης  $\{a_i, b_i, c_i\}$ , η έξοδος του ANFIS μπορεί να γραφεί ως:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \quad (5.12)$$

Αντικαθιστώντας την εξίσωση (5.9) στην εξίσωση (5.12) προκύπτει:

$$f = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2. \quad (5.13)$$

Αντικαθιστώντας τους ασαφείς if then κανόνες στην εξίσωση (5.13) προκύπτει:

$$f = \overline{w}_1 (p_1 x + q_1 y + r_1) + \overline{w}_2 (p_2 x + q_2 y + r_2), \quad (5.14)$$



που εκφράζεται ως:

$$f = (\overline{w_1}x)p_1 + (\overline{w_1}y)q_1 + (\overline{w_1})r_1 + (\overline{w_2}x)p_2 + (\overline{w_2}y)q_2 + (\overline{w_2})r_2, \quad (5.15)$$

το οποίο είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  και  $r_2$ .

Για την εκπαίδευση του ANFIS, χρησιμοποιείται ένας υβριδικός αλγόριθμος ο οποίος συνδυάζει τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων και τη μέθοδο ελαχιστοποίησης απότομης πτώσης (gradient descent). Ο αλγόριθμος αυτός αποτελείται από ένα πέρασμα κατά την ευθεία φορά (από την είσοδο προς την έξοδο) και ένα πέρασμα κατά την αντίστροφη φορά (από την έξοδο προς την είσοδο). Η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (πέρασμα κατά την ευθεία φορά) χρησιμοποιείται για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων συνέπειας  $\{p_1, q_1, r_1\}$  θεωρώντας τις παραμέτρους υπόθεσης σταθερές. Μόλις υπολογιστούν οι βέλτιστες τιμές των παραμέτρων συνέπειας ξεκινά το πέρασμα κατά την αντίστροφη φορά. Η μέθοδος ελαχιστοποίησης απότομης πτώσης χρησιμοποιείται κατά το πέρασμα κατά την αντίστροφη φορά για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων υπόθεσης. Η έξοδος του ANFIS υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους συνέπειας που βρέθηκαν στο πέρασμα κατά την ευθεία φορά.

## 5.5 Αποτελέσματα

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα τα οποία προέκυψαν από την εφαρμογή του προτεινόμενου συστήματος στα πειράματα (συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων - προ-κλινική μελέτη) που παρουσιάστηκαν στο 5<sup>ο</sup> κεφάλαιο.



### 5.5.1 Πειραματικά αποτελέσματα σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων

Για την αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος χρησιμοποιήθηκαν τα ακόλουθα μέτρα:

Ευαισθησία- Sensitivity ( $Sen_x$ )<sup>6</sup>

- Ορίζεται ως ο λόγος του αριθμού των συγκινησιακών γεγονότων που ταξινομήθηκαν σωστά στην ομάδα  $x$  σύμφωνα με το σύστημα προς το συνολικό αριθμό των συγκινησιακών γεγονότων που ανήκουν στην ομάδα  $x$  σύμφωνα με τον ειδικό.

Θετική Προγνωστική Ακρίβεια -Positive Predictive Accuracy ( $PPA_x$ )<sup>7</sup>

- Ορίζεται ως ο λόγος του αριθμού των συγκινησιακών γεγονότων που ταξινομήθηκαν σωστά στην ομάδα  $x$  σύμφωνα με το σύστημα προς το συνολικό αριθμό των συγκινησιακών γεγονότων που ανήκουν στην ομάδα  $x$  σύμφωνα με το σύστημα.

Ακρίβεια – Accuracy ( $Acc$ ) του συστήματος.

- Ορίζεται ως ο λόγος των επιτυχώς ταξινομημένων συγκινησιακών γεγονότων προς το συνολικό αριθμό των συγκινησιακών γεγονότων.

Πραγματοποιήθηκε διάσπαση των δεδομένων σε 10 ισομεγέθη υποσύνολα (διασταυρωμένη επικύρωση - Cross Validation (CV)) και στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε κάθε υποσύνολο διαδοχικά για έλεγχο και τα υπόλοιπα δεδομένα για εκπαίδευση. Με τον τρόπο αυτό

<sup>6</sup>Η ευαισθησία προσδιορίζει την πιθανότητα σωστής αναγνώρισης ενός συγκεκριμένου συγκινησιακού γεγονότος από το σύστημα δεδομένου ότι το άτομο βιώνει το συγκεκριμένο συγκινησιακό γεγονός.

<sup>7</sup>Η Θετική Προγνωστική Ακρίβεια καθορίζει την πιθανότητα σωστής αναγνώρισης ενός συγκεκριμένου συγκινησιακού γεγονότος δεδομένου ότι το σύστημα έχει εντοπίσει επιτυχώς το συγκεκριμένο συγκινησιακό γεγονός.



προέκυψε η συνολική (overall) ακρίβεια  $CVA$  η οποία υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των 10 ανεξάρτητων μέτρων ακρίβειας

$$CVA = \sum_{i=1}^{10} C_i \quad (5.16)$$

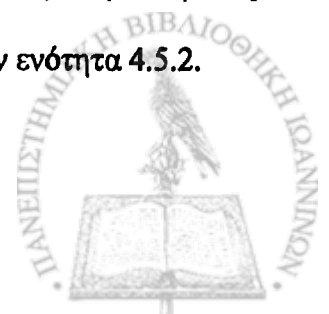
Όπου  $CVA$  η συνολική ακρίβεια και  $C_i$  είναι η υπολογιζόμενη ακρίβεια για κάθε διάσπαση.

Το πρωτόκολλο της λήψης των βιοσημάτων για τα πειράματα σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων παρουσιάστηκε στην ενότητα 4.5.1. Συνολικά προέκυψαν 1676 διαγνωσμένα από τους ειδικούς συγκινησιακά γεγονότα (υψηλό στρες - 358, χαμηλό στρες 330, απογοήτευση 291, ευφορία 697). Για κάθε ένα από αυτά, σχηματίζεται ένα διάγραμμα το οποίο εκτός από το συγκινησιακό γεγονός, περιλαμβάνει και το σύνολο των χαρακτηριστικών που υπολογίστηκαν στο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα των 10 δευτερολέπτων (ενότητα 5.4.2). Το σύνολο των διανυσμάτων αυτών αποτελεί το σύνολο δεδομένων. Στους Πίνακες 5.3 και 5.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τους ταξινομητές SVM και ANFIS, αντίστοιχα.

Χρησιμοποιώντας διασταυρωμένη επικύρωση (10 fold Cross Validation) η συνολική ακρίβεια με τον ταξινομητή SVM είναι 79.3 % ενώ για το ANFIS 76.7 %. Τέλος στους Πίνακες 5.5 και 5.6 παρουσιάζονται οι πίνακες σύγχυσης (confusion matrix) για τους ταξινομητές SVM και ANFIS, αντίστοιχα.

### 5.5.2 Πειραματικά αποτελέσματα σε προ-κλινική μελέτη

Έπειτα από την έκθεσή τους σε εικόνες και video που έχουν επιλεγθεί προσεκτικά από τη βάση IAPS, από έμπειρο ψυχολόγο, οι εθελοντές αυτό-αξιολόγησαν τη συγκινησιακή τους κατάσταση χρησιμοποιώντας το σύστημα SAM όπως παρουσιάστηκε στην ενότητα 4.5.2.



Fold #	Ταξινομητής: SVM					
1	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,806	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,763	Acc	0,796
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,758	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,806		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,828	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,632		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,797	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,917		
2	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,657	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,821	Acc	0,789
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,909	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,698		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,759	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,667		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,812	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,903		
3	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,600	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,875	Acc	0,775
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,909	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,667		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,733	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,647		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,817	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,879		
4	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,757	Acc	0,778
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,758	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,714		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,759	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,629		
	<i>Sen</i> <sub>χαρά</sub>	0,797	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,917		
5	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,806	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,935	Acc	0,833
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,818	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,794		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,862	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,676		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,843	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,894		
6	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,694	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,862	Acc	0,774
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,909	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,769		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,724	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,600		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,771	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,831		
7	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,722	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,839	Acc	0,784
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,879	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,784		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,793	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,561		
	<i>Sen</i> <sub>χαρά</sub>	0,768	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,914		
8	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,833	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,833	Acc	0,827
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,879	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,829		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,759	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,759		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,829	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,853		
9	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,806	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,806	Acc	0,774
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,758	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,735		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,690	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,526		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,800	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,933		
10	<i>Sen</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	<i>PPA</i> <sub>υψηλό στρες</sub>	0,800	Acc	0,799
	<i>Sen</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,788	<i>PPA</i> <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,765		
	<i>Sen</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,690	<i>PPA</i> <sub>απογοήτευση</sub>	0,667		
	<i>Sen</i> <sub>ευφορία</sub>	0,859	<i>PPA</i> <sub>ευφορία</sub>	0,871		

Πίνακας 5.3 Συνολικά αποτελέσματα για κάθε διάσπαση του συνόλου δεδομένων για τον ταξινομητή SVM.





Fold #	Ταξινομητής: ANFIS					
1	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	Acc	0,766
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,727	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,750		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,793	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,575		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,768	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,898		
2	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,629	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,759	Acc	0,747
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,879	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,659		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,690	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,606		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,768	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,883		
3	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,514	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,783	Acc	0,734
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,879	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,644		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,733	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,564		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,775	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,887		
4	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	Acc	0,766
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,727	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,750		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,793	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,575		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,768	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,898		
5	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,778	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,875	Acc	0,804
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,818	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,771		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,828	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,632		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,800	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,889		
6	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,722	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,813	Acc	0,762
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,848	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,757		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,759	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,564		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,743	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,867		
7	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,694	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,833	Acc	0,766
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,848	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,737		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,862	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,568		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,725	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,909		
8	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,833	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,811	Acc	0,810
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,879	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,784		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,759	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,667		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,786	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,902		
9	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,806	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,744	Acc	0,744
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,758	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,714		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,655	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,528		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,743	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,897		
10	Sen <sub>υψηλό στρες</sub>	0,722	PPA <sub>υψηλό στρες</sub>	0,813	Acc	0,768
	Sen <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,788	PPA <sub>χαμηλό στρες</sub>	0,743		
	Sen <sub>απογοήτευση</sub>	0,655	PPA <sub>απογοήτευση</sub>	0,594		
	Sen <sub>ευφορία</sub>	0,829	PPA <sub>ευφορία</sub>	0,841		

Πίνακας 5.4 Συνολικά αποτελέσματα για κάθε διάσπαση του συνόλου δεδομένων για τον ταξινομητή ANFIS.



	Υψηλό στρες	Χαμηλό στρες	Απογοήτευση	Ευφορία
Ταξινόμηση ως Υψηλό στρες	268	17	22	18
Ταξινόμηση ως Χαμηλό στρες	46	276	20	25
Ταξινόμηση ως Απογοήτευση	24	15	221	90
Ταξινόμηση ως Ευφορία	20	22	28	564

Πίνακας 5.5 Πίνακας σύγκρισης για τον ταξινομητή SVM.

	Υψηλό στρες	Χαμηλό στρες	Απογοήτευση	Ευφορία
Ταξινόμηση ως Υψηλό στρες	260	19	20	27
Ταξινόμηση ως Χαμηλό στρες	49	269	22	30
Ταξινόμηση ως Απογοήτευση	31	21	219	103
Ταξινόμηση ως Ευφορία	18	21	30	537

Πίνακας 5.6 Πίνακας σύγκρισης για τον ταξινομητή ANFIS.

Προέκυψε ένα σύνολο δεδομένων (dataset) το οποίο αποτελείται από 509 συγκινησιακά γεγονότα (instances) που ελήφθησαν από 25 εθελοντές. Τα 79 από αυτά αντιστοιχούν στη συγκινησιακή κατάσταση χαμηλό επίπεδο ευφορίας (LH), 105 αντιστοιχούν σε μεσαίο επίπεδο ευφορίας (MH), 57 σε υψηλό επίπεδο ευφορίας (HH), 86 σε υψηλό επίπεδο φόβου (HF), 83 σε μεσαίο επίπεδο αηδίας (MD) και 99 σε υψηλό επίπεδο αηδίας (HD).

Όπως και στην περίπτωση των πειραμάτων σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων, χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια μέτρα για την αξιολόγηση του προτεινόμενου συστήματος.



Χρησιμοποιήθηκε πάλι διασταυρωμένη επικύρωση 10 διασπάσεων (10 fold Cross Validation) προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η πόλωση που μπορεί να προκύψει κατά τις τυχαίες διασπάσεις του συνόλου δεδομένων σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο δεδομένων. Ως ταξινομητής για την επίλυση του προβλήματος ταξινόμησης 6 κλάσεων χρησιμοποιήθηκε ο SVM, ενώ οι μέσες τιμές για την ευαισθησία και τη θετική προγνωστική ακρίβεια που προέκυψαν έπειτα από 10 τυχαίες διασπάσεις του συνόλου δεδομένων παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.7:

<i>Sens_LH</i>	81,01	<i>PPA_LH</i>	82,05
<i>Sens_MH</i>	75,29	<i>PPA_MH</i>	84,21
<i>Sens_HH</i>	78,57	<i>PPA_HH</i>	59,45
<i>Sens_HF</i>	62,79	<i>PPA_HF</i>	94,7
<i>Sens_MD</i>	75,90	<i>PPA_MD</i>	70,78
<i>Sens_HD</i>	67,00	<i>PPA_HD</i>	93,05
<i>Acc= 76,61%</i>			

Πίνακας 5.7 Η ακρίβεια καθώς και οι μέσες τιμές για την ευαισθησία και τη θετική προγνωστική ακρίβεια του συστήματος που προέκυψαν μετά από διασταυρωμένη επικύρωση 10 διασπάσεων για την προ-κλινική μελέτη.

## 5.6 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Από τον Πίνακα 5.8 φαίνεται ότι οι Picard et al. ανέφεραν υψηλότερη ακρίβεια για μεγαλύτερο αριθμό συγκινησιακών καταστάσεων. Ωστόσο το σύνολο δεδομένων τους απαρτίζεται από βιοσήματα τα οποία έχουν ληφθεί μόνο από ένα εθελοντή. Θα πρέπει να τονιστεί ότι εφόσον οι άλλες μέθοδοι έχουν εφαρμοστεί σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων



τα οποία περιέχουν διαφορετικούς τύπους φυσιολογικών σημάτων και ανόμοιες συγκινησιακές καταστάσεις, δεν είναι δυνατή μια απευθείας μεταξύ τους σύγκριση.

Συγγραφέας	Ταξινομητής	Συγκινησιακές καταστάσεις	Τύπος δεδομένων	Ακρίβεια ταξινόμησης (%)
Flidlund et al. 1983	Linear Discriminants	Ευφορία, χαρά, θυμός, φόβος	4 ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου	51.0
Haag et al. 2004	ANN	Εγρήγορη	Ηλεκτρομυογράφημα, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος, θερμοκρασία, αναπνοή	89.9
Haag et al. 2004	ANN	Σθένος	Ηλεκτρομυογράφημα, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος, θερμοκρασία, αναπνοή	96.0
Kim et al. 2004	SVM	Θλίψη, θυμός, στρες, έκπληξη	ηλεκτροκαρδιογράφημα, θερμοκρασία, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος	61.8
Picard et al. 2001	Fisher Projection	Θυμός, ουδέτερη κατάσταση, μίσος, δέος, θλίψη, πλατωνική αγάπη, ρομαντική αγάπη, ευφορία	Ηλεκτρομυογράφημα προσώπου, οξυγόνωση αίματος, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος, αναπνοή	81.0
Η προσέγγισή μας (προσομοίωση αγώνων αυτοκινήτου)	ANFIS-SVM	Υψηλό επίπεδο στρες, χαμηλό επίπεδο στρες, απογοήτευση, ευφορία	16 ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος	76.7-79.3
Η προσέγγισή μας (προ-κλινική μελέτη)	SVM	Χαμηλό επίπεδο ευφορίας, μεσαίο επίπεδο ευφορίας, υψηλό επίπεδο ευφορίας, υψηλό επίπεδο φόβου, μεσαίο επίπεδο αηδίας, υψηλό επίπεδο αηδίας	16 ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή, ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος	76.6

Πίνακας 5.8 Συγκριτικά αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας με άλλες δημοσιευμένες μελέτες στηριζόμενες σε βιοσήματα.

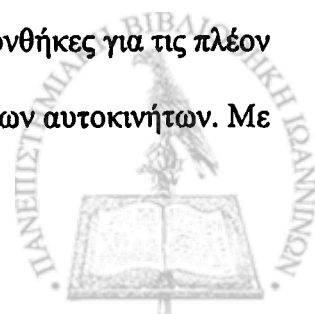
Σύμφωνα με την προτεινόμενη μεθοδολογία γίνεται λήψη συγκεκριμένων φυσιολογικών σημάτων για ένα χρονικό διάστημα διάρκειας 10 s από τη χρονική στιγμή που το υποκείμενο βιώνει ένα κατάλληλα επιλεγμένο εξωτερικό ερέθισμα. Το παράθυρο αυτό επιλέχθηκε λόγω του γεγονότος ότι υπάρχει μια χρονική καθυστέρηση ανάμεσα στη στιγμή που ένα άτομο βιώνει ένα συναίσθημα και στις αντίστοιχες αλλαγές που συμβαίνουν στα φυσιολογικά σήματα. Στη συνέχεια από τα προ-επεξεργασμένα βιοσήματα εξάγονται τα χαρακτηριστικά



και με τον τρόπο αυτό σχηματίζεται ένα σύνολο δεδομένων το οποίο περιέχει τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά (για κάθε χρονικό διάστημα των 10 s) καθώς και τη συγκινησιακή κατάσταση των ατόμων. Μέρος του συνόλου δεδομένων χρησιμοποιείται κάθε φορά για την εκπαίδευση των ταξινομητών ενώ το υπόλοιπο για έλεγχο. Χρησιμοποιείται διασταυρωμένη επικύρωση 10 διασπάσεων (10 fold Cross-validation).

Ένα άλλο σημείο το οποίο θα πρέπει να τονιστεί, είναι η επιλογή των συγκινησιακών καταστάσεων, η οποία και στα δύο πεδία εφαρμογής του προτεινόμενου συστήματος έγινε από τους έμπειρους ψυχολόγους που συμμετείχαν στην διαδικασία καταγραφής. Ειδικά στην περίπτωση των πειραμάτων σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων, οι ψυχολόγοι διέκριναν ότι τα συναισθήματα που βιώνουν οι «οδηγοί» δεν σχετίζονται πάντα με το αγωνιστικό συμβάν. Για παράδειγμα μια έξοδος από το δρόμο ή μια παραλίγο πρόσκρουση, ερεθίσματα που σε πραγματικές συνθήκες θα προκαλούσαν το συναίσθημα του φόβου, μερικές φορές σε συνθήκες προσομοίωσης δεν είχαν το αναμενόμενο αποτέλεσμα αλλά οι εθελοντές βίωναν συγκινησιακές καταστάσεις οι οποίες εξαρτιόταν από στοιχεία της προσωπικότητάς τους καθώς και την εμπειρία τους στην οδήγηση. Συνεπώς προκειμένου να εφαρμοστεί το σύστημα σε πραγματικές συνθήκες θα πρέπει να γίνει νέα εκπαίδευση με δεδομένα τα οποία προέρχονται από αγώνες, καθώς και να επανεξεταστούν οι συγκινησιακές κατηγορίες ενδιαφέροντος. Για παράδειγμα η συγκινησιακή κατάσταση «απογοήτευση» (την οποία βίωναν συνήθως οι «οδηγοί» όταν έβγαιναν εκτός δρόμου) θα μπορούσε να αντικατασταθεί με τη συγκινησιακή κατάσταση «φόβος» την οποία πιθανόν να ένιωθαν σε αντίστοιχες πραγματικές συνθήκες.

Μελλοντική δουλειά σε αυτό το πεδίο εφαρμογής του συστήματος αποτελεί η χρήση του, (εκπαίδευση - έλεγχος σε δεδομένα που προέρχονται από πραγματικές συνθήκες για τις πλέον κατάλληλες συγκινησιακές καταστάσεις) σε πραγματικές συνθήκες αγώνων αυτοκινήτων. Με



τον τρόπο αυτό θα προκύψει ένα χρήσιμο εργαλείο για τους μηχανικούς αγώνων, οι οποίοι θα μπορούν σε πραγματικό χρόνο να συσχετίζουν τη συναισθηματική κατάσταση του οδηγού με συγκεκριμένες ρυθμίσεις-μετατροπές στην απόδοση των αυτοκινήτων. Επιπλέον η ρύθμιση του αυτοκινήτου δεν θα στηρίζεται μόνο σε υποκειμενικά ερωτηματολόγια τα οποία συμπληρώνει ο οδηγός κατά την προετοιμασία του αυτοκινήτου για τον αγώνα, αλλά και από την συγκινησιακή κατάσταση του οδηγού (π.χ. επίπεδο στρες) η οποία συσχετίζεται άμεσα με την απόδοση του αυτοκινήτου. Είναι προφανές ότι το προτεινόμενο σύστημα θα μπορεί να έχει ανάλογη εφαρμογή και στις αυτοκινητοβιομηχανίες κατά την διαδικασία εξέλιξης ενός καινούργιου μοντέλου. Επιπλέον, το σύστημα θα μπορούσε να βοηθήσει στη μείωση των ατυχημάτων. Είναι προφανές ότι η συναισθηματική κατάσταση ενός ατόμου επηρεάζει τον τρόπο οδήγησης καθώς και τις αντιδράσεις του. Ιδιαίτερα σε συνθήκες αγωνιστικής οδήγησης εσφαλμένη ή καθυστερημένη αντίδραση θα μπορούσε να είναι μοιραία για τη ζωή του οδηγού. Συνεπώς, αν για παράδειγμα κατά τη διάρκεια του αγώνα το σύστημά μας έκανε εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης πολύ υψηλό επίπεδο θυμού, τότε ένας ειδικευμένος χρήστης του συστήματος (π.χ. έμπειρος ψυχολόγος) θα μπορούσε να παρέμβει εμποδίζοντας λανθασμένες αντιδράσεις από τη μεριά του οδηγού που θα μπορούσαν να οδηγήσουν ακόμη και στο θάνατο.

Σχετικά με την προ-κλινική μελέτη, στόχος ήταν η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα μπορεί να παρέχει εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης ατόμων αξιόπιστα (κατηγοριοποίηση μεταξύ ομάδων προκαθορισμένων συγκινησιακών καταστάσεων). Ο λόγος που επιλέχθηκαν οι καταστάσεις αυτές (υψηλό επίπεδο στρες, χαμηλό επίπεδο στρες, απογοήτευση, ευφορία) ήταν ότι υπάρχουν συγκεκριμένες παθήσεις (οι οποίες αναφέρονται στην ενότητα 4.2) στις οποίες οι ασθενείς αδυνατούν ή παρουσιάζουν δυσκολίες στο να βιώσουν τις καταστάσεις αυτές. Συνεπώς ένα τέτοιο σύστημα θα μπορούσε να βοηθήσει στη



διάγνωση των παθήσεων αυτών καθώς επίσης και στον έλεγχο της αποτελεσματικότητας της θεραπευτικής αγωγής που δίδεται στον ασθενή.

## 5.7 Βιβλιογραφία

- [1] P. Ekman, "Facial expression and emotion", *Am. Psychol.*, vol. 48, no. 4, pp. 384-392, 1993.
- [2] P. Ekman, "Facial expressions of emotion: an old controversy and new findings", *Philos. Trans R. Soc. Lond B Biol. Sci.*, vol. 335, no. 1273, pp. 63-69, 1992.
- [3] P. Ekman, W.V. Friesen, M. O' Sullivan, A. Chan, I. Tarlatzis, K. Heider, R. Krause, W.A. LeCompte, T. Pitcairn, and P.E. Ricci-Bitti, "Universals and cultural differences in the judgments of facial expressions of emotion", *J Pers. Soc. Psychol.*, vol. 53, no. 4, pp. 712-717, 1987.
- [4] Y. Zhang and Q. Ji, "Active and dynamic information fusion for facial expression understanding from image sequences", *IEEE Trans Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 5, pp. 699-714, 2005.
- [5] A. Norman, "The validity and reability of polygraph decisions in real cases", *Polygraph*, vol. 19, pp. 169-181, 1990.
- [6] Y. Yacoob and L. S. Davis, "Recognizing Human Facial Expressions from Log Image Sequences Using Optical Flow", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, pp. 636-642, 1996.
- [7] I.A. Essa, "Analysis Interpretation and Synthesis of Facial Expressions", MIT Media Lab, 1995.
- [8] I.A. Essa and A. Pentland, "Facial expression recognition using a dynamic model and motion energy", Cambridge: Cambridge, 1997, pp. 360-367.
- [9] R. Bisiani, "Techniques for computers recognition of speech", *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, vol. 405, pp. 39-47, 1983.
- [10] M. Parker, S. Cunningham, P. Enderby, M. Hawley, and P. Green, "Automatic speech recognition and training for severely dysarthric users of assistive technology: the STARDUST project", *Clin. Linguist Phon.*, vol. 20, no. 2-3, pp. 149-156, 2006.



- [11] P.D. Polur and G.E. Miller, "Effect of high-frequency spectral components in computer recognition of dysarthric speech based on a Mel-cepstral stochastic model", *J Rehabil. Res. Dev.*, vol. 42, no. 3, pp. 363-371, 2005.
- [12] C.L. Siström, J.C. Honeyman, A. Mancuso, and R.G. Quisling, "Managing predefined templates and macros for a departmental speech recognition system using common software", *J Digit. Imaging*, vol. 14, no. 3, pp. 131-141, 2001.
- [13] C.M. Levato, "Talking to your computer: voice recognition software in dentistry", *Compend. Contin. Educ. Dent.*, vol. 25, no. 11, pp. 914, 916, 918, 2004.
- [14] R. Powers, "Computer voice recognition", *Am. J Orthod. Dentofacial Orthop.*, vol. 117, no. 4, pp. 504-506, 2000.
- [15] S.E. Seltzer, P. Kelly, D.F. Adams, B.F. Chiango, M.A. Viera, E. Fener, S. Hooton, S. Bannon-Rohrbach, C.D. Healy, P.M. Doubilet, and B.L. Holman, "Expediting the turnaround of radiology reports in a teaching hospital setting", *AJR Am. J Roentgenol.*, vol. 168, no. 4, pp. 889-893, 1997.
- [16] R.G. Zick and J. Olsen, "Voice recognition software versus a traditional transcription service for physician charting in the ED", *Am. J Emerg. Med*, vol. 19, no. 4, pp. 295-298, 2001.
- [17] I.R. Murray and J.L. Arnott, "Toward the simulation of emotion in synthetic speech: a review of the literature on human vocal emotion", *J Acoust. Soc. Am.*, vol. 93, no. 2, pp. 1097-1108, 1993.
- [18] R. Bezooyen, "Characteristics and Recognizability of Vocal expressions of Emotion", Walter de Gruyter, Inc, Holland, 1984.
- [19] J.R. Davitz, "The Communication of emotional Meaning. New York", McGraw-Hill Book Company, 1964.
- [20] J.R. DAVITZ, "Decreased autonomic functioning and extinction of a conditioned emotional response", *J Comp Physiol Psychol.*, vol. 46, no. 4, pp. 311-313, 1953.
- [21] J. Pittam, "The long Term spectrum and perceived emotion", *Speech Communication*, vol. 9, pp. 177-187, 1990.
- [22] L.S. Chen, T.S. Huang, and T. Miyasato, "Multimodal Human Emotion Expression Recognition", pp. 366-371, 1998
- [23] L.C. DeSilva, T. Miyasato, and R. Nakatsu, "Facial emotion recognition using multimodal information", pp. 397-401, 1997.

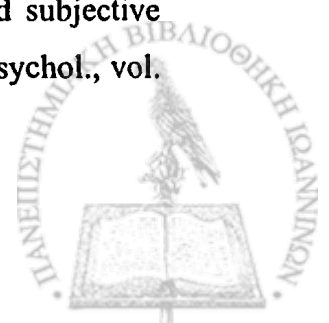




- [24] T.S. Huang, L. S. Chen, and H. Tao, "Bimodal emotion recognition by man and machine", ATR Workshop on Virtual Communication Environments, Kyoto, 1998.
- [25] S.J. Chung, "An acoustic and perceptual study on the emotive speech in Korean and French", ICPHs, vol. 1, pp. 266-269, 1995.
- [26] J.T. Cacioppo and L.G. Tassinary, "Inferring psychological significance from physiological signals", *Am. Psychol.*, vol. 45, no. 1, pp. 16-28, 1990.
- [27] W.B. Cannon, "The James-Lange theory of emotions: a critical examination and an alternative theory. By Walter B. Cannon, 1927", *Am. J Psychol.*, vol. 100, no. 3-4, pp. 567-586, 1987.
- [28] P. Ekman, R.W. Levenson, and W.V. Friesen, "Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions", *Science*, vol. 221, no. 4616, pp. 1208-1210, 1983.
- [29] W.M. Winton, L. Putnam, and R. Krauss, "Facial and Autonomic Manifestations of the Dimensional Structure of Emotion," *J. Experimental Social Psychology*, vol. 20, pp. 195-216, 1984.
- [30] A.J. Fridlund and C.E. Izard, "Electromyographic studies of facial expressions of emotions and patterns of emotions", in *Social Psychophysiology: A Sourcebook*. pp. 243-286, 1983.
- [31] J.T. Cacioppo, I.T. Berntson, K.M. Larsen, and K. Kochlman, "The Psychophysiology of Emotion", M. Lewis, A. Haviland, and C. M. Jones, New York, 2000.
- [32] J. Healey, "Wearable and Automotive Systems for affect recognition from Physiology." PhD Thesis, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 2000.
- [33] K.H. Kim, S.W. Bang, and S.R. Kim, "Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 42, no. 3, pp. 419-427, 2004.
- [34] R.W. Picard, E. Vyzas, and J. Healey, "Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 10, pp. 1175-1191, 2001.
- [35] K.H. Kim, S.W. Bang, and S.R. Kim, "Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals", *Med Biol. Eng Comput.*, vol. 42, no. 3, pp. 419-427, 2004.
- [36] A. Haag, S. Goronzy, P. Schaich, and J. Williams, "Emotion recognition Using Biosensors: First steps towards an Automatic System", *Lecture notes in Artificial Intelligence (LNAI)*, vol. 3, no. 8, pp. 36-48, 2004.



- [37] P. Ekman, "Emotions inside out. 130 Years after Darwin's "The Expression of the Emotions in Man and Animal", *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, vol. 1000, pp. 1-6, 2003.
- [38] P. Ekman, "Expression: panel discussion", *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, vol. 1000, pp. 266-278, 2003.
- [39] P. Ekman, E. R. Sorenson, and W. V. Friesen, "Pan-cultural elements in facial displays of emotion", *Science*, vol. 164, no. 875, pp. 86-88, 1969.
- [40] G. B. Duchenne, "The Mechanism of Human Facial Expression", Cambridge University Press, New York, 1990.
- [41] K. Narita, T. Murata, T. Takahashi, T. Hamada, H. Kosaka, H. Yoshida, and Y. Wada, "The association between anger-related personality trait and cardiac autonomic response abnormalities in elderly subjects", *Eur. Arch. Psychiatry Clin. Neurosci.*, 2007.
- [42] T. Hamada, T. Murata, T. Takahashi, Y. Ohtake, M. Saitoh, H. Kimura, Y. Wada, and H. Yoshida, "Changes in autonomic function and EEG power during mental arithmetic task and their mutual relationship", *Rinsho Byori*, vol. 54, no. 4, pp. 329-334, 2006.
- [43] T. Takahashi, T. Murata, T. Hamada, M. Omori, H. Kosaka, M. Kikuchi, H. Yoshida, and Y. Wada, "Changes in EEG and autonomic nervous activity during meditation and their association with personality traits", *Int J Psychophysiol*, vol. 55, no. 2, pp. 199-207, 2005.
- [44] D.L. Dudley, T.H. Holmes, C.J. Martin, and H.S. Ripley, "Changes in respiration associated with hypnotically induced emotion, pain, and exercise", *Psychosom. Med*, vol. 26, pp. 46-57, 1964.
- [45] I. Stevenson and H.S. Ripley, "Variations in respiration and in respiratory symptoms during changes in emotion", *Psychosom. Med*, vol. 14, no. 6, pp. 476-490, 1952.
- [46] J.M. Gorman, J.D. Martinez, J.D. Coplan, J. Kent, and M. Kleber, "The effect of successful treatment on the emotional and physiological response to carbon dioxide inhalation in patients with panic disorder", *Biol. Psychiatry*, vol. 56, pp. 862-867, 2004.
- [47] B.M. De and E. F. Baque, "Diphasic electrodermal response, heart rate and moods", *Biol. Psychol.*, vol. 6, no. 2, pp. 77-91, 1978.
- [48] R.S. Neary and M. Zuckerman, "Sensation seeking, trait, and state anxiety, and the electrodermal orienting response", *Psychophysiology*, vol. 13, no. 3, pp. 205-211, 1976.
- [49] R. Hirschman and B. Drumbaugh-Buehler, "Electrodermal habituation and subjective response: effects of manifest anxiety and autonomic arousal", *J Abnorm. Psychol.*, vol. 84, no. 1, pp. 46-50, 1975.



- [50] N.L. Corah and R.L. Tomkiewicz, "Classical conditioning of the electrodermal response with novel stimuli", *Psychophysiology*, vol. 8, no. 2, pp. 143-148, 1971.
- [51] R.G. O'Connell, M.A. Bellgrove, P.M. Dockree, and I.H. Robertson, "Reduced electrodermal response to errors predicts poor sustained attention performance in attention deficit hyperactivity disorder", *Neuroreport*, vol. 15, no. 16, pp. 2535-2538, 2004.
- [52] K.B. Stenfert and D.A. Siddle, "Effects of an attention-demanding task on amplitude and habituation of the electrodermal orienting response", *Psychophysiology*, vol. 20, no. 2, pp. 128-135, 1983.
- [53] E. Walker and S.J. Ceci, "Lateral asymmetries in electrodermal responses to nonattended stimuli: a response to Dawson and Schell", *J Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform.*, vol. 9, no. 1, pp. 145-147, 1983.
- [54] W.M. Waid and M.T. Orne, "Reduced electrodermal response to conflict, failure to inhibit dominant behaviors, and delinquency proneness", *J Pers. Soc. Psychol.*, vol. 43, no. 4, pp. 769-774, 1982.
- [55] K.A. Lawler, "Cardiovascular and electrodermal response patterns in heart rate reactive individuals during psychological stress", *Psychophysiology*, vol. 17, no. 5, pp. 464-470, 1980.
- [56] M.J. Christie, "Electrodermal activity and the stress response. A review", *Acta Med Pol.*, vol. 14, no. 4, pp. 343-355, 1973.
- [57] H.D. Kimmel and F.A. Hill, "A comparison of two electrodermal measures of response to stress", *J Comp Physiol Psychol.*, vol. 54, pp. 395-397, 1961.
- [58] M.E. Dawson, A.M. Schell, and D.L. Fillion, "Handbook of psychophysiology", New York, Cambridge University press, 2000.
- [59] J.S.R. Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system", *IEEE Trans. on Systems, Man & Cybernetics, Part A*, vol. 23, no. 1, pp. 665-685, 1993.
- [60] M. Sugeno and T. Taniguchi, "On improvement of stability conditions for continuous Mamdani-like fuzzy systems", *IEEE Trans Syst. Man Cybern. B Cybern.*, vol. 34, no. 1, pp. 120-131, 2004.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6<sup>ο</sup>

### ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο πλαίσιο της παρούσας διδακτορικής διατριβής, αναπτύχθηκε και αξιολογήθηκε μεθοδολογία, η οποία αρχικά αναλύει το ενδομυϊκό ηλεκτρομυογράφημα στα επιμέρους κινητικά δυναμικά από τα οποία απαρτίζεται και στη συνέχεια κατηγοριοποιεί τα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά νευροπαθή και μυοπαθή. Επιπλέον αναπτύχθηκε υπολογιστικό συγκινησιακό σύστημα και μεθοδολογία για την αυτόματη και σε πραγματικό χρόνο εκτίμηση της συγκινησιακής κατάσταση ατόμων. Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί επιλεγμένα βιοσήματα (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, ηλεκτρική αγωγιμότητα δέρματος, και αναπνοή) προκειμένου να εκτιμήσει τη συγκινησιακή κατάσταση του χρήστη.

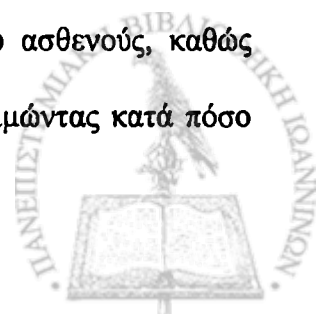
Σχετικά με τη μεθοδολογία για την ανάλυση του ηλεκτρομυογραφικού σήματος, η πλειοψηφία των δημοσιευμένων μεθόδων ασχολείται είτε με το πρόβλημα της ανάλυσης του ηλεκτρομυογραφήματος, είτε με την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά, νευροπαθή ή μυοπαθή. Επιπλέον δεν προσφέρεται καμία πληροφορία στον ειδικό σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο γίνεται η κατηγοριοποίηση. Στο 3<sup>ο</sup> κεφάλαιο της παρούσας διατριβής παρουσιάζεται μια νέα μεθοδολογία η οποία εντοπίζει αυτόματα τον αριθμό των κινητικών μονάδων που συνιστούν το ηλεκτρομυογραφικό σήμα, εντοπίζει αυτόματα και αναλύει τα σύνθετα κινητικά δυναμικά στα επιμέρους απλά από τα οποία αποτελούνται και κατηγοριοποιεί τα κινητικά δυναμικά σε φυσιολογικά, νευροπαθή ή μυοπαθή εξάγοντας παράλληλα χρήσιμους προς τον χρήστη κανόνες. Η προτεινόμενη



μεθοδολογία είναι εντελώς αυτόματη και δεν απαιτεί καμία παρέμβαση από τον ειδικό. Παράμετροι όπως τα κατώφλια για την ανίχνευση των κινητικών δυναμικών καθώς και ο αριθμός των κινητικών μονάδων υπολογίζονται αυτόματα για κάθε καινούργιο προς ανάλυση ηλεκτρομυογραφικό σήμα. Τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθοδολογίας είναι ιδιαίτερα υψηλά όπως φαίνεται και από τους Πίνακες 3.1 και 3.6 όπου γίνεται σύγκριση των εξαγόμενων αποτελεσμάτων με αυτά άλλων δημοσιευμένων σχετικών άρθρων. Παράλληλα, η χρήση της δεν απαιτεί εξειδικευμένες γνώσεις σε υπολογιστές από τον νευρολόγο-νευροφυσιολόγο, ενώ η όλη μεθοδολογία μπορεί εύκολα να ενσωματωθεί στους σύγχρονους ψηφιακούς ηλεκτρομυογράφους, προσφέροντας με αυτό τον τρόπο ένα χρήσιμο για την κλινική ρουτίνα βοηθητικό σύστημα λήψης αποφάσεων. Περαιτέρω έρευνα απαιτείται ώστε στη μελλοντική της μορφή η προτεινόμενη μεθοδολογία να χρησιμοποιεί επιπλέον πληροφορία από την κλινική εικόνα και το ιστορικό του ασθενούς για την κατηγοριοποίηση των κινητικών δυναμικών.

Όσον αφορά το υπολογιστικό σύστημα για την εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης ατόμων, η καινοτομία του σχετίζεται με το ότι αποτελεί το πρώτο συγκινησιακό υπολογιστικό σύστημα το οποίο έχει τη δυνατότητα «διάγνωσης» της συγκινησιακής κατάστασης των χρηστών σε πραγματικό χρόνο και από απόσταση. Το προτεινόμενο σύστημα αξιολογήθηκε σε δύο διαφορετικά πεδία ενδιαφέροντος :

Η κλινική εφαρμογή του συστήματος βασίζεται στη δυνατότητα υποστήριξης κλινικής διάγνωσης σχετικά με παθολογικές καταστάσεις κατά τις οποίες η δυνατότητα ενός ασθενούς να βιώσει και να εκφράσει ορισμένες ομάδες συγκινησιακών καταστάσεων είναι περιορισμένη ή ανύπαρκτη (π.χ. νόσος του Huntington). Το προτεινόμενο σύστημα θα μπορούσε να βοηθήσει τον ειδικό να αξιολογήσει την κατάσταση του ασθενούς, καθώς επίσης και την ανταπόκρισή του στη δοθείσα φαρμακευτική αγωγή, εκτιμώντας κατά πόσο



μπορεί ο δεύτερος να βιώσει ή όχι κάποιες συγκινησιακές καταστάσεις ενδιαφέροντος πριν και μετά την θεραπεία δοθέντων κατάλληλων εξωτερικών ερεθισμάτων.

Σχετικά με το πεδίο εφαρμογής σε αγώνες αυτοκινήτων, ο συνήθης τρόπος για την εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης ατόμων είναι με χρήση προηγμένων τεχνικών επεξεργασίας εικόνας ή video προκειμένου να γίνει εξαγωγή χαρακτηριστικών του προσώπου. Στην περίπτωση μας αυτό δεν είναι εφικτό διότι οι οδηγοί για λόγους ασφαλείας φέρουν προστατευτικό κράνος το οποίο καλύπτει το πρόσωπό τους. Το προτεινόμενο σύστημα αποτελεί έναν εναλλακτικό τρόπο εκτίμησης συγκινησιακής κατάστασης. Οι αισθητήρες ηλεκτρομυογραφήματος προσώπου είναι ενσωματωμένοι στην ειδική πυρίμαχη μάσκα που φορούν οι οδηγοί μέσα από το κράνος (βάσει των κανονισμών F.I.A.) προσφέροντας έτσι ελάχιστη δυσφορία. Η παρακολούθηση της συγκινησιακής κατάστασης των οδηγών σε πραγματικό χρόνο θα αποτελέσει ένα ιδιαίτερα χρήσιμο «εργαλείο» τόσο για τους μηχανικούς αυτοκινήτων οι οποίοι προετοιμάζουν το αυτοκίνητο ανάλογα με τις συνθήκες του κάθε αγώνα όσο και για τους ίδιους τους οδηγούς αφού ένας εξωτερικός παρατηρητής (π.χ. έμπειρος ψυχολόγος) θα μπορούσε να παρέμβει μέσω κατάλληλων υποδείξεων προς τον οδηγό, όταν θα έβλεπε ότι ο δεύτερος είναι σε συγκινησιακή κατάσταση, η οποία πιθανά θα επηρέαζε την οδηγική του συμπεριφορά προλαμβάνοντας έτσι αντιδράσεις ή ενέργειες η οποίες θα μπορούσαν να αποβούν μοιραίες.

Ένας περιοριστικός παράγοντας του προτεινόμενου συστήματος είναι ότι η εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης των ατόμων πραγματοποιείται μόνο με χρήση βιοσημάτων (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος). Επιπλέον πολλές δημοσιευμένες εργασίες συνηγορούν στο ότι η ταυτόχρονη χρήση επιπλέον χαρακτηριστικών τα οποία προκύπτουν από επεξεργασία της φωνής, της εικόνας και του



video του χρήστη θα μπορούσε να οδηγήσει στην βέλτιστη εκτίμηση της συγκινησιακής του κατάστασης. Μελλοντικός στόχος είναι η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα χρησιμοποιεί όλες τις παραπάνω «πηγές» δεδομένων για την εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης των ατόμων. Παράλληλα, το τελικό σύστημα, θα πρέπει εκτός από υψηλή ακρίβεια να είναι και φιλικό προς το χρήστη. Συνεπώς δεν θα πρέπει να προκαλεί δυσφορία ή να επηρεάζει τις αντιδράσεις του στα εξωτερικά ερεθίσματα λόγω υπερβολικού αριθμού αισθητήρων. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να καθοριστεί ο βαθμός συνεισφοράς της κάθε μιας από τις πηγές πληροφορίας (βιοσήματα, εικόνα, video και ομιλία) στην εκτίμηση της συγκινησιακής κατάστασης του χρήστη και να διερευνηθεί η χρήση τεχνικών σύντηξης δεδομένων (data fusion techniques). Με τον τρόπο αυτό θα προκύψει ένα σύστημα το οποίο θα εξάγει τα βέλτιστα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας τον ελάχιστο αριθμό αισθητήρων.



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΣΤΗΝ ΕΛΛΗΝΙΚΗ

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή, μελετάται η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας για την αυτόματη, ποσοτική ανάλυση, του ηλεκτρομυογραφικού σήματος, καθώς και η δημιουργία ενός ευφυούς συστήματος για τη διάγνωση των βασικών συναισθηματικών καταστάσεων των ατόμων.

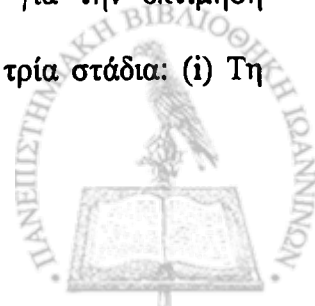
Στο πρώτο μέρος, αρχικά περιγράφεται η δομή και ο τρόπος λειτουργίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων. Παρατίθενται τα βασικά χαρακτηριστικά του ηλεκτρομυογραφικού σήματος, των συστημάτων που χρησιμοποιούνται για την καταγραφή του και τα πεδία εφαρμογής του ηλεκτρομυογραφήματος. Στη συνέχεια, αναφέρεται η διαγνωστική σημασία του ηλεκτρομυογραφήματος και οι σημαντικότερες δυσκολίες που εμφανίζονται κατά την ανάλυσή του, ενώ εισάγεται η έννοια της ποσοτικής ανάλυσης του ηλεκτρομυογραφήματος, οι βασικότερες τεχνικές ποσοτικής ανάλυσης που έχουν παρουσιαστεί στη διεθνή βιβλιογραφία και οι περιορισμοί τους. Ακολουθεί η περιγραφή της δομής και των επιμέρους σταδίων της προτεινόμενης μεθοδολογίας για την αυτόματη ποσοτική ανάλυση του ηλεκτρομυογραφήματος. Τα στάδια της μεθοδολογίας είναι: (i) Προεπεξεργασία του σήματος με σκοπό την αυτόματη ανίχνευση περιοχών ενδιαφέροντος (υποψήφια κινητικών δυναμικών), (ii) ομαδοποίηση (clustering) κινητικών δυναμικών και υπολογισμός ενός αντιπροσωπευτικού κινητικού δυναμικού (πρότυπο κινητικό δυναμικό) για κάθε ομάδα. Επιπλέον κατά το στάδιο αυτό τα σύνθετα κινητικά δυναμικά εντοπίζονται αυτόματα και αναλύονται στα επιμέρους απλά κινητικά δυναμικά από τα οποία αποτελούνται, (iii) υπολογισμός χαρακτηριστικών για κάθε πρότυπο κινητικό δυναμικό (πλάτος, διάρκεια, χρόνο ανόδου, εμβαδόν και αριθμός φάσεων), (iv) κατηγοριοποίηση των εξαγόμενων πρότυπων





κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά, μυοπαθή και νευροπαθή. Στο στάδιο αυτό χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικές προσεγγίσεις. Κατά την πρώτη προσέγγιση χρησιμοποιείται ένα σύστημα διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines) ενώ κατά τη δεύτερη προσέγγιση ένας ταξινομητής δύο σταδίων. Ο ταξινομητής αυτός αποτελείται από ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ακτινικής συνάρτησης βάσης (radial basis function artificial neural network RBF ANN) για την κατηγοριοποίηση των πρότυπων κινητικών δυναμικών σε φυσιολογικά και παθολογικά και από ένα δέντρο αποφάσεων (decision tree) για την κατηγοριοποίηση των παθολογικών κινητικών δυναμικών σε μυοπαθή και νευροπαθή. Ακολουθεί η σύγκριση των εξαγομένων αποτελεσμάτων με αυτά που αναφέρονται από άλλες σχετικές μεθόδους στην βιβλιογραφία.

Στο δεύτερο μέρος παρουσιάζεται υπολογιστικό σύστημα για την αυτόματη εκτίμηση βασικών συναισθηματικών καταστάσεων των ατόμων καθώς και τα πεδία εφαρμογής του. Το προτεινόμενο σύστημα αποτελείται από τρία υποσυστήματα: (i) Από το φερόμενο υποσύστημα, το οποίο αποτελείται από 16 αισθητήρες επιφανειακού ηλεκτρομυογραφήματος προσώπου, ένα πιεζοηλεκτρικό αισθητήρα για τη μέτρηση της αναπνοής, τους αισθητήρες ηλεκτροκαρδιογραφήματος και τον αισθητήρα ηλεκτρικής αγωγιμότητας του δέρματος, (ii) το υποσύστημα λήψης και ασύρματης μετάδοσης δεδομένων, το οποίο είναι υπεύθυνο για την ασφαλή λήψη και μετάδοση των επιλεγμένων βιοσημάτων, και (iii) την κεντρική μονάδα. Η κεντρική μονάδα επεξεργάζεται τα βιοσήματα και εξάγει «διάγνωση» ως προς τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Επιπλέον προβάλλει ένα τρισδιάστατο μοντέλο του προσώπου του χρήστη στο οποίο απεικονίζονται σε πραγματικό χρόνο οι εκφράσεις του και ενεργοποιεί ένα σύστημα εγρήγορσης (alert) σε περίπτωση που ο χρήστης βιώνει μια «ακραία» συναισθηματική κατάσταση. Η προτεινόμενη μεθοδολογία για την εκτίμηση βασικών συναισθηματικών καταστάσεων των ατόμων αποτελείται από τρία στάδια: (i) Τη

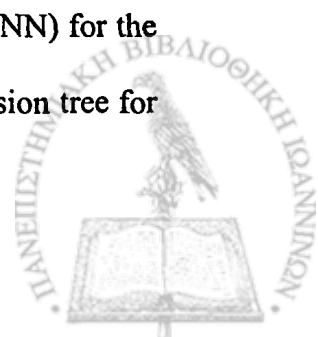


λήψη και προεπεξεργασία των βιοσημάτων (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος), (ii) την εξαγωγή χαρακτηριστικών και (iii) την εκτίμηση της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη. Στο τρίτο στάδιο γίνεται κατηγοριοποίηση (classification) της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη σε προκαθορισμένες συναισθηματικές καταστάσεις. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν ένα σύστημα διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) καθώς και ένα νευροασαφές προσαρμοστικό σύστημα (Adaptive Neuro-Fuzzy System –ANFIS). Το προτεινόμενο υπολογιστικό σύστημα εφαρμόστηκε και αξιολογήθηκε σε δύο διαφορετικά πεδία ενδιαφέροντος (i) σε συνθήκες προσομοίωσης αγώνων αυτοκινήτων και (ii) σε προκλινική μελέτη. Η επίδοση του προτεινόμενου συστήματος βρέθηκε υψηλή συγκρινόμενη με την επίδοση αντίστοιχων συστημάτων της βιβλιογραφίας.



## ABSTRACT IN ENGLISH

In this PhD thesis, a methodology for the automated and quantitative analysis of the electromyographic signal and the development of an intelligent system (and a methodology), for the affective assessment of individuals is presented. Initially, the way the neural and muscle cells function, as well as their structure is described. Then the features of the electromyographic signal, the elements used for its recording and the implementation fields of the electromyogram are outlined. Moreover, the diagnostic value of the electromyogram and the main difficulties that appear during its analysis are reported, while the concept of quantitative analysis of the electromyogram, the techniques for quantitative analysis that have appeared in the literature and their limitations are presented. Then, the structure of the proposed methodology for the automated quantitative analysis of the electromyogram is described. The methodology includes four stages: (i) Preprocessing of the signal aiming in the automated detection of regions of interest (candidate motor unit action potentials). (ii) Clustering of the motor unit action potentials (MUAPS) and calculation of the representative MUAP (template MUAP) for each group. Moreover in this stage the composite action potentials are automatically located and analyzed in their constituent MUAPS. (iii) Calculation of features for every template MUAP (amplitude, duration, rising time, area and number of phases). (iv) Classification of the extracted template MUAPs in normal, myopathic and neuropathic. In this stage two different approaches are used. In the first, a system based on support vector machines is used, while the second is based on a hybrid two-stage classifier. This classifier consists of a radial basis function artificial neural network (RBF ANN) for the classification of the template MUAPs into normal and pathological, and of a decision tree for



the classification of the pathological MUAPs into myopathic and neuropathic. The extracted results are compared with the results from other methods mentioned in the literature.

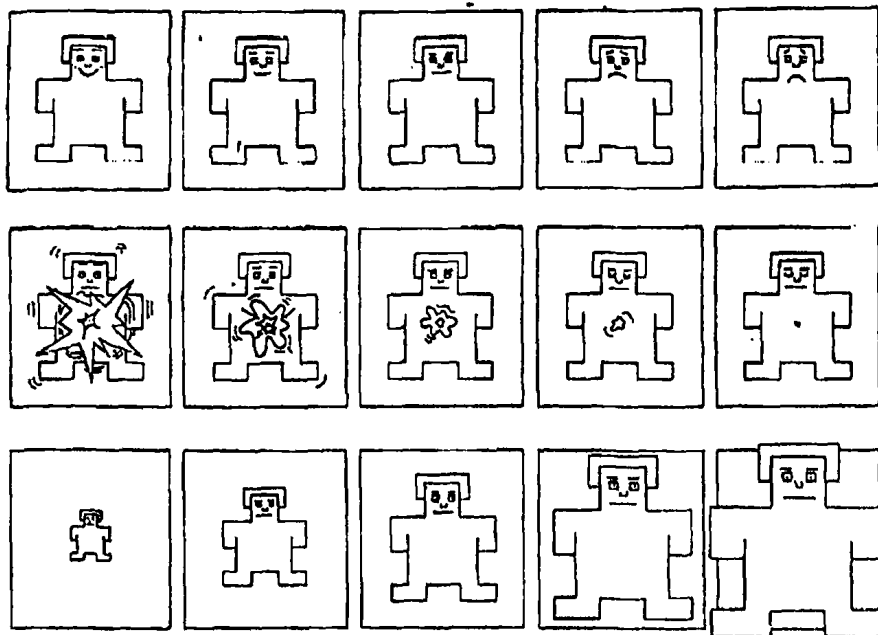
The way emotions affect vital signals of a person as well as the developed computational system for the automated estimation of the affective assessment of individuals and its implementation fields, are described. The system consists of three components: (i) The wearable subsystem, which consists of 16 facial electromyographic sensors, a piezoelectric respiration sensor, the electrocardiographic sensor and the skin conductivity sensor. (ii) The data acquisition and wireless communication subsystem, which is responsible for the safe reception and broadcasting of the selected biosignals and (iii) the centralized subsystem. The central unit processes the biosignals and produces a “diagnosis” concerning the emotional situation of the user. It also shows a 3-D model of the face of the user where his expressions are depicted in real time and it activates an alert system in the case the user experiences an “extreme” emotional situation. The proposed methodology for the estimation of basic emotional states of individuals consists of 3 stages. (i) The acquisition and preprocessing of biosignals (surface electromyograms of selected muscles of the face, electrocardiogram, respiration and electric conductance of the skin), (ii) the feature extraction and (iii) the assessment of the affective state of the user. In the third stage, the classification of the user’s affective state takes place into one of the predetermined emotional states. For this purpose a support vector machine system is used as well as an Adaptive Neuro-Fuzzy System (ANFIS). The proposed computational system is applied and validated in two different fields of interest: (i) In simulated conditions of car racing driving and (ii) in the framework of a pro-clinical study. The performance of the proposed system was found high compared to the performance of other systems appeared in literature.



## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

### ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΥΤΟΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΙΚΗΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ SAM (SELF ASSESSMENT MANIKIN)

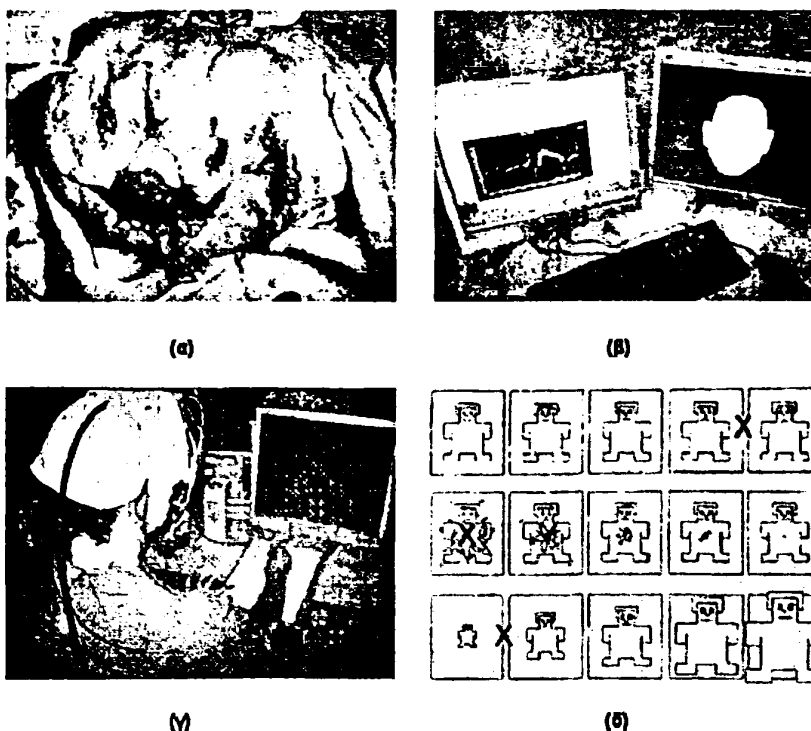
Το σύστημα αυτοεκτίμησης συναισθηματικής κατάστασης SAM (Self Assessment Manikin) προτάθηκε από τους *Lang et al.* [1-2], προκειμένου να αξιολογήσουν άμεσα: (i) την αντίδραση που προκαλεί ένα συναίσθημα στο χρήστη, (ii) το βαθμό εγρήγορσης που προξενεί το συναίσθημα και (iii) το επίπεδο στο οποίο μπορεί ο χρήστης να ελέγξει το συναίσθημα που βιώνει λόγω του εφαρμοζόμενου εξωτερικού ερεθίσματος. Αρχικά το SAM υλοποιήθηκε ως διαδραστικό πρόγραμμα υπολογιστή, ενώ αργότερα ακολούθησε και η έντυπη έκδοσή του η οποία παρουσιάζεται στο Σχήμα Α.1



Σχήμα Α.1 Το SAM χρησιμοποιείται για την αυτοεκτίμηση του βαθμού ευχαρίστησης (επάνω), του βαθμού εγρήγορσης (μέση) και του επιπέδου ελέγχου του συναισθήματος (κάτω) που βιώνει ο χρήστης λόγω του εξωτερικού εφαρμοζόμενου ερεθίσματος.

Σε αυτή την έκδοση του SAM, ο χρήστης μπορεί να «μαρκάρει» σε οποιαδήποτε φιγούρα ή ανάμεσα στις φιγούρες το βαθμό με τον οποίο βιώνει τις προαναφερθείσες παραμέτρους της συγκινησιακής του κατάστασης. Με τον τρόπο αυτό προκύπτει μια κλίμακα εννέα βαθμών για κάθε μια από τις παραμέτρους αυτές.

Στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκαν επιλεγμένες φωτογραφίες και video clip από τη βάση IAPS (International Affective Picture System-IAPS) [3] προκειμένου να κατευθυνθούν οι χρήστες στο να βιώσουν προκαθορισμένα συναισθήματα (φόβος, αηδία και χαρά). Με την έναρξη του ερεθίσματος γίνεται ταυτόχρονη καταγραφή των βιοσημάτων του χρήστη για χρονικό διάστημα δέκα δευτερολέπτων και στη συνέχεια ζητείται από το χρήστη να αυτοαξιολογήσει την συγκινησιακή του κατάσταση χρησιμοποιώντας τις παραπάνω κλίμακες. Η διαδικασία φαίνεται στο Σχήμα Α.2.



**Σχήμα Α.2** (α) Εξωτερικό ερέθισμα στο οποίο υπόκειται ο χρήστης, στην συγκεκριμένη περίπτωση στόχος του ερεθίσματος είναι να βιώσει ο χρήστης το συναίσθημα της αηδίας, (β) καταγραφή των βιοσημάτων ενδιαφέροντος (επιφανειακά ηλεκτρομυογραφήματα επιλεγμένων μυών του προσώπου, ηλεκτροκαρδιογράφημα, αναπνοή και ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματος), (γ) ο χρήστης αυτοεκτιμά τη συναισθηματική του κατάσταση με το σύστημα SAM, (δ) αποτελέσματα γραπτής διαδικασίας αυτοεκτίμησης.

Θα πρέπει να τονιστεί ότι το σύστημα SAM ήταν εύκολα κατανοητό από τους χρήστες, γεγονός που διευκόλυνε την διεξαγωγή της πειραματικής διαδικασίας ενώ η χρήση αποκλειστικά γραφικού περιβάλλοντος (απουσία λέξεων) είχε σαν αποτέλεσμα την ευκολία στη χρήση του από άτομα τα οποία προέρχονταν από διαφορετικές χώρες και μιλούσαν διαφορετικές γλώσσες.

## Βιβλιογραφία

- [1] P.J. Lang, "Behavioral treatment and bio-behavioral assessment: computer applications", Technology in mental health care delivery systems J. H. Johnson, & T. A. Williams, pp. 119-137, Norwood, NJ, Ablex, 1980.
- [2] R. Hodes, E.W. Cook, P.J. Lang, "Individual differences in autonomic response: conditioned - association or conditioned fear?", Psychophysiology, vol. 22, pp. 545-560, 1985.
- [3] P. J. Lang, A. Ghman, D. Vaitl, "The international affective picture system", Gainesville, FL: The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida, 1988.



## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

### ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΞΕΝΟΓΛΩΣΣΩΝ ΟΡΩΝ

**Αλγόριθμος εκμάθησης οπισθοδρομικής διάδοσης σφάλματος:** Backpropagation algorithm

**Αλγόριθμος πλησιέστερου γείτονα:** Nearest neighbour algorithm

**Αντιπροσωπευτικές μορφές δυναμικών δράσης κινητικών μονάδων:** Template motor unit action potentials

**Ασαφές επαγωγικό σύστημα:** Fuzzy inference system

**Βαθμός επιτυχίας:** Success rate

**Δείγμα:** Sample

**Δέντρο αποφάσης:** Decision tree

**Διαδραστική διεπαφή:** Interactive interface

**Διασταυρωμένη επικύρωση:** Cross validation

**Διεθνές σύστημα συγκινησιακών εικόνων:** International Affective Picture System (IAPS)

**Δομικό στοιχείο:** Module

**Δυναμικά δράσης κινητικών μονάδων:** Motor Unit Action Potential

**Δυναμικό εύρος ενισχυτή:** Dynamic range

**Εξειδίκευση:** Specificity

**Επαλληλία:** Imposition

**Επί τοις εκατό ποσοστό μέγιστης εκούσιας μυϊκής σύσπασης:** % Maximum voluntary Contraction (MVC)

**Ευαισθησία:** Sensitivity





Ηλεκτρομυογράφημα μονήρους ίνας: Single fiber electromyographic signal  
Ηλεκτρομυογράφημα: Electromyogram  
Θετική προγνωστική ακρίβεια : Positive prediction accuracy  
Ινιδικά δυναμικά: fibril potentials  
Κατάτμηση Ηλεκτρομυογραφήματος: Electromyogram segmentation  
Κέρδος ενισχυτή: Gain  
Κινητική μονάδα: Motor Unit  
Κινητικό δυναμικό μυϊκής ίνας: Muscle fiber action potential  
Κόμβοι φύλλα: Leaf nodes  
Κόμβος ρίζα: Root node  
Μέθοδος καθοδηγούμενη από τα δεδομένα: Data driven method  
Μετατροπή από αναλογική σε ψηφιακή μορφή: Analog to digital conversion  
Νευροασαφές προσαρμοστικό σύστημα: Adaptive neurofuzzy system (ANFIS)  
Ομάδες (κλάσεις): Clusters  
Ομαδοποίηση: Clustering  
Ποσοτική ανάλυση ηλεκτρομυογραφήματος: Quantitative electromyography  
Συγκινησιακή κατάσταση: Affective condition  
Συγκινησιακή υπολογιστική: Affective computing  
Συνάρτηση πυρήνα: Kernel function  
Σύνθετα κινητικά δυναμικά: Superimposed action potentials  
Σύνολο δεδομένων: Dataset  
Συχνότητα δειγματοληψίας: Sampling rate  
Ταίριασμα φάσματος ισχύος: Power spectrum matching  
Ταξινόμηση: Classification  
Ταίριασμα με πρότυπο: Template matching



**Τεχνικές Ασαφούς λογικής: Fuzzy logic techniques**

**Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο: Artificial Neural Network**

**Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ακτινικής συνάρτησης βάσης: Radial basis function artificial neural network**

**Τυπική απόκλιση: Standard Deviation**

**Χρονικά διαστήματα μεταξύ διαδοχικών εκφορτίσεων: Inter spike intervals**

**Χρόνος ανόδου: rise time**

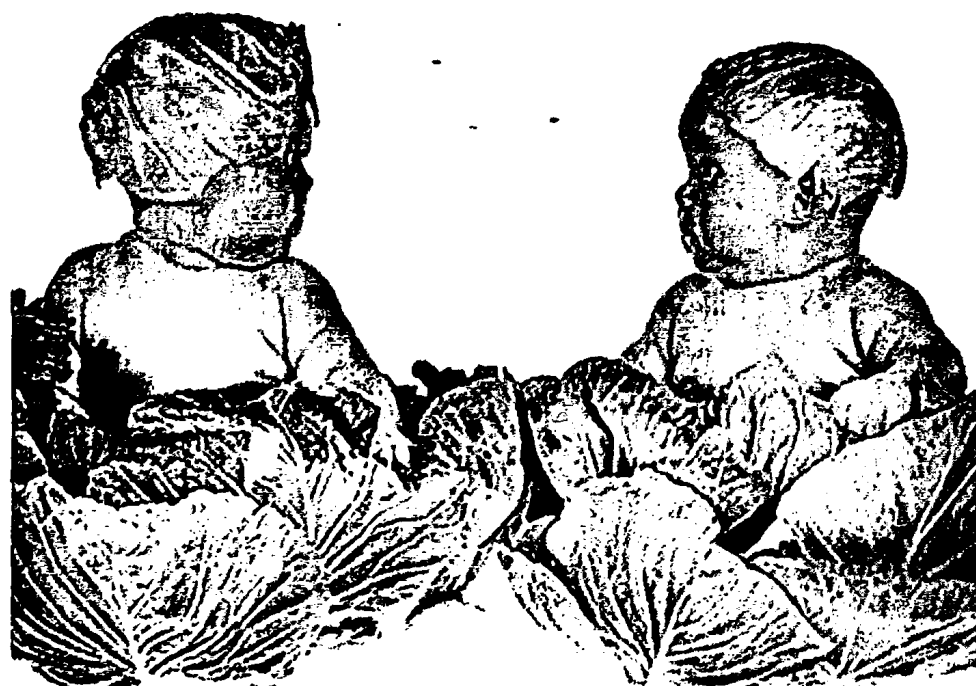


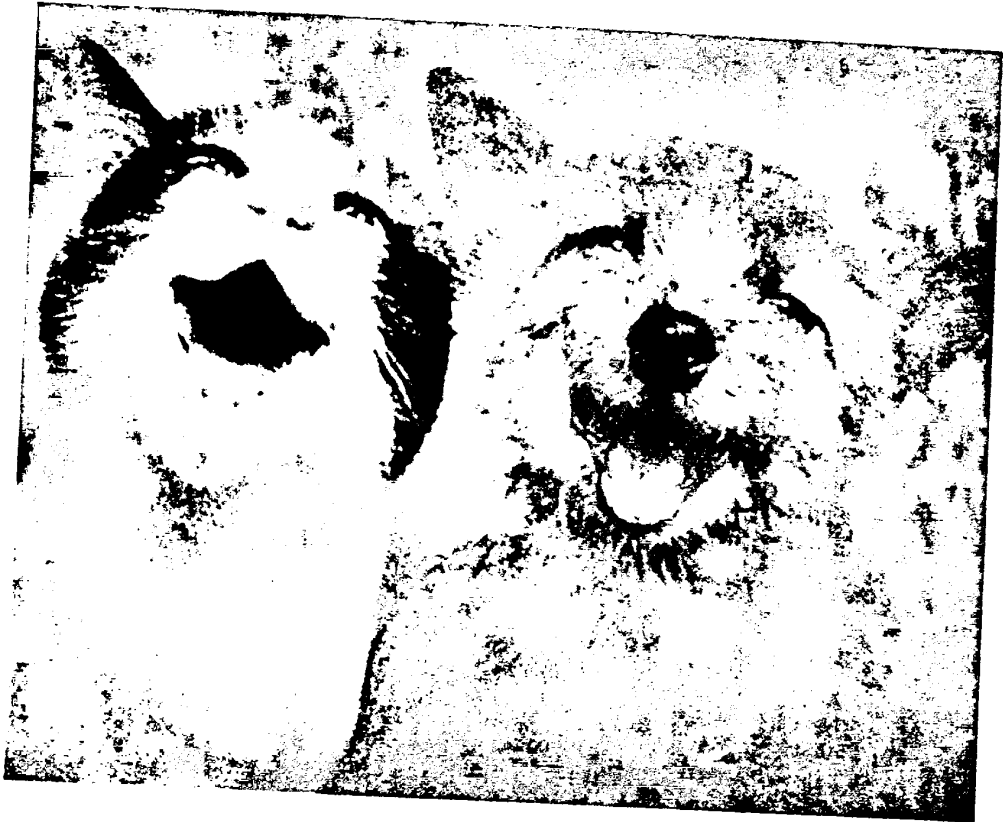
## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ

### Διεθνές Σύστημα Συγκινησιακών Εικόνων

Ενδεικτικές φωτογραφίες που συλλέχθηκαν από τους ψυχολόγους κατά την προ - κλινική μελέτη προκειμένου να καθοδηγήσουν τους εθελοντές να βιώσουν προεπιλεγμένες συναισθηματικές καταστάσεις.

Για το συναίσθημα της χαράς:







Για το συναίσθημα της αηδίας:







Για το συναίσθημα του φόβου:



