الجمهورية العربية السورية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة دمشق
قسم الهندسة الطبية الحيوية



التحكم بحركة رسغ وأصابع الطرف الصناعي العلوي عن طريق إشارة العضلات الكهربائية

رسالة مقدمة لنيل درجة الماجستير في الهندسة الطبية الحيوية

إعداد

م. نسرين غسان الماضي

إشراف

أ. د. م. محمد فراس الحناوي

2023

شكر وتقدير

أشكر الله وأحمده حمداً كثيراً طيّباً مباركاً على نعمه التي لا تُعدّ، وآلائه التي لا تُحدّ إذ منَّ عليَّ بإتمام هذا العمل المتواضع، ويَسّرَ لي إنجازه على الوجه الذي أرجو أن يرضى به عنّي.

ولا يسعني إلا أن أتقدّم بخالص الشكر والامتنان **لجامعة دمشق** العريقة وكلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية التي أدين لها بالكثير الذي لا يمكنني الوفاء به.

إلى الذي تعلّمت منه الكثير وكان معي خطوة بخطوة في سبيل إنجاز هذا المشروع، مذ كان فكرة إلى أن صار بحثاً، إلى صاحب الفضل الكبير **الأستاذ الدكتور المهندس محمد فراس الحناوي...** له مني جزيل الامتنان على تفهّمه وصبره وتوجيهاته ودعمه غير المحدود علمياً ومعنوياً.

الشكر الكبير **للأستاذة الدكتورة المهندسة رشا مسعود** التي كانت داعماً طوال فترة العمل دون أن تبخل عليَّ بعلمها ونصائحها، كل الشكر لها على كل لحظة قدمتها من وقتها الثمين وعلى أفكارها المميزة واهتمامها وكل الشكر لها على إخلاصها الرائع للعلم وحُسن معاملتها.

وأشكر الأساتذة الدكتور هاني عماشة والدكتور بسّام لالا على توجيهاتهم وملاحظاتهم التي أغنت البحث.

وأشكر أعضاء قسم الهندسة الطبية أساتذة ومهندسين على الدعم الذي منحوني إياه طوال فترة البحث.

وأتقدّم بشكري الجزيل إلى أساتذتي الموقّرين في لجنة المناقشة؛ لتفضّلهم بقراءة العمل وتقديم ملاحظاتهم التي حسّنته وسدّت مكامن النّقص التي اعترته.

الأستاذ الدكتور مصطفى الموالدي

الأستاذ الدكتور أيمن صابوني

وعرفاناً مني بالجميل أتقدّم بالشكر والامتنان لكل من **د. رفيدة حسين وم. حنان أبو هايلة وم. دعاء حمرة وم. لينة الماضي وم. أحمد الغفير وم. زهرة منصور وم. ديمة النصرالله وم. محمد شاكر وم. محمد المصري** لمساندتهم.

وكل الشكر والحب لعائلتي التي تحمّلت انشغالي وأولتني الاهتمام في كل حين **(أمي – أبي – أختي – خالاتي)** –حفظهم الله– على دعمهم ومحبتهم لي. لهم كل حبي وتقديري...

شكراً لكل من ساعم في دعم هذا العمل بكلمة أو وجهة نظر...

م. نسرين الماضي

فهرس المحتويات

الملخص XVII

1. المقدمة: XVIII

2. الإشكالية البحثية XVIII

3. الهدف من البحث XIX

4. أهمية البحث XX

5. طرائق البحث XXI

6. لمحة عن محتويات البحث XXII

مقدمة 3

1.1 العضلات 3

1.1.1 عضلات الأطراف العلوية 3

2.1.1 الوحدة المحرّكة 6

3.1.1 الآلية العامة للتقلص العضلي 7

2.1 تخطيط كهربية العضلات Electromyography 8

1.2.1 آلية اقتباس إشارة العضلات الكهربائية 10

3.1 معالجة إشارة العضلات الكهربائية 11

1.3.1 أنواع مرشحات إشارة العضلات الكهربائية 12

4.1 أنواع ومصادر الضجيج التي تؤثر على إشارات العضلات الكهربائية 14

5.1 استخلاص السمات 16

1.5.1 تقسيم الإشارة إلى إطارات (التأطير) 16

2.5.1 أنواع سمات إشارة العضلات 17

3.5.1 تحويل المويجات 18

6.1 تخفيض الأبعاد 21

1.6.1 فوائد خوارزميات تخفيض الأبعاد 22

2.6.1 خوارزميات Relief 22

7.1 خوارزميات التصنيف 25

1.7.1 خوارزمية آلة متجه الداعم (SVM) 25

2.7.1 خوارزمية الجار الأقرب (KNN) 29

3.7.1 خوارزمية الغابة العشوائية (RF) 34

مقدمة 41

1.2 البتور 41

1.1.2 أسباب البتور 41

2.1.2 أنواع البتور العلوية 42

2.2 حركات اليد والرسغ 43

1.2.2 درجات الحرية في اليد البشرية 43

2.2.2 بعض حركات اليد والرسغ 44

3.2 الأطراف الصناعية العلوية 45

1.3.2 أنواع الأطراف الصناعية العلوية 45

2.3.2 مكونات الأطراف الصناعية العلوية 49

3.3.2طرق صناعة الأطراف الصناعية العلوية الصناعية 50

4.2 الطباعة ثلاثية الأبعاد 51

1.4.2 تقنيات الطباعة ثلاثية الأبعاد 51

2.4.2 الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال الأطراف الصناعية 53

3.4.2 اعتبارات تصميم الأطراف الصناعية المطبوعة 54

4.4.2 ميزات الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال تصنيع الأطراف الصناعية 55

5.4.2 مساوئ الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال تصنيع الأطراف الصناعية 56

3. الدراسات المرجعية 58

1.3 المقدمة 58

2.3 الدراسات المرجعية 58

3.3 مقارنة بين الدراسات المرجعية 70

1.4 مقدمة 74

2.4 قاعدة البيانات 75

1.2.4 إعداد الاقتباس 76

2.2.4 بروتوكول الاقتباس 77

3.2.4 آلية الاقتباس 79

4.2.4 معالجة الإشارة 80

3.4 استخلاص السمات 81

1.3.4 السمات المستخلصة في المجال الزمني–الترددي 83

4.4 خوارزمية تصغير الأبعاد ReliefF 84

5.4 التصنيف 86

6.4 تقييم أداء خورازميات التصنيف 88

7.4 اختبار نظام التحكم 90

8.4 تصنيع الطرف الصناعي 91

1.8.4 اختيار التصميم 91

3.8.4 طباعة الطرف 91

4.8.4 المحركات 92

5.8.4 تجميع الطرف: 93

6.8.4 نظام التحكم 93

1.5 مقدمة 99

2.5 نتائج عملية تدريب المصنفات 99

1.2.5 نتائج التدريب على قاعدة البيانات DB3 99

3.2.5 مقارنة بين نتائج عمليات التدريب على قاعدتي البيانات..... 102

4.2.5 مقارنة بين نتائج البحث والدراسات المرجعية..... 103

3.5 تقييم أداء نظام التحكم..... 107

1.3.5 مخطط الانتشار Scatter plot..... 107

2.3.5 مصفوفة الارتباك Confusion Matrix 107

3.3.5 منحنى خصائص تشغيل جهاز الاستقبال (منحنى روك) ROC Curve 110

4.5 نتائج اختبار حساسات Gravity في اقتباس إشارة العضلات 111

5.5 نتائج طباعة الطرف واختبار أدائه مع نظام التحكم..... 114

1.6 الاستنتاجات العامة..... 117

2.6 الآفاق المستقبلية 118

المراجع 119

Abstract 125

فهرس الأشكال

عنوان الشكل	رقم الصفحة
الشكل (1) مخطط صندوقي لمراحل البحث	XX
الشكل (1.1) عضلات الأطراف العلوية	6
الشكل (2.1) مكونات الوحدة المحرّكة	7
الشكل (3.1) دورة تنشيط الخلية العضلية	8
الشكل (4.1) تخطيط إشارة العضلات الكهربائية	9
الشكل (5.1) أنواع أقطاب اقتباس إشارة العضلات الكهربائية	11
الشكل (6.1) منحنى استجابة مرشح التمرير المنخفض	13
الشكل (7.1) منحنى استجابة مرشح التمرير المرتفع	13
الشكل (8.1) منحنى استجابة مرشح تمرير حزمة	14
الشكل (9.1) منحنى استجابة مرشح رفض حزمة	14
الشكل (10.1) الإشارة في المستوي الزمني، وتحويل فورييه وتحويل فورييه القصير، وتحويل المويجة	18
الشكل (11.1) بعض مويجات Daubechies	20
الشكل (12.1) شكل المستوي الفائق في فضاء ثنائي وثلاثي الأبعاد	26
الشكل (13.1) المستويات الفاصلة المحتمل اختيارها	26
الشكل (14.1) تحديد موقع النقطة اعتماداً على بعدها عن الهامش	27
الشكل (15.1) دور المتجهات الداعمة في زيادة مسافة الهامش	27
الشكل (16.1) تمثيل الهامش المرن	28
الشكل (17.1) تمثيل السطح الفائق بشكل منحني	29
الشكل (18.1) معلم ثنائي يحتوي نقاط بيانات مصنفة لثلاث فئات	30
الشكل (19.1) قياس المسافة بين النقطة الجديدة وأقرب 5 نقاط لها في قاعدة البيانات	30
الشكل (20.1) تصنيف النقطة الجديدة على أنها تنتمي لفئة النقاط الحمراء	31
الشكل (21.1) طريقة Bootstrap في الاعتيان	35
الشكل (22.1) الخطوة الأولى في خوارزمية التعبئة	36
الشكل (23.1) طريقة احتساب القرار النهائي في خوارزمية التعبئة	37
الشكل (24.1) آلية عمل خوارزمية الغابة العشوائية	38
الشكل (1.2) أنواع البتور العلوية	43
الشكل (2.2) درجات الحرية في اليد والرسغ	44
الشكل (3.2) أطراف صناعية تجميلية	46
الشكل (4.2) طرف صناعي ميكانيكي تجميلي	46
الشكل (5.2) طرف صناعي إلكتروني	47

الشكل (6.2) طرف MyoPlus	48
الشكل (7.2) طرف Covvi Hand	48
الشكل (8.2) طرف Hero Hand	49
الشكل (9.2) أطراف صناعية مخصصة لنشاط محدد	49
الشكل (1.3) صورة توضح الحركات التي تم تدريب اليد الصناعية عليها	59
الشكل (2.3) صورة توضح تصميم الرسغ الصناعي مع 6 إلكترودات اقتباس	60
الشكل (3.3) اختبار نظام التحكم بالطرف الصناعي في بيئة افتراضية بواسطة المحاكاة	61
الشكل (4.3) توضع الالكترودات	62
الشكل (5.3) تصميم اليد	63
الشكل (6.3) توضع أقطاب اقتباس الإشارة على عضلات الذراع.	64
الشكل (7.3) توضع الحساسات على العضلات المقابلة لكل إصبع	65
الشكل (8.3) طريقة توزيع أقطاب اقتباس إشارة العضلات	67
الشكل (1.4) مخطط صندوقي يوضح خطوات العمل	74
الشكل (2.4) حساس CyberGlove	76
الشكل (3.4) أماكن توضع أقطاب اقتباس إشارة العضلات	77
الشكل (4.4) الحركات في التمرين B	78
الشكل (5.4) الحركات في التمرين C	78
الشكل (6.4) الحركات في التمرين D	78
الشكل (7.4) وضعية الراحة	79
الشكل (8.4) آلية تسجيل قاعدة البيانات	79
الشكل (9.4) الحركات المستخدمة في بناء نظام التحكم	80
الشكل (10.4) مصفوفة All_Features_Ranks الناتجة عن تطبيق خوارزمية relief على مصفوفة السمات	85
الشكل (11.4) المصفوفة الناتجة عن باقي قسمة مصفوفة All_Features_Ranks على 12	86
الشكل (12.4) معايير أداء جودة المصنف من مصفوفة الارتباك	89
الشكل (13.4) مجموعة من مكونات الطرف بعد الطباعة	92
الشكل (14.4) محرك السيرفو المستخدم في تحريك الطرف	93
الشكل (15.4) الطرف أثناء عملية التجميع والمعايرة	93
الشكل (16.4) مخطط نظام التحكم في الطرف الصناعي	94
الشكل (17.4) دارة أردوينو نانو	94
الشكل (18.4) مخطط الدارة الإلكترونية للطرف	95
الشكل (19.4) مخطط صندوقي يوضح مراحل برمجة الطرف	97
الشكل (1.5) Scatter plot للمصنف في نظام التحكم	107
الشكل (2.5) مصفوفة الارتباك الناتجة عن تدريب المصنف	108

الشكل (3.5) منحني Roc للمصنف في نظام التحكم	110
الشكل (4.5) مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار المصنف	111
الشكل (5.5) نتيجة تطبيق المرشحات على الإشارات المسجلة بواسطة حساسات Gravity EMG	112
الشكل (6.5) الإشارات الناتجة عن الحساسات مع الإشارات في قاعدة البيانات	112
الشكل (7.5) مقارنة الإشارات المسجلة باستخدام حساسات Gravity مع إشارات قاعدة البيانات	113
الشكل (8.5) بعض القبضات التي تم برمجة الطرف لأدائها	114

فهرس الجداول

الجدول	رقم الصفحة
الجدول (1.3) مقارنة بين الطرف في الدراسة وطرف ottobock	63
الجدول (2.3) يوضح الشكل دقة مصنفات LDA وSVM مع مجموعات السمات المقترحة	66
الجدول (3.3) دقة التصنيف الناتجة عن تغيير بارمترات الشبكة العصبونية	69
الجدول (4.3) مقارنة بين الدراسات المرجعية	71
الجدول (1.4) الزمن المستغرق لاستخلاص السمات المستخدمة	84
الجدول (2.4) زوايا المحركات لأداء الحركات المختارة	95
الجدول (1.5) نتائج تدريب المصنفات على مصفوفة السمات كاملة	99
الجدول (2.5) نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية بعد استبعاد السمات الأقل أهمية	100
الجدول (3.5) نتائج تدريب المصنفات على السمات الناتجة من الأقطاب رقم (11-1-7)	100
الجدول (4.5) نتائج تدريب المصنفات على السمات الناتجة من الأقطاب رقم (11-7-1-2)	100
الجدول (5.5) نتائج تدريب المصنفات على السمات الأهم الناتجة من أهم 4 أقطاب	101
الجدول (6.5) نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية على كامل عينات قاعدة البيانات DB2	101
الجدول (7.5) نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية على 11 عينة من قاعدة البيانات DB2	102
الجدول (8.5) مقارنة بين نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية على قاعدتي البيانات DB2 وDB3	102
الجدول (9.5) مقارنة بين نتائج البحث والدراسات المرجعية	105
الجدول (10.5) دقة المصنف في التعرف على كل واحدة من الحركات الـ10	108

جدول بعض المصطلحات المستخدمة في البحث

المصطلح العربي	المصطلح الأجنبي
العضلة ذات الرأسين العضدية	Biceps
العضلة ثلاثية الرؤوس العضدية	Triceps
تحويل المويجات	Wavelet Transform
التجهيز الزائد	overfitting
إسقاط السمات	Feature Projection
انتقاء السمات	Feature Selection
الصنف	Class
السطح الفائق	Hyperplane
تابع النواة	Kernel Function
التعبئة	Bagging
قبض الرسغ	Wrist Flexion
بسط الرسغ	Wrist Extension
تقريب الرسغ	Wrist Adduction
تبعيد الرسغ	Wrist Abduction
المقابلة	Opposition
الوضعية الأسطوانية	Cylindrical Position
وضعية الخطاف	Hook Position
الوضعية الجانبية	Lateral Position
وضعية التأشير	Pointing Position
وضعية الراحة	Rest Position
الوضعية الكروية	Spherical Position
وضعية الحامل ثلاثي القوائم	Tripod Position
القبضة المغلقة	Power Grip
الحساسية	sensitivity
الصحة	Precision
النوعية	Specificity
الدقة المتوازنة	Balanced Accuracy
دقة	Accuracy

Scatter plot	مخطط الانتشار
Confusion Matrix	مصفوفة الارتباك

جدول بعض الرموز المستخدمة في البحث

المصطلح العربي	الاختصار	المصطلح الأجنبي
تخطيط كهربية العضلات	EMG	Electromyography
إشارة العضلات الداخلية	iEMG	Internal Electromyography
إشارة العضلات السطحية	sEMG	Surface Electromyography
نسبة الإشارة إلى الضجيج	SNR	Signal to Noise Ratio
مرشح التمرير المنخفض	HPF	High-Pass Filter
مرشح التمرير المرتفع	LPF	Low-Pass Filter
مرشح تمرير حزمة	BPF	Band-Pass Filter
مرشح رفض حزمة	BRF	Band-Reject Filter
المجال الزمني	TD	Time Domain
المجال الترددي	FD	Frequency Domain
المجال الترددي الزمني	TFD	Time-Frequency Domain
تحويل فورييه القصير	STFT	Short-Time Fourier Transform
وتحويل المويجات	WT	Wavelet Transform
تحويل المويجات المتقطع	DWT	Discrete Wavelet Transform
خورازمية تحليل المكونات الرئيسية	PCA	Principal Component Analysis
خورازمية آلة المتجه الداعم	SVM	Support Vector Machine
خورازمية الغابة العشوائية	RF	Random Forest
خورازمية الجار الأقرب	KNN	K-Nearest Neighbor
تحليل التمايز الخطي	LDA	Linear Discriminant Analysis
الشبكات العصبونية الاصطناعية	ANN	Artificial Neural Network
نشاطات الحياة اليومية	ADLs	Activities of Daily Life
متوسط القيمة المطلقة	MAV	Mean Absolute Value
تغيرات إشارة الانحدار	SSC	Slope Sign Changes
العبور الصفري	ZC	Zero Crossings
جذر متوسط التربيع	RMS	Root Mean Square
مطال الإشارة	WL	Waveform Length
مجموع القيم المطلقة لعينات الإشارة	IAV	Integrated Absolute Value
تحويل المويجات المتقطع الهامشي	mDWT	Marginal Discrete Wavelet Transform

Receiver Operator Curve	ROC	منحنى خصائص تشغيل جهاز الاستقبال (منحنى روك)
Area Under Curve	AUC	المساحة تحت المنحنى
True Positive Rate	TPR	النسبة الحقيقية الموجبة
False Positive Rate	FPR	النسبة الخاطئة الموجبة
True Positive	TP	العينات الموجبة الحقيقية
False Positive	FP	العينات الموجبة الكاذبة
True Negative	TN	العينات السلبية الحقيقية
False Negative	FN	العينات السلبية الكاذبة

فهرس المعادلات

المعادلة	رقم الصفحة
المعادلة (1.1) تحويل المويجات	19
المعادلة (2.1) العلاقة الرياضية للمويجة الأم Mother Wavelet	19
المعادلة (3.1) المويجة الأم في تحويل المويجات المتقطع	20
المعادلة (4.1) معادلة تابع التدريج	21
المعادلة (5.1) معادلة عرض الهامش في مصنف SVM.	28
المعادلة (6.1) حساب المسافة في خوارزمية KNN.	32
المعادلة (7.1) المسافة الإقليدية.	33
المعادلة (8.1) مسافة مانهاتن.	33
المعادلة (1.4) معادلة حساب MAV	81
المعادلة (2.4) معادلة حساب SSC	81
المعادلة (3.4) معادلة حساب ZC	82
المعادلة (4.4) معادلة حساب RMS	82
المعادلة (5.4) معادلة حساب WL	82
المعادلة (6.4) معادلة حساب خاصية IAV	83
المعادلة (7.4) معادلة حساب تحويل المويجات المتقطع	83
المعادلة (8.4) معادلة حساب الحساسية للمصنف	88
المعادلة (9.4) معادلة حساب النوعية للمصنف	88
المعادلة (10.4) معادلة حساب الدقة الكلية للمصنف	88
المعادلة (11.4) معادلة حساب الدقة المتوازنة للمصنف	89
المعادلة (12.4) معادلة حساب الصحة للمصنف	89

الملخص

تُعدّ يد الإنسان من الأعضاء الحيوية الرئيسية التي تقوم بأداء العديد من الوظائف المختلفة، مثل الحمل والتحكم في الأشياء والتواصل اللفظي وغير اللفظي. وعندما يحدث بتر في الذراع أو اليد، يمكن أن يؤثر ذلك على قدرة الشخص على القيام بالأنشطة اليومية والحياة الاجتماعية. يعاني ملايين الأشخاص من فقدان أحد أطرافهم وإنّ أشيع حالات البتور العلوية هو البتر عبر الساعد. تتوفر اليوم أطراف صناعية متطورة تساعد على استعادة بعض وظائف اليد المفقودة، إلا أن مشكلة هذه الأطراف هي ارتفاع تكلفتها وصعوبة الحصول عليها ومحدوديتها، فمعظم التصاميم المتوفرة لا تحوي على مفصل رسغ تلقائي الحركة. يهدف هذا البحث إلى تصميم نظام تحكم بطرف صناعي علوي مكوّن من 5 أصابع ومفصل رسغ اعتماداً على إشارة العضلات الكهربائية وباستخدام أقل عدد ممكن من أقطاب الاقتباس لتخفيض تكلفة النظام. ويتميز بقدرته على القيام بـ10 قبضات مختلفة تم اختيارها بحسب أكثر القبضات شيوعاً لليد.

اسُتخدم في البحث قاعدتي بيانات من NinaPro وهما DB2 مسجلة من قبل أصحّاء وDB3 مسجلة من قبل مبتورين وقورنت النتائج بينهما. اخُتيرت القبضات الـ10 من قاعدة البيانات واسُتخلصت السمات من الإشارات لتكون مُدخلاً لخوارزميات التعلم الآلي إذ اخُتبرت 3 خوارزميات وهي KNN وSVM والغابة العشوائية واُختزل عدد أقطاب الاقتباس والسمات بخوارزمية ReliefF. اخُتبر نظام التحكم في الدراسة على طرف صناعي بتصميم InMoov مفتوح المصدر وصُنع بتقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد.

أظهر البحث أنّ السمات المستخلصة في المجال الزمني أسهل في الحساب وأكثر كفاءة في التمييز بين القبضات في قاعدة البيانات، وأنّ 4 أقطاب اقتباس لإشارة العضلات كافية للتمييز بين 10 قبضات بدقة 92% باستخدام مصنف الغابة العشوائية. تمتّع التصميم بـ6 درجات من الحرية، ولكن لم تكن كافية لأداء القبضات جميعها بسبب أنّ للرسغ والإبهام درجة واحدة فقط من الحرية. فضلاً عن ذلك فقد تعرّضت بعض القطع في التصميم للاهتراء بسرعة أكبر من غيرها مثل المسننات وقطع التثبيت فاقترح البحث تطوير التصميم حتى يصبح للرسغ والإبهام درجتي حرية وتصنيع القطع التي تتحمل إجهادات عالية بمواد معدنية بدلاً عن البلاستيكية.

1. المقدمة:

يعد التحكم بالأطراف العلوية الاصطناعية عنصراً أساسياً لفعالية وظائف الطرف الصناعي، يسعى هذا البحث لتطوير نظام تحكم بطرف صناعي علوي لبتر عبر الساعد ومزود بحركة رسغ بالاعتماد على إشارات العضلات الكهربائية السطحية، سيُقيّم أداء النظام المقترح باستخدام تقنيات تحليل إشارات العضلات، نتوقع أن يسهم هذا البحث في تحسين حياة الأشخاص الذين يحتاجون إلى تعويضات صناعية علوية للحصول على حركة أكثر دقة واستجابة فعالة.

يلخص هذا الفصل إشكالية البحث، وأهدافه وأهميته والطرائق المستخدمة لإنجازه، فضلاً عن محتوى الرسالة من فصول.

2. الإشكالية البحثية:

تعد يد الإنسان عضو مهم لا يُستغنى عنه بأنشطة حياته اليومية، لكن هناك بعض الأسباب تؤدي لفقدان الإنسان ليده، مثل الحروب أو إصابات العمل أو بعض الأمراض والتشوهات الخلقية، إذ نشأت فكرة الأطراف الصناعة في البداية لتعويض يد الإنسان من الناحية الجمالية، وبدأت تتطور حتى أصبحت الأطراف الصناعية قادرة على تقليد والتعويض عن عدد كبير من وظائف اليد الطبيعية ما يساعد المبتور على استعادة حياته العادية.

يعاني اليوم ملايين الأشخاص من فقدان أحد أطرافهم وعلى نحو خاص في سوريا، فقد تزايدت أعداد المبتورين في السنوات الأخيرة، إذ بيّنت إحصائية منظمة الصحة العالمية لعام 2018 أن حوالي 86 ألف شخص فقدوا أحد أطرافهم خلال الحرب، كما وضحت دراسة إحصائية [1] أُجريت في أحد مراكز المشافي السورية المعنية بالأطراف الصناعية شملت الأعوام من 2017 حتى 2021 أنّ أعداد المراجعين من مبتوري الأطراف العلوية في تزايد مستمر، وأنّ أشيع حالات البتر هو البتر عبر الساعد، لذلك كان التوجه في هذا البحث لتطوير واختبار نظام تحكم في حركة طرف علوي إلكتروني يحتوي مفصل رسغ.

شهد مجال الأطراف الصناعية العلوية تطورات مهمة عبر التاريخ، ومن أهمها كان تطوير الأطراف الصناعية التي تعتمد على إشارة العضلات الكهربائية في الستينيات، إذ تستخدم هذه الأطراف الإشارات الكهربائية من العضلات المتبقية للتحكم في حركة الطرف الصناعي، وأحد التطورات المهمة الأخرى كان إدخال الأصابع متعددة المفاصل في الثمانينات والتسعينيات، ما أدى إلى تحسن كبير في وظيفة الأطراف الصناعية العلوية وزيادة الطلب عليها. وأخيراً، ظهور وتقدّم تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلّم الآلي مما ساعد في زيادة دقة التنبؤ بحركة المستخدم، ولكن بالرغم من كل هذه التطورات فما زالت الأطراف الصناعية المتوفرة قاصرة عن تحقيق حاجة المستخدم وتعويض وظيفة الطرف المبتور وخصوصاً أن معظم هذه الأطراف لا تحوي على مفصل ليعوض وظيفة الرسغ في يد الإنسان ما يضطر المستخدم للخضوع لفترات تدريب طويلة ليعتاد على أداء الحركات التعويضية عن مفصل الرسغ، فضلاً عن أن هذه الحركات تسبب ظهور مشاكل في مفصل الكتف على المدى البعيد.[2]

3. الهدف من البحث:

يهدف البحث إلى:

1. تصميم نظام تحكم بحركة طرف صناعي علوي إلكتروني بطريقة التعرف على الأنماط اعتماداً على تقنيات التعلم الآلي وباستخدام إشارة العضلات الكهربائية السطحية sEMG (surface Elecromyography)، واختبار أداء هذا النظام عن طريق تصنيع طرف صناعي بالطباعة ثلاثية الأبعاد مؤلف من يد ذات 5 أصابع ومفصل رسغ ملائم للاستخدام مع المبتورين من تحت المرفق، إذ أنّ العديد من الأطراف الموجودة حالياً لا تحوي مفصل رسغ ما يحد من إمكانيات الطرف الصناعي ويقلل مجال حركته
2. دراسة تأثير تخفيض عدد أقطاب اقتباس إشارة العضلات والسمات المستخلصة من هذه الإشارات على دقة النظام، وتحديد مواقع توضع الأقطاب وذلك للتوصل إلى أقل عدد لازم من الأقطاب

والسمات للحفاظ على دقة نظام التحكم ما يساعد تخفيف تعقيد تصميم الطرف وكذلك في تخفيض كلفة تطوير الأطراف الصناعية مستقبلاً حسابياً ومادياً.

4. أهمية البحث:

تزايد عدد المبتورين في السنوات الأخيرة تزيداً كبيراً والعلاج الوحيد لهذه الحالات هو الحصول على طرف صناعي لتعويض الطرف المبتور، وهذا الطرف قد يكون بسيطاً جداً ويملك وظيفة تجميلية فقط ولكنه لا يسمح للمريض بمزاولة عمله أو قد يكون طرف ميكانيكي يؤدي حركتي الفتح والإغلاق فقط، وبحسب دراسة إحصائية أُجريت في مخبر الأطراف الصناعية في جامعة دمشق وجدنا أن رضا المبتورين عن هذا النوع من الأطراف قليل ونسبة التخلي عنها عالية [3] أو قد يكون الطرف أكثر تعقيداً وقادر على تعويض معظم وظائف الطرف المبتور ولكن مكلف بحيث لا يمكن للمبتور اقتنائه. تقدّم التقنيات سمح بتصميم أطراف علوية تعتمد على إشارة العضلات الكهربائية للتحكم، مكافئة للأطراف المعقدة وبتكاليف قليلة نسبياً وعادةً ما تكون أقطاب اقتباس إشارة العضلات من القطع الأعلى كلفة مادية في الطرف. لذلك، فإن بناء نظام تحكم بالاعتماد على أقل عدد ممكن من الأقطاب سيقلل من كلفة الطرف على المستخدم، فضلاً عن ذلك نهدف لتحديد أهم السمات التي يمكن استخلاصها من إشارات العضلات التي تحوي على أكبر قدر من المعلومات، حيث يوجد عدد كبير جداً من السمات وبعضها مكلف حسابياً ما يجعل نظام التحكم بالطرف بطيء وبحاجة لمتحكم أو معالج معقد مما يرفع كلفة الطرف أيضاً، وهذا ما جعل التوجه في هذا البحث إلى إيجاد نظام تحكم بحركة رسغ وأصابع طرف صناعي علوي بأقل تكلفة حسابية ومادية ممكنة.

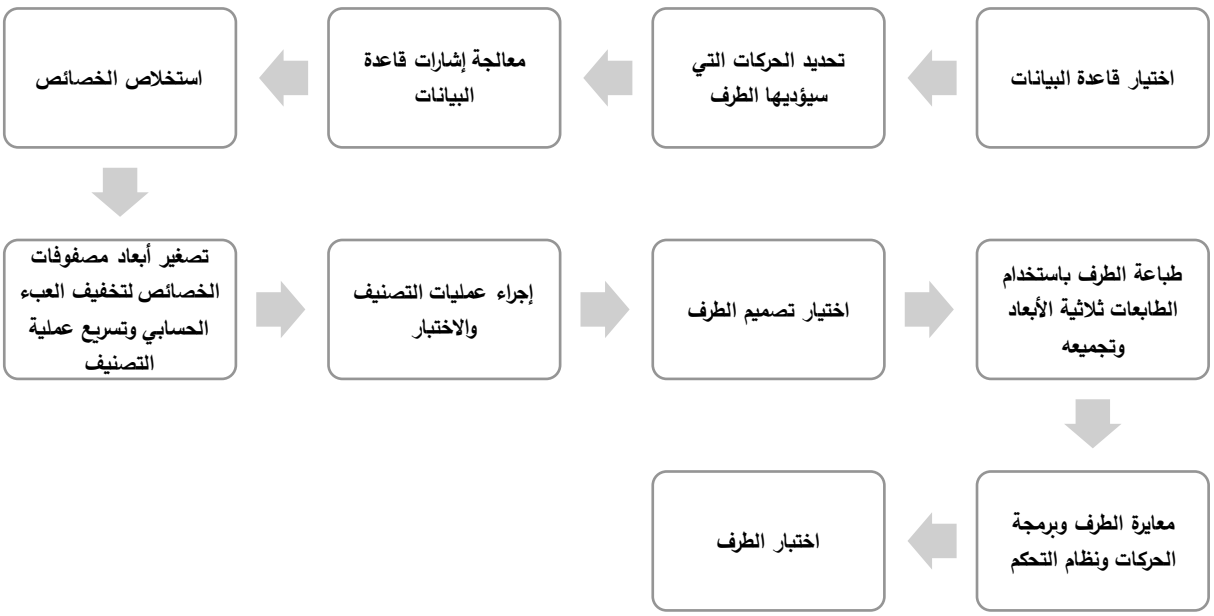
يُعد عدد وموقع توضّع أقطاب اقتباس إشارة العضلات الكهربائية على ذراع المبتور من العوامل الحاسمة في جودة التحكم بحركة الطرف الصناعي العلوي [16]. لذلك، من الضروري تحديد العدد الأمثل للأقطاب لضمان تحريك الطرف الصناعية بطريقة طبيعية وبديهية للمستخدم. كلّما زاد عدد الإلكترودات زادت المعلومات التفصيلية في إشارات العضلات مما يرفع دقة النظام، ولكن بالمقابل سيرفع من تكلفته ارتفاعاً كبيراً أيضاً، فضلاً عن زيادة وزن وكتلة الطرف الصناعي ما يجعله غير مريح في الاستخدام لفترات طويلة.

كما يمكن أن تختلف الإشارات التي تولدها العضلات المختلفة في المطال والتردد باختلاف موقع توضع الأقطاب. بتحديد الأماكن المناسبة لتوضع الأقطاب يمكن الحصول على إشارة واضحة ودقيقة من العضلة المستخدمة للتحكم في الطرف الصناعي.

سيضمن تحديد العدد والموقع الأمثل للأقطاب الكهربائية تحريك الطرف الصناعي بطريقة طبيعية وبديهية، مع مراعاة راحة المستخدم أيضاً، ما يساعد المستخدم على استعادة استقلاليته وتحسين نوعية حياته.

5. طرائق البحث:

يشمل هذا البحث على دراسة إشارة العضلات الكهربائية ومعالجتها للتوصل بها إلى نظام تحكم بحركة رسغ وأصابع طرف صناعي علوي بطريقة التعرف على الأنماط قادر على التمييز بين 10 وضعيات لليد الصناعية، ومن ثم اختبار هذا النظام عن طريق تصنيع طرف صناعي بتقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد مؤلف من خمس أصابع ورسغ بمحور وحيد واستخدام حساسات لاقتباس إشارة العضلات للتحكم به.



الشكل (1) مخطط صندوقي لمراحل البحث

6. لمحة عن محتويات البحث:

يتضمن جزئين يحويان عدة فصول تشمل جميع الجوانب النظرية والعملية المتعلقة بالمشروع وفيما يلي ملخص بسيط عن المحتويات:

a) الفصل الأول: العضلات وإشارة العضلات الكهربائية

يحوي على المفاهيم النظرية الأساسية التي استند إليها البحث، وتتضمن دراسة العضلات وإشاراتها وتقنيات معالجتها وتصنيفها

b) الفصل الثاني: البتور والأطراف الصناعية

يحوي بعض الإحصائيات عن البتور وأنواعها، كما يتحدث عن أنواع الأطراف الصناعية وطرق تصنيعها بما فيها تقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد.

c) الفصل الثالث: الدراسات المرجعية

يحوي على دراسات عالمية مختلفة استند إليها البحث، تتحدث عن الأطراف الصناعية المشابهة وطرق التحكم بها بما في ذلك الأساليب المتبعة لاستخلاص السمات وطرق التصنيف.

d) الفصل الرابع: الإجراء العملي

يحوي شرحاً مفصلاً عن المراحل العملية المُتبعة ابتداء من اختيار قاعدة البيانات واستخلاص السمات والتصنيف وصولاً لاختبار الحساسات المتوفرة وانتهاء بتصنيع والتحكم بالطرف.

e) الفصل الخامس: النتائج ومناقشتها

يعرض هذا الفصل نتائج خورازمية تخفيض الأبعاد التي تساعد في تقليل الوقت والكلفة لعملية التصنيف ثم نعرض نتائج تدريب خوارزميات التصنيف المستخدمة مع ودون اختيار سمات ونقيم أداء الخوارزميات بمقارنتها مع بعضها ومع الدراسات المرجعية.

f) الفصل السادس: التوصيات والآفاق المستقبلية

يعرض الأمور المستخلصة من هذا البحث بالإضافة إلى مقترحاتنا لتطوير البحث



الفصل الأول

العضلات وإشارة العضلات الكهربائية



مقدمة:

العضلات من أهم الأجهزة في جسم الإنسان، حيث تُسهم في تحريك الجسم والقيام بالأعمال المختلفة. تتحفز العضلات للقيام بالحركات المختلفة عن طريق إشارات كهربائية تنتج عن النشاط العصبي في الجسم، وبفضل التقنيات الحديثة، أصبح من الممكن معالجة إشارات العضلات واستخدامها للتحكم في الأطراف الصناعية. يتطلب معالجة إشارات العضلات استخدام التقنيات الحديثة مثل الحساسات وأجهزة الاستشعار ليتم من خلالها جمع الإشارات وتحويلها لإشارات رقمية تُستخدم في عملية التحكم وتتطلب هذه العملية معالجة الإشارات وتحليلها وترجمتها إلى أوامر.

يستعرض الفصل مبدأ عمل العضلات وعضلات الأطراف العلوية ووظائفها، بالإضافة إلى طرق اقتباس إشارات العضلات الكهربائية وأساليب معالجتها واستخلاص السمات منها، كما يتحدث عن بعض خوارزميات التعلّم الآلي التي يمكن من خلالها تحليل وتصنيف الإشارات إلى فئات.

1.1 العضلات:

تمثل العضلات الهيكل الدعامي لجسم الإنسان وتعطي الجسم مظهره العام، وهي التي تمنح الإنسان القدرة على الحركة والقيام بالأعمال، بإرسال أوامر من الجهاز العصبي إلى العضلات التي تولد إشارة كهربائية تُقلّص العضلات بالشكل المطلوب، ويمكن أن تُستخدم هذه الإشارة للتحكم بحركة الأطراف الصناعية.

1.1.1 عضلات الأطراف العلوية:[4]

1. **العضلة ذات الرأسين العضدية (Biceps):** تقع في الجزء الأمامي من العضد وتتقاطع مع مفصل الكتف والمرفق، وهي مسؤولة عن ثني مفصل الكوع وهي الحركة التي يُقرّب فيها الذراع باتجاه الكتف. تساعد العضلة ذات الرأسين أيضاً في استلقاء الذراع وهي حركة قلب كف اليد للأعلى.
2. **العضلة ثلاثية الرؤوس العضدية (Triceps):** تقع في الجزء الخلفي من العضد وتتقاطع مع مفصل الكوع. وهي مسؤولة عن تبعيد (مد) مفصل الكوع وهي حركة تقويم الذراع. تُعدّ أيضاً

العضلة ثلاثية الرؤوس مهمة في تثبيت مفصل الكتف في أثناء حركات الذراع ويمكن أن تساعد في تقريب وتبعيد الكتف.

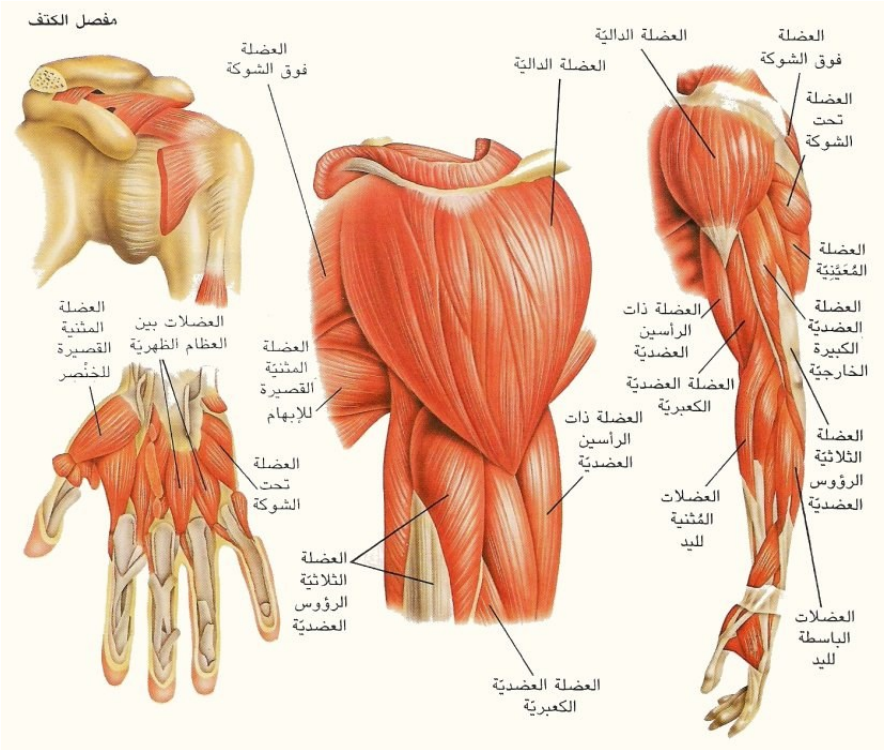
3. **العضلة الدالية (Deltoid):** تقع في الكتف وهي مسؤولة عن رفع الذراع بعيداً عن الجسم، وهي حركة تسمى التبعيد، فضلاً عن مساهمتها في ثني مفصل الكتف ومده ودورانه ما يسمح بمجموعة واسعة من حركات الذراع، وهي مهمة للحفاظ على قوة واستقرار الكتف عموماً.
4. **عضلة الكُفة المدورة (Rotator Cuff Muscle):** وهي مجموعة من أربع عضلات تقع في منطقة الكتف، وهي العضلة فوق الشوكة والعضلة تحت الشوكة والعضلة المدورة الصغرى والعضلة تحت الكتف. تعمل هذه العضلات معاً لتثبيت مفصل الكتف وتساعد على تدوير الذراع. تكون عضلات الكفة المدورة مسؤولة عن رفع الذراع بعيداً عن الجسم (تقريب) وتدوير الذراع داخلياً وخارجياً، والحفاظ على المحاذاة المناسبة واستقرار مفصل الكتف في أثناء حركات الذراع. الكفة المدورة مهمة لوظيفة الكتف وعادة ما تصاب في الرياضات والأنشطة الأخرى التي تتضمن حركات علوية متكررة.
5. **العضلة الكعبرية القابضة للرسغ (Flexor Carpi Radialis):** هي عضلة تقع في الساعد، على جانب الإبهام من الرسغ. وهي مسؤولة عن ثني وبسط مفصل الرسغ، وهي حركة ثني الرسغ باتجاه راحة اليد مع تحريكه بعيداً عن خط منتصف الجسم. تساعد أيضاً في ثني مفصل الكوع عندما يكون الساعد في وضع كب. هذه العضلة مهمة لأداء الحركات الدقيقة التي تتضمن حركات الرسغ واليد مثل الكتابة والعزف.
6. **العضلة الكعبرية الباسطة للرسغ (Extensor carpi radialis):** هي عضلة تقع في الذراع، على الجانب الوحشي أو جهة الإبهام من الرسغ. وهي مسؤولة عن بسط وقبض مفصل الرسغ، وهي حركة ثني الرسغ للأعلى وتحريكه بعيداً عن خط الوسط في الجسم. تساعد العضلة في بسط

مفصل الكوع عندما يكون الذراع في وضعية استلقاء. هذه العضلة مهمة لمختلف الأنشطة التي تتطلب حركات المعصم واليد مثل الكتابة والرسم وممارسة الرياضات.

7. **العضلة المثنية للأصابع (Flexor digitorum profundus):** هي عضلة تقع في الساعد تنشأ من عظم الزند والغشاء بين العظام وتدخل بين السلاميات القاصية للأربع أصابع عدا الإبهام. هذه العضلة مسؤولة عن قبض الأصابع عند المفصل السلامي القاصي وهو المفصل الأقرب لطرف الإصبع، كما تساعد في قبض مفصل الرسغ عندما تكون الذراع في وضعية استلقاء، وهي من العضلات المهمة للعديد من الأنشطة اليومية التي تتطلب حركة أصابع دقيقة مثل الكتابة، والطباعة وإمساك الأغراض.
8. **العضلة الباسطة للأصابع (Extensor digitorum):** هي عضلة تقع في الساعد، تنشأ من اللقيمة الوحشية لعظم العضد وتدخل في تمدد الباسطة للأصابع. هذه العضلة مسؤولة عن بسط الأصابع من المفاصل السنعية السلامية والنهاية الدانية للسلاميات، وهي المفاصل في وسط وقاعدة الأصابع، وتساعد أيضاً في بسط الرسغ عندما تكون الذراع في وضعية كب. تُعدّ العضلة الباسطة للأصابع مهمة للنشاطات التي تتطلب حركة يد وأصابع دقيقة مثل الكتابة، والعزف، وإمساك الأغراض.
9. **العضلة المثنية للإبهام (Flexor pollicis longus):** هي عضلة تقع في الساعد تنشأ من السطح الأمامي للكعبرة والغشاء بين العظام وتدخل بين السلاميات القاصية. هذه العضلة مسؤولة عن قبض الإبهام في المفاصل السلامية وهي أقرب المفاصل إلى طرف الإصبع والمفاصل السنعية وهي أقرب المفاصل إلى قاعدة الإبهام، وتساعد أيضاً في قبض الرسغ عندما يكون الذراع في وضعية كب، وتُعدّ من العضلات المهمة التي تتطلب حركات إبهام مثل إمساك الأغراض، والكتابة، والعزف.

10. **العضلة الباسطة للإبهام (Extensor pollicis longus):** هي عضلة تقع في الساعد تنشأ من السطح الخلفي للزند والغشاء بين العظام وتدخل في قاعدة السلاميات القاصية للإبهام. هذه العضلة مسؤولة عن بسط الإبهام عند المفصل السلامي وهو المفصل الأقرب لطرف الإصبع، وتساعد أيضاً في بسط الرسغ عندما تكون الذراع في وضعية استلقاء. وتُعدّ من العضلات المهمة في أداء المهام التي تتطلب حركة إبهام مثل إمساك الأغراض، استخدام الأدوات والعزف.

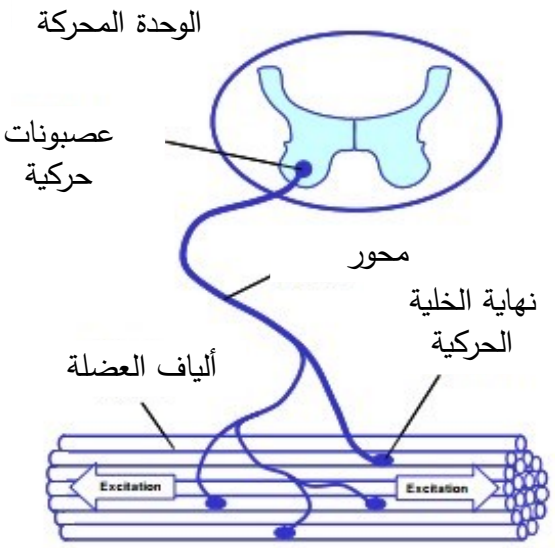
يوضح الشكل (1.1) عضلات الأطراف العلوية.



الشكل (1.1) عضلات الأطراف العلوية[71]

2.1.1 الوحدة المحرّكة:

هي أصغر وحدة وظيفية قادرة على تحويل الإشارة العصبية إلى تقلّص عضلي، وتتكون بصورة أساسية من عصبون محرّك والألياف العضلية الهيكلية والتي تتصل ببعضها عن طريق النهايات المحورية للعصبون المحرك حيث تدعى الوصلة العصبية العضلية بالمشبك العصبي. يوضح الشكل (2.1) الأجزاء الأساسية للوحدة المحرّكة.[5]



الشكل (2.1) مكونات الوحدة المحرّكة[5]

3.1.1 الآلية العامة للتقلص العضلي: [6]

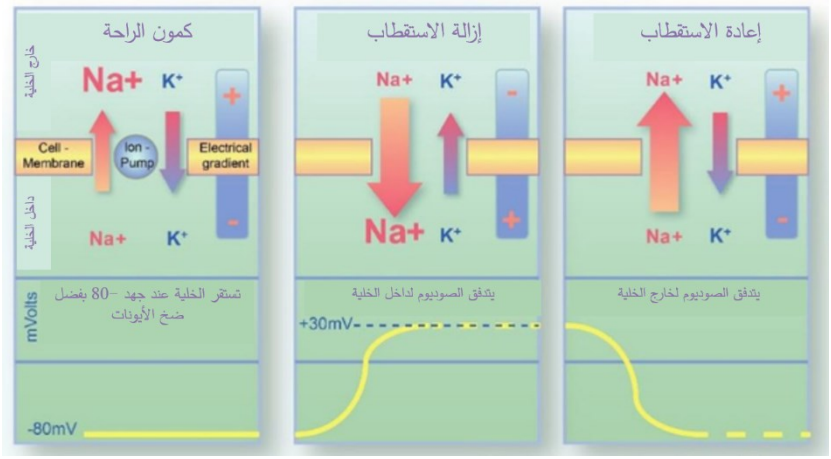
تحوي العضلة البشرية من 20 إلى 50 وحدة محرّكة التي تتكون من خلايا عضلية وخلايا عصبية حركية. أثناء تنشيط العضلة تتغير كثافة الأيونات الداخلية والخارجية في خلايا العضلات خاصة أيونات البوتاسيوم K^+ والصوديوم Na^+ والكلور Cl^-، ما يؤدي إلى حدوث تقلّبات في كمونات الوحدات المحركة لأغشية الخلايا. تتألف دورة تنشيط الخلية العضلية من ثلاث مراحل متتالية: كمون الراحة، إزالة الاستقطاب، إعادة الاستقطاب موضّحة في الشكل (3.1).

1. كمون الراحة: قبل التحفيز (استقبال ناقل عصبي) يُحافظ على توزيع الأيونات على جانبي غشاء الخلية بواسطة مضخات الأيونات. كثافة أيونات البوتاسيوم داخل الغشاء تكون أعلى من خارجه، بينما تكون كثافة أيونات الصوديوم والكلور أعلى خارج الغشاء. يتراوح فرق الكمون عبر غشاء الخلية بين −80 و−90 ميلي فولت.

2. إزالة الاستقطاب: في أثناء التنشيط، تكسر النواقل العصبية المحرّرة من النهايات العصبية للخلية توزان كثافة الأيونات. إذ تتدفق أيونات الصوديوم إلى داخل الغشاء وأيونات البوتاسيوم إلى خارج الغشاء ما يؤدي إلى حدوث تغير بالكمون بمقدار 100 ميلي فولت.

3. إعادة الاستقطاب: بعد إزالة الاستقطاب، تعمل مضخات الأيونات على إعادة الخلية العضلية إلى حالتها الأصلية (كمون الراحة) عن طريق تبادل الأيونات تبادلاً عكسياً (تتدفق أيونات البوتاسيوم إلى داخل الغشاء والصوديوم إلى خارجه) فيعود فرق الجهد إلى حالة كمون الراحة، وتصبح الخلية عندها جاهزة لدورة تنشيط ثانية.

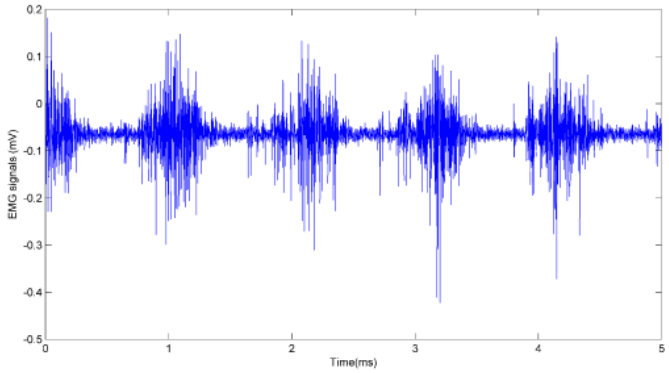
في أثناء عملية التنشيط، تُحفّز الخلايا العضلية بالتتالي على مدى اتجاه العصب الناقل للتنبيه، ما يؤدي إلى حدوث تداخل وتراكم في كمونات الوحدات المحرّكة التي تُنتج إشارات العضلات الكهربائية بترددات بين 10– 450 هرتز.



الشكل (3.1) دورة تنشيط الخلية العضلية[6]

2.1 تخطيط كهربية العضلات Electromyography:

تقلّص العضلات يُنتج إشارة كهربائية تصف النشاط العصبي العضلي الحاصل فيها. يمكن قياس هذه الإشارة عن طريق إجراء تخطيط كهربية العضلات وهي تقنية تُعنى بتسجيل وتحليل الإشارات الكهربائية للعضلات عن طريق تحويلها إلى رسوم بيانية وقيم عددية كما يوضح الشكل (4.1)، بهدف تقييم صحة العضلات والخلايا العصبية التي تتحكم فيها. وحالياً يُستخدم في العديد من التطبيقات والأغراض البحثية. يمكن قياس النشاط الكهربائي للعضلات بطريقتين واحدة تداخلية والأخرى سطحية. [5]



الشكل (4.1) تخطيط إشارة العضلات الكهربائية[78]

تصنف إشارة العضلات إلى فئتين إشارة العضلات الداخلية iEMG وإشارة العضلات السطحية sEMG، يُكشف عن النوع الأول عن طريق الإبر المزروعة أو الأسلاك وتتمتع هذه الإشارات بالانتقائية العالية، إذ يمكن بها تحليل الإشارة الناتجة عن وحدة حركية واحدة أو حتى ليف عضلي واحد، لذلك تُستخدم على نطاق واسع في التقييمات العصبية والعضلية للعلاجات السريرية ولكن هذه التقنية باضعة وفيها مخاطرة بإيذاء المريض ويقتصر تطبيقها على المهنيين المعتمدين وتحت إشراف صارم. في حين الإشارات السطحية توفر طريقة كشف غير باضعة حيث تتوضع الأقطاب فيها على سطح الجلد وهي مقبولة أكثر من قبل كل من المرضى والباحثين، كما تُستخدم أيضاً من قِبل المتخصصين في المجالات غير الطبية مثل علم الحركة، ولكن من صعوبات استحصال هذه الإشارة هي إنها ذات مطال منخفض من 0.01 حتى 10 ميلي فولت، كما أنُها حساسة لموضع توضع الأقطاب من ثم عرضة للتداخل الكهرومغناطيسي المحيط. [6]

يمكن استخدام إشارة العضلات الكهربائية للتحكم في حركة الأطراف الصناعية العلوية باقتباس وتفسير الإشارات التي تنتجها عضلات المستخدم. عندما ينوي المستخدم تحريك العضلة، يتم إنشاء إشارة كهربائية صغيرة يمكن اكتشافها بواسطة أقطاب سطحية وبعدها تُحلّل هذه الإشارات واستخدامها للتحكم في حركة الجهاز التعويضي. تُوضع أقطاب الاقتباس عادة على العضلات التي كانت تُستخدم للتحكم في حركة الطرف المبتور، أما تحليل الإشارات فيتم باستخدام خوارزميات تفسير الحركات التي ينوي المستخدم القيام بها، ثم تُترجم الحركات المفسرة إلى أوامر تتحكم في حركة الجهاز التعويضي.

هناك طرق عدّة يُمكن بها استخدام إشارات العضلات السطحية sEMG للتحكم في حركة الأطراف العلوية، بما في ذلك [7]:

- **التحكم المباشر:** في هذه المنهجية، تُستخدم الإشارات للتحكم المباشر في حركة الجهاز التعويضي. على سبيل المثال، قد يُستخدم تقلّص عضلات محددة للتحكم في حركة اليد أو الرسغ الصناعي.
- **التعرف على الأنماط:** تعتمد هذه المنهجية على استخدام خوارزميات التعلم الآلي لتحليل إشارات العضلات والتعرف على الأنماط المرتبطة بحركات معينة حتى تُستخدم للتحكم في حركة الجهاز التعويضي.
- **التحكم الهجين:** تدمج هذه المنهجية بين طريقتي التحكم المباشر والتعرف على الأنماط. على سبيل المثال قد يُعتمد التحكم المباشر لأداء حركات بسيطة مثل فتح وإغلاق اليد، في حين يُستخدم التعرف على الأنماط لأداء الحركات الأكثر تعقيداً، مثل إمساك الأشياء والتحكم بها.

تُتيح إشارات العضلات السطحية طريقة بديهية وطبيعية للمستخدمين للتحكم في أطرافهم الصناعية العلوية، ما يسمح بمزيد من الضبط والدقة في التحكم بالحركة.

1.2.1 آلية اقتباس إشارة العضلات الكهربائية:

يمكن اقتباس إشارة العضلات الكهربائية باستخدام نوعين من الأقطاب: [8][9]

- **أقطاب إبرية:** وهي عبارة عن أسلاك رفيعة تُدخل في العضلات مباشرة لقياس النشاط الكهربائي داخل ألياف العضلة (الشكل 5.1 ت)، توفر هذه الطريقة قياساً أدق لنشاط العضلات مقارنة بالأقطاب السطحية وعادة ما تُستخدم لأغراض تشخيصية منها: تقييم ومراقبة نشاط العضلات في أثناء العمليات الجراحية.
- **أقطاب سطحية (sEMG):** تستخدم لقياس النشاط الكهربائي لعضلة تقع بالقرب من سطح الجلد. يتم ذلك عن طريق وضع أقطاب القياس على الجلد فوق العضلة وتسجيل الإشارات الكهربائية التي تولدها ألياف العضلات. يمكن استخدام هذه المعلومات لتقييم وظيفة العضلات وتشخيص اضطرابات العضلات

ومراقبة نشاطها في أثناء إعادة التأهيل والنشاطات الرياضية، كما تُستخدم على نطاق واسع في الأبحاث السريرية نظراً لسهولة استخدامها وتكلفتها المنخفضة. للأقطاب السطحية أنواع عدّة منها ذات الاستخدام الواحد التي تكون تكلفتها منخفضة (الشكل 5.1 ب) والأقطاب القابلة لإعادة الاستخدام (الشكل 5.1 أ) وتكون مصنّعة من مواد ذات جودة أعلى مثل الفضة/كلوريد الفضة وهي ذات تكلفة أعلى ولكن توفّر دقة أفضل في القياس.



الشكل (5.1) أنواع أقطاب اقتباس إشارة العضلات الكهربائية

أ. أقطاب سطحية قابلة لإعادة الاستخدام. ب. أقطاب سطحية ذات الاستخدام الواحد. ت. أقطاب إبرية.

3.1 معالجة إشارة العضلات الكهربائية:

الإشارة الكهربائية الناتجة عن العضلات هي إشارة ضعيفة وصغيرة جداً ومعرضة للتداخل مع إشارات كهربائية أخرى ما يعرف بالتشويش أو الضجيج على الإشارة. ولذلك فإن تضخيم وترشيح إشارة العضلات الكهربائية هي مرحلة ضرورية جداً لعدة أسباب [6].

- يزيد تضخيم إشارة العضلات الكهربائية من مطالها، ما يساعد تسجيلها وتحليلها كما يزيد من نطاقها من ثم يجعل الترشيح والتمييز بين الإشارات المفيدة وإشارات الضجيج أسهل.
- ترشيح إشارات العضلات يزيل الضجيج الكهربائي والإشارات الأخرى غير المرغوب بها التي قد تعيق استشعار إشارات العضلات وتؤثر على دقة القياس. يمكن لمرشح التمرير المرتفع أن يزيل تأثير ضجيج التردد المنخفض ومرشح التمرير المنخفض يزيل تأثير ضجيج التردد المرتفع أما مرشح تمرير النطاق يمكنه أن يزيل تأثير ضجيج محدد التردد كتأثير ترددات التغذية الكهربائية.

- تضخيم وترشيح إشارة العضلات الكهربائية يحسن من نسبة SNR وهي نسبة قوة إشارات العضلات إلى قوة وتأثير إشارة الضجيج. تُعد نسبة SNR العالية ضرورية لإجراء قياسات دقيقة وموثوقة لإشارات العضلات.

عادة تتكون المعالجة الأولية لإشارة العضلات من ثلاث مراحل: التضخيم، الترشيح، تقسيم الإشارة لنوافذ أو إطارات.

1.3.1 أنواع مرشحات إشارة العضلات الكهربائية:

1.1.3.1 من حيث البنية:

تقسم مرشحات الإشارة من حيث البنية إلى نوعين: مرشحات إلكترونية ومرشحات رقمية، لكل نوع من المرشحات ميزاته وعيوبه.

المرشحات الإلكترونية: تُطبّق المرشحات الإلكترونية باستخدام دارات إلكترونية متخصصة وتتوضع في دارات تضخيم الإشارة او نظام الاقتباس. من ميزاتها المعالجة السريعة وزمن تأخير قليل والحصانة ضد الأخطاء البرمجية كما يمكن ضبطها وفقاً للمتطلبات المحددة للتطبيق.

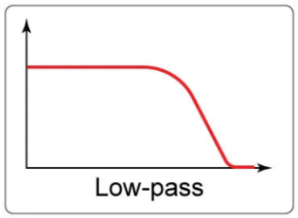
المرشحات الرقمية: تطبّق المرشحات الرقمية باستخدام الخوارزميات الحاسوبية وتُنفّذ عملية الترشيح ضمن بيئة برمجية، ومن ميزاتها تنوعها وسهولة تنفيذها فضلاً عن إمكانية إجراء تعديلات وتحديثات سريعة على هذه المرشحات لتلائم التغييرات في متطلبات التطبيق.[10]

والاختيار بين أنواع المرشحات يعتمد على المتطلبات المحددة للتطبيق، في حالة تطبيقات الزمن الحقيقي التي تتطلب سرعة ودقة في المعالجة قد تكون المرشحات الإلكترونية هي الأنسب بينما في التطبيقات الأكثر مرونة وتنوعاً قد تكون المرشحات الرقمية هي الخيار الأفضل. وفي بعض التطبيقات يمكن استخدام النوعين من المرشحات معاً، بحيث تُستخدم المرشحات الإلكترونية في المعالجة الأولية للإشارات وإزالة سريعة وفعالة للضجيج والتشويش، وبعدها تُمرّر الإشارات إلى البيئة البرمجية لمزيد من المعالجة والتحليل. عند استخدام كلا النوعين من المرشحات يمكن الحصول على قياسات دقيقة وموثوقة للإشارات بالجمع بين ميزاتهما.[6]

2.1.3.1 من حيث النوع:[10]

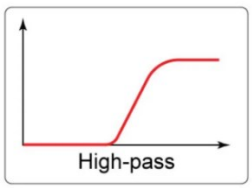
يوجد أربع أنواع أساسية للمرشحات وهي:

1) **مرشح التمرير المنخفض (Low-Pass Filter):** يمكن به تمرير الإشارات ذات الترددات الأقل من قيمة من تردد القطع cutoff frequency ويمنع تمرير الترددات الأعلى من هذه القيمة. يوضح الشكل (6.1) منحني الاستجابة لمرشح التمرير المنخفض.



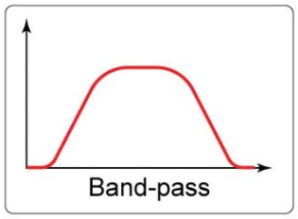
الشكل (6.1) منحني استجابة مرشح التمرير المنخفض[61]

2) **مرشح التمرير المرتفع (High-Pass Filter):** يمكن به تمرير الإشارات ذات الترددات الأعلى من قيمة تردد القطع ويمنع تمرير الترددات الأقل من هذه القيمة. يوضح الشكل (7.1) منحني الاستجابة لمرشح التمرير المرتفع.



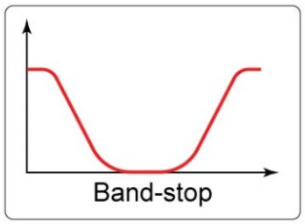
الشكل (7.1) منحني استجابة مرشح التمرير المرتفع[61]

3) **مرشح تمرير حزمة (Band-Pass Filter):** يمكن به تمرير الإشارات ذات الترددات التي تقع ضمن نطاق معين ويكون له ترددي قطع مرتفع ومنخفض ويمنع تمرير الترددات خارج هذا النطاق. يوضح الشكل (8.1) منحني الاستجابة لمرشح تمرير الحزمة.



الشكل (8.1) منحني استجابة مرشح تمرير حزمة[61]

4) **مرشح رفض حزمة (Band-Reject Filter):** يمكن به تمرير الإشارات ذات الترددات جميعها باستثناء نطاق محدد يتم تحديده. يوضح الشكل (9.1) منحني الاستجابة لمرشح رفض الحزمة.



الشكل (9.1) منحني استجابة مرشح رفض حزمة[61]

4.1 أنواع ومصادر الضجيج التي تؤثر على إشارات العضلات الكهربائية:

يتراوح نطاق إشارة العضلات بين 0−10 ميلي فولت، ويتراكب مع هذه الإشارة إشارات عدّة ضجيج نتيجة لمرورها بين الأنسجة المختلفة، لذلك من الضروري فهم خصائص إشارات الضجيج هذه حيث يمكن ردها إلى المصادر التالية[12][11]:

1) الضجيج الموجود في العناصر الإلكترونية:

يوجد هذا الضجيج في كل أنواع المعدات الإلكترونية ولا يمكن التخلص منه، يمكن فقط تقليله باستخدام عناصر إلكترونية ذات جودة عالية والانتباه لتصميم الدارات الإلكترونية. وقد يؤثر هذا النوع من الضجيج على الإشارة بمركبات ترددية تتراوح بين الصفر وعدة آلاف هرتز. يمكن رفع نسبة الإشارة إلى الضجيج (SNR) عن طريق اقتباس الإشارة بإلكترودات مصنوعة من الفضة/كلوريد الفضة وزيادة حجم الإلكترودات مما يقلل من الممانعة.

2) الضجيج المحيطي:

المصدر الرئيسي لهذا الضجيج هو الإشعاع الكهرومغناطيسي، مطال إشارات الضجيج هذه قد يصل إلى أضعاف إشارات العضلات. إذ يتعرض جسم الإنسان إلى الإشعاعات الكهرومغناطيسية باستمرار ولا يمكن

تجنب هذا على سطح الكرة الأرضية. الضجيج الناتج عن تيار المدينة (Power Line Interference) يعتبر من أنواع الضجيج المحيطي وينتج عن إشعاع مصادر الطاقة التي تعتمد على تغذية كهربائية بتردد 50–60 هرتز ويمكن التخلص من هذا الضجيج باستخدام مرشح رفض حزمة لحذف المركبات الترددية غير المرغوبة.

3) الضجيج الناتج عن الحركة:

ينتج هذا الضجيج عن حركة أقطاب الاقتباس على سطح الجلد فتتغير المسافات النسبية بينها، أو عن حركة أسلاك الأقطاب، أو عن تغير طول العضلات في أثناء الحركة. مطال إشارات الضجيج الناتج عن الحركة يشابه مطال إشارات العضلات أما محتواها الترددي فيتراوح بين 0–10 هرتز ويُمكن التقليل من تأثيرها باستخدام مرشح تمرير مرتفع كما يمكن لتصميم الدارة ونوع الأقطاب أن يؤثر على كمية هذا الضجيج.

4) الضجيج الناتج عن إشارة القلب:

غالباً ما تؤثر إشارة القلب على إشارات العضلات المقتبسة من عضلات الجذع ومن عضلات حزام الكتف. يعد مكان توضع الأقطاب عاملاً مهماً في تحديد درجة تأثير إشارة القلب على إشارة العضلات. إزالة هذا النوع من الضجيج صعب جداً وذلك لأن الطيف الترددي للإشارتين متداخل.

5) الضجيج الناتج عن إشارة العضلات المجاورة:

ينتج هذا النوع من الضجيج عندما تتداخل إشارات العضلات المراد تسجيل نشاطها مع إشارات عضلات أخرى مجاورة ليست موضع للاهتمام، ويؤدي هذا الضجيج إلى سوء تحليل الإشارات. يمكن تقليل تأثيره باختيار حجم الأقطاب بدقة والانتباه للمسافة بين الأقطاب على الجلد.

6) الضجيج الناتج عن تماس الأقطاب مع الجلد:

تؤثر جودة ملامسة الأقطاب لسطح الجلد عن نسبة الإشارة إلى الضجيج (SNR) ولذلك يجب تحضير الجلد تحضيراً جيداً قبل الاقتباس عن طريق مسح المنطقة وإزالة الأشعار التي قد تشكل فاصلاً بين الجلد وسطح القطب ومن الممكن استخدام جل بين الجلد والأقطاب لتحسين الملامسة وتقليل ممانعة الجلد.

7) الضجيج الناتج عن انزياح خط الأساس:

من المفترض أن يكون منحني إشارة العضلات على شكل خط ثابت على قيمة الصفر (خط الأساس) عندما تكون العضلات بحالة راحة وفي حال حدوث حركة يعود إلى وضعه الصفري بأجزاء عدّة من الثانية بعد انتهاء الحركة. عندما تتحرك كابلات الاقتباس كثيراً يمكن أن ينتج عن حركتها انزياحاً في خط الأساس عن مكانه الصفري ويمكن التخلص من هذه المشكلة عن طريق التثبيت الجيد للأقطاب واستخدام كابلات مطاطية كما يمكن التخلص من تأثيره أثناء معالجة الإشارة.

5.1 استخلاص السمات:

تُعد مرحلة استخلاص السمات خطوة جوهرية في معالجة إشارات العضلات الكهربائية للتحكم بحركة الأطراف الصناعية أو التطبيقات الأخرى. الهدف من هذه المرحلة هو تحديد المعلومات المفيدة واستنتاج المعلومات المفيدة التي تحتويها الإشارات واستخلاص هذه المعلومات في شكل يسمى بمتجه السمات يمكن استخدامه لإجراء المزيد من المعالجة فضلاً دراسة خصائص وسلوك الإشارة.

في أثناء مرحلة استخلاص السمات تُطبّق خوارزميات رياضية مختلفة على الإشارات الخام للتوصل إلى المعلومات المفيدة، مثل مطال الإشارة ومحتواها الترددي، مدة انقباض العضلات وغيرها... وبعدها تُستخدم هذه المعلومات للتعرّف على حركات العضلات التي ينوي المستخدم القيام بها.

يمكن تصنيف السمات في إشارات العضلات الكهربائية إلى ثلاث فئات: المجال الزمني (Time Domain)، المجال الترددي (Frequency Domain)، المجال الترددي الزمني (Time-Frequency Domain).[13]

1.5.1 تقسيم الإشارة إلى إطارات (التأطير):

التأطير هو تقنية تستخدم في تحليل الإشارات، التي تتضمن تقسيم الإشارة إلى مقاطع أصغر أو إطارات. عندما تُقسم الإشارات إلى مقاطع تصبح معالجة وتحليل البيانات أسهل وأسرع. الهدف الأساسي من عملية التقسيم هذه هو حساب السمات الموافقة لتغير الإشارة بالنسبة للفاصل الزمني الذي يحدده طول الإطار (إن كل إطار يقابل مجموعة من عينات الإشارة فتُحسب السمات الموافقة لهذه العينات مع مراعاة تغير الإشارة مع الزمن. كل إطار

هو عبارة عن مقطع صغير مدته تتراوح من بضع أجزاء من الثانية إلى ثوان عدّة، ويعتمد طول الإطار على المتطلبات المحددة للتطبيق ونوع الإشارات التي يتم تحليلها.

عموماً، تُختار مدة الإطار بحيث تكون طويلة بما يكفي لالتقاط معلومات مفيدة ذات معنى، وقصيرة بما يكفي للسماح بإجراء تحليل دقيق للإشارات بمرور الزمن. كما يمكن لهذه الإطارات أن تكون متداخلة أو غير متداخلة. التأطير هو خطوة مهمة من خطوات تحليل إشارة العضلات الكهربائية، يُحدّد عدد العينات في كل إطار وطول كل إطار، فضلاً عن نسبة التداخل بين الأطر، إذا كان طول الإطار أقل من هذه القيمة فإن عدد العينات في كل إطار يصبح غير كاف لاستخراج الطيف منه وإذا زادت طول الإطار عن هذا المجال فإن الإشارة ستخضع لعدة تغيرات ضمن الإطار الواحد.[6]

2.5.1 أنواع سمات إشارة العضلات:[13][6]

1) السمات في المجال الزمني:

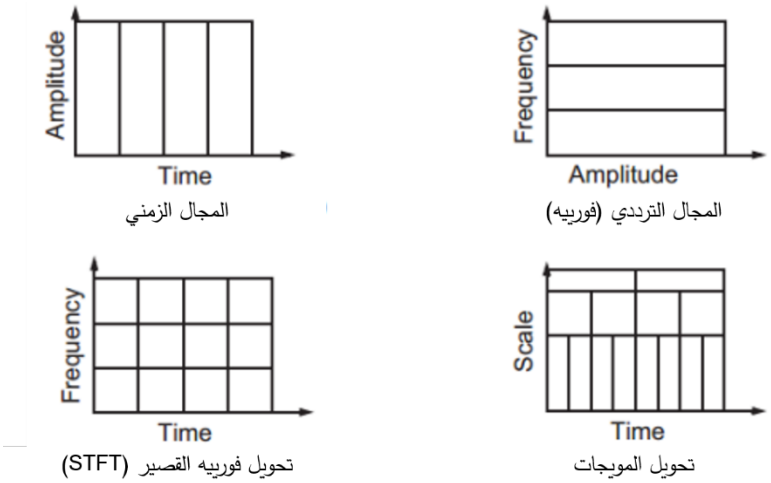
تعد السمات في المجال الزمني الأكثر شيوعاً في التعرف على الأنماط في إشارات العضلات الكهربائية، لأنها سهلة وسريعة الحساب نظراً لكونها لا تتطلب إجراء تحويلات في الإشارة. تستند السمات في المجال الزمني على طرق إحصائية ومن أهم هذه السمات: متوسط القيمة المطلقة، مطال الإشارة، العبور الصفري وغيرها...

2) السمات في المجال الترددي:

تعتمد سمات المجال الترددي على كثافة طيف طاقة الإشارة (Power Spectrum Density)، ويتطلب حسابها مزيداً من الزمن والعبء الحسابي بالمقارنة مع السمات في المجال الزمني. عادة ما تُحسب السمات الترددية عن طريق إجراء تحويل فوريه على الإشارة ومن ثم تُحلل السمات الطيفية للإشارة. من ميزات السمات الترددية أنها مستقرة نسبياً وأقل عرضة للتأثر بالضجيج ومن أهم هذه السمات: التردد الوسيط والمتوسط وأعلى مركبة ترددية وغيرها...

3) السمات في المجال الزمني الترددي:

يمكن للسمات الترددية–الزمنية أن توضح توزع طاقة الإشارة في كل من المجالين الزمني والترددي، مما يوفر وصفاً أكثر دقة للظاهرة الفيزيائية، لكن هذه السمات عموماً تتطلب عبئاً حسابياً كبيراً. حيث أن تحويل فورييه يزودنا فقط بالسمات الترددية للإشارة دون أي معلومات عن أزمنة حدوث هذه الترددات، فإن الجمع بين السمات الترددية والزمنية يعطي ميزات المجالين. لذلك، ازداد الاهتمام مؤخراً من قبل الباحثين بأساليب التحليل الزمني الترددي مثل تحويل فورييه القصير (Short-Time Fourier Transform) وتحليل المويجات (Wavelet Transform) وتحويل حزمة المويجات (Wavelet Packet Transform). يوضح الشكل (10.1) الفرق بين التحويلات.



الشكل (10.1) الإشارة في المستوي الزمني، وتحويل فورييه وتحويل فورييه القصير، وتحويل المويجة[62]

3.5.1 تحويل المويجات:

هو عبارة عن طريقة تحليلية رياضية تستخدم من أجل معالجة الإشارات للعديد من التطبيقات العملية. يستخدم نافذة متغيرة العرض بدلاً من استخدام نافذة ثابتة العرض كما في تحويل فورييه القصير، ويُغيّر عرض النافذة للحصول على المعلومات مختلفة التردد على طول الموجة، فنحصل على ما يعرف بثوابت المويجات التي يختلف ترددها حسب عرض النافذة المستخدم.

ينتج عن النافذة الصغيرة مويجة مضغوطة تتضمن العناصر ذات التردد المرتفع التي تُعرف بالعوامل التفصيلية، أما النافذة الكبيرة ينتج عنها مويجة ممددة تتضمن العناصر ذات التردد المنخفض التي تُعرف بالعوامل التقريبية. يمكن تعريف المويجة بأنها إشارة محدودة الطول الزمني ذات قيمة متوسطة تساوي الصفر ويعرف تحويل المويجيات المستمر رياضياً بالعلاقة (1−1):[14]

$$\boldsymbol{W(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\overline{\psi_{a,b}}(t)dt} \qquad \boldsymbol{(1.1)}$$

حيث:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \qquad \boldsymbol{(2.1)}$$

إذ a هو عامل التدريج الذي يمكن عدّه معكوس التردد بالنسبة للمويجة، وتُضغط المويجة عند التدريج المنخفض وتمديدها عند التدريج المرتفع، ولأنّه يتم إجراء الحسابات للمويجة بدلالة الزمن والتدريج فإنّها تُمثّل على محوري الزمن والتدريج، ويسمى $\psi_{a,b}(t)$ بالمويجة الأم والذي نحصل به على بقية المويجات بتغيير قيم التدريجة a والانتقال إلى b. ولكن مشكلة تحويل المويجات المستمر هو العدد الهائل من المويجات الناتجة بسبب استخدام جميع التدريجات في عملية التحليل والكم الهائل من المعلومات، ولذلك فإنّ عملية المعالجة تتطلب زمناً طويلاً جداً[15]، لذلك حُلّت المشكلة بتطوير ما يعرف بتحويل المويجات المتقطع (DWT).

1.3.5.1 تحويل المويجات المتقطع (DWT: Discrete Wavelet Transform):[29]

الفرق الأساسي بينه وبين تحويل المويجات المستمر هو أنّ هذا التحويل يستخدم عدد محدد من التدريجات بدلاً من إجراء التحويل من أجل التدريجات كلها، ويتم ذلك عن طريق اختيار مقاطع زمنية في الإشارة، وينتج عن التحويل كمية كافية من المعلومات بحيث يكون زمن الحساب قليلاً ومع الحفاظ على المعلومات الأساسية الموصّفة للإشارة (أي دون خسارة معلومات مهمة). والاختلاف الرياضي بينهما هو في معادلة المويجة الأم التي يعبر عنها في تحويل DWT بالعلاقة (1−3):[29]

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^{-j}}}\psi\left(\frac{t - k a_0^{-j} b_0}{a_0^{-j}}\right) \qquad (3.1)$$

حيث:

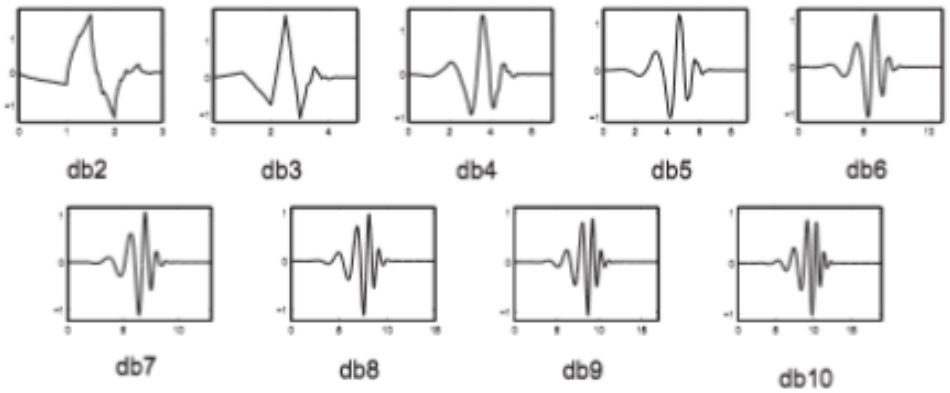
j,k أعداد صحيحة.

a_0 هو درجة التأخير $a_0>1$ هي قيمة ثابتة.

b_0 هو عامل الإزاحة $a_0>0$ هي قيمة ثابتة.

2.3.5.1 مويجة Daubechies:[30]

قامت Ingrid Daubechies بتعريف المويجة عموماً فإن هذه المويجة يتم اختيارها لأنها تحوي عدد A من لحظات النهاية لتعطينا نافذة عرضها N=2A. وتستخدم على نطاق واسع في حل مجموعة من المشاكل مثل خصائص التشابه الذاتية أو مشاكل التكرارية أو انقطاعات الإشارة.



الشكل (11.1) بعض مويجات Daubechies [63]

3.3.5.1 تابع التدريج:

إن المشكلة التي قد تواجهنا هي كيفية الحصول على كل الأطياف (المويجات) حتى الوصول إلى الصفر، إذ أننا عندما نمدد الاشارة فإن الجزء الذي نحصل عليه هو من نصف الاشارة فقط، والسؤال هو ماذا بشأن النصف الثاني؟ لحل هذه المشكلة فإننا لا نلجأ إلى الحصول على كل الأطياف حتى الوصول إلى الصفر بل يُستخدم ما يشبه القفل ويقوم هذا القفل بإنهاء عملية التحليل عند الوصول إلى قيمة يُحدّد مسبقاً بحيث تكون هذه القيمة

صغيرة بما فيه الكفاية لنحصل على عدد كاف من المويجات ومن ثم الحصول على المعلومات الموصفة للإشارة. وهذا القفل (عبارة عن طيف تمرير تردد منخفض) هو جزء من تابع التدريج الذي يعرف رياضياً حسب العلاقة (1−4):[29]

$$\varphi(t) = \sum_{j,k} \gamma(j,k)\psi_{j,k}(t) \qquad (4.1)$$

كلما كانت قيمة القفل أصغر أي كان طيف تابع التدريج أصغر كلما نتج عدد أكبر من المويجات وكلما ازدادت معلومات التدريج. لكن يجب مراعاة ألا نجعل القفل ينتج عدداً قليلاً من المويجات بحيث يكون التحليل غير فعال.

4.3.5.1 تحليل الإشارة وإعادة تركيبها:

نعني بالتحليل تقسيم الإشارة إلى العوامل التقريبية والعوامل التفصيلية، التي عُرّفت مسبقاً إذ تشكل هذه العوامل (التقريبية والتفصيلية) المويجات التي تُنتج بضرب الإشارة المدروسة بالمويجة الأم. وبما أن المويجات هي عبارة عن أطياف مختلفة التردد من الإشارة الأصلية فيتم تحقيقها بإدخال الإشارة على مرشحات. إذ يُستخدم مجموعات متتابعة من مرشحات التمرير المنخفض ومرشحات التمرير المرتفع وهذا ما يسمى بشجرة مالات 4. ينتج مرشح التمرير المرتفع العوامل التفصيلية، في حين ينتج مرشح التمرير المنخفض مع تابع التدريج العوامل التقريبية ويتم استخدام تابع التدريج للحصول على العوامل التفصيلية من العوامل التقريبية إلى أن نصل للمستوى المطلوب من التحليل. في كل مرحلة تحليل ينتج مرشح تمرير نصف الحزمة (المرتفع والمنخفض) إشارات ذات مجال ترددي مساوٍ لنصف المجال الترددي للإشارة الأصلية. وهذا يضاعف الدقة الترددية للإشارة ما يعني إمكانية الحصول على المزيد من تفاصيل الإشارة في كل مرحلة تحليل.

6.1 تخفيض الأبعاد:

في معظم مشكلات التعلّم الآلي يوجد المئات وربما الآلاف من السمات التي تصف كل عينة من العينات، وفي هذه الحالة تفشل معظم خوارزميات التعلم لأسباب مختلفة منها حدوث التجهيز الزائد overfitting،

الضجيج في البيانات، أوقات التدريب الطويلة وغيرها... لذلك بعد التوصل إلى متجه السمات من الممكن أن يتبع لمرحلة استخلاص السمات مرحلة تسمى تخفيض الأبعاد قبل تدريب النماذج تفيد في تحسين أداء المصنفات عن طريق الاحتفاظ بالمعلومات الممثلة فعلياً للإشارة والتخلص من المعلومات الزائدة ويسمى المتجه الناتج عن هذه المرحلة بمتجه السمات المصغر أو المخفض. يوجد أسلوبين لتخفيض أبعاد متجه السمات:[35]

- **إسقاط السمات (Feature Projection):**

في هذه الطريقة تُحدّد أفضل تركيبة من السمات الأصلية لينتج عنها مجموعة سمات جديدة، عادة تكون أقل من الأصلية. تحليل المكونات الرئيسية (Principal Component Analysis) يعتمد على هذه الاستراتيجية في تخفيض الأبعاد وهو عبارة عن تحليل خطي متعامد يحافظ على السمات التي تسهم بأكبر درجة تباين في البيانات.

- **انتقاء السمات (Feature Selection):**

في هذه الطريقة يتم اختيار أفضل مجموعة فرعية من السمات من المجموعة الأصلية تبعاً لمعايير محددة تعتمد على الخوارزمية المستخدمة. المعيار المثالي في الاختيار يجب أن يعتمد على تقليل احتمالية حدوث خطأ في التصنيف ولكن يمكن استخدام معايير أبسط تعتمد على إمكانية الفصل بين الفئات.

1.6.1 فوائد خوارزميات تخفيض الأبعاد:[32]

1. تقليل وقت التدريب.
2. تقلل من تعقيد النموذج وبالتالي يسهل فهمه.
3. ترفع من دقة النموذج في حال اختيار مجموعة السمات الصحيحة.
4. تقلل من حدوث زيادة في التجهيز (Overfitting).

2.6.1 خوارزميات Relief:[31]

توجد ثلاث خوارزميات في عائلة Relief:

1. **خوارزمية Relief الأساسية:** تُستخدم حصراً في مشكلات التصنيف ذات الفئتين فقط.

2. **خوارزمية ReliefF**: وهي تطوير لخوارزمية Relief ويمكنها التعامل مع مشكلات التصنيف ذات الفئات المتعددة.

3. **خوارزمية RReliefF**: تُستخدم مع مشكلات الانحدار.

المبدأ الأساسي في خوارزميات Relief هو تقدير جودة السمات بناء على قدرتها في التمييز بين العينات المتجاورة.

1.2.6.1 مبدأ خوارزمية Relief:

دخل الخوارزمية يجب أن يكون عبارة عن شعاع من السمات لكل عينة فضلاً عن إلى فئتها، أما الخرج فهو شعاع W يحوي على وزن يعبر عن تقدير لجودة كل واحد من السمات.

خطوات الخوارزمية:

لنفترض أن $I_1, I_2,\ldots,I_n$ هي عينات في فضاء عينات؛ إذ لكل عينة شعاع من السمات A_i، عدد عناصره i :1:a = حيث a تمثل عدد السمات، ولكل عينة قيمة هدف t_j. ولذلك فإن هذه العينات تمثل بنقاط في الفضاء.

1. ضبط جميع الأوزان في الشعاع W[A] على قيمة الصفر.
2. كرر من أجل i=1:m
3. اختيار عينة عشوائية R_i
4. البحث عن أقرب عينة من نفس الفئة hit H وأقرب عينة من الفئة الأخرى miss M
5. كرر من أجل A=1:a
6. $W[A] = W[A] - diff(A, R_i, H)/m + diff(A, R_i, M)/m$

حيث: $diff(A, I1, I2) = \frac{|value\ (A,I1) - value(A,I2)|}{\max(A) - \min(A)}$

تُضبط أوزان السمات جميعها إلى قيمة الصفر، بعدها يتم اختيار عينة عشوائية R_i والبحث عن أقرب جارين لها بحيث يتم اختيار أقرب من الفئة نفسها وتسمى هذه العينة H وأقرب جار لها من الفئة الثانية وعندها تسمى العينة M. عندها تُحدّث أوزان السمات بناء على قيم السمات في العينات R_i و H و M. وتُكرر هذه العملية m

مرة، إذ m هو عدد يحدده المستخدم. تحديث الأوزان يتم بناء على مبدأ بسيط، إذا كان للعينة R_i والعينة المماثلة لها بالفئة H قيم مختلفة جداً في السمة (الفرق بين قيم السمة نفسها في العينتين كبير) هذا يعني أن هذه السمة تفصل بين عينيتين من الفئة نفسها وهو أمر غير مرغوب به، ومن ثم تُعطى هذه السمة وزن قليل. في حين إذا كان للعينة R_i والعينة المخالفة لها في الفئة M قيم مختلفة جداً في السمة، فهذا يعني أن هذه السمة تميّز بين عينيتين مختلفتين بالفئة وهو الهدف من النموذج، لذلك يتم إعطاء هذه السمة وزن أعلى.

صُممت لخوارزمية Relief في الأصل لتتعامل مع القيم الاسمية والرقمية للسمات، ولكن لا يمكنها مع وجود نقص في البيانات ولا مع مشاكل التصنيف ذات الفئات المتعددة. ولذلك طُوّرت خوارزمية ReliefF للتغلب على هذه العيوب.

2.2.6.1 خوارزمية ReliefF:

لها دخل وخرج الخوارزمية الأصلية نفسه وتقريباً مبدأ العمل نفسه. بداية تختار عينة عشوائية R_i وبعدها تبحث عن أقرب K جار لهم نفس الفئة وتسمى هذه العينات بـH_j، وتبحث أيضاً عن أقرب K جار لكل واحدة من الفئات المختلفة وتسمى هذه العينات بـ$M_j(C)$، وتقوم بتحديث الأوزان السمات ولكن بعد أن يُحسب متوسط الفرق بين قيم السمات في كل العينات المماثلة والمختلفة وتُضرب القيم الناتجة عن الفئات المختلفة باحتمال حدوث كل واحدة من الفئات. حيث K هو عدد يختاره المستخدم وفي معظم الأحيان تكون قيمته 10.[36]

خطوات خوارزمية ReliefF:

1. ضبط أوازن جميع السمات في الشعاع W[A] على قيمة الصفر.
2. كرر من أجل i=1:m
3. اختيار عينة عشوائية R_i
4. البحث عن أقرب K عينة مماثلة بالفئة H_j
5. من أجل كل فئة C لا تساوي فئة العينة R_i كرر
   a. ابحث عن أقرب K عينة $M_j(C)$ لكل واحدة من الفئات

6. كرر من أجل A=1:a

7. $$W[A] = W[A] - \sum_{j=1}^{k} \frac{diff(A,\text{Ri},\text{Hj})}{(m.K)} + \sum_{C \neq class(Ri)} [\frac{P(C)}{1-P(class(Ri))} \sum_{j=1}^{k} \frac{diff(A,\text{Ri},\text{Mj(C)})}{(m.K)}]$$

7.1 خوارزميات التصنيف:

بعد استخلاص السمات من الإشارات الخام وتخفيض الأبعاد لإزالة المعلومات الزائدة في المراحل السابقة، من الضروري التمييز بين الفئات المراد تصنيفها عن طريق السمات المستخلصة وذلك باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي مثل خوارزميات تعلم الآلة والشبكات العصبونية وخوارزميات التعليم العميق. يوجد العديد من خوارزميات تعلم الآلة ومن أشهرها: آلة المتجه الداعم (Support Vector Machine)، الغابة العشوائية (Random Forest)، الجار الأقرب (K-Nearest Neighbor).

1.7.1 خوارزمية آلة متجه الداعم (SVM):[37]

قُدمت هذه الخوارزمية في العام 1992 من قبل الباحث (Vapnik) وهي عبارة عن خوارزمية تعلم مراقب تُستخدم للتصنيف بناء على نظرية التعلم الإحصائية وإجراء تحليل الانحدار.

إن تقنية المتجهات الداعمة كسبت أهمية كبيرة في مجال تعلم الآلة وتمييز الأنماط لأنها ابتكرت طريقة لحل هذه المسائل عن طريق تحديد المستوى الفائق (Hyper Plane) للبيانات المراد فصلها.

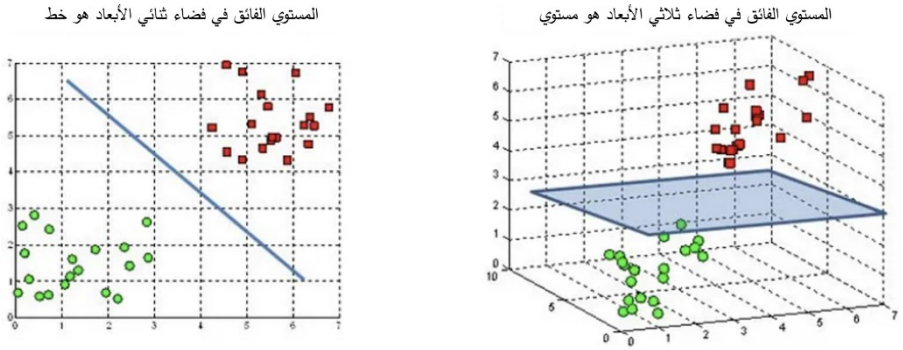
الهدف الأساسي من خوارزمية SVM هو العثور على المستوي الفائق في فضاء مكوّن من N بُعد حيث N يمثل عدد السمات التي تميز بين الأصناف بوضوح.

تتضمن عملية التصنيف باستخدام خوارزمية SVM مرحلتين: مرحلة التدريب ومرحلة الاختبار. في مرحلة التدريب يُوفّر مجموعة من البيانات تدعى بيانات التدريب Training Dataset هذه المجموعة تتضمن حالات كل حالة تحتوي على الصنف class والواصفات attributes. والهدف النهائي من التدريب هو أن ينتج بالاعتماد على بيانات التدريب نظاماً يتمكن من إعطاء الصنف لحالات تحتوي واصفات فقط.

تحتوي نظرية المتجه الداعم 4 مفاهيم أساسية:

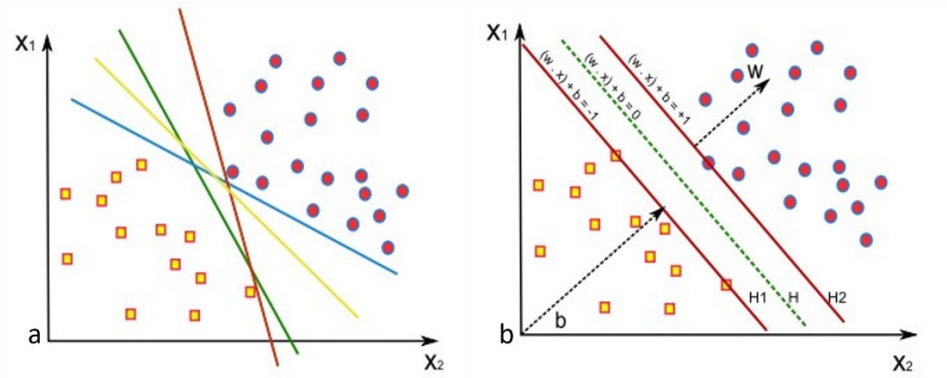
1) السطح الفائق (Hyperplane):

المستويات الفائقة هي حدود القرار التي تساعد في تصنيف نقاط البيانات. يمكن أن تنتمي نقاط البيانات التي تقع على جانبي المستوي إلى أصناف مختلفة. يعتمد أبعاد المستوي الفائق على عدد السمات، فإذا كان عددها اثنتين فقط فإن المستوي الفائق هو خط فحسب، وإذا كان عددها ثلاث يصبح المستوي ثنائي الأبعاد، وكلما زاد عدد السمات يصبح من الصعب تخيل شكل المستوي.



الشكل (12.1) شكل المستوي الفائق في فضاء ثنائي وثلاثي الأبعاد[64]

في الشكل (12.1) إذا افترضنا أن النقاط الخضراء تمثل صنف للبيانات والنقاط الحمراء تمثل صنف ثاني، يمكن ملاحظة أن كل مجموعة نقاط من الصنف نفسه تتجمع في جهة من جهات المستوي، للفصل بين صنفين من نقاط البيانات، هناك العديد من المستويات الفاصلة التي يمكن اختيارها كما في الشكل (13.1). هدفنا هو العثور على مستوي يتحقق فيه الهامش الأكبر أو المسافة الأكبر بين نقاط الصنفين. كلما كانت مسافة الهامش أكبر كلما زادت وثوقية المصنف في تصنيف النقاط المستقبلة.



الشكل (13.1) المستويات الفاصلة المحتمل اختيارها[37]

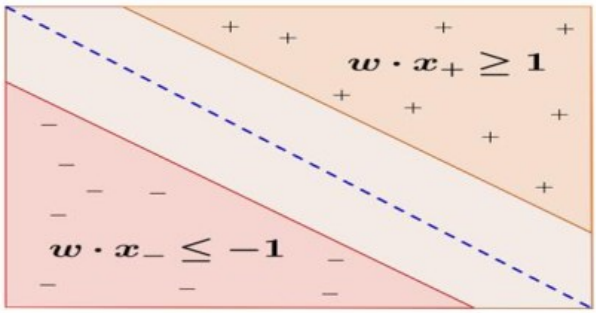
a. المستويات الفاصلة المحتمل اختيارها. b. المستوي الفائق الذي يحقق الهامش الأكبر بين الأصناف.

في الشكل (14.1) باعتبار متجه النقطة x والشعاع الناظم على الخط الفاصل (Δ) هو w فإنّنا نميز الحالات التالية:

w.x>c فإن x على يمين Δ

w.x<c فإن x على يسار Δ

w.x=c فإن x تقع على Δ

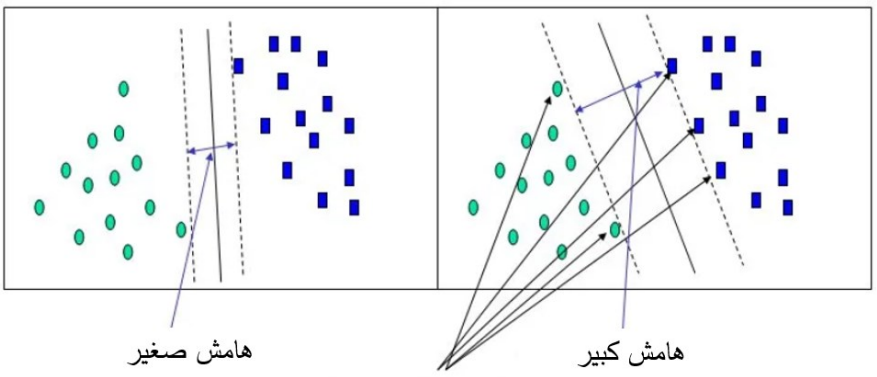


الشكل (14.1) تحديد موقع النقطة اعتماداً على بعدها عن الهامش

2) الهامش الأكبر للسطح:

متجهات الدعم هي نقاط بيانات تقع أقرب إلى المستوي الفائق وتؤثر على موضع واتجاه المستوي. باستخدام متجهات الدعم هذه يمكن زيادة هامش المصنف. وسيؤدي حذف إحدى هذه النقاط إلى تغيير موضع المستوي الفائق.

يمكن تعريف عرض الهامش على أنّه المسافة العمودية بين نقطتين واقعتين على حدود الهامش. يوضح الشكل (15.1) الهوامش المُحتمل إيجادها بين صنفين.



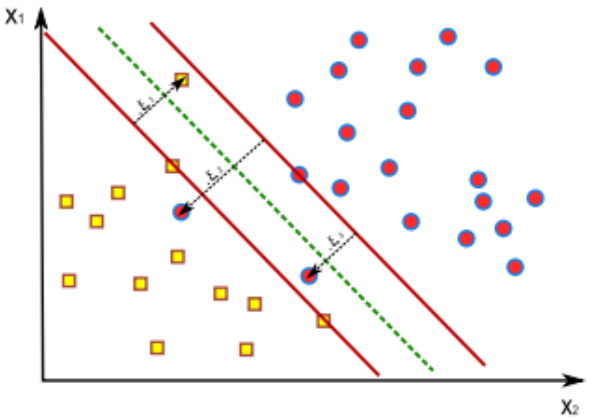
الشكل (15.1) دور المتجهات الداعمة في زيادة مسافة الهامش[65]

لتكن لدينا نقطتان، تنتمي الأولى للصنف x1 والثانية للصنف x2، يُعطى عرض الهامش بالعلاقة (1-5):

$$width = (x1 - x2)\frac{w}{||w||} \qquad (5.1)$$

3) الهامش المرن:

في أغلب الحالات لا تتوضع الأشعة في الفضاء بحيث يمكن الفصل بينها بواسطة سطح فائق ذو شكل خطي. لذلك تم تعديل خوارزمية SVM لحل هذه المشكلة بإضافة ما يُعرف بالهامش المرن بحيث تسمح لبعض الأشعة بأن تتوضع في المكان الخاطئ دون أن تؤثر على النتيجة النهائية للتصنيف كما في الشكل (16.1).

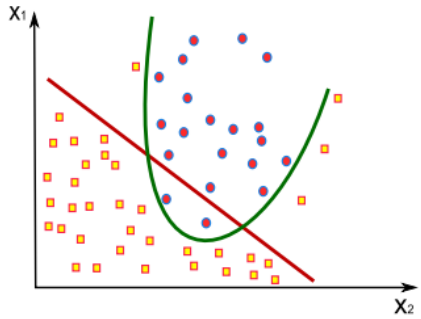


الشكل (16.1) تمثيل الهامش المرن[37]

4) تابع النواة:[38]

في بعض الحالات لا يمكن فصل الأشعة بواسطة سطح فائق كما في الشكل السابق، لكن يمكن حل هذه المشكلة بتربيع قيم النقاط وإضافتها بوصفها أبعاداً جديدةً في الفضاء وفي هذا الفضاء الجديد تتوضع النقاط بحيث يمكن فصل المتجهات بواسطة سطح فائق.

تابع النواة هو تابع يقوم بعملية إسقاط فضاء المتجهات على فضاء ذو أبعاد أكبر بحيث يمكن فصل الأشعة بواسطة سطح فائق. وعملية التربيع هي أبسط أنواع توابع النواة لكن قليل الاستخدام لأنه يضاف أبعاد الفضاء ويجعل تعقيد عملية التصنيف كبيرة جداً، إذ تزداد درجة التعقيد أُسياً مع زيادة أبعاد الفضاء. يبين الشكل (17.1) الإسقاط للسطح الفائق في الفضاء ذو الأبعاد العالية على الفضاء ذو البعدين إذ يظهر بصورة منحني.



الشكل (17.1) تمثيل السطح الفائق بشكل منحني[37]

عندما تكون البيانات متداخلة ولا يمكن فصلها خطياً نلجأ لنقل البيانات إلى فضاء ذو أبعاد أعلى بحيث تكون فيه البيانات قابلة للفصل خطياً. وتسمى هذه العملية Mapping to High Dimension Space ويسمى التابع المستخدم لإنجازها بتابع النواة Kernel Function ونميز له عدة أنواع:

- توابع خطية Linear Kernels.
- توابع متعددة الحدود Polynomial Kernels.
- توابع ذات الأساس القطري Radial Base Function Kernels.

1.1.7.1 ميزات استخدام آلة متجه الداعم:[39]

1) القدرة الكبيرة على التعميم مقارنة مع طرق التصنيف الأخرى.
2) صارمة مع القيم المتطرفة وهي البيانات التي تُصنّف بصورة خاطئة.

2.1.7.1 عيوب استخدام آلة متجه الداعم:[39]

1) تحتاج وقت تدريب طويل.
2) اختيار الثوابت لتابع النواة يؤثر بشكل كبيرة على دقة العمل.

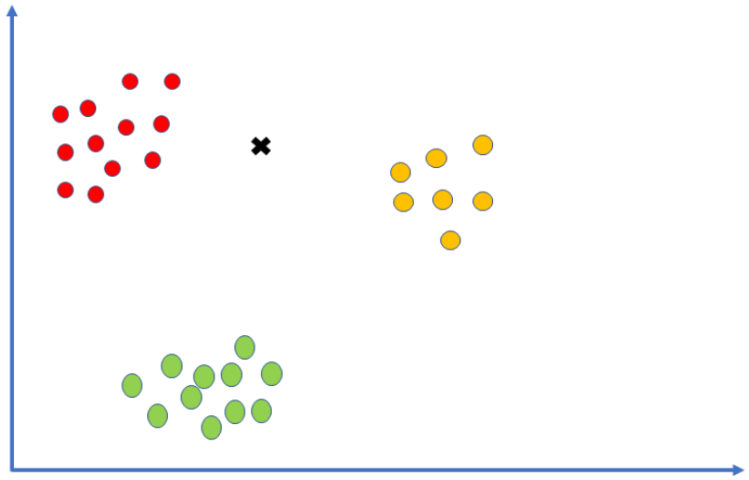
2.7.1 خوارزمية الجار الأقرب (KNN):[40]

يندرج مصنف الجار الأقرب ضمن خوارزميات التعلم الآلي، وهو مصنف إحصائي. تركز خوارزمية الجار الأقرب على المسافة بين النقاط الجديدة غير المصنفة والنقاط الحالية المصنفة. يتنبأ بفئة عينة الاختبار بناء

على المسافة الأقل أو الأقرب بينها وبين عينات التدريب ويصنفها على أنها الفئة الأعلى احتمالية، وهو مصنف بسيط وسهل ومناسب جداً لمشكلات الفئات المتعددة.

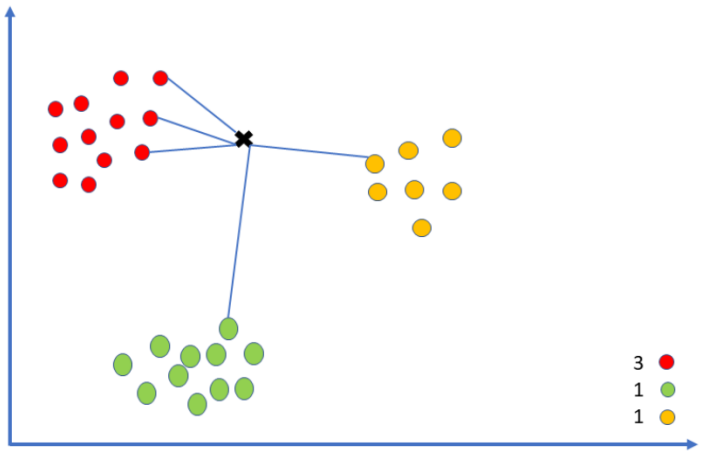
1.2.7.1 آلية عمل خوارزمية الجار الأقرب:

في الشكل (18.1) لدينا مجموعة نقاط مصنّفة إلى ثلاث فئات (الأحمر والأصفر والأخضر) وتُمثّل النقاط في مَعلم ثنائي الأبعاد. لنفرض لدينا النقطة x نريد تحديد الصنف الذي تنتمي إليه.



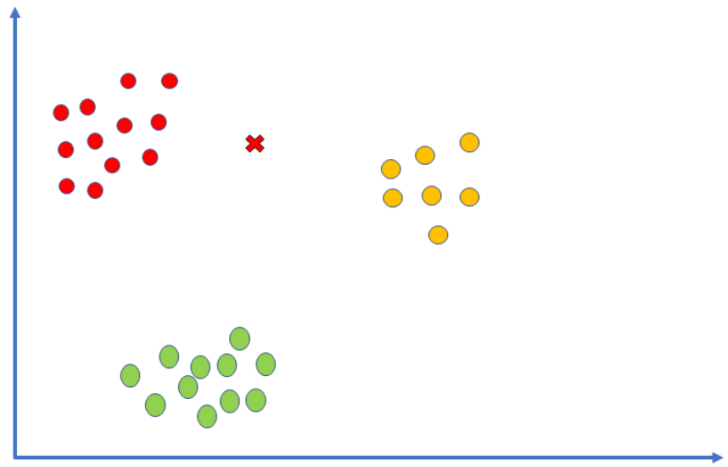
الشكل (18.1) معلم ثنائي يحتوي نقاط بيانات مصنفة لثلاث فئات[40]

بداية نختار قيمة عشوائية تُسمى k، هذه القيمة تحدد عدد النقاط التي نبحث عنها من ضمن العينات المصنفة سابقاً ويجب أن تكون أقرب نقاط إلى النقطة الجديدة غير المصنفة. لنفرض أن k=5 عندها تبدأ الخوارزمية بالبحث عن أقرب 5 نقاط إلى النقطة الجديدة كما هو موضح في الشكل (19.1).



الشكل (19.1) قياس المسافة بين النقطة الجديدة وأقرب 5 نقاط لها في قاعدة البيانات[40]

عند تحديد النقاط الأقرب نجد أن 3 من الخمس نقاط تنتمي للفئة الحمراء وواحدة تنتمي للفئة الخضراء وواحدة تنتمي للفئة الصفراء، ما يجعل الخوارزمية تصنف النقطة الجديدة على أنّها تنتمي للفئة الحمراء بما أنّ معظم النقاط القريبة منها تنتمي للفئة الحمراء. يوضح الشكل (20.1) طريقة اختيار الفئة التي تنتمي لها النقطة.



الشكل (20.1) تصنيف النقطة الجديدة على أنها تنتمي لفئة النقاط الحمراء [40]

- **كيفية اختيار قيمة k:**

قيمة k هي قيمة فريدة لكل قاعدة بيانات، لا توجد طريقة إحصائية أو معيارية لحساب أفضل قيمة لـk. نريد اختيار قيمة لـk بحيث نقلل الأخطاء، بزيادة قيمة k يزداد استقرار التنبؤات بسبب التصويت بحسب الأغلبية أو حساب متوسط النقاط. لكن إذا كانت k أكبر من اللازم سيرتفع معدل الخطأ مرة أخرى بسبب حدوث underfitting في النموذج. باختصار فإنّ اختيار قيمة صغيرة لـk يؤدي لانحياز قليل وتباين عالي، بينما اختيار قيمة كبيرة لـk يؤدي إلى انحياز عالي وتباين منخفض. ومع ذلك هناك أساليب عدّة يمكن تجربتها عند اختيار قيمة k:

1) **معرفة المجال:** قيمة k تعتمد اعتماداً كبيراً على البيانات، فعلى سبيل المثال إذا كان النموذج يحدد انتماء نقطة إلى مجموعة من الأنواع، فمن الممكن تحديد قيمة k بناء على عدد الأنواع التي يميزها النموذج.

2) **الجذر التربيعي:** إحدى الطرق البسيطة التي يمكن تجربتها عندما تكون لدينا معرفة قليلة بمجال البيانات، هي إجراء الجذر التربيعي لعدد نقاط البيانات في مجموعة التدريب واختيار قيمة k على أساسه.

3) **التحقق المتقاطع Cross-Validation:** هي تقنية معروفة تفيد في مقارنة مقاييس الدقة لمجموعة من قيم k، على سبيل المثال يمكن لقيمة k أن تكون ضمن مجال بين 10-1، تستلزم هذه التقنية تقسيم مجموعة التدريب إلى مجموعات اختبار للعثور على القيمة المُثلى لـk.

2.2.7.1 طريقة حساب المسافة في خوارزمية الجار الأقرب:[41]

يوجد ثلاث طرق لحساب المسافة بين النقاط:

a) **مسافة مينكوسكي Minkowski**:

هو دالّة مسافة معممة في فضاء متجه معياري، تُعطى بالعلاقة (6.1)[41] إذ يجب أن يحقق فضاء المتجهات المعايير التالية:

a) المتجه الصفري: يجب أن يكون طوله يساوي الصفر.

b) معامل التقييس: ضرب إحدى المتجهات برقم يغير فقط من طول الشعاع وليس من اتجاهه.

c) التباين المثلثي: أقصر مسافة بين أي نقطتين هي الخط المستقيم.

$$\left(\sum_{i=1}^{n}|x_i - y_i|^P\right)^{1/P} \qquad (6.1)$$

حيث:

p=1 مسافة مانهاتن

P=2 مسافة إقليدية

P=∞ مسافة شيبيشيف Chebyshev

b) المسافة الإقليدية:

في الرياضيات، المسافة الإقليدية بين نقطتين في الفضاء الإقليدي هي طول الخط الواصل بين النقطتين. يمكن حساب هذه المسافة من إحداثيات النقاط باستخدام نظرية فيثاغورس. وتُعطى بالعلاقة (7.1)[41]

$$d(x,y) = \sqrt{(x2 - x1)^2 + (y2 - y1)^2} \qquad (7.1)$$

c) مسافة مانهاتن Manhattan:

طريقة حساب مسافة مانهاتن مشابهة للمسافة الإقليدية، الفرق الوحيد هو أنّنا نحسب القيمة المطلقة بدلاً من الجذر التربيعي لمجموع مربع الفرق بين النقاط. عند حساب القيمة المطلقة لا تكون المسافة الناتجة هي أقصر مسافة بين النقاط كما في المسافة الإقليدية. وتُعطى بالعلاقة (8.1)[41]

$$d(x,y) = |x2 - x1| + |y2 - y1| \qquad (8.1)$$

الطريقة الأكثر شيوعاً في حساب المسافة عند استخدام خوارزمية الجار الأقرب هي المسافة الإقليدية لأنه يمكن حساب المسافة الإقليدية مهما كانت أبعاد الفضاء في حين مسافة مانهاتن تجد العناصر على مستويات أفقية أو شاقولية.

3.2.7.1 متى تُستخدم خوارزمية الجار الأقرب:[42]

1) عندما تكون قاعدة البيانات صغيرة نسبياً.
2) عندما تكون البيانات مصنّفة بشكل صحيح، والنقاط الجديدة تنتمي حتماً للفئات الموجودة، أي لا يمكن أن تكون النقطة الجديدة لا تنتمي لأي فئة مصنفة سابقاً.
3) يمكن استخدام خوارزمية الجار الأقرب في حل مشكلات الانحدار الخطي والتصنيف فضلاً عن مشكلات البحث.

4.2.7.1 ميزات خوارزمية الجار الأقرب:[42]

1) سهلة التنفيذ وبسيطة لأنها لا تحتاج سوى مُحددين: قيمة k وتابع حساب المسافة.
2) عند اختيار قيمة k جيداً يجعل الخوارزمية أقوى ضد الضجيج.

3) لا تشكّل افتراضات عن قاعدة البيانات سوى أنّ النقاط القريبة/المتشابهة تنتمي للفئة نفسها.

4) تتبع أسلوب غير بارامتري فلا يحتاج النموذج لأي تدريب، البيانات تتحدث عن نفسها.

5) من السهل تحديث قاعدة البيانات بما أنّ النموذج لا يحتاج تدريب.

5.2.7.1 مساوئ خوارزمية الجار الأقرب:[42]

1) غير فعّالة مع قواعد البيانات الكبيرة نظراً لأنه يجب حساب المسافة عن كل نقطة، وتُكرّر هذه العملية عند كل نقطة بيانات جديدة.

2) تفترض الخوارزمية أنّ النقاط المتشابهة قريبة من بعضها، ومن ثم النموذج ضعيف بالنسبة للقيم المتطرّفة، وجود نقاط عدّة متطرفة في كل فئة يمكن أن يؤدي لتصنيف النموذج النقاط الجديدة بصورة خاطئة.

3) لا تستطيع التعامل مع البيانات غير المتوازنة، أي عند وجود عدد كبير من النقاط التي تنتمي لفئة معينة دوناً عن باقي الفئات، عندها ستكون الخوارزمية منحازة لهذه الفئة.

4) زيادة العبء الحسابي زيادةً كبيرةً بحال تطلب الأمر أن تكون قيمة k كبيرة.

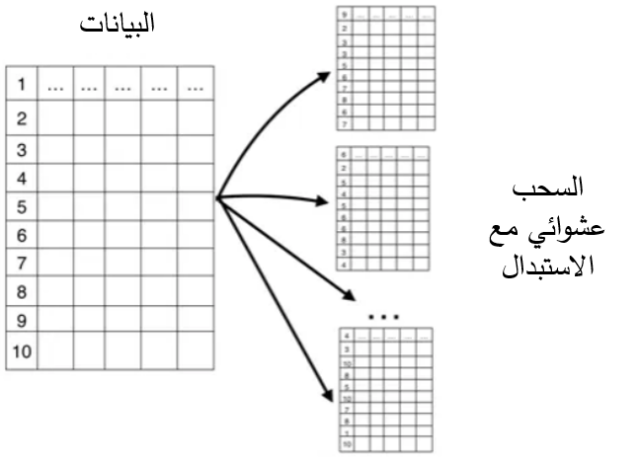
3.7.1 خوارزمية الغابة العشوائية (RF):

هي من خوارزميات التعلم الآلي الخاضعة للإشراف (supervised learning)، مرنة وسهلة الاستخدام، وواحدة من أكثر الخوارزميات شيوعاً نظراً لبساطتها وتنوعها إذ يمكن استخدامها لحل مشكلات التصنيف والانحدار. الغابة التي تبنيها هي مجموعة من أشجار القرار وعادة ما تُدرّب بطريقة التعبئة (bagging)، المبدأ العام الذي تعتمد عليه الخوارزمية هو أن مجموعة من نماذج التعلّم يرجع الدقة. ببساطة تقوم خوارزمية الغابة العشوائية ببناء مجموعة نماذج من أشجار القرار ومن ثم تقوم بدمجهم للوصول إلى دقة أعلى ونموذج أكثر استقراراً.[43]

- **التعبئة (Bagging):**[44]

التعبئة هي طريقة تجميع بسيطة وقوية بنفس الوقت، ويمكن استخدامها لتقليل التباين في نماذج التعلم الآلي، فكلما كان التباين أعلى زادت احتمالية حدوث فرط التجهيز (overfitting) في النموذج. تعاني بعض الخوارزميات من التباين الكبير، فمثلاً خوارزمية أشجار القرار حساسة للغاية للبيانات التي تدرّب عليها، وأي تغيير في بيانات التدريب يُمكن أن يؤدي إلى تغيير كبير في شجرة القرار الناتجة، ومن ثم تتغير تنبؤات النموذج. طريقة التعبئة توفر حلاً لمشكلة التباين العالي، إذ يُمكن أن تقلل من حدوث فرط التجهيز بطريقة منهجية وذلك بتحديد الصنف (التنبؤ) عن طريق حساب متوسط مجموعة من أشجار القرار. تعتمد التعبئة الاعتيان بطريقة Bootstrap وبعدها تجمع النماذج الفردية عن طريق حساب المتوسط للوصول للتنبؤات النهائية.

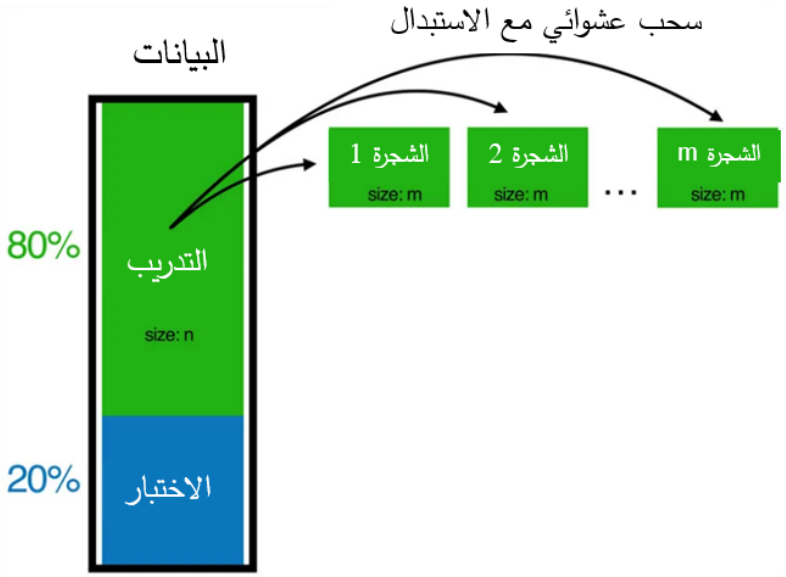
طريقة Bootstrap بالاعتيان تعني أخذ عينات عشوائية من قاعدة البيانات مع الاستبدال، ما يعني أنه يمكن أن تُسحب العينة نفسها أكثر من مرة. ينتج عن هذا نسخة معدلة من مجموعة البيانات تُمثّل فيها بعض العينات أكثر من مرة مع غياب بعض العينات الأخرى، ما يسمح بإنشاء مجموعات بيانات جديدة شبيهة بالبيانات الأولية ولكن مختلفة عنها وبذلك يمكن تدريب أكثر من نموذج. يوضح الشكل (21.1) طريقة Bootstrap في الاعتيان.



الشكل (21.1) طريقة Bootstrap في الاعتيان[66]

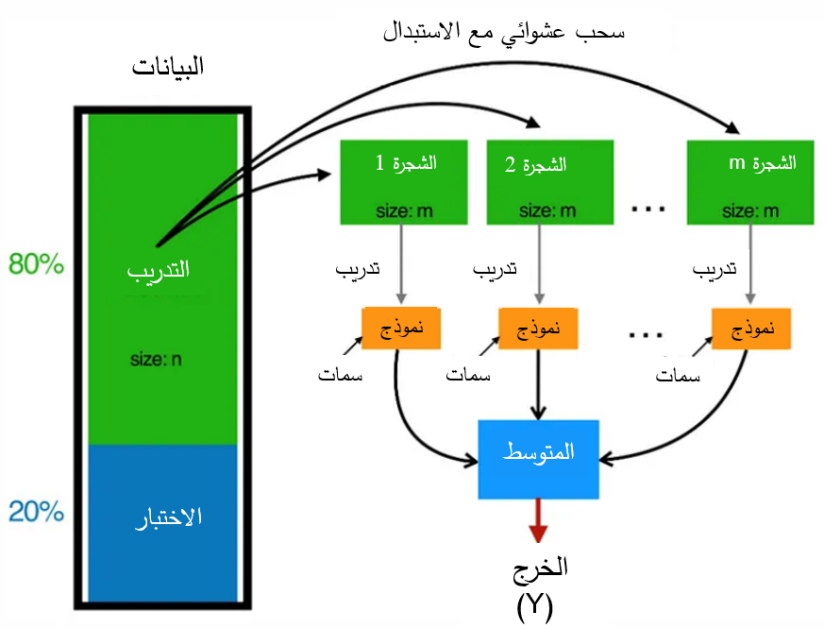
خطوات عملية التعبئة:[66]

1. يُسحب عدد B من العينات مع الاستبدال من قاعدة البيانات الأصلية، إذ B هي عدد أقل أو مساوي لـn عدد العينات الكلي في قاعدة البيانات، كما يوضح الشكل (22.1).



الشكل (22.1) الخطوة الأولى في خوارزمية التعبئة[66]

2. تدريب أشجار القرار على العينات العشوائية التي أنتجت مجموعات بيانات جديدة.
3. كرر الخطوتين 1 و2 أي عدد من المرات تختاره. كلما زاد عدد الأشجار كان النموذج أفضل، ولكن بحال كان عدد الأشجار أكثر من اللازم يزداد تعقيد النموذج ومن الممكن أن يحدث زيادة في التجهيز overfitting، إذ يبدأ النموذج بعد حد معين بتشكيل علاقات غير موجودة بين البيانات.
4. القرار النهائي (التنبؤ) ينتج بطريقة التصويت، إذ يُحدّد الصنف بناء على قرار غالبية أشجار القرار في النموذج. يوضح الشكل (23.1) طريقة التصويت في تحديد صنف العينة.



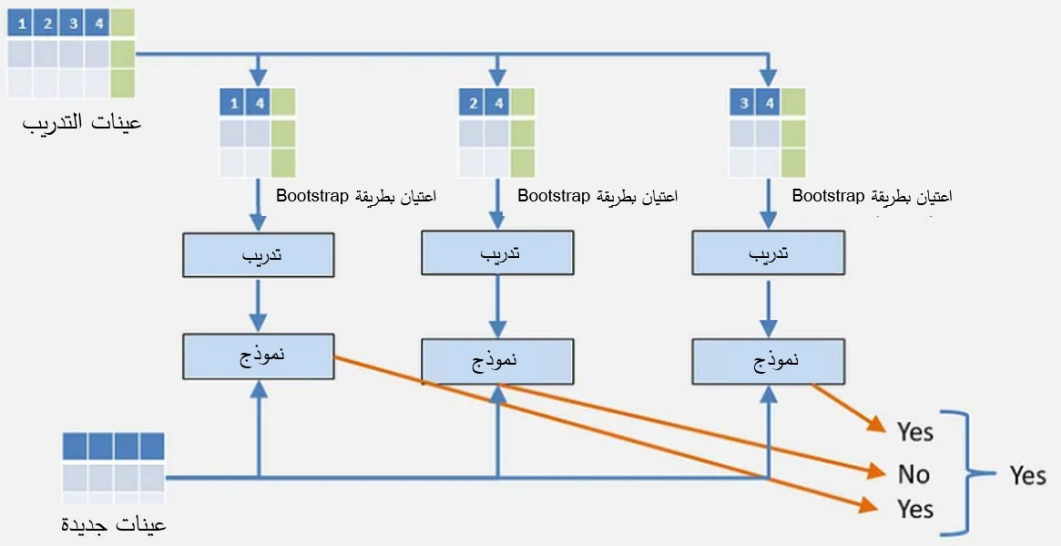
الشكل (23.1) طريقة احتساب القرار النهائي في خوارزمية التعبئة[66]

يوجد اختلاف وحيد بين خوارزمية الغابة العشوائية والتعبئة، إذ تستخدم طريقة مختلفة في تعليم الأشجار. عند كل تقسيم في عملية التعلم، تُختبر مجموعة فرعية عشوائية من السمات، وذلك لتخفيف الترابط بين الأشجار. لنفترض يوجد سمة مُميزة قوية في قاعدة البيانات مع مجموعة من السمات الأخرى الأقل قوة، عندها كل أو معظم أشجار القرار ستستخدم السمة القوية عند أول تقسيم وبالتالي ستكون جميع الأشجار متشابهة وتترابط جميع القرارت الناتجة عن الأشجار المُعبئة. في حين عند يتم اختبار مجموعة عشوائية من السمات، نتجنّب حدوث الترابط ويتحسن أداء النموذج.

1.3.7.1 آلية عمل خوارزمية الغابة العشوائية:

تضيف خوارزمية الغابة العشوائية مزيداً من العشوائية إلى النموذج عند بناء الأشجار. فبدلاً من البحث عن أهم ميزة أثناء تقسيم العقدة، فإنّها تبحث عن أفضل ميزة بين مجموعة فرعية عشوائية من الميزات. ينتج عن هذا تنوع واسع وغالباً ما يعطي نتائج أفضل. لذلك، في الغابة العشوائية، تؤخذ مجموعة فرعية عشوائية فقط من الميزات بالحسبان لتقسيم العقد. يُمكن أيضاً زيادة عشوائية النموذج باستخدام عتبات عشوائية لكل ميزة بدلاً من البحث عن أفضل الحدود الممكنة (كما في خوارزمية أشجار القرار).[43]

لنفترض لدينا مشكلة تصنيف نحاول حلّها، تحتوي بيانات التدريب على 4 سمات. تُدرّب كل مجموعة عينات تُسحب عشوائياً على مجموعة فرعية معينة من السمات. على سبيل المثال، شجرة القرار الأولى يتم تدريبها على السمات 1 و4، وشجرة القرار الثانية تُدرّب على السمات 2 و4، وشجرة القرار الثالثة تُدرّب على السمات 3 و4. وبناء عليه يتشكّل لدينا 3 نماذج مختلفة، كل واحد فيها دُرّب على مجموعة فرعية مختلفة من السمات. أخيراً، نقوم بإدخال بيانات الاختبار الجديدة إلى هذه النماذج للحصول على تنبؤ من كلٍّ منها. التنبؤ الذي يحصل على أكبر عدد من الأصوات يكون هو القرار النهائي لخوارزمية الغابة العشوائية.[66] يوضح الشكل (24.1) مبدأ عوامل خوارزمية الغابة العشوائية.



الشكل (24.1) آلية عمل خوارزمية الغابة العشوائية[66]

2.3.7.1 بارامترات خوارزمية الغابة العشوائية:

1. **عدد المُتنبئات:** وهو عدد الأشجار التي يبنيها النموذج قبل حساب غالبية الأصوات. عموماً زيادة عدد الأشجار يؤدي إلى تحسين الأداء وجعل التنبؤات أكثر استقراراً ولكن بنفس الوقت يؤدي لزيادة العبء الحسابي.
2. **عدد السمات:** وهو الحد الأقصى للسمات التي تُعتبر لتقسيم عقدة.
3. **عدد الأوراق:** يمثل الحد الأدنى لعدد العينات المطلوبة لتقسيم عقدة داخلية.

3.7.3.1 ميزات خوارزمية الغابة العشوائية:[45]

1. يمكن استخدامها لحل أنواع مختلفة من المشاكل.
2. سهلة الفهم وعدد بارامتراتها قليل.
3. متينة ضد حصول زيادة في التجهيز overfitting.

4.7.3.1 سيئات خوارزمية الغابة العشوائية:[45]

1. زيادة الدقة تحتاج لزيادة عدد الأشجار.
2. كلما زاد الأشجار يصبح النموذج أبطأ.
3. لا تستطيع الخوارزمية توصي الارتباطات بين البيانات.



الفصل الثاني

البتور والأطراف ومكوناتها والطباعة



مقدمة:

تصنّف البتور إلى عدة أنواع ومستويات، كما تتنوع الأطراف التعويضية في الأنواع والمكونات والوظائف وطرق التصنيع لتتناسب مع احتياجات كل شخص. يستعرض هذا الفصل أشيع أسباب ومستويات البتور وأنواع الأطراف الصناعية العلوية بالإضافة إلى مكوناتها وطرق تصنيعها.

1.2 البتور:

البتر هو فقدان أو إزالة جزء من الجسم مثل الإصبع أو اليد أو القدم أو الذراع أو الساق. التعرّض للبتر يمكن أن يغير حياة الإنسان فهو يؤثر على القدرة على الحركة والعمل والتفاعل مع الآخرين، كما يُمكن أن يؤثر على استقلالية الشخص.

تصنف البتور عموماً إلى بتور علوية وبتور سفلية. تختلف نسبة البتور العلوية إلى السفلية تبعاً لعوامل مختلفة مثل عدد السكان وسبب البتر والمنطقة الجغرافية ولكن عموماً فإنّ بتر الأطراف السفلية أكثر شيوعاً من بتور الأطراف العلوية. ووفقاً لمنظمة Amputee Coalition فإنّ حوالي 70–80% من عمليات البتر جميعها هي بتور سفلية، في حين أن 20–30% هي بتور علوية. تشير أيضاً بيانات المنظمة إلى أنّ غالبية عمليات بتر الأطراف العلوية تحدث نتيجة الصدمة في حين أن بتور الأطراف السفلية تحدث نتيجة أمراض الأوعية الدموية الطرفية أو مرض السكري.[46]

1.1.2 أسباب البتور:

تختلف أسباب البتور ويمكن تقسيمها إلى:[46]

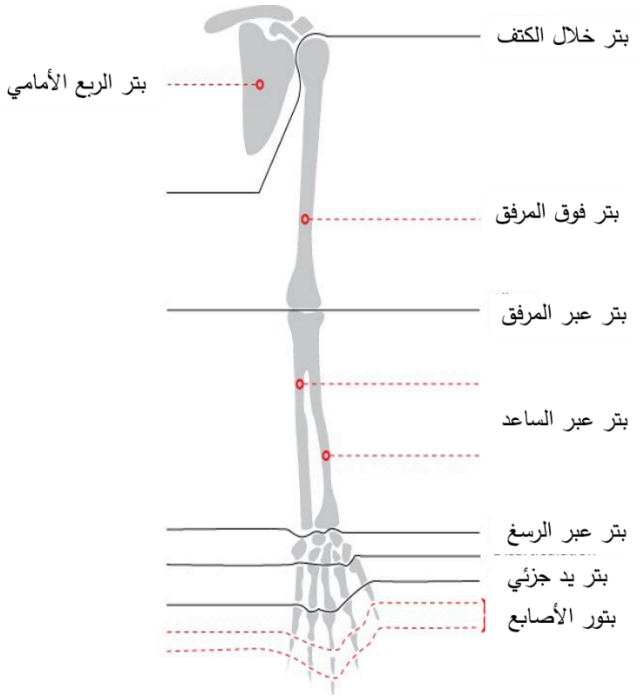
1. **البتور الرضحية:** قد تحصل نتيجة حادث سيارة، أو إصابة مهنية في أثناء العمل أو إصابة قتالية في أثناء الحروب. إذ يمكن أن يُبتر جزء من الجسم في حادث خطير أو أن يتضرر بشدة من إصابة سحق أو حروق شديدة بحيث لا يمكن إنقاذه. تشكل البتور الرضحية حوالي 45% من جميع حالات البتر الجراحية.

2. **البتور المرتبطة بالأمراض الوعائية:** وهي أشيع أنواع البتور وتحدث نتيجة مرض السكري أو الأمراض الوعائية أو أي مرض آخر يؤثر على جريان ووصول الدم للأطراف وعادة ما تكون هذه البتور بتور سفلية وتشكل 54% من حالات البتر الجراحية جميعها.
3. **البتور المرتبطة بالسرطان أو الإنتانات:** في بعض الحالات يُبتر أحد الأطراف لمنع انتشار أنواع محددة من السرطانات مثل الساركوما الذي يصيب العظم والأنسجة الرخوة في الأطراف، أو لمنع انتشار أنواع من البكتيريا المقاومة للأدوية وتشكل هذه الحالات أقل من 2% من البتور الجراحية.
4. **البتور الولادية:** وهو مصطلح يشير إلى الأطفال التي تولد مع ذراع أو ساق مفقودة أو غير مكتملة النمو. قد يخضع هؤلاء الأطفال لعمل جراحي في وقت لاحق لإجراء بتر للجزء المشوه من الطرف في حال قرر فريق الرعاية الصحية أن مثل هذا التدخل يحسّن من حياة الطفل ويمكنّه من تركيب طرف صناعي.

2.1.2 أنواع البتور العلوية:[47]

1. **بتر اليد الجزئية:** أي إزالة جزء من اليد كالأصابع أو مشط اليد.
2. **بتر عبر الرسغ:** إي إزالة اليد كاملة من تحت أو خلال مفصل الرسغ.
3. **بتر تحت المرفق:** إي إزالة جزء من الذراع من خلال عظم الزند والكعبرة مع الحفاظ على حركة مفصل المرفق.
4. **بتر من خلال المرفق:** أي إزالة الذراع كاملة وفصلها عن العضد من منتصف المرفق.
5. **بتر فوق المرفق:** أي إزالة الذراع ومفصل المرفق مع جزء من عظم العضد.
6. **بتر من خلال الكتف:** أي إزالة الطرف العلوي كاملاً مع الحفاظ على مفصل الكتف.
7. **بتر الربع الأمامي:** إي إزالة الطرف العلوي مع جزء من الكتف وقد يشمل البتر أيضاً عظم الترقوة.

أشيع أنواع البتور العلوية هي بتور اليد الجزئية والبتور تحت المرفق وفي هذا البحث سنعمل على تصميم نظام للتحكم بحركة الأطراف الصناعية المخصصة لحالات البتر عبر تحت المرفق. يوضح الشكل (1.2) مستويات البتور العلوية.



الشكل (1.2) أنواع البتور العلوية.[67]

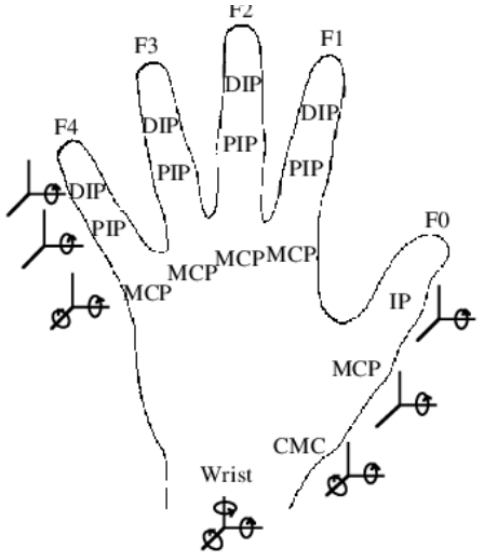
2.2 حركات اليد والرسغ:[48]

1.2.2 درجات الحرية في اليد البشرية:

في الميكانيك الحيوي درجات الحرية (DOF) هي عدد المتغيرات المستقلة التي تحدد المواضع أو الحركات المحتملة لنظام ميكانيكي في الفضاء. بمعنى آخر، تحدد DOF عدد الاتجاهات التي يمكن للجسم أن يتحركها. يمكن أن يشمل ذلك الحركة الدورانية أو الانتقالية لمفصل، أو حركة طرف أو جزء كامل من الجسم.

لليد البشرية 27 درجة من الحرية، موزعة كالتالي: 21 درجة حرية في الأصابع فلكل من الخنصر والبنصر والوسطى والسبابة 4 درجات من الحرية، أما الإبهام فله 5 درجات. أما درجات الحرية الـ6 المتبقية فـ3 منها

هي الحركات الانتقالية لليد، و3 لمحاور دوران الرسغ.[73]يوضح الشكل (2.2) توزّع درجات الحرية في اليد البشرية.



الشكل (2.2) درجات الحرية في اليد والرسغ.[74]

2.2.2 بعض حركات اليد والرسغ:

يمكن لليد والرسغ القيام أداء مجموعة واسعة من الحركات التي تسمح بأداء مجموعة متنوعة من المهام وتتضمن بعض الحركات التي تقوم بها اليد والرسغ ما يلي:

1. **قبض الرسغ (Flexion):** يُثنى فيها الرسغ للأمام باتجاه راحة اليد.
2. **بسط الرسغ (Extension):** يُثنى فيها الرسغ للخلف بعيداً عن راحة اليد.
3. **تقريب الرسغ (Adduction):** يحرّك فيها الرسغ جانبياً باتجاه خط الوسط من الجسم.
4. **تبعيد الرسغ (Abduction):** يحرّك فيها الرسغ جانبياً بعيداً عن خط الوسط من الجسم.
5. **قبض وبسط الأصابع (Fingers Flexion and Extension):** تُثنى وتُبسط فيها الأصابع ما يسمح بإمساك الأغراض.
6. **تقريب وتبعيد الأصابع (Fingers Abduction and Extension):** تتضمن تقريب الأصابع وتبعيدها عن بعضها ما يسمح بقبضة أضيق أو أوسع.

7. **المقابلة (Opposition):** يُقابل فيها الإبهام مع أي من الأصابع، وهي حركة أساسية في إمساك الأغراض والتحكم الدقيق.
8. **قبض الإبهام (Thumb Flexion):** تتضمن ثني الإبهام باتجاه راحة اليد.
9. **بسط الإبهام (Thumb Extension):** تتضمن مد الإبهام بعيداً عن راحة اليد.
10. **تقريب الإبهام (Thumb Adduction):** يُقرّب فيها الإبهام نحو الأصابع الأخرى في المستوى العمودي على راحة اليد.
11. **تبعيد الإبهام (Thumb Abduction):** يُحرّك فيها الإبهام بعيداً عن الأصابع الأخرى في المستوى العمودي على راحة اليد.

يتم التحكم بهذه الحركات من خلال مختلف العضلات والأوتار في اليد والذراع، ويمكن تصميم أطراف صناعية وأجهزة تعويضية لتقليد هذه الحركات.

3.2 الأطراف الصناعية العلوية:

1.3.2 أنواع الأطراف الصناعية العلوية:

كل مبتور يمثل حالة فريدة فلكل حالة جذمور مختلف عن الحالات الأخرى، إذ تتراوح حالات البتور من بتر جزئي لإصبع وصولاً للبتر عبر الكتف، فضلاً عن وجود بعض الحالات التي تعاني من بتر عدة أطراف. ولذلك، تتنوع أهداف وحاجات المبتورين من الأطراف الصناعية، فبعضهم يحتاج الطرف ليساعده في العودة إلى العمل، أو للحصول على استقلاليته دون أن يحتاج لشخص يهتم به، أو لممارسة رياضية أو العزف على آلة موسيقية.

يبدأ تحديد الخيار من الأطراف الصناعية بمساعدة المبتور على تحديد أهدافه من الطرف الصناعي، وفي بعض الحالات قد يكون من الضروري استخدام أكثر من نوع لتلبية احتياجات المريض.

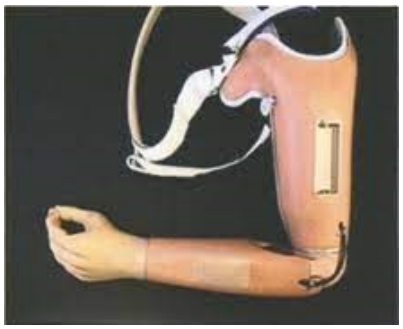
يتوفر 5 أنواع من الأطراف الصناعية العلوية حالياً:[49]

1. **الأطراف الصناعية التجميلية (غير الفعالة):** تُصمّم هذه الأطراف لتبدو ذراعاً أو يداً طبيعيةً، ولكنها لا تؤدي أي حركة وظيفية وغالباً ما تستخدم لأغراض جمالية فقط، على الرغم من أنّها قد توفر سطح داعم لحمل أو احتضان الأشياء. بعضها يكون مزوداً بمفاصل يمكن تحريكها لتتخذ شكل أو وضع يساعد على وظيفة محددة. يوضح الشكل (3.2) كيف تُصمم الأطراف الصناعية التجميلية بحيث تطابق اليد البشرية من حيث الشكل واللون.



الشكل (3.2) أطراف صناعية تجميلية

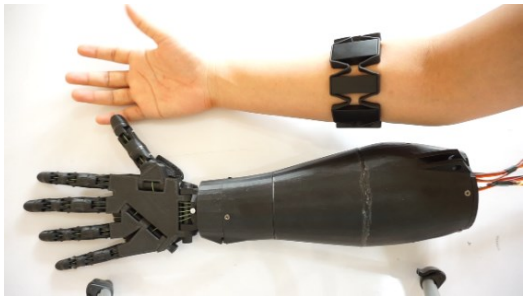
2. **الأطراف الصناعية الميكانيكية:** تستخدم هذه الأطراف أسلاك وميكانيزمات لتسمح للمستخدم بالتحكم بحركة الطرف الصناعي باستخدام الأجزاء السليمة المتبقية مثل مفصل المرفق أو الكتف أو الرسغ. ويتميز هذا النوع من الأطراف عادة بالمتانة والكلفة القليلة مقارنة ببقية الأنواع الوظيفية، ومن أهم مساوئها قد تتسبب بألم أو إصابات في الأجزاء أو المفاصل التي تتحكم بالطرف. يوضح الشكل (4.2) تصميم لطرف صناعي ميكانيكي مع جهاز طرفي تجميلي.



الشكل (4.2) طرف صناعي ميكانيكي تجميلي

3. **الأطراف الصناعية الإلكترونية:** تستخدم أقطاباً كهربائية توضع على عضلات الجذمور للكشف عن الإشارات الكهربائية التي تولدها عضلات المستخدم، تُعالج وتُترجم هذه الإشارات للتحكم في حركة

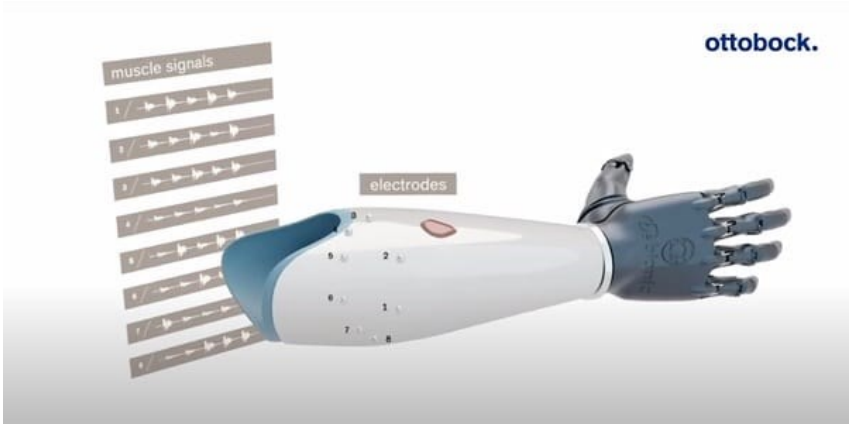
الطرف الصناعي. ومن أهم ميزاتها أنّها تتمتع بمجال واسع من الحركة وقوة في القبضة وحركتها أقرب للطرف الطبيعي، ولكنها عادة ما تكون مكلفة جداً وتحتاج صيانة ولا يمكن استخدامها في بيئات رطبة أو أماكن فيها غبار وأتربة. يوضح الشكل (5.2) طرف صناعي إلكتروني يتم التحكم به عن طريق حساس لاقتباس إشارة العضلات الكهربائية.



الشكل (5.2) طرف صناعي إلكتروني

من أشهر أنظمة الأطراف العلوية الإلكترونية المتوفرة تجارياً:

1. MyoPlus Hand: وهو طرف صناعي من شركة OttoBock مناسب للاستخدام مع المبتورين عبر الساعد، بتصميم مشابه ليد الإنسان الطبيعية من حيث المظهر والحركة. تتكون اليد من 5 أصابع فردية يتم تشغليها بشكل مستقل، مما يمكّن اليد من أداء 14 نمط مختلف من القبضات، ولا تتضمن مفصل رسغ. يتم التحكم بحركة اليد عن طريق 8 أقطاب لاقتباس إشارة العضلات متوضعة حوالي الجذمور ونظام مبني تحكم مبني بطريقة التعرّف على الأنماط. وتتراوح تكلفة الطرف بين 30–40 ألف دولار.[75]



الشكل (6.2) طرف MyoPlus.[75]

2. Covvi Hand: طرف صناعي من شركة Nexus مناسب للاستخدام مع المبتورين من تحت المرفق، تتكون اليد من 5 أصابع ومفصل رسغ، يتم التحكم باليد عن طريق أقطاب لاقتباس إشارة العضلات الكهربائية وتم بناء نظام لأداء 14 حركة، ولكن يجب على المستخدم اختيار 6 قبضات فقط للتبديل بينها عن طريق تطبيق موبايل خاص باليد، وفي حال حاجته لأداء حركة غير هذه الـ6 حركات فيمكنه العودة لتطبيق الموبايل لاستبدال واحدة من الحركات بالقبضة التي يرغب بها. أما بالنسبة للرسغ فيكمن تحريكه 30 درجة ما بين وضعيتي القبض والبسط وتحريكه يتم يدوياً من قبل المستخدم.[76]



الشكل (7.2) طرف Covvi Hand.[76]

3. Hero Arm: من شركة Open Bionics مناسب للاستخدام مع المبتورين من تحت المرفق، تتألف اليد من 5 أصابع ومفصل رسغ، ويتم التحكم بها عن طريق أقطاب لاقتباس إشارة العضلات الكهربائية، بُني نظام التحكم للتمييز بين 6 قبضات مختلفة لليد. للإبهام درجتي حرية ويمكن التحكم بتوضعه إما

يدوياً أو عن طريق إشارة العضلات، فعند أداء القبضة بداية يتم تحديد وضعية الإبهام وبعدها وضعية بقية الأصابع. أما بالنسبة للرسغ فيمكن تدويره يدوياً وله مجال حركة 180 درجة بين وضعيتي الكب والاستلقاء.[77]



الشكل (8.2) طرف Hero Hand.[77]

4. **الأطراف الصناعية الهجينة:** تجمع هذه الأطراف بين مكونات الأطراف الميكانيكية والإلكترونية لتوفر المزيد من الوظيفية والتحكم للمستخدم.
5. **الأطراف الصناعية المخصصة لنشاط محدد:** تُصمم هذه الأطراف لأداء نشاطات محددة، مثل ممارسة الرياضة أو العزف على آلة موسيقية، وغالباً ما تصنع هذه الأطراف لتناسب الاحتياجات المحددة لشخص ما. عادة ما تختلف هذه التصاميم بشكل الجهاز الطرفي الذي يكون موضع الكفّ. يوضح الشكل (6.2) تصاميم مختلفة لأطراف مخصصة لأداء بعض الرياضات.



الشكل (9.2) أطراف صناعية مخصصة لنشاط محدد

2.3.2 مكونات الأطراف الصناعية العلوية:[50]

تختلف مكونات الأطراف الصناعية وفقاً لنوع الطرف ودرجة تعقيده، ولكن هناك مكونات أساسية:

1. **الجهاز الطرفي:** يُقصد به اليد الصناعة الموجودة في نهاية الطرف، التي يمكن أن يترواح شكلها من خطاف إلى مخلب أو جهاز يشبه اليد الطبيعية بخمس أصابع.
2. **القميص:** وهو الجزء من الطرف الصناعي الذي يُركّب فوق الجذمور ويربطه بمكونات الطرف الأخرى، عادة يصنع من مادة بلاستيكية أو ألياف الكربون ويُصمم خصيصاً لكل فرد.
3. **نظام التعليق:** وهي الطريقة التي يُثبت فيها الطرف على الجذمور، ويُمكن أن تعتمد على حزام، أو شفط، أو بالاحتكاك.
4. **نظام التحكم:** وهي الطريقة المستخدمة لتشغيل الطرف الصناعي بالنسبة للأطراف الميكانيكية تعتمد على حركة الجسم وقد يشمل نظام التحكم أسلاك وميكانيزمات، أما الأطراف الإلكترونية فقد يشمل نظام التحكم أقطاب لاقتباس إشارات العضلات أو قد يكون نظام التحكم هجيناً من النظامين.
5. **مصدر الطاقة:** تتطلب الأطراف الإلكترونية مصدر طاقة خارجي، وعادة ما يكون عبارة عن بطاريات لتشغيل نظام التحكم وتحريك الجهاز الطرفي.
6. **الأجزاء التجميلية:** تُعنى بالمظهر الخارجي للطرف الصناعي، وهي ليست مكوناً أساسياً ولكن يمكن إضافتها للطرف لتعطيه مظهر أكثر واقعية وجمالية أو لتتناسب مع لون بشرة المستخدم.

3.3.2 طرق صناعة الأطراف الصناعية العلوية الصناعية:[51]

تعتمد عملية التصنيع على عوامل عدّة بما في ذلك نوع الطرف، مستوى البتر، احتياجات وتفضيلات الفرد.

1. **الصب والقولبة:** تتضمن هذه العملية صناعة قالب من الجبس للجذمور ومن ثم استخدامه لإنشاء قميص مخصص للشخص وبعدها تُضاف المكونات الأخرى للطرف وهذه المكونات أيضاً قد تختلف في طرق تصنيعها.
2. **التصميم والتصنيع باستخدام الكومبيوتر (CAD\CAM):** يتم إنشاء نموذج رقمي ثلاثي الأبعاد للجذمور عن طريق ماسح ضوئي، ومن ثم يُستخدم هذا النموذج لإنشاء الطرف الصناعي باستخدام الطباعة ثلاثية الأبعاد أو CNC تقنيات التصنيع الأخرى.

3. **الأطراف الصناعية مسبقة الصنع:** تكون هذه الأطراف مصنّعة وجاهزة بأحجام قياسية يمكن تعديلها لتناسب جذمور المستخدم وعادة ما تكون تكلفة هذه الأطراف أقل من غيرها.
4. **التصنيع المختلط:** يتضمن الجمع بين تقنيات تقليدية ورقمية عدّة لإنشاء طرف صناعي مخصص للمرتدي ويناسب احتياجاته المحددة.

4.2 الطباعة ثلاثية الأبعاد:

هي إحدى تقنيات التصنيع ويشار لها أيضاً بالتصنيع بالإضافة، يُصنّع عن طريقها التصاميم ثلاثية الأبعاد (CAD)، يوجد برامج حاسوبية خاصة تقوم بتقسيم التصميم ثلاثي الأبعاد إلى شرائح أو طبقات رقيقة وبعدها تقوم بتحديد إحداثيات هذه الشرائح بالفراغ وإعطاء هذه الإحداثيات للطابعة بالترتيب لتقوم ببناء الشكل طبقة تلو الأخرى.

يُعتقد أنّ تقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد هي تقنية حديثة ولكن في الحقيقة هذه التقنية تعود لعام 1981 وأول شكل طُبع بها كان في عام 1986، ولكن ازدهارها وتطبيقاتها الفعلية كانت في الأعوام الأخيرة. تستخدم الطباعة ثلاثية الأبعاد لتخصيص التصاميم ووصلت هذه التقنية لمعظم المجالات والصناعة مثل الزراعة، والعمارة، والطب، والطيران والطعام.

تُصنف تقنيات الطباعة ثلاثية الأبعاد إلى سبع مجموعات، ولا يوجد معيار حول أي آلة أو تقنية تعمل بشكل أفضل لأنّ كلّ واحد من هذه التقنيات لها تطبيقاتها واستخداماتها، حتى أن الطباعة ثلاثية الأبعاد في الوقت الحالي لم تعد مقتصرة على صناعة النماذج الأولية، بل تزايد استخدامها في مجال صناعة مجموعة من المنتجات.

1.4.2 تقنيات الطباعة ثلاثية الأبعاد:[52]

1. **الطباعة بنفث مواد رابطة:** تُنفث فيها مادة كيميائية رابطة سائلة لتربط جزيئات مادة التصنيع التي تكون على شكل بودرة أو مسحوق لتشكيل طبقة من النموذج. من أهم تطبيقاتها إنتاج قوالب الصب الجبصينية أو المنتجات ذات الحجم الكبير المصنوعة من الرمل. يمكن استخدام مجموعة متنوعة من

المواد في هذه التقنية بما في ذلك المعادن، الرمال، البوليمرات، والسيراميك ومن أهم ميزاتها أنها بسيطة وسريعة ورخيصة فضلاً عن إمكانية استخدامها لطباعة نماذج ضخمة.

2. **إيداع الطاقة الموجهة:** هي أحد تقنيات الطباعة الأكثر تعقيداً، عادة تستخدم لإصلاح أو إضافة أجزاء لنماذج موجودة سابقاً. تتميز بدرجة عالية من التحكم في بنية مادة الطباعة ومنتجات عالية الجودة. تشبه في مبدأها الطباعة بالبثق ولكن بدل من أنو تكون فوهة الطباعة (Nozzle) مثبتة على محور معين، يمكنها أن تتحرك في اتجاهات عدّة. يمكن استخدامها في طباعة السيراميك والبولميرات ولكن عادةً ما تستخدم لطباعة المعادن وتكون المواد على شكل أسلاك أو بودرة. من الأمثلة على التقنية هي طابعات التصليب بالليزر التي يمكن استخدامها لإنتاج أو إصلاح الأجزاء الصغيرة من رتبة الميلمتر وصولاً للمتر.

3. **الطباعة بالبثق:** تُستخدم هذه التقنية لطباعة مجموعة من المواد وبألوان مختلفة حتى يمكن استخدامها لطباعة الطعام او الخلايا الحية. هي أكثر التقنيات انتشاراً والأقل تكلفة. يتم فيها بناء النماذج طبقة تلو الأخرى من الأسفل إلى الأعلى عن طريق تسخين المواد إلى حالة شبه سائلة وبثقها في مسار محدد لبناء النموذج. وعند وجود الحاجة إلى دعم أجزاء من النموذج تقوم الطابعة بإيداع مادة قابلة للإزالة تعمل كسقالة.

4. **الطباعة بنفث المواد:** في هذه التقنية يقوم رأس الطباعة بنفث مواد حساسة للضوء قطرة تلو الأخرى، إذ تتصلب هذه المواد جراء تعرضها للأشعة فوق البنفسجية فيتشكل النموذج طبقة تلو الأخرى. يكون المنتج النهائي أملس السطح ودقيق الأبعاد دون الحاجة لإجراء معالجة. يمكن بها طباعة بوليمرات وسيراميك والمركبات البيولوجية.

5. **الطباعة بانصهار المسحوق Powder Bed Fusion:** يُستخدم فيها إما حزمة من الإلكترونات أو شعاع من الليزر لصهر أو دمج مادة الطباعة التي تكون على شكل بودرة. ويمكن أن تكون المواد سيراميك أو معادن أو بوليميرات. تتميز بالسرعة والدقة العالية.

6. **الطباعة بالصفائح:** يُربط فيها صفائح عدّة من مواد الطباعة لإنتاج جزء من النموذج. من أهم ميزات هذه التقنية إنها غير مكلفة نسبياً، سهلة الاستخدام، فضلاً عن إمكانية إعادة استخدام المواد الزائدة ويمكن بها طباعة نماذج معقدة هندسياً بوقت سريع.
7. **الطباعة بالبلمرة الضوئية:** تُعالج فيها البوليمرات التفاعلية الضوئية باستخدام حزمة ليزر أو الأشعة فوق البنفسجية. من أهم العوامل التي تؤثر على عملية الطباعة مدة التعرّض للضوء، طول الموجة، وكمية الطاقة. وتكون المواد بداية بحالة سائلة وتتصلب نتيجة التعرض للضوء، وهي تقنية مناسبة لصناعة منتج بتفاصيل دقيقة وسطح أملس.

2.4.2 الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال الأطراف الصناعية:

أحدثت الطباعة ثلاثية الأبعاد ثورة في عالم الأطراف الصناعية بجعلها سهلة المنال والتصنيع، وبأسعار مقبولة وقابلة للتخصيص لكل حالة. دخلت تقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد إلى عالم الأطراف الصناعية في بداية عام 2010، عندما انتشرت التقنية على نطاق واسع وبأسعار مقبولة. تم تصميم أول يد صناعية مطبوعة في عام 2011 من قبل Richard Van As وهو نجار أفريقي فقد أصابع عدّة أثناء عمله بوصفه صانع دمى خشبية، وقد كان التصميم قابل للتخصيص وتكلفة تصنيعه أقل بكثير من الأطراف الصناعية التقليدية. في عام 2013 تم تأسيس مجتمع Enable من قبل الطبيب John Scholl وهي شبكة عالمية من المتطوعين والمصممين ومزودي الرعاية الصحية الذين يستخدمون الطباعة ثلاثية الأبعاد لتزويد الأشخاص المحتاجين بأطراف صناعية مجانية. وبالفعل تحوي المنصة على مجموعة تصاميم مفتوحة المصدر لأطراف صناعية مطبوعة، قابلة للتعديل والتخصيص. ومنذ ذلك الحين نما المجتمع ليشمل الآلاف من الأعضاء في أكثر من 100 دولة، وتزايد استخدام الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال تصنيع الأطراف، مع تطوير الباحثين والمصممين لأجهزة متطورة وأصبحت الطباعة ثلاثية الأبعاد اليوم تُستخدم في صناعة مجموعة من الأجهزة

التعويضية، بما في ذلك الأيدي والأذرع والأقدام الصناعية، ما يُمكن أن يساعد على حصول الأشخاص المحتاجين حول العالم على هذه الأجهزة.[53]

من أهم ميزات الأطراف الصناعية المطبوعة هي أنّ تكلفتها أقل بكثير من الأطراف التقليدية التي قد تصل أسعارها في بعض الحالات حتى 30–40 ألف دولار، في حين تكلفة الأطراف المطبوعة لا تتجاوز مئات عدّة من الدولارات. تعتمد تكلفة الطرف الصناعي المطبوع على عدة عوامل منها: درجة تعقيد التصميم، المواد المستخدمة في التصنيع، ونوع الطابعة وتقنية التصنيع المستخدمة.

3.4.2 اعتبارات تصميم الأطراف الصناعية المطبوعة:[54]

1. **وظيفية الطرف:** الهدف الرئيسي من الطرف الصناعي استعادة وظيفة الطرف المفقود. يجب أن يؤخذ بالحسبان حاجات المستخدم والوظائف التي يرغب القيام بها مثل القدرة على إمساك الأغراض.
2. **مواد الطباعة:** يجب أن تكون مادة التصنيع قوية كفاية لتتحمل نشاطات المستخدم اليومية، مع الحفاظ على خفة وزن والراحة. ولذلك من أكثر مواد التصنيع شيوعاً هي النايلون والكربون.
3. **مجال الحركة:** يجب أن يسمح الطرف بأكبر مجال ممكن للحركة ليتمكن المستخدم من أداء مهام متنوعة باستخدامه.
4. **قوة القبضة:** في أثناء التصميم يجب التأكد من أن قبضة الطرف قوية بشكل كافي لتحمل أغراض بأحجام وأوزان مختلفة دون أن تتسبب بتعب المستخدم.
5. **التحكم:** يجب أن يكون التحكم بالطرف سهلاً وبديهياً، تسمح للمستخدم بضبط قوة القبضة وزاوية الطرف، واتجاهه.
6. **راحة المستخدم:** يجب أن تكون الطرف مريحاً للمستخدم حتى عند ارتداءه لمراحل طويلة دون أن يتسبب بتهيّج الجلد أو الأنسجة. لذلك يجب الانتباه إلى عوامل مثل الوزن، التوازن، توزع الضغط، التهوية، وإضافة حشوات.

7. **الوزن:** يجب أن يكون الطرف خفيف الوزن ومتوازناً لمنع حدوث إجهاد أو عدم راحة في أثناء الاستخدام المديد.
8. **المتانة:** يجب أن يصمد الطرف في ظروف الاستخدام اليومي دون أن يتعرض لتلف أو تآكل بمرور الوقت، إذ يجب أن تكون المستخدمة في عملية التصنيع قوية ومتينة، مع الانتباه لنقاط الضغط ونقاط الضعف المحتملة.
9. **الجمالية:** مع أن وظيفية الطرف هي العامل الأهم في أثناء تصميم الأطراف الصناعية المطبوعة، إلا أن الجمالية والشكل أيضاً عوامل مهمة، فيجب الانتباه إلى اللون والملمس والمظهر العام للطرف بحيث يكون وظيفي وجذاب بصرياً.
10. **قابلية التخصيص:** إحدى أهم مزايا الطباعة ثلاثية الأبعاد القدرة على إنشاء أطراف صناعية مخصصة لكل فرد، فيجب أن يسمح التصميم بتخصيص قياس وشكل ووظيفة الطرف لتلبية الاحتياجات الفردية للمستخدمين.

4.4.2 ميزات الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال تصنيع الأطراف الصناعية:[55][56]

1. **إنتاج أسرع:** يمكن أن يكون إنتاج الأطراف الصناعية بالطباعة ثلاثية الأبعاد أسرع من طرق التصنيع التقليدية.
2. **صناعة النماذج:** تسمح الطباعة ثلاثية الأبعاد بإنتاج نماذج أولية وتعديل التصاميم بسرعة ما يُمكّن المصممين من تحسين التصميم بكفاءة وسرعة أكبر.
3. **قلة التكاليف:** يمكن أن تكون الطباعة ثلاثية الأبعاد خياراً أقل تكلفة في إنتاج الأطراف خصوصاً للأفراد الذين لا يملكون تأمين أو غيره من أشكال المساعدة المالية.
4. **الانتشار الواسع:** أصبحت تقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد متاحة على نطاق واسع، ما يسهم في زيادة حصول الأفراد على الأطراف الصناعية.

5. **قابلة للتخصيص:** تسمح تقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد بإنشاء أطراف صناعة مخصصة قابلة للتكييف وفقاً للاحتياجات والتفضيلات المحددة لكل فرد، وينتج عن هذا التخصيص جهاز تعويضي أكثر راحة وعملية وإرضاء للمستخدم من الناحية الجمالية.
6. **خفة الوزن:** تُصمم الأطراف الصناعية المطبوعة لتكون خفيفة الوزن، ما يقلل من عدم الراحة والإجهاد الناتج الذي ينتج عن استخدام أطراف ثقيلة الوزن.

5.4.2 مساوئ الطباعة ثلاثية الأبعاد في مجال تصنيع الأطراف الصناعية:[55][56]

1. **خيارات محدودة لمواد التصنيع:** قد لا تكون مواد الطباعة ثلاثية الأبعاد قوية أو متينة مثل مواد الأطراف التقليدية، ما يؤدي إلى أن تكون الأطراف الصناعية المطبوعة أكثر عرضة للتلف والتآكل بمرور الوقت.
2. **وظيفية محدودة:** قد لا يتوفر المستوى نفسه من الوظيفية في الأطراف الصناعية المطبوعة مثل الأطراف التقليدية، خاصة للأفراد ذوي الاحتياجات الأكثر تعقيداً.
3. **المهارات المتخصصة:** يتطلب تصميم وتصنيع الأطراف الصناعية بالطباعة ثلاثية الأبعاد مهارات ومعدات متخصصة، قد لا تتوفر في جميع المواقع.
4. **ضبط الجودة:** قد لا تخضع الأطراف الصناعية المطبوعة لمعايير مراقبة الجودة الصارمة نفسها مثل الأطراف التقليدية، ما يؤدي إلى تباين في جودة المنتج النهائي وأدائه.



الفصل الثالث

الدراسات المرجعية



3. الدراسات المرجعية

1.3 المقدمة:

تختلف الأطراف الصناعية العلوية من حيث التصاميم والميزات وأساليب التحكم واقتباس الإشارات والمعالجة، وقد أصبح التوجه في المدّة الأخيرة بعد انتشار تقنية الطباعة ثلاثية الأبعاد إلى تطوير أطراف صناعية علوية منخفضة التكاليف وذات مقدرات تحكم دقيقة تضاهي التصاميم العالمية.

سنناقش في هذا الفصل أبحاث تناولت أنظمة وطرق مختلفة للتحكم بالأطراف الصناعية العلوية بالاعتماد على إشارات العضلات الكهربائية، بعضها تناول حركات الرسغ والأصابع معاً وبعضها اقتصر على جزئية واحدة.

2.3 الدراسات المرجعية:

الدراسة الأولى: قام العلماء Wang.N, Lao.K, Zhang.X عام (2017) [17] بإجراء بحث لتصميم يد صناعية ذات مفاصل قابلة للانحناء ويتم التحكم بحركتها عن طريق إشارة EMG باستخدام 3 أقطاب سطحية، تصميم اليد مشابه لليد الطبيعية من حيث الشكل والحجم، مصنوع من الألمنيوم ويتألف من 5 أصابع كل إصبع بثلاث مفاصل و4 درجات من الحرية، تُنفّذ الحركة باستخدام 4 محركات متوضعة في راحة اليد بحيث يمكن التحكم بالإبهام والسبابة تحكماً منفصلاً في حين تتحرك باقي الأصابع مع بعضها.

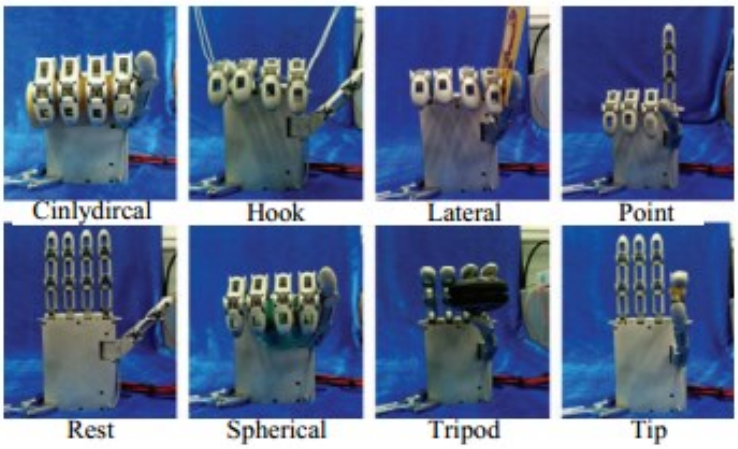
تم بناء النظام ليتعرف على 8 حركات لليد:

1. **الوضعية الأسطوانية (Cylindrical):** لالتقاط أشياء أسطوانية كقارورة ماء.
2. **وضعية الخطاف (Hook):** لحمل الأشياء عن طريق 4 أصابع مثل حقيبة.
3. **الوضعية الجانبية (Lateral):** لحمل الأشياء بين الإبهام والسبابة مثل ورقة أو بطاقة.
4. **وضعية التأشير (Pointing):** لكبس الأزرار أو التأشير للاتجاهات.
5. **وضعية الراحة (Rest):** لارتكاز الأشياء وحملها مثل موازنة صحن الطعام على اليد.
6. **الوضعية الكروية (Spherical):** للإمساك بالأشياء باستخدام كامل اليد مثل كرة.
7. **وضعية الحامل ثلاثي القوائم (Tripod):** للإمساك بالأشياء الصغيرة مثل مفتاح.

8. **الوضعية الدقيقة (Tip):** لحمل أشياء دقيقة مثل دبوس.

وللتحكم باليد الصناعية جُمعت البيانات من 6 أشخاص سليمين جسدياً (5 رجال وامرأة واحدة) إذ طُلب منهم أداء الحركات الثمانية كل حركة 10 مرات والثبات بالوضعية لمدة 5 ثواني بعدها حُوّلت الإشارة إلى رقمية ومعالجتها لاستخلاص السمات ثم تصنيفها؛ إذ أُستخدم مصنف Projected Feature Vector وتم الوصول إلى دقة 97%.

اكتفى البحث بتصـميم اليد فقط واختبارها في المختبر ولم يتم اختبارها مع مبتورين ولا تصـميم ذراع تحمل اليد بحال البتر كان من فوق الرسغ كما هو موضح بالشكل (1.3).



الشكل (1.3) صورة توضح الحركات التي تم تدريب اليد الصناعية عليها[17]

الدراسة الثانية: قام الباحث Keyberd.P وزملائه عام (2011) [18]بدراسة حول تصميم رسغ صناعي بحيث يكون صغيراً ومضغوطا حتى يكون قابلاً للاستخدام مع الناس ذوي الجذمور الطويل، في هذه الورقة تم العمل على أن يكون نظام التحكم بحركة الرسغ متوضعاً ضمن راحة الكف الصناعي وحول الذراع ويمكن للرسغ القيام بحركات البسط والقبض والكب والاستلقاء أو الخلط بين الحركتين لإيجاد التوضع المطلوب وذلك بواسطة محركين وتم التحكم بالمحركات عن طريق إشارة العضلات الكهربائية EMG المقتبسة من 6 أقطاب، إذ إنّ تصميم الرسغ بعدة درجات من الحرية يسهل من حركة اليد وتوضعها الصحيح ما يقلل من حاجة المستخدم القيام بحركات إضافية بذراعه ليعوض عدم وجود الرسغ ومن ثم يصبح القيام بالأنشطة أسهل.

لتحقيق الحركة المختلطة أُستخدم ناقل حركة بين المحركين الذين توضعا بشكل متوازي ولكن باتجاهات دوران متعاكسة، وكلا المحركين قادر على التحكم بكلا درجتي الحرية بحيث إذا دار المحركين معاً باتجاهين متعاكسين يتم تحقيق حركات الكب والاستلقاء أي يدور الرسغ حول محوره المركزي أما حركات القبض والبسط يتم تحقيقها بحال دوران المحركين بنفس الاتجاه، وبحال دوران المحركين بسرعات مختلفة يكون الناتج حركة مختلطة بين البسط والعطف والكب والاستلقاء.

كان التصميم عملياً قابلاً للاستخدام وحجمه صغير بطول أقل من 4سم للرسغ ووزن 200غ وتم التوصل لدقة تصل إلى 95% بالتعرف على سبع حركات أساسية للمفصل.

استُخدمت يد صناعية بثلاثة أصابع ولم يتم التركيز على حركة الأصابع في هذا البحث كما هو موضح بالشكل (2.3).



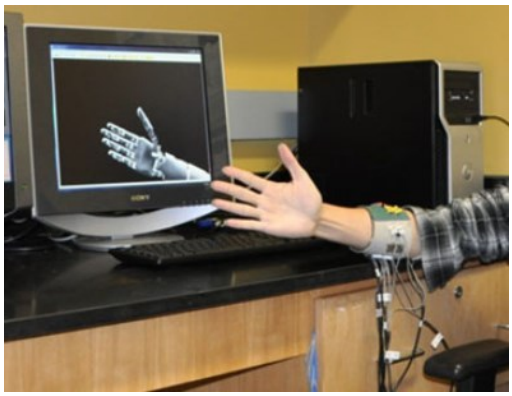
الشكل (2.3) صورة توضح تصميم الرسغ الصناعي مع 6 إلكترودات اقتباس[18]

الدراسة الثالثة: عمل الباحثان Ma.J, Thakor.N, Matsuno.F عام (2015)[19] على دراسة تقترح طريقة للتحكم بالطرف الصناعي باستخدام إشارة العضلات الكهربائية اعتماداً على حركة العضلات المشتركة أي مجموع الإشارات الناتجة عن حركة العضلات التي تؤدي إلى وضعية اليد المطلوبة، ورُكّز على أربع أنواع للحركة: اليد المفتوحة والمغلقة وبالنسبة للرسغ الكب والاستلقاء.

سُجلت إشارات العضلات لعشر أشخاص عن طريق 8 أقطاب توضعت توضعاً دائرياً حول العضد وقطب مرجعي متوضع على المرفق وبعد معالجة الإشارات اسُتخلصت السمات وطُبقت خوارزميات لتصغير أبعاد

مصفوفات السمات، المصفوفات التي نتجت عن هذه الخوارزميات تمثل إشارة العضلات المشتركة وفي هذا البحث أُعتمد على خوارزمية (NMF: non-negative Matrix Factorization) إذ وُجد أنها تعطي أفضل نتائج، وبعدها تمت عمليات التصنيف والتدريب والاختبار. بالنسبة للسمات المستخدمة فقد وُجد أنّ السمات المستخلصة في مجال الزمن أكثر دقة من السمات الترددية وتم العمل في بيئة الماتلاب.

وقد توصل البحث إلى أنّ الحركات البسيطة المسجلة (فتح وإغلاق اليد/ كب واستلقاء الرسغ) أظهرت دقة تصنيف عالية تصل لـ 95% أما في حال الحركات الأكثر تعقيداً فانخفضت الدقة ولم يتم العمل على نقل التجربة إلى خارج المخبر فقد تمت عمليات الاختبار في بيئة افتراضية ولم تُصمّم اليد، ويوضح الشكل (3.3) طريقة إجراء الاختبارات على نظام التحكم في الدراسة.

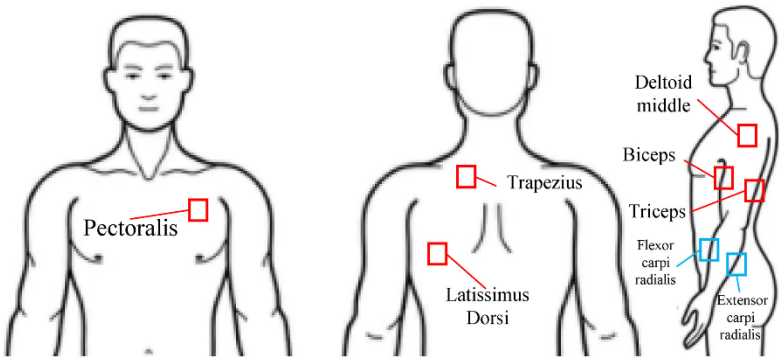


الشكل (3.3) اختبار نظام التحكم بالطرف الصناعي في بيئة افتراضية بواسطة المحاكاة[19]

الدراسة الرابعة: عمل الباحث .Kim K وزملاؤه في عام (2021) [20] على نظام لتصنيف 12 حركة لليد مع التمييز بين حالتين الإمساك بغرض خفيف أو ثقيل الوزن (كل حركة سُجلت مرتين – مرة بهدف الإمساك بغرض خفيف ومرة بغرض الإمساك بغرض ثقيل) باستخدام إشارات عضلات الجزء العلوي من الجسم دون عضلات الرسغ.

سُجلت قاعدة البيانات من قبل 9 أشخاص (7 سليمين – مبتور عبر الذراع – مبتور عبر الرسغ) باستخدام 6 الكترودات من شركة (Delsys) توضعت 3 على عضلات العضد و3 على عضلات الجذع وطُلب من كل شخص تكرار نفس الحركة 10 مرات، أُجري تحليل طيفي لاستخلاص السمات فضلاً عن السمات في المجال الزمني RMS، ZC، WL، SSC أُستخدمت خوارزمية PCA وطريقتين بالتصنيف CNN وSVM

أبدت الشبكة العصبونية دقة أعلى ووصلت إلى 69.4±11.4% في حين أنّ دقة مصنف SVM كانت 61.6±13.7%. يوضح الشكل (4.3) توزع أقطاب اقتباس إشارة العضلات في الدراسة.



الشكل (4.3) توضع أقطاب اقتباس إشارات العضلات.[20]

الدراسة الخامسة: عمل الباحث .Adeel A وزملائه عام (2016) [21] على تصميم يد صناعية منخفضة التكاليف وتحقق فعالية مماثلة لأحدث الأطراف الصناعية التجارية المتوفرة بتكاليف مرتفعة جداً، اعتمد الباحثون في نظام التحكم على إشارة العضلات الكهربائية وسُجّلت قاعدة بيانات مؤلفة من 5 حركات مختلفة لليد وهي (الراحة، اليد المفتوحة، القبضة، وضعية tripod، وpinch) باستخدام 8 أقطاب اقتباس واستخلصت مجموعة سمات في المجال الزمني وهي (MAV, SSC, WL, ZC, IAV) واستُخدمت خوارزمية LDA في عمليات التدريب والتصنيف.

تتألف اليد المصممة من خمس أصابع وأُضيفت حساسات ضغط في رؤوس الأصابع الثلاث (الإبهام، السبابة والوسطى) تفيد هذه الحساسات في منع تطبيق قوة زائدة على الأغراض الهشة التي قد يحملها المريض في طرفه مثل (كأس ماء، بيضة) بحيث تستشعر هذه الحساسات لملامسة الأغراض وتقوم بإرسال إشارات تعمل كتغذية راجعة في دارة التحكم التي توقف الموتورات عن الحركة مما يمنع تحطم الغرض، كما هو موضح في الشكل (5.3).



الشكل (5.3) تصميم اليد[21]

في هذه الدراسة تم مقارنة أداء اليد المصممة مع طرف من الأطراف التجارية المتوفرة في شركة ottobock وأُجريت تجربتين هما الإمساك بقشرة بيضة 10 مرات وتسجيل عدد المرات التي كُسرت فيها وحمل كأس ماء بلاستيكي وقياس حجم السائل المزاح عند حمل الكأس وكانت النتائج كالتالي:

الجدول (1.3) مقارنة بين الطرف في الدراسة وطرف ottobock[21]

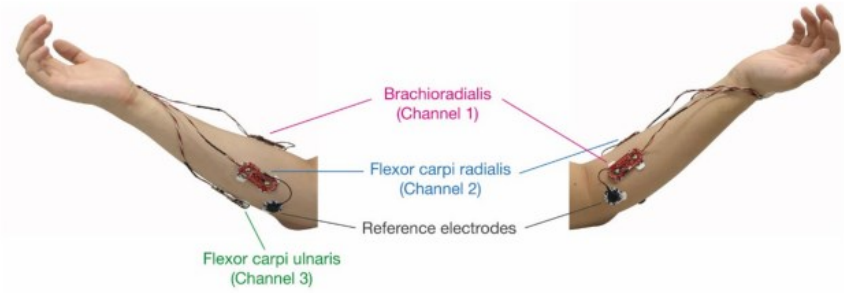
	Visual Feedback	No Visual Feedback
Number of Eggshells Cracked (Original Myoelectric)	6/10	8/10
Number of Eggshells Cracked (New Hand)	0/10	010
Volumetric Displacement (Original Myoelectric)	19mL	73mL
Volumetric Displacement (New Hand)	12mL	19mL

الدراسة السادسة: قام Kyung Lee وزملاؤه عام (2022) [22] بإجراء بحث بهدف تطوير مصنفات باستخدام خوارزميات تعلم الآلة للتعرف على حركات اليد والأصابع اعتماداً على إشارة العضلات الكهربائية المقتبسة باستخدام أقطاب مثبتة على الذراع.

سُجلت الإشارات لعشر حركات مختلفة من عشر عينات سليمين جسدياً (كلهم يستخدمون يدهم اليمنى) باستخدام 3 أقطاب اقتباس توزّعت كما في الشكل (6.3)، وطُلب من كل عينة تكرار الحركات 5 مرات، ويتم الثبات على الوضعية نفسها لمدة 5 ثواني. اسُتخلصت 6 سمات في المجال الزمني وهي RMS، VAR، MAV، SSC،

ZC، WL من ثلاث أقطاب ومن ثم مجمل عدد السمات يساوي 18، ولم تُختبر سمات في مجالي التردد أو التردد–الزمن للتخفيف من العبء الحسابي ومن ثم التوصّل لنظام تحكم بحيث يكون مناسب للاستخدام في الزمن الحقيقي. وتم تدريب 4 أنواع من المصنفات وهي شبكة عصبونية ANN ووصلت الدقة ل94%، وآلة متجه الداعم SVM إذ وصلت الدقة ل87.6%، والغابة العشوائية RF بدقة 83.1%، وأخيراً مصنف انحدار لوجستي LR وصل لدقة 53.9%.

لم يُختبر أداء النظام مع تصميم فعلي للطرف الصناعي، كما لم يُختبر مع أشخاص مبتورين بما أن قاعدة البيانات اشتملت على عينات سليمة جسدياً فقط.



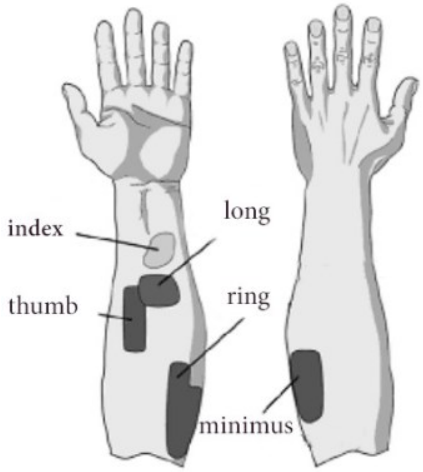
الشكل (6.3) توضع أقطاب اقتباس الإشارة على عضلات الذراع [22]

الدراسة السابعة: صمّم .Unanyan N وزملاؤه عام (2021) [23] طرفاً صناعياً علوياً يتكون من 5 أصابع بـ10 مفاصل، والإبهام بدرجتين من الحرية، دون مفصل رسغ. وأُجري بحث بهدف دراسة إمكانية التحكم بحركة أصابع الطرف كل واحد على حدى عن طريق إشارة العضلات الكهربائية في الزمن الحقيقي بحيث يكون قادراً على أداء الحركات الأكثر استخداماً في نشاطات الحياة اليومية، ولذلك استخدموا 5 حساسات من شركة OYmotion لاقتباس إشارة العضلات وكان توضع كل حساس على العضلة المسؤولة عن تحريك كل واحد من أصابع اليد كما يوضح الشكل (7.3). والهدف كان تصنيف حركة الإصبع ضمن واحدة من ثلاث حالات: إصبع مبسوط، إصبع مثني بالكامل، إصبع مثني جزئياً. اسُتخدمت دارة Arduino Nano للتحكم بالمحركات، ولتخفيف العبء الحسابي لم تُستخدم خوارزميات معقدة في تصنيف الحركات بل اعتمدوا على طريقة تحكم مباشر أي بعد اقتباس الإشارات من كل عينة يتم حساب مطال الإشارة في حالة القبض الكامل وتُحتسب عتبات أي عندما تكون الإشارة المسجلة بمطال أقل من 30% من المطال الكامل للعينة تُعدّ حركة بسط، وعندما

تتجاوز 30% حتى 60% تعتبر قبض جزئي، وعندما تتجاوز عتبة الـ 60% من المطال تُعدّ حركة قبض كامل.

الدراسة شملت تسجيل الإشارات من 28 شخص سليم غير مبتور، طُلب من كل شخص أن يضغط على مقياس قوة بكل واحد من أصابعه كل على حدى لمدة 5 ثواني لمعرفة مطال الحركة لكل إصبع ولتُحستب العتبات بعد تقييس الإشارات لكل شخص مشارك بالتجربة، فضلاً عن إجراء التجربة لكل يد على حدى بما أن معظم البشر لديهم يد سائدة ومن ثم يختلف مجال قوة ومطال الإشارات المسجلة من اليد اليمين واليسار للعينة نفسها.

ذكرت الدراسة أن نسبة الخطأ في تصنيف حركات البسط للأصابع وصلت لـ8.5%، ولحركات القبض الجزئي 16.1%، أما لحركات القبض الكامل فكانت 5.21%. ووجدوا أنّه من الصعب تسجيل إشارات حركة كل إصبع على حدى بسبب تداخل إشارات العضلات بالإضافة إلى ارتباط حركة الأصابع مع بعضها عند معظم الأشخاص فمن الصعب تحريك الوسطى مثلاً دون التأثير على البنصر. فضلاً عن ذلك، فعند اختبار نظام التحكم مع شخص مبتور لاحظوا ارتفاع نسبة الخطأ في التصنيف بما أنّ الأشخاص المبتور عادة تكون عضلاتهم أضعف ومن ثم العتبات تتقارب فيصبح من الصعب تصنيف 3 حالات.



الشكل (7.3) توضع الحساسات على العضلات المقابلة لكل إصبع[23]

الدراسة الثامنة: أجرى Rajapriya وزملاؤه عام (2021)[24] بحثاً لدراسة تأثير دوران الذراع وقوة القبض على دقة تصنيف 6 حركات لليد، وبمقارنة أداء مصنفي LDA و SVM باستخدام 5 مجموعات مختلفة من السمات المستخلصة من إشارة العضلات الكهربائية.

سُجلت قاعدة البيانات باستخدام 6 أقطاب من شركة Delsys موزعة على محيط الذراع فضلاً عن قطبين مرجعيات متوضعين على الرسغ وشارك في التجربة 10 أشخاص أصحاء. الحركات الـ6 كانت فتح وإغلاق اليد، قبض وبسط الرسغ، ميلان الرسغ الإنسي والوحشي وطُلب من كل شخص تسجيل كل حركة 3 مرات وأداء الحركة نفسها بثلاث درجات من القوة وثلاث وضعيات مختلفة للرسغ (كب واستلقاء وراحة).

تم في الدراسة مقارنة أداء 6 مجموعات من السمات وهي:

1. مجموعة في المجال الزمني (MAV, WL, ZC, SSC).
2. مجموعة في المجال الترددي وهي متوسط الطاقة (Mean Power Value) والتردد الوسيط والمتوسط من طيف طاقة الإشارة
3. ثلاث مجموعات في المجال الزمني–الترددي:

a. مجموعة السمات الزمنية مستخلصة من الإشارة المعاد تركيبها بعد إجراء تحويل المويجات باستخدام المويجة db4.

b. مجموعة سمات إحصائية (Cumulant Feature Set) قِيس فيها التفلطح (Skewness)،

c. مجموعة سمات مستخلصة من Bispectrum (BS): قِيس فيها Orientation of phase.

d. مجموعة سمات مستخلصة من Bispectrum (WBS): قِيس فيها تفرد الإشارة (Uniqueness) بالإضافة لثبات الإشارة مع الانزياح الزمني (Shift-Invariant).

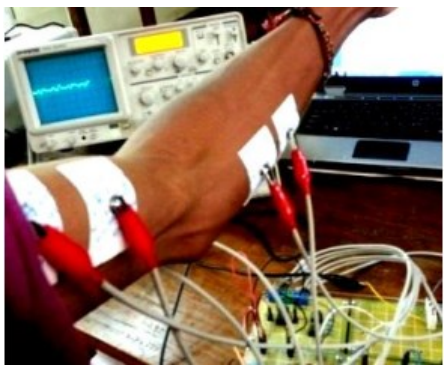
يوضح الجدول (2.3) دقة اختبارات التصنيف المجراة في الدارسة على مجموعات السمات المختلفة.

الجدول (2.3) دقة مصنفات LDA وSVM مع مجموعات السمات المقترحة[24]

Mean accuracy% (Standard deviation)	TD	FD	TFD	CMN	BS	Proposed WBS
LDA	75.92 (5.41)	76.77 (5.24)	79.33 (4.79)	80.21 (4.85)	82.46 (4.11)	86.43 (3.67)
SVM	73.01 (5.67)	76.53 (5.25)	80.32 (5.63)	78.88 (4.33)	82.39 (3.66)	85.92 (3.04)

كان أداء مصنف LDA أفضل من مصنف SVM مع مجموعات السمات الـ5 فضلاً عن أنّ مجموعة السمات التي أعطت أعلى دقة هي المستخلصة من Bispectrum. ولكن على الرغم من تفوقها إلا أنّها لا تُعدّ من أفضل الطرق للتحكم بحركة طرف في الزمن الحقيقي كونها تتطلب عمليات حسابية معقدة وزمن استخلاصها يعادل 6 أضعاف الزمن اللازم لاستخلاص السمات في المجال الزمني وتتطلب معالجاً متقدماً ما يرفع من تكلفة الطرف.

الدراسة التاسعة: أجرى .Rasnayake R وزملاؤه عام (2022)[25] بحثاً لتطوير نظام نظام للتحكم بطرف صناعي علوي عن طريق إشارة العضلات الكهربائية وتصنيف الإشارات باستخدام شبكة عصبونية. سُجلت الإشارات من قبل شخص واحد سليم بواسطة 4 أقطاب توضعت على عضلات الذراع والعضد موضحة في الشكل (8.3) وموصولة بدارة Arduino Uno وطُلب منه أداء حركتين كل واحدة منهما 60 مرة، مع تغيير وضعيات الرسغ. وشمل البحث تصميم دارات إلكترونية لترشيح الإشارات من الضجيج، وبعدها أُجري تحويل المويجات باستخدام مويجات Daubechies المويجة DB4 وبعدها اسُتخلصت السمات RMS، والتردد الوسيط MedianF والمتوسط MeanF عند درجات مختلفة من تحويل المويجات. أُرسلت الإشارات من دارة Arduino إلى بيئة MATLAB البرمجية حيث بُنيت شبكة عصبونية ودُربت على الإشارات ووصلت الدقة إلى 77.4%. لم يُختبر نظام التحكم مع أشخاص مبتورين بالإضافة إلى أن قاعدة البيانات المستخدمة تعدّ صغيرة كونها تألفت من حركتين فقط وتحتوي على عينات مسجلة من شخص واحد فقط.



الشكل (8.3) طريقة توزيع أقطاب اقتباس إشارة العضلات[24]

الدراسة العاشرة: درس .Beringer C وزملاؤه عام (2020)[26] تأثير وضعية الرسغ على إشارة العضلات الكهربائية الناتجة عن حركة كل إصبع لوحده. تضمنت الدراسة اقتباس إشارة العضلات من 11 شخص جميعهم أصحاء وبأعمار متقاربة 28±2.7 (7ذكور ، 4 إناث)، وسُجلت إشارة العضلات بواسطة أقطاب إبرية من 16 عضلة من عضلات الذراع. فضلاً عن تسجيل زوايا مفاصل الأصابع عن طريق كف يحتوي على حساسات كهرومغناطيسية.

طُلب من كل شخص قبض وبسط كل واحد من أصابعه بتغيير 5 وضعيات للرسغ (راحة، قبض، بسط، كب، استلقاء) وبعدها قورنت إشارات العضلات لكل شخص وهو يؤدي الحركة نفسها بين الوضعيات الخمسة للرسغ لحساب مقدار تأثر وتغير الإشارة بحركة الرسغ، ووُجد أن للرسغ تأثير كبير يصل أحياناً إلى تغيير يفوق ال70% في شكل الإشارات وكانت أكثر العضلات تأثراً هي العضلة المسؤولة عن قبض وبسط إصبع السبابة، كما أن نسبة الاختلاف كانت متفاوتة بين الأشخاص، لم يشمل البحث دراسة تأثر إشارات العضلات لدى المبتورين إذ تكون العضلات المسؤولة عن تحريك الأصابع عادة أضعف.

الدراسة الحادية عشر: أجرى .Asif A وزملاؤه عام (2020)[27] بحثاً بهدف تقييم أداء الشبكة العصبونية الالتفافية في التعرف على حركات اليد باستخدام إشارة العضلات الكهربائية السطحية. تضمن البحث تسجيل إشارات العضلات من 18 ذكر أصحاء – بمجال أعمار (20–35) – باستخدام 6 أقطاب متوضعة على عضلات الذراع. تألفت قاعدة البيانات من 10 حركات مختلفة لليد والذراع وطُلب من كل عينة تكرار الحركات 4 مرات بشدة قبض متوسطة.

بنية الشبكة العصبونية احتوت على 15 طبقة، واستخدمت خوارزمية stochastic gradient descent with momentum في التدريب، وأُجريت عدة محاولات تدريب مع تغيير بارمترات الشبكة، وتبين أنّ أكثر البارمترات تأثيراً هو معدل التعلم (Learning Rate) وعدد تكرارات التدريب (epochs) إذ اخُتبرت 5 قيم مختلفة لكل منهما لمراقبة أداء الشبكة مع تغير القيم.

الجدول (3.3) دقة التصنيف الناتجة عن تغيير بارمترات الشبكة العصبونية[27]

Learning Rate	Epochs				
	20	40	60	80	100
0.00001	49.1%	59.9%	66.6%	70.5%	71.2%
0.0001	79.3%	85.9%	89.6%	89.8%	90%
0.001	85.9%	88.7%	90.2%	91.7%	92%
0.01	68.8%	75%	76.6%	79.3%	77%
0.1	31.2%	33.9%	34%	36.6%	41.2%

يوضح الجدول (3.3) أنّ ضبط معدل التعلم على قيمة 0.0001 أو 0.001 وتكرارات التدريب بين 80–100 يعطي أفضل أداء. فضلاً عن دراسة تأثير تغيير بارمترات الشبكة، فقد تطرق البحث لدراسة ما إذا كانت الشبكة قادرة على تمييز بعض الحركات أكثر من غيرها ووجدوا أن حركات (القبضة المغلقة، قبض الرسغ، بسط الرسغ، القبضة الدقيقة (مقابلة السبابة مع الإبهام)) كانت أعلى الحركات دقة في التصنيف دوماً بغض النظر عن بارمترات تدريب الشبكة.

من ميزات استخدام هذه الشبكة عدم الحاجة إلى استخلاص السمات من الإشارات ولكن بالمقابل فإنّ الشبكات متعددة الطبقات تحتاج لقدرة حسابية كبيرة ولذلك من الصعب استخدامها بوصفها نظام تحكم محمول كون الأجهزة المحمولة المتوفرة حالياً محدودة القدرات، كما ان الدراسة لم تشمل عينات مبتورة أو لديها حالات صحية تؤثر على قوة العضلات.

الدراسة الثانية عشر: أجرت Neacsu A. وزملاؤها دراسة عام (2019) [28] بهدف التوصل لطريقة سريعة ودقيقة في التعرف على حركات اليد في الزمن الحقيقي باستخدام إشارة العضلات الكهربائية السطحية المسجلة بواسطة حساس تجاري.

اقترحت الدراسة استخدام شبكة عصبونية في عمليات التصنيف واستخلاص سمات في المجال الزمني فقط كون الهدف هو التوصل لخوارزمية سريعة في تصنيف الحركات المختلفة. تم استخدام 8 سمات في المجال الزمني وهي MAV، ZC، SSC، WL، Skewness، RMS، Hjorth Activity، و IAV. اخُتبر النظام المقترح على قاعدة بيانات مفتوحة المصدر مسجلة باستخدام سوار Myo Armband وهو يتألف من حساسات لاقتباس إشارة العضلات متوضعة بشكل دائري، ويُرتدى على الذراع. احتوت قاعدة البيانات على إشارات من 18 شخص

أصحاء و7 حركات مختلفة لليد والرسغ، طُلب من كل شخص أداء الحركات السبع مرتين مع الثبات على الوضعية نفسها لمدة 20 ثانية. بعدها تم تقسيم الإشارات المسجلة لإطارات بطول 250 مل ثانية واستخلاص السمات المقترحة منها، وأُدخلت العينات إلى شبكة عصبونية للتدريب، تم اختبار عدة بُنى للشبكات العصبونية تراوحت من 4 حتى 7 طبقات، ووُجد أن شبكة بـ6 طبقات أعطت أعلى دقة تصنيف والتي وصلت إلى 99.7%. ولم يُختبر النظام المقترح على قاعدة بيانات فيها إشارات مسجلة من أشخاص مبتورين.

3.3 مقارنة بين الدراسات المرجعية:

- معظم الدراسات المرجعية استخدمت السمات في المجال الزمني [28][23][21][20][18][17] كونها أسهل وأسرع حسابياً من السمات الأخرى وكافية للتوصل لدقات تصنيف عالية، والدراسات التي ذكرت استخدام السمات في المجال الزمني–الترددي [25][24] أشارت إلى أن الزمن اللازم لإجراء التحويلات لنقل الإشارة إلى المجال الترددي يُعدّ كبير في الحالات التي تحتاج إلى تحكم في الزمن الحقيقي.
- اسُتخدمت عدة أنواع من تقنيات التعلم الآلي في الدراسات السابقة فمنها استخدام مصنفات كالغابة العشوائية وآلة متجه الداعم ومنها استخدام الشبكات العصبونية ومنها استخدم التعلم العميق، وفي إحدى الدراسات أُعتمد على عتبات محددة لشدة الإشارة بهدف تسريع عمل النظام.
- أعلى دقة تم التوصل إليها لتصنيف 10 حركات في الدراسات المرجعية كانت 92% في الدراسة [27] باستخدام الشبكات العصبونية الالتفافية وباستخدام 6 أقطاب لاقتباس إشارة العضلات الكهربائية وباستخدام قاعدة بيانات مكونة من إشارات 18 شخص أصحاء. ومعظم قواعد البيانات المستخدمة في الدراسات إما لم تشمل على إشارات لمبتورين أو كان عدد المبتورين لا يتجاوز شخص أو اثنين.
- لوضعية الرسغ تأثير كبير على دقة تصنيف الإشارات فالدراسة [25] شملت حركتين فقط لليد ولكن مع تغيير زوايا الرسغ ما أدى لانخفاض الدقة بشكل كبير مقارنة بالدراسات الأخرى.

في الجدول (3.4) مقارنة بين الدراسات المرجعية من حيث تصميم الطرف إن وُجد ومن عدد أقطاب الاقتباس والعينات في الدراسة بالإضافة للسمات المستخدمة ونوع المصنفات المُختبرة ودقة التصنيف.

الجدول (4.3) مقارنة بين الدراسات المرجعية.

	تصميم والتحكم بيد اصطناعية عن طريق الإشارة الكهربائية للعضلات[17]	التحكم بحركة اليد والرسغ الصناعي اعتماداً على إشارة العضلات الكهربائية وحركة العضلات المشتركة[18]	تصميم رسغ صناعي بدرجتين من الحرية[19]	تصنيف إشارات عضلات الطرف العلوي الناتجة عن أداء مهام إمساك بأغراض باستخدام الشبكات العصبونية للتحكم بحركة طرف صناعي[20]	تصميم يد منخفضة التكلفة مفتوحة المصدر لتمكين التحكم الحسي للمبتورين من خلال الساعد[21]	التعرف على حركات اليد والأصابع باستخدام الشبكات العصبونية [22]	تصميم طرف صناعي علوي والتحكم بحركته باستخدام خوارزميات اكتشاف الحركة في الزمن الحقيقي اعتماداً على إشارة العضلات الكهربائية [23]	التحكم بحركة يد صناعية باستخدام إشارة العضلات الكهربائية مع اعتبار دوران الذراع وقوة القبض[24]	اقتباس إشارة العضلات الكهربائية السطحية وتصنيفها باستخدام شبكات عصبونية [25](ANN)	تقييم أداء الشبكات العصبونية الالتفافية في التعرف على حركات اليد باستخدام إشارة العضلات الكهربائية [27]	التعرف على حركات اليد باستخدام شبكات عصبونية ومَعلمات المجال الزمني [28]
التصميم	يد 5 أصابع ذات مفاصل انحناء مشابهة لليد الطبيعية من حيث الشكل والحجم ب4 درجات من الحرية	لم يتم العمل على تصميم اليد تمت التجارب في بيئة افتراضية	يد ذات 3 أصابع مع مفصل رسغ بدرجتين من الحرية، تصميم الرسغ عملي وصغير الحجم	–	يد ذات 5 أصابع مشابهة لليد الطبيعية من حيث الحجم والشكل	–	يد مكونة من 5 أصابع ب10 مفاصل، الإبهام بدرجتي حرية دون مفصل رسغ	–	–	–	–
عدد الأشخاص في قاعدة البيانات	6 أشخاص أصحاء	10 أشخاص أصحاء	شاب مبتور من تحت المرفق	9 أشخاص (7 سليمين– 1 مبتور تحت المرفق – 1 مبتور من خلال الرسغ)	شخص متبور من خلال الساعد	10 أشخاص أصحاء	28 شخص أصحاء	10 أشخاص أصحاء	شخص واحد سليم	18 شخص أصحاء	18 شخص أصحاء
عدد الأقطاب	3	8	6	6 أقطاب (delsys)	8 أقطاب	3 أقطاب	5 حساسات Gravity	6 أقطاب (delsys)	4 أقطاب	6 أقطاب	سوار Myo Armband
السمات	سمات في المجال الزمني MAV, VAR, the 4th AR...	سمات في المجال الزمني MAV, RMS, and WL	–	MAV, ZC, SSC, WL, RMS	MAV, SSC, ZC, IAV	WL, ZC, SSC, MAV, VAR, RMS	مطال الإشارة	أُختبرت 6 مجموعات من السمات (زمنية – ترددية وزمنية– ترددية)	CWT: RMS, meanF, MedianF	–	MAV ZC SSC WL Skewness RMS

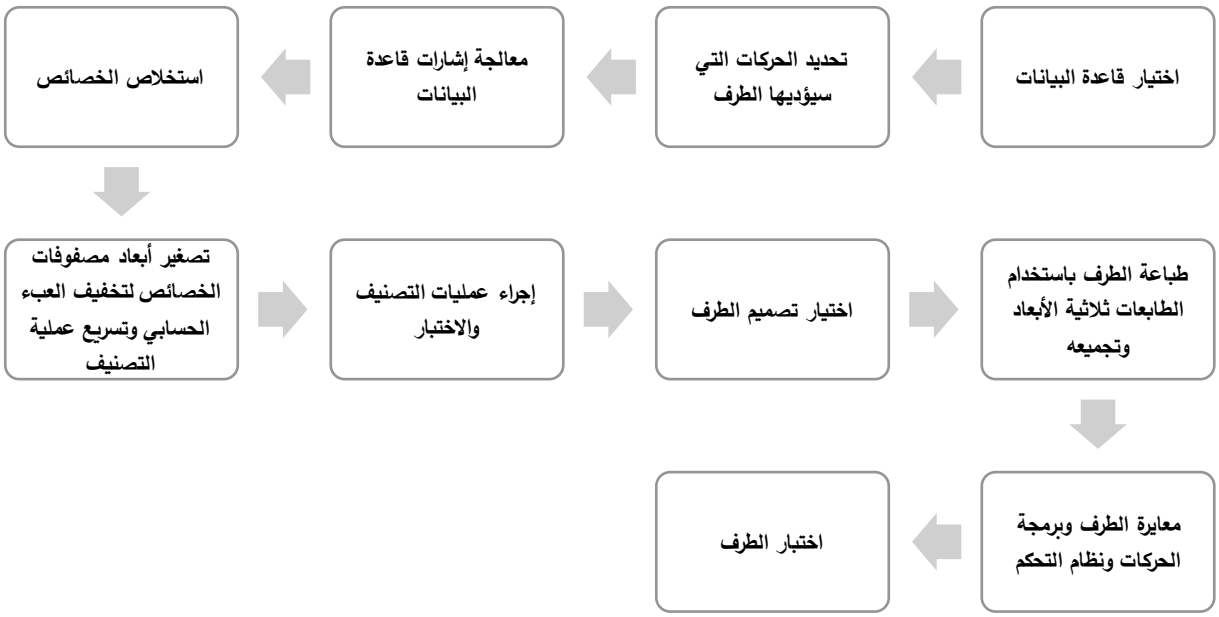
											Hjorth IAV
عدد الحركات المسجلة	8 حركات لليد	9 حركات لليد والرسغ	7 حركات للرسغ واليد	12 حركة لليد	5 حركات لليد	10 حركات لليد	3 حالات لكل إصبع	6 حركات لليد والرسغ	حركتين مع تغيير وضعيات الرسغ	10 حركات لليد والرسغ	7 حركات لليد والرسغ
خوارزمية تصغير الأبعاد	LDA: Linear discriminant analysis	NMF: nonnegative matrix factorization	–	PCA	–	–	–	–	–	–	–
المصنف	LDA	–	–	CNN – SVM	LDA	ANN SVM RF LR	–	LDA SVM	ANN	Convolutional Neural Network	NN
دقة التصنيف	97%	95%	95%	باستخدام CNN الدقة 69±11% باستخدام SVM الدقة 61±13%	–	ANN = 94% SVM = 87.6% RF= 83.1% LR = 53.9%	نسبة الخطأ وصلت لـ8.5% لحالة الإصبع المبسوط 16.1.% للقبض الجزئي 5.21.% للقبض الكامل	LDA = 86.43% SVM = 85.92%	77.4%	92%	99.7%

الفصل الرابع

الإجراء العملي

1.4 مقدمة:

يحتوي هذا الفصل على الخطوات العملية المُتبعة لإنجاز البحث، الذي مرّ بعدة مراحل بدءاً من اختيار قاعدة بيانات مناسبة وقد تم اختيار قاعدتي البيانات الثالثة DB3 والثانية DB2 في قاعدة البيانات العالمية NinaPro، واخُتيرت مجموعة من الحركات لتدريب نظام التحكم للتعرف عليها، ومن ثم اسُتخلصت السمات من الإشارات وطُبقت خوارزميات تخفيض الأبعاد بهدف تحديد أماكن توضع أهم الأقطاب وتحديد أهم السمات القادرة على التمييز بين الحركات المختلفة في قاعدة البيانات، وفي كل تجربة كان يُدرّب النظام باستخدام عدة مصنفات وتغيير بارامترات هذا المصنف لإيجاد الخوارزمية الأفضل والأسرع في التدريب والاختبار. بعد التوصل لنظام التحكم النهائي بدأت مرحلة طباعة الطرف واختباره على أرض الواقع فتم اختيار تصميم InMooV Hand وطُبع في مخبر الأطراف الصناعية في جامعة دمشق وتمت عمليات التجميع وتركيب القطع الإلكترونية والمعايرة واختبار أداء النظام عن طريق حساسات Gravity لاقتباس إشارة العضلات الكهربائية وتم الربط بين دارة التحكم بالطرف المطبوع ونظام التحكم الذي صممناه باستخدام البيئة البرمجية MATLAB. يوضح الشكل (1.4) تسلسل مراحل العمل في البحث.



الشكل (1.4) مخطط صندوقي يوضح خطوات العمل

2.4 قاعدة البيانات

قاعدة بيانات NinaPro (Non-Invasive Adaptive Prosthetics) هي قاعدة بيانات لإشارات العضلات الكهربائية (EMG) متاحة للجمهور جُمعت من أفراد أصحاء ومبتورين، وأُنشأت بوصفها جزءاً من مشروع NinaPro الذي يهدف إلى تطوير طرق جديدة لاستخدام إشارات العضلات للتحكم في الأجهزة التعويضية. إذ تحوي على بيانات تم جمعها من 78 شخص (67 أصحاء و11 مبتور) أثناء تكرار تأدية العديد من الحركات مثل قبضات يد مختلفة وأنماط قوة الأصابع. تسمح قاعدة البيانات هذه بدراسة العلاقة بين أقطاب الاقتباس وحركات وديناميكيات اليد والبارامترات السريرية، بهدف التوصل في النهاية إلى أطراف صناعية روبوتية أنظمة التحكم بها طبيعية غير جراحية للمبتورين عبر الساعد. يعتبر عدد الأفراد المشاركين في جمع البيانات كبير نسبياً مقارنة بقواعد البيانات الأخرى وخصوصاً من حيث عدد المبتورين.[57]

تقسم قاعدة البيانات NinaPro إلى 10 قواعد فرعية كل واحدة منها تحوي على تسجيلات لقبضات مختلفة باستخدام أقطاب وبروتوكولات اقتباس مختلفة.

في دراستنا استخدمنا قاعدتي البيانات الفرعيتين الثالثة DB3 والثانية DB2 لعدة أسباب:

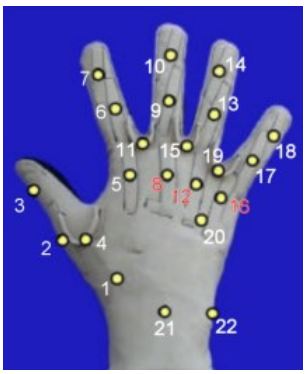
- سُجلت قاعدتي البيانات باستخدام أقطاب اقتباس من شركة Delsys وهي ما زالت متاحة تجارياً بعكس الأقطاب المستخدمة في بعض القواعد الفرعية الأخرى حيث لم تعد الشركات تنتج هذه الأقطاب ما يجعل الانتقال لمرحلة الاختبار والتصنيع صعباً.
- عدد الأفراد (العينات) في قاعدتي البيانات كبير إذ تحوي DB3 على إشارات لـ11 شخص مبتورين عبر الساعد (10 يميني اليد و1 يساري اليد)، وتحوي DB2 على إشارات لـ40 شخص أصحاء.
- عدد الحركات المسجلة في قاعدة البيانات كبير ويشمل معظم القبضات التي يؤديها الشخص بيد في حياته الطبيعية، إذ تشمل على 50 حركة مختلفة وكل واحدة منها مكررة 6 مرات.

1.2.4 إعداد الاقتباس:[57]

شمل إعداد الاقتباس عدة حساسات مصممة لتسجيل حركيات وديناميكيات اليد والنشاط الكهربائي العضلي المقابل، وتم توصيل الحساسات إلى حاسوب لتسجيل وتخزين البيانات.

الحساسات المستخدمة في تسجيل قاعدة البيانات هي:

1. **حساس CyberGlove:** لقياس حركيات اليد، وهو عبارة عن كف مصنوع من قماش مطاطي خفيف الوزن ومثبت عليه 22 مقياس جهد بحيث تتوضع هذه الحساسات فوق مفاصل الأصابع بدقة، تستخدم مقاييس الجهد تقنية استشعار مقاومة الانحناء لتحويل حركات اليد والأصابع إلى بيانات رقمية تعبر عن قياسات زوايا مفاصل الأصابع. في الشكل (2.4) صورة لكف CyberGlove.



الشكل (2.4) حساس CyberGlove[57]

2. **مقياس ميل Inclinometer:** مثبت على رسغ العينة لقياس اتجاه الرسغ.
3. **أقطاب اقتباس إشارة عضلات سطحية من شركة Delsys:** تم استخدام 12 قطب كل منها مزود ببطارية قابلة للشحن وبنطاق تشغيلي يصل لـ40 متراً، إذ ترسل هذه الأقطاب إشاراتها إلى محطة استقبال لاسلكية. سُجلت الإشارات بتردد اعتيان 2KHz وتم تثبيتها على الساعد باستخدام أشرطة مطاطية لضمان عدم تحركها في أثناء الاقتباس.

2.2.4 بروتوكول الاقتباس:[57]

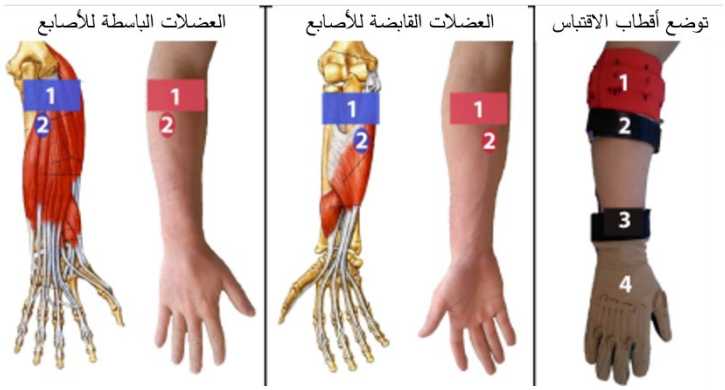
1.2.2.4 مواضع الأقطاب:

تُعدّ هذه المرحلة خطوة حاسمة يحدد من خلالها جودة البيانات المستحصلة، لذلك دُمج بين منهجين في توزيع الأقطاب على الساعد وهما منهج الاعتيان المكثف، ومنهج تحديد المواقع التشريحية الدقيقة. ووُضعت الأقطاب كالتالي:

1. ثماني أقطاب متباعدة بشكل متساوي حول الساعد تحت مفصل المرفق.
2. قطبين على نقطتي النشاط الرئيسيتين للعضلة المثنية للأصابع والعضلة الباسطة للأصابع.
3. قطبين على نقطتي النشاط الرئيسيتين للعضلة ثنائية الرؤوس العضدية والعضلة ثلاثية الرؤوس العضدية.

يوضح الشكل (3.4) أماكن توضع الحساسات المستخدمة في تسجيل قاعدة البيانات.





الشكل (3.4) أماكن توضع أقطاب اقتباس إشارة العضلات[57]

2.2.2.4 الحركات المسجلة في قاعدة البيانات:

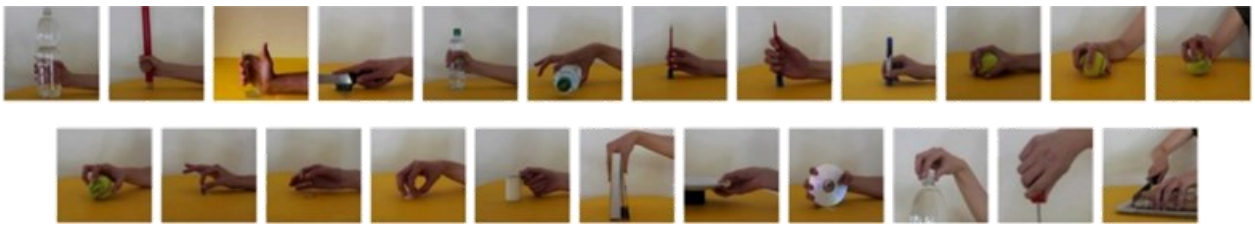
تقسم التجربة إلى مرحلة تدريب وثلاث تمارين تتناول أنواعاً مختلفة من الحركات مع وجود مدّة راحة بين التمارين لتجنب حدوث الإجهاد العضلي. تألفت مرحلة التدريب من مزيج مكثف من التمارين حتى يتآلف المشاركون مع الحركات في التجربة. أما التمارين الثلاثة فمقسمة كالتالي:

1. **التمرين B:** مؤلف من 17 حركة، 8 حركات للأصابع و9 حركات أساسية للرسغ موضحة في الشكل (4.4).



الشكل (4.4) الحركات في التمرين B [57]

2. **التمرين C:** مؤلف من 23 قبضة وظيفية لليد والرسغ مع استخدام أغراض لمحاكاة الحركات التي نؤديها بأيدينا في الحياة اليومية. يوضح الشكل (5.4) الحركات في التمرين C.



الشكل (5.4) الحركات في التمرين C [57]

3. **التمرين D:** مؤلف من 9 أنماط قوة للأصابع يطلب فيها من العينة قبض إصبع أو أكثر والضغط على حساس قياس قوة. كما يوضح الشكل (6.4).



الشكل (6.4) الحركات في التمرين D [57]

4. وضعية الراحة. موضحة في الشكل (7.4).

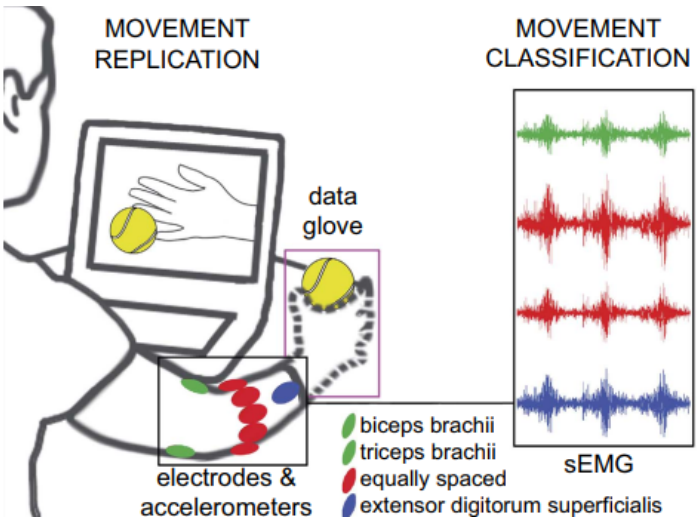


الشكل (7.4) وضعية الراحة [57]

3.2.4 آلية الاقتباس:

ارتدى المشاركون في DB2 أقطاب الاقتباس ومقياس الميل والكف في اليد نفسها المستخدمة في التسجيل بينما في قاعدة البيانات DB3 المؤلفة من أشخاص مبتورين فقد وُضعت أقطاب اقتباس إشارة العضلات على اليد المبتورة بينما ارتدوا مقياس الميل والكف في اليد السليمة. جلس من المشاركون في التجربة على كرسي مقابل شاشة عرض، وطُلب منهم تقليد الحركات التي تعرض على الشاشة بيد واحد في DB2 وبطريقة ثنائية الجانب أي باليدين معاً في DB3. يوضح الشكل (8.4) آلية تسجيل قاعدة البيانات.

كان على المشاركين تكرار الـ50 حركة 6 مرات حيث يثبت على الوضعية 5 ثواني يتبعها 3 ثواني من الراحة لتخفيف الإجهاد العضلي. تسلسل الحركات التي تعرض على الشاشة لم يكن عشوائياً وذلك لتخفيف حدوث أخطاء أثناء التسجيل.



الشكل (8.4) آلية تسجيل قاعدة البيانات[57]

1.3.2.4 الحركات المعتمدة في البحث:

قمنا باختيار 10 حركات من أصل 23 حركة في التمرين C من أجل نظام التحكم، وجرى الاختيار بناء على القبضات الأكثر شيوعاً واستخداماً في الحياة اليومية[33] وبحيث تنوعت القبضات لتشمل على وضعيات عدّة مختلفة للرسغ. يعرض الشكل (9.4) الحركات المُستخدمة في بناء نظام التحكم في البحث.

1. **القبضة المغلقة Power Grip:** وهي الأكثر استخداماً في نشاطات الحياة اليومية (Activities of Daily Life) بنسبة 35%.
2. **القبضة الدقيقة (Precision Grip):** وتستخدم بنسبة 30% من نشاطات الحياة اليومية.
3. **القبضة الجانبية (Lateral Grip):** تستخدم بنسبة 20% من نشاطات الحياة اليومية.
4. قبضات الخطاف (Hook) والحامل ثلاثي القوائم (Tripod) والتأشير (Pointing) بنسب أقل.



الشكل (9.4) الحركات المستخدمة في بناء نظام التحكم[57]

4.2.4 معالجة الإشارة:[57]

البيانات المنشورة خاضعة لعدة خطوات معالجة أولية قبل أن تصبح متاحة للاستخدام وهذه الخطوات تضمنت:

1. مرشح تمرير مرتفع عند عتبة 5Hz للتخلص من الضجيج الذي ينتج عن أسلاك الاقتباس وحركة الأقطاب.
2. مرشح منع حزمة عند عتبة 50Hz لمنع الضجيج الناتج عن تيار المدينة.

3. إعادة تسمية Relabeling: عند عرض المحفّز (الحركة المطلوب من المشارك أدائها) على الشاشة، ليس بالضرورة أن يتجاوب معها فوراً بنفس سرعة العرض قد يحصل تأخير بالاستجابة ينتج عنه تصنيف خاطئ للحركة عند هذه اللحظة، ولذلك خضعت البيانات لخوارزمية تقيس التشابه بحسب التسلسل راحة–حركة–راحة وتتأكد من أن الإشارات المسجلة مصنفة بدقة.

3.4 استخلاص السمات:

بحسب الدراسات المرجعية فإن السمات التي أثبتت أعلى نتائج مع إشارات العضلات هي السمات المستخلصة في المجال الزمني التي تعتمد على مطال وطاقة الإشارة، فضلاً عن اعتمادنا على بعض سمات المجال الزمني الترددي من خلال إجراء تحويل مويجات.

السمات المستخلصة في المجال الزمني هي:

1. **متوسط القيمة المطلقة Mean Absolute Value (MAV):**[34]

وهي واحدة من أهم السمات لإحصائيات في تحليل إشارات العضلات الكهربائية وتستخدم في تحديد سعة نشاط العضلات، وهي مؤشر على مستوى تنشيط العضلة. وتطبق وفق المعادلة (1.4)

$$MAV = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}|x_k| \qquad [34](1.4)$$

2. **تغيرات إشارة الانحدار Slope Sign Changes (SSC):**[34]

تمثل عدد المرات التي يحصل فيها تغير في إشارة ميل الإشارة. وهي من الطرق التي تصف التردد. يمكن تحديد عتبة مناسبة لتقليل تأثيرات الضجيج فالنسبة لثلاث عينات متتالية يتم زيادة عداد SSC إذا:

$$SSC = \sum_{i} fssc\ (x_i) \qquad [34](2.4)$$

حيث:

$$fssc(x_i) = \begin{cases} 1\ , & if\ x_i < x_{i+1}\ and\ x_i < x_{i-1} \\ & or\ x_i < x_{i+1}\ and\ x_i > x_{i-1} \\ 0\ , & otherwise \end{cases}$$

3. **العبور الصفري Zero Crossings (ZC):**[34]

من الطرق البسيطة التي يمكن قياس التردد من خلالها هي عدد المرات التي تعبر فيها الإشارة الصفر. لتقليل تأثيرات الضجيج، يمكن تحديد عتبة L للقيمة المطلقة للفرق بين عينيتن. وتطبق وفق المعادلة (3.4).

$$ZC = \sum_{k=1}^{N-1} fzc(x_k) \qquad [34](3.4)$$

حيث:

$$fzc(x_i) = \begin{cases} 1\,, & x_i x_{i+1} < 0 \; and \\ & |x_i - x_{i+1}| \geq L \\ 0\,, & otherwise \end{cases}$$

4. **جذر متوسط التربيع Root Mean Square (RMS):**[34]

هو مقياس إحصائي يستخدم بشكل شائع لوصف مطال مجموعة من العينات، يُحسب بأخذ الجذر التربيعي لمتوسط القيم التربيعية. تعدّ هذه السمة مفيدة خصوصاً في الحالات التي تتقلب فيها القيم المقاسة بمرور الوقت كما هو الحال في إشارات العضلات الكهربائية. وهي خاصية مشابهة للانحراف المعياري ويتم حسابها وفق المعادلة (4.4)

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} x_k^2} \qquad [34](4.4)$$

5. **مطال الإشارة Waveform Length (WL):**[34]

تعطي معلومات عن مدة تعقيد شكل الإشارة في كل مقطع، وهي عبارة عن مجموع مطالات مقاطع الإشارة عبر الزمن. تُحسب باستخدام العلاقة (5.4)

$$WL = \sum_{k=1}^{N} |x_k - x_{k-1}| \qquad [34](\mathbf{5.4})$$

6. **مجموع القيم المطلقة لعينات الإشارة Integrated Absolute Value (IAV):**[34]

هي من السمات التي تسمح بالتعرف على الإشارة دون وجود نمط واضح. وهي عبارة عن مجموع القيم المطلقة لعينات الإشارة. تُعطى بالعلاقة (6.4)

$$IAV = \sum_{k=1}^{N} |x_k| \qquad [34](6.4)$$

1.3.4 السمات المستخلصة في المجال الزمني–الترددي:

1. **تحويل المويجات المتقطع الهامشي Marginal Discrete Wavelet Transform (mDWT):**

وهي تقنية لتحليل الإشارة إلى مكوناتها الترددية المختلفة وتحليل ميزاتها. وهي أكثر كفاءة حسابياً من تقنيات تحويل المويجات الأخرى. حيث يتم حساب المستوي الأول فقط من عملية التحليل، ما يعني أنّ التحويل لن يلتقط إلا العوامل التقريبية الأخشن للإشارة، ومن ثم يعطي تمثيلاً بسيطاً للإشارة. يُحسب mDWT عن طريق تمرير الإشارة عبر زوج من مرشحات التمرير العالي والمنخفض، متبوعاً بالاختزال (downsampling) بمعامل 2. العوامل التقريبية الناتجة تعطي صورة عامة عن شكل الإشارة، في حين العوامل التفصيلية تلتقط التغييرات ذات التردد العالي. ولكن في mDWT يتم الاحتفاظ فقط بالعوامل التقريبية والتخلص من العوامل التفصيلية. تحويل المويجات المتقطع الهامشي أبسط من تحويل المويجات المتقطع التقليدي من الناحية الحسابية؛ إذ أنّه يتطلب فقط مستوي واحد من الفلترة، ما يجعله مناسب للتطبيقات التي تحتاج كفاءة حسابية مثل معالجة الإشارات في الوقت الحقيقي كما في حالتنا.

طُبّق تحويل المويجات المتقطع الهامشي باستخدام المويجة db7 ومن الدرجة الثالثة.

$$mDWT_l(x) = \sum_{\tau=0}^{T/2^{l-1}} \left| \sum_{t=1}^{T} x_t \psi_{l,T}(t) \right| \qquad [68](\mathbf{7.4})$$

حيث:

$$\psi_{l,T}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-l}t - \tau)$$

لاستحصال السمات من الإشارات قُسمت الإشارات إلى نوافذ بطول 400ms وبزيادة بين النافذة والتي تليها بمقدار 20ms وبما أن الإشارات مسجلة من 12 قطب فقد كان عدد السمات الناتجة 120 خاصية مرتبة كالتالي في مصفوفة:

All_Features= [12 IAV, 12 RMS, 12 ZC, 12 SSC, 12 MAV, 12 WL, 48 mDWT]

وتبين أن الزمن اللازم لإجراء تحويل المويجات قد يصل لـ6 أضعاف الوقت اللازم أي من السمات الأخرى في المجال الزمني ويوضح الجدول (1.4) الزمن اللازم لاستخلاص كل من السمات المستخدمة من قطب واحد من أقطاب الاقتباس.

الجدول (1.4) الزمن المستغرق لاستخلاص السمات المستخدمة

السمة	الزمن المستغرق (ثانية)
MAV	1.12×10^{-5}
WL	1.16×10^{-5}
SSC	1.52×10^{-5}
ZC	1.31×10^{-5}
IAV	1.03×10^{-5}
mDWT	6.73×10^{-5}

4.4 خوارزمية تصغير الأبعاد ReliefF:

هي واحدة من خوارزميات اختيار السمات المستخدمة في التعلم الآلي لتحديد السمات الأكثر صلة بمهمة معينة، وذلك بتقدير أهمية كل سمة عن طريق حساب قدرتها على التمييز بين عينات الفئات المختلفة في مجموعة البيانات. ومن أهم ميزات هذه الخوارزمية قدرتها على تحديد أهم السمات حتى لو كانت السمات مترابطة مع بعضها.

طُبقت خوارزمية ReliefF على مصفوفة السمات الناتجة عن DB3 لهدفين:

1. لتحديد السمات الأكثر تمييزاً بين القبضات والتخلص من السمات الأقل أهمية ومن ثم تخفيض العبء الحسابي وتسريع عمليات التصنيف عندما يتم بناء النظام بالزمن الحقيقي.
2. لتحديد الأقطاب التي تعطي أكثر الإشارات تمييزاً بين الحركات، لتخفيض تكاليف تصنيع واختبار الطرف بتقليل عدد أقطاب الاقتباس في التصاميم المستقبلية وتوضيع الأقطاب فقط على النقاط الأكثر أهمية.

دخل الخوارزمية هو مصفوفة السمات All_Features وعدد K=10 والخرج الناتج عنها كان مصفوفة مكونة من 120 عمود بنفس عدد السمات ومرتبة تنازلياً بأرقام السمات من الأكثر إلى الأقل أهمية (الشكل 10.4).

Columns 1 through 16															
35	19	25	13	20	37	30	23	16	14	34	31	55	7	15	26
Columns 17 through 32															
32	11	59	22	116	24	67	97	27	29	100	43	17	42	96	98
Columns 33 through 48															
8	56	99	38	71	46	112	53	5	33	70	104	10	58	115	66
Columns 49 through 64															
92	88	52	4	64	21	18	47	111	12	60	39	6	54	50	2
Columns 65 through 80															
62	44	84	95	65	51	3	113	93	63	80	61	28	68	76	120
Columns 81 through 96															
114	49	1	72	87	91	9	57	108	83	94	69	79	109	110	103
Columns 97 through 112															
90	41	119	107	89	75	40	102	101	82	36	78	48	86	77	45
Columns 113 through 120															
117	118	85	81	106	74	105	73								

الشكل (10.4) مصفوفة All_Features_Ranks الناتجة عن تطبيق خوارزمية relief على مصفوفة السمات الناتجة عن DB3

السمات بين 1–12 تمثل خاصية IAV من الأقطاب 1 حتى 12 بالترتيب، السمات بين 13–24 تمثل خاصية RMS، السمات بين 25–36 تمثل خاصية ZC، السمات 37–48 تمثل خاصية SSC، السمات 49–60 تمثل خاصية MAV، السمات من 61–72 تمثل خاصية WL، السمات من 73–120 تمثل سمات mDWT.

بناء على مصفوفة All_Features_Ranks وُجد أن أقل السمات أهمية هي MAV وmDWT.

بعدها استخدامنا تابع mod للحصول على باقي قسمة عناصر المصفوفة على 12 لنتمكن من تمييز أهم الأقطاب (الشكل 11.4).

Columns 1 through 16															
11	7	1	1	8	1	6	11	4	2	10	7	7	7	3	2
Columns 17 through 32															
8	11	11	10	8	0	7	1	3	5	4	7	5	6	0	2
Columns 33 through 48															
8	8	3	2	11	10	4	5	5	9	10	8	10	10	7	6
Columns 49 through 64															
8	4	4	4	4	9	6	11	3	0	0	3	6	6	2	2
Columns 65 through 80															
2	8	0	11	5	3	3	5	9	3	8	1	4	8	4	0
Columns 81 through 96															
6	1	1	0	3	7	9	9	0	11	10	9	7	1	2	7
Columns 97 through 112															
6	5	11	11	5	3	4	6	5	10	0	6	0	2	5	9
Columns 113 through 120															
9	10	1	9	10	2	9	1								

الشكل (11.4) المصفوفة الناتجة عن باقي قسمة مصفوفة All_Features_Ranks على 12

وبناء على النتائج وُجد أن الأقطاب التي تعطي الإشارات الأكثر تمييزاً بين الأنماط هي (11 – 1 – 7 – 2) بالترتيب بحيث يتوضع القطب رقم 11 على بطن العضلة ثنائية الرؤوس، وبقية الأقطاب تتوضع على الذراع تحت مفصل المرفق.

5.4 التصنيف:

قُسمت قاعدة البيانات إلى جزئين، جزء للتدريب يشكل 75% من عدد العينات، وجزء للاختبار يشكل 25% من العينات وعملية اختيار العينات كانت عشوائية.

دُربت ثلاث أنواع من المصنفات على عينات التدريب وهي:

1. مصنف الجار الأقرب KNN بعدد K=1.
2. مصنف آلة متجه الداعم SVM باستخدام أكثر من تابع نواة حيث استخدمنا تابع خطي Linear، وتابع غاوسي Gaussian، وتابع تكعيبي Cubic.

3. مصنف الغابة العشوائية Random Forest بعدد أشجار 30-50-100-200.

وأُجريت عدة عمليات التدريب على السمات الناتجة من DB3:

1. تدريب المصنفات على مصفوفة السمات كاملة أي 120 خاصية من 12 قطب اقتباس.
2. تدريب المصنفات بعد استبعاد السمات الأقل أهمية أي على 60 خاصية من 12 قطب اقتباس.
3. تدريب المصنفات على السمات الناتجة من أهم 3 أقطاب وهي الأقطاب رقم (11-1-7) أي على 30 خاصية من 3 أقطاب اقتباس.
4. تدريب المصنفات على السمات الناتجة من أهم 4 أقطاب وهي الأقطاب رقم (11-7-1-2) أي على 40 خاصية من 4 أقطاب اقتباس.
5. تدريب المصنفات على السمات الأهم الناتجة من أهم 4 أقطاب أي على 20 خاصية من 4 أقطاب اقتباس.

كما أُجريت عمليات تدريب عدّة على السمات الناتجة من DB2:

1. بداية أُجريت تجارب التدريب على كامل العينات في قاعدة البيانات:
   a. تدريب مصنف الغابة العشوائية على مصفوفة السمات كاملة المستخلصة أي 120 سمة من 12 قطب.
   b. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات الأهم المستخلصة من أهم 4 أقطاب (1-2-7-11) أي بدون سمات MAV وmDWT أي على 20 سمة.
2. بعدها أُعيدت نفس تجارب التدريب ولكن باستخدام 11 عينة فقط من قاعدة البيانات ليتساوى عدد العينات بين قاعدتي البيانات ونتمكن من مقارنة النتائج:
   a. تدريب مصنف الغابة العشوائية على مصفوفة السمات كاملة من 12 قطب أي على 120 سمة.
   b. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات كاملة المستخلصة من أهم 4 أقطاب أي على 40 سمة.
   c. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات الأهم من أهم 4 أقطاب أي على 20 سمة.

6.4 تقييم أداء خورازميات التصنيف:[70]

يُقيَّم أداء خوارزميات التصنيف من خلال معايير أداء الجودة ومنها: الصحة (Precision) والحساسية (Sensitivity) والنوعية (Specificity) والدقة المتوازنة (Balanced Accuracy) فضلاً عن دقة المصنّف الكلية (Accuracy).

1. الحساسية (وتُعرف كذلك بأنها المعدل الموجب الحقيقي TPR): هي مقياس للأشياء الموجبة التي عُرفت بشكل صحيح (مثل النسبة المئوية للأشخاص الذين شُخّصوا بشكل صحيح بأنهم مصابون بمرض معين)، أي كم عينة صنّفت على أنها موجبة فعلاً من أصل كل العينات الموجبة وهي متممة للمعدل السالب الحقيقي. وهي نسبة العينات الموجبة الحقيقية (TP) إلى مجموع العينات الموجبة الحقيقية والسلبية الكاذبة (TN). تُعطى بالعلاقة (8.4).

$$sensitivity\ (Recall) = \frac{TP}{TP + FN} \qquad (8.4)$$

2. الخصوصية أو النوعية (وتعرف بأنها المعدل السالب الحقيقي TNR): وهي مقياس للأشياء السالبة التي عُرفت بشكل صحيح (مثل النسبة المئوية للأشخاص الأصحّاء الذين شُخّصوا بأنهم غير مصابين بمرض معين)، أي كم عينة صنّفت على أنها سلبية فعلاً من أصل كل العينات السلبية وهي متممة للمعدل الموجب الحقيقي. وهي نسبة العينات السلبية الحقيقية (TN) إلى مجموع العينات السلبية الحقيقية والموجبة الكاذبة. تُعطى بالعلاقة (9.4)

$$specificiyt = \frac{TN}{FP + TN} \qquad (9.4)$$

3. الدقة الكلية: وهي دقة الكشف الصحيح السالب والصحيح الموجب على مجموع الكشف الكلي. تُعطى بالعلاقة (10.4).

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{FP + TN + TP + FP} \qquad (10.4)$$

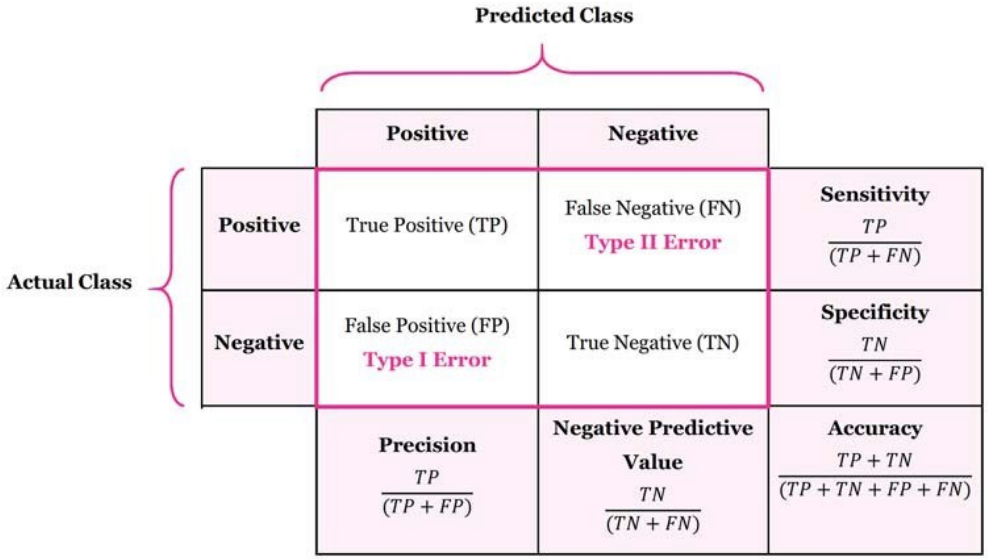
4. الدقة المتوازنة: وهي متوسط الحساسية والخصوصية. تُستخدم للتعبير عن دقة المصنّف عند عدم أعداد العينات كأن تظهر إحدى الفئات في عينات التدريب بشكل أكبر من غيرها ما قد يجعل المصنّف ينحاز لها، ويعطي دقة أعلى من الدقة الفعلية. تُعطى بالعلاقة (11.4).

$$Balanced\ Accuracy = \frac{sensitivity\ + specificity}{2} \qquad (11.4)$$

5. الصحة: وهو مقياس لمعدل العينات الموجبة الحقيقية، أي كم عينة موجبة فعلاً من أصل كل العينات ذات التصنيف الموجب. تُعطى بالعلاقة (12.4)

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \qquad (12.4)$$

يمكن حساب هذه المعايير من مصفوفة الارتباك (Confusion Matrix) الناتجة عن المصنف، إذ تمثل مصفوفة الارتباك ملخص تنبؤات المصنف. فتوضح عدد التنبؤات الصحيحة وغير الصحيحة لكل صنف، وتساعد في فهم الأصناف التي يتم الخلط بينها وبين الأصناف الأخرى. يوضح الشكل (12.4) طريقة قياس معايير أداء المصنفات من مصفوفة الارتباك.



الشكل (12.4) معايير جودة أداء المصنف من مصفوفة الارتباك.[69]

7.4 اختبار نظام التحكم:

1. حساسات اقتباس إشارة العضلات:

اسُتخدمت 3 حساسات Gravity EMG sensors لاقتباس إشارة العضلات من شركة OYmotion؛ إذ يدمج الحساس دارة تضخيم بمعامل 1000 ودارة ترشيح تفاضلية للإشارات تقلل من الضجيج الناتج عن تيار المدينة. يتراوح خرج الحساس بين 0.1−3 فولت وتعتمد قوة الإشارة على شدة نشاط العضلات. يتكون الحساس من أقطاب اقتباس جافة لا يحتاج لوجود جل مُوصِل وهو مناسب للاستخدام لفترات طويلة على عكس أقطاب الاقتباس اللاصقة التي تحتاج جل فضلاً عن كونها تُستخدم لمرة واحدة فقط.[58]

أُجريت عدة اختبارات على الحساسات حيث اقُتبست الإشارات العضلات بتردد اعتيان 1KHz بعد توزيع الحساسات على أماكن مشابهة لتوزع الأقطاب في قاعدة البيانات، بالإضافة إلى تسجيل الإشارات الناتجة عن توضع الحساسات على العضلة نفسها بالتناوب ومقارنة الإشارات الناتجة.

2. معالجة الإشارات المُسجلة:

اخُتبر نوعين من المرشحات Butterworth، وChebyshev وأُجريت ثلاث مراحل من الترشيح بهدف تخفيض الضجيج على الإشارات:

1. مرشح تمرير منخفض على عتبة 500 هرتز.
2. مرشح تمرير مرتفع على عتبة 20 هرتز.
3. مرشح رفض نطاق عند تردد 50 هرتز.

وبعدها قُورنت أشكال الإشارات الناتجة عن عمليات الترشيح مع الإشارات في قاعدة البيانات، والإشارات الناتجة عن وضع الحساسات الثلاث في النقطة نفسها وتسجيل الحركة نفسها.

8.4 تصنيع الطرف الصناعي:

1.8.4 اختيار التصميم:

بعد مقارنة التصاميم مفتوحة المصدر المتاحة، اخُتير تصميم InMoov وهو تصميم لذراع صناعية بـ6 درجات من الحرية كجزء من روبوت كامل بحجم إنسان حقيقي عمل عليه مصمم فرنسي يدعى Gael Langevin.[59]

2.8.4 مكونات الطرف:

يتكون التصميم من يد بخمس أصابع ومفصل رسغ متحرك في محور واحد قادر على أداء حركات الكب والاستلقاء.

1. الأصابع: يتكون كل إصبع من 6 قطع بالإضافة إلى غطاء لكل إصبع.
2. راحة اليد: تتكون من 6 قطع.
3. الرسغ: ويتكون من 7 قطع ويحتوي مسننات وحوامل للكابلات لتمكين عملية الدوران.
4. الذراع: وتتكون من 13 قطعة وتحتوي على حوامل المحركات والبكرات.
5. مسامير وقطع تثبيت.
6. 6 محركات سيرفو، 5 منها للتحكم بحركة الأصابع تتوضع في الذراع وواحد للرسغ لتدويره في المستوي الأفقي (المستعرض).
7. دارة تحكم، ومصدر تغذية.
8. أسلاك وكابلات ومسامير.

3.8.4 طباعة الطرف:

طُبعت أجزاء الطرف في مخبر الطباعة ثلاثية الأبعاد في جامعة دمشق باستخدام طابعات Delta WASP 4070 و Delta WASP 2040 التي تعمل بتقنية FDM. يتكون الطرف من 72 قطعة منفصلة واستغرقت عملية الطباعة حوالي 50 إلى 60 ساعة باستخدام مادة PETG البلاستيكية وبكثافة تعبئة 30% لجميع

القطع عدا المسننات والقطع التي عليها ضغوط تحميل وعزوم طُبعت بكثافة 100%. اسُتخدم برنامج Cura من أجل تهيئة قطع التصميم للطباعة وتصدير الملفات كملف gcode الذي يحوي على الإحداثيات الواجب على الطابعة اتباعها لإنتاج القطعة. في الشكل (13.4) بعض قطع الطرف بعد الطباعة.



الشكل (13.4) مجموعة من مكونات الطرف بعد الطباعة

4.8.4 المحركات:

عادة ما تُستخدم محركات من نوع سيرفو Servo Motor في التطبيقات الروبوتية والميكانيزمات التي تتطلب دقة في الحركة ذلك لما تمتاز به هذه المحركات من خفة في الوزن ودقة في التحكم وسهولة في الاستخدام بالإضافة إلى كون استجرارها للتيار قليل بمقارنة بأنواع المحركات الأخرى ما يجعلها أنسب في حال تشغيل الطرف بالاعتماد على بطاريات.

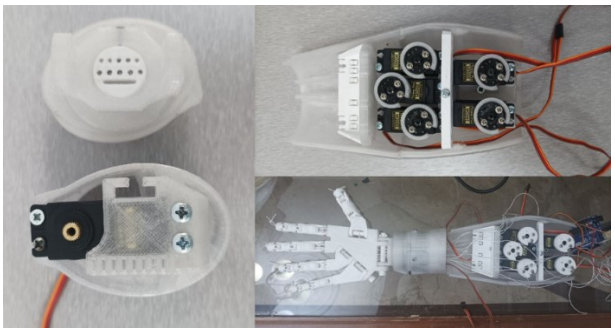
اسُتخدم 6 محركات سيرفو من نوع MG995 (الشكل 14.4) وهي ذات عزم 13kg/cm وسرعة تعادل 0.17s/60º وذات مدى حركة بين 0-180 درجة ووزن 55g. تتوضع محركات الأصابع الخمس في ذراع الطرف مثبتة بحامل، في حين يتوضع المحرك الأخير في الرسغ.



الشكل (14.4) محرك السيرفو المستخدم في تحريك الطرف

5.8.4 تجميع الطرف:

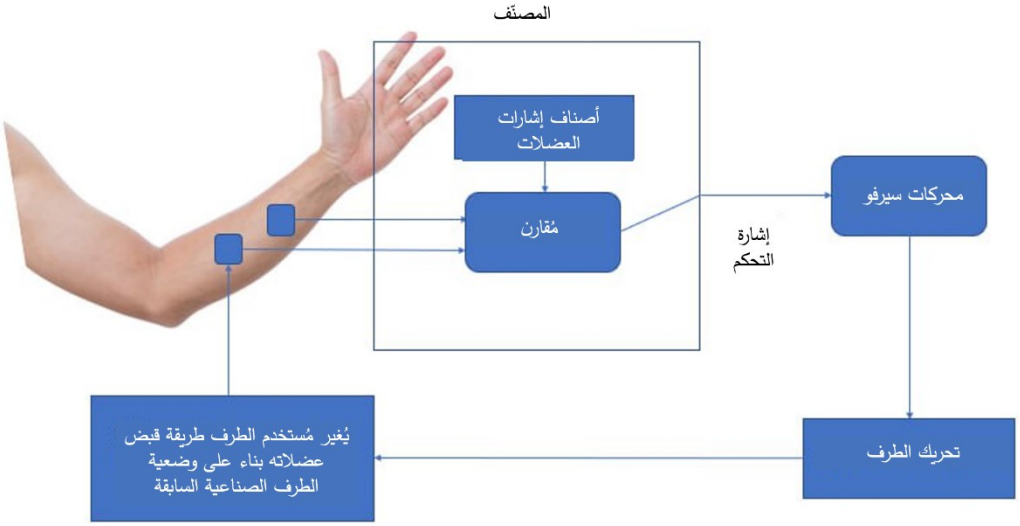
تضمنت عملية التجميع عمليات البرد والتنعيم للقطع كي نتمكن من تركيبها مع بعضها ولضمان حركة المفاصل بسلاسة وتقليل الاحتكاك. تم تمرير أسلاك من رؤوس الأصابع حتى الذراع؛ حيث تتوضع المحركات التي تتحكم بالأصابع وثبتناها مع المحركات وأجرينا معايرة لشد الأسلاك وتزييت المسننات. يوضح الشكل (15.4) أماكن تثبيت المحركات في الطرف وبعض مراحل عملية التجميع.



الشكل (15.4) الطرف أثناء عملية التجميع والمعايرة

6.8.4 نظام التحكم:

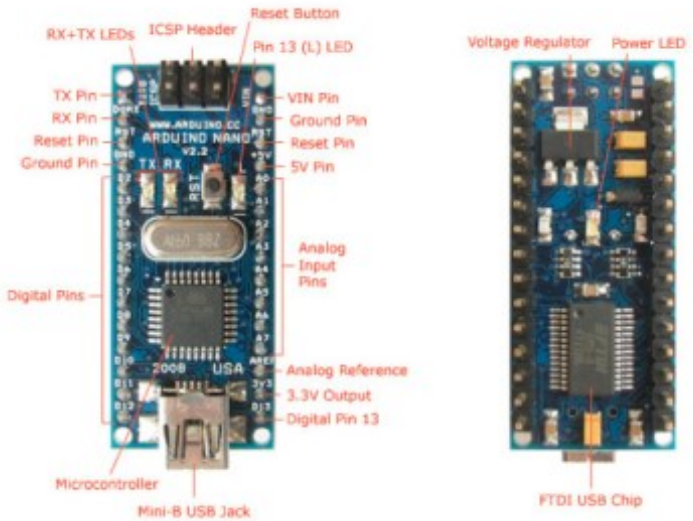
يتألف نظام التحكم في الطرف من عدة مراحل، بدايةً بحساسات اقتباس إشارات العضلات الكهربائية التي تقوم بإرسال الإشارات إلى دارة المعالجة وبدورها تُجري المعالجة الأولية للإشارات وتُستخلص السمات وبعدها تُدخل السمات إلى المصنّف لاختيار صنف أو نوع الإشارة بناء على بيانات التدريب، ومن ثمّ تُرسل أمر لمحركات سيرفو عن طريق دارة أردوينو لأداء الحركة المصنّفة. في الشكل (16.4) مراحل عمل نظام التحكم في البحث.



الشكل (16.4) مخطط نظام التحكم في الطرف الصناعي

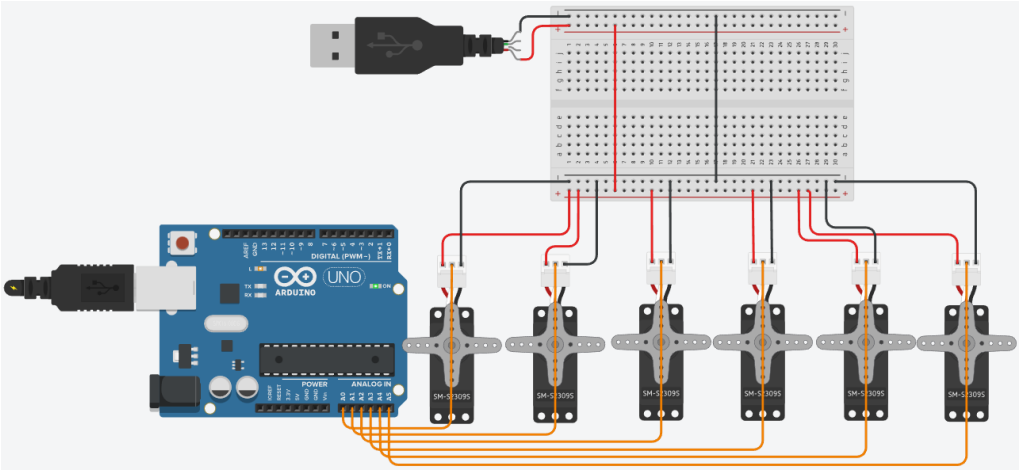
- **دارة Arduino:**

التحكم بالمحركات كان عن طريق دارة Arduino Nano وهي عبارة عن لوحة تحكم تعتمد على متحكم ATmega32 (الشكل 17.4) وهي مشابهة لدارة Arduino Uno من حيث الوظيفية ولكنها أصغر حجماً. تعمل الدراة بجهد تغذية 5 فولت وتحوي على منافذ تماثلية ورقمية.



الشكل (17.4) دارة أردوينو نانو

لكل واحد من المحركات 3 أسلاك واحد للتغذية وكل محرك يحتاج جهد 5 فولت، وواحد للجهد المرجعي GND، أما السلك الأخير فهو للتحكم. وُصلت أسلاك التغذية إلى مصدر تغذية خارجي وأسلاك التحكم إلى منافذ الدارة لنرسل من خلالها الأوامر للمحركات وتحديد زوايا الحركة. في الشكل (18.4) مخطط توضيحي لطريقة توصيل الدارة الإلكترونية في الطرف.

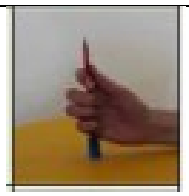
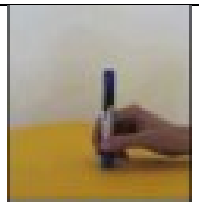
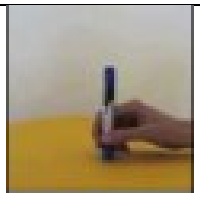


الشكل (18.4) مخطط الدارة الإلكترونية للطرف

بالتجربة والاختبار أُوجدت قيم زوايا دوران المحركات لأداء الحركات الـ10 المختارة في قاعدة البيانات بالإضافة لوضعية الراحة وهي عبارة عن كف مفتوح والرسغ بحالة استلقاء. يعرض الجدول (2.4) قيم زوايا المحركات المُوجدة.

الجدول (2.4) زوايا المحركات لأداء الحركات المختارة

الحركة/المحرك	الإبهام	السبابة	الوسطى	البنصر	الخنصر	الرسغ
الراحة	150	150	150	150	150	0
	30	30	30	30	30	0
	50	50	150	150	150	0

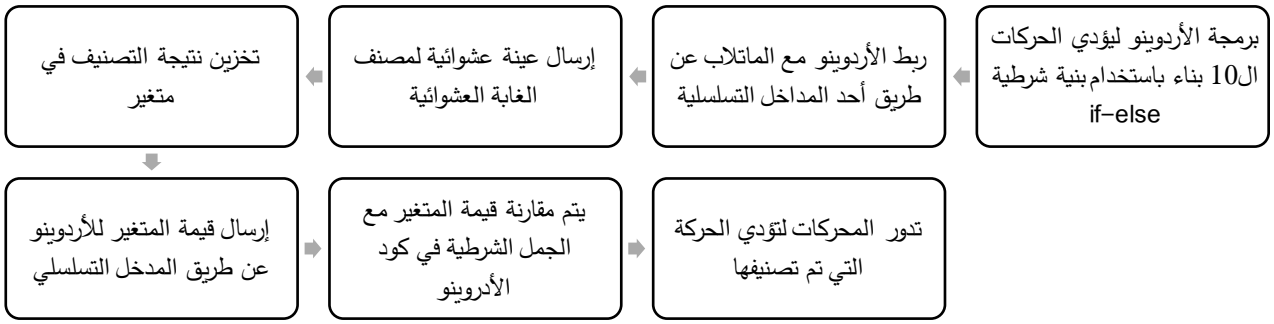
180	150	150	150	50	50	
0	20	20	20	140	50	
180	65	65	65	65	65	
0	10	10	75	75	55	
0	120	120	120	75	70	
–	30	30	40	50	50	

يتم برمجة لوحة أردينو بلغة C في بيئة برمجية خاصة بها تدعى Arduino CC. بنية الكود كانت بسيطة تعتمد على جمل شرطية if-else، إذ رُمز لكل حركة برقم بين 0–10 وكل ما أرسلنا واحد من هذه الأرقام للأردوينو تدور المحركات لتؤدي الحركة المطلوبة.

- **الربط مع المصنف في بيئة MATLAB:**

بسبب عدم توفر العدد الكافي من الحساسات لاقتباس إشارة العضلات والتحكم بحركة الطرف، رُبط الطرف مع برنامج MATLAB، حيث استُخدم جزء الاختبار من قاعدة البيانات لإدخاله إلى المصنف وعند

الوصول لتصنيف الحركة تُرسل النتيجة عن طريق المداخل التسلسلية من الماتلاب لدارة الأردوينو ليؤدي الطرف الحركة التي المُصنّفة. الشكل (19.4) يوضّح مراحل برمجة الطرف الصناعي في البحث.



الشكل (19.4) مخطط صندوقي يوضح مراحل برمجة الطرف



الفصل الخامس

النتائج ومناقشتها



1.5 مقدمة:

في هذا الفصل عُرضت نتائج تطبيق تدريب المصنفات المُختبرة في البحث، فضلاً عن نتائج اختبار حساسات اقتباس إشارة العضلات الكهربائية وقورنت نتائج الإشارات المسجلة مع الإشارات في قاعدة البيانات. كما عُرضت نتائج طباعة وبرمجة الطرف الصناعي على أداء الحركات العشر التي دُرّبت المصنفات عليها.

2.5 نتائج عملية تدريب المصنفات:

اسُتخدم في عمليات التدريب 3 أنواع من المصنفات وهي مصنف الجار الأقرب ومصنف آلة متجه الداعم ومصنف الغابة العشوائية فضلاً عن إلى إجراء عمليات التدريب عدة مرات بناء على نتائج خورازمية تخفيض الأبعاد.

1.2.5 نتائج التدريب على قاعدة البيانات DB3:

1. تدريب المصنفات على مصفوفة السمات كاملة أي 120 خاصية من 12 قطب اقتباس. في الجدول (5.1) نتائج التدريب.

الجدول (1.5) نتائج تدريب المصنفات على مصفوفة السمات كاملة

نوع المصنف	خصائص المصنف	الدقة
Fine Knn	عدد الجيران 1	97.1
SVM	Linear Kernel	35.4
SVM	Gaussian	73.7
SVM	Cubic Kernel	82.9
Random Forest	عدد الأشجار 100	97.6

2. تدريب مصنف الغابة العشوائية بعدد أشجار 100 بعد استبعاد السمات الأقل أهمية أي على 60 خاصية من 12 قطب اقتباس. في الجدول (2.5) نتائج التدريب.

الجدول (2.5) نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية بعد استبعاد السمات الأقل أهمية

السمات المستخدمة	الدقة %
جميع السمات	97.6
بعد حذف سمات mDWT	98.3
بعد حذف سمات MAV وmDWT	98.5

3. تدريب المصنفات على السمات الناتجة من أهم 3 أقطاب وهي الأقطاب رقم (11-1-7) أي على 30 خاصية من 3 أقطاب اقتباس. في الشكل (3.5) نتائج التدريب.

الجدول (3.5) نتائج تدريب المصنفات على السمات الناتجة من الأقطاب رقم (11-1-7)

نوع المصنف	خصائص المصنف	الدقة%
Fine KNN	Fine	76.9
Medium KNN	Medium	70.4
Linear SVM	Linear Kernel	19.6
Random Forest	عدد الأشجار 30	83.3
Random Forest	عدد الأشجار 100	86
Random Forest	عدد الأشجار 200	86.6
Random Forest	عدد الأشجار 400	failed

4. تدريب المصنفات على السمات الناتجة من أهم 4 أقطاب وهي الأقطاب رقم (11-7-1-2) أي على 40 خاصية من 4 أقطاب اقتباس. في الشكل (4.5) نتائج التدريب.

الجدول (4.5) نتائج تدريب المصنفات على السمات الناتجة من الأقطاب رقم (11-7-1-2)

نوع المصنف	خصائص المصنف	الدقة %
Random Forest	عدد الأشجار 100	91

5. تدريب المصنفات على السمات الأهم الناتجة من أهم 4 أقطاب أي على 20 خاصية من 4 أقطاب اقتباس. في الشكل (5.5) نتائج التدريب.

الجدول (5.5) نتائج تدريب المصنفات على السمات الأهم الناتجة من أهم 4 أقطاب

المصنف	خصائص المصنف	السمات المستخلصة	الدقة %
Random Forest	عدد الأشجار 100	كل السمات (40)	91
Random Forest	عدد الأشجار 30	بعد حذف سمات mDWT (24)	90
Random Forest	عدد الأشجار 100	بعد حذف سمات mDWT (24)	92
Random Forest	عدد الأشجار 200	بعد حذف سمات mDWT (24)	91.9
KNN	Fine	بعد حذف سمات mDWT (24)	87.6
Random Forest	عدد الأشجار 100	بعد حذف سمات mDWT وMAV (20)	92

2.2.5 نتائج التدريب على قاعدة البيانات DB2:

1. نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية باستخدام إشارات كل العينات في قاعدة البيانات (40 عينة) موضحة في الجدول (6.5):
   a. تدريب مصنف الغابة العشوائية على مصفوفة السمات كاملة المستخلصة أي 120 سمة من 12 قطب.
   b. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات كاملة المستخلصة من أهم 4 أقطاب أي 40 سمة.
   c. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات الأهم المستخلصة من أهم 4 أقطاب أي دون سمات MAV وmDWT أي على 20 سمة.

الجدول (6.5) نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية على كامل عينات قاعدة البيانات DB2

خصائص المصنف	عدد الأقطاب	السمات المستخلصة	الدقة %
عدد الأشجار 50	12	كافة السمات (120)	99.8
عدد الأشجار 50	أهم 4 أقطاب	كافة السمات (40)	94.4
عدد الأشجار 50	أهم 4 أقطاب	بعد حذف سمات mDWT وMAV (20)	97.8

2. نتائج التدريب باستخدام إشارات 11 عينة فقط من قاعدة البيانات موضحة في الجدول (5.7):
   a. تدريب مصنف الغابة العشوائية على مصفوفة السمات كاملة من 12 قطب أي على 120 سمة.
   b. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات كاملة المستخلصة من أهم 4 أقطاب أي على 40 سمة.
   c. تدريب مصنف الغابة العشوائية على السمات الأهم من أهم 4 أقطاب أي على 20 سمة.

الجدول (7.5) نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية على 11 عينة من قاعدة البيانات DB2.

خصائص المصنف	عدد الأقطاب	السمات المستخلصة	الدقة %
عدد الأشجار 100	12	كافة السمات (120)	99.9
عدد الأشجار 100	أهم 4 أقطاب	كافة السمات (40)	98
عدد الأشجار 100	أهم 4 أقطاب	بعد حذف سمات mDWT وMAV (20)	95

3.2.5 مقارنة بين نتائج عمليات التدريب على قاعدتي البيانات:

على الرغم من كون قاعدتي البيانات المستخدمتين في الدراسة DB2 وDB3 مسجلتين بالطريقة والحساسات نفسها تماماً، واستخدام الطرق نفسها في استخلاص السمات وتدريب المصنفات في البحث، إلا أن نتائج تدريب المصنف على قاعدة البيانات DB2 كانت أعلى في كل التجارب المجراة، حتى عند مساواة عدد العينات بين القاعدتين، والسبب في ذلك كون الإشارات في DB2 مُقتبسة من أشخاص أصحّاء ومن ثم الإشارات أعلى شدة وأكثر تمييزاً بين القبضات المختلفة لليد. في الجدول (8.5) مقارنة بين نتائج دقة التصنيف في قاعدتي البيانات DB2 وDB3.

الجدول (8.5) مقارنة بين نتائج تدريب مصنف الغابة العشوائية على قاعدتي البيانات DB2 وDB3

عدد الأقطاب	السمات المستخلصة	الدقة%		
		DB3	DB2 (11 P)	DB2 (40 P)
12	كافة السمات (120)	97.6	99.9	99.8
أهم 4 أقطاب	كافة السمات (40)	91	98	94.4
أهم 4 أقطاب	بعد حذف سمات mDWT وMAV (20)	92	95	97.8

في نهاية التدريب توصّل البحث إلى نظام التحكم النهائي بتدريب مصنف الغابة العشوائية على عينات قاعدة البيانات DB3 وبُني المصنف بـ100 شجرة ووصلت الدقة إلى 92%، خُفّض عدد أقطاب الاقتباس من 12 قطب إلى 4 فقط وهي الأقطاب أرقام (11 – 1 – 7 – 2)، فضلاً عن تخفيض عدد السمات المستخلصة من 120 إلى 20 فقط وذلك بعد استبعاد سمات MAV وmDWT بناء على نتائج خوارزمية ReliefF ما قلّل الوقت اللازم لاستخلاص السمات من العينات بصورة كبيرة بما أن عملية تحويل المويجات هي من العمليات المكلفة حسابياً وتستغرق وقت طويل (ما يقارب 6 أضعاف الوقت اللازم لاستخلاص السمات في المجال الزمني) وقد لا تكون الأنسب عند معالجة الإشارات في الزمن الحقيقي.

4.2.5 مقارنة بين نتائج البحث والدراسات المرجعية:

يوضح الجدول (9.5) مقارنة بين البحث والدراسات المرجعية من حيث التصاميم المستخدمة، وعدد أقطاب اقتباس إشارة العضلات، وعدد السمات المستخلصة فضلاً عن طريقة التصنيف المستخدمة والدقة النهائية.

- تقاربت جميع الدراسات في عدد السمات ونوعها، وحتى طرق التصنيف تشاركت عدة دراسات في نوع المصنف المستخدم، وتراوح عدد الحركات ما بين 8 إلى 12 حركة، بينما عدد أقطاب الاقتباس تراوح ما بين 3 إلى 8. ولكن الدراسات التي شملت على عدة وضعيات للرسغ في قواعد بياناتها فكان أقل عدد أقطاب مستخدم هو 4 كما في الدراسة [25] كما أن النظام فيها بُني للتمييز بين قبضتي الفتح والإغلاق فقط. أما الدراسات التي قلّ عدد أقطاب الاقتباس فيها عن 4 كما في الدراسة [18] فلم تشمل حركة الرسغ في قاعدة بياناتها.
- عدد العينات في قاعدة البيانات المستخدمة في البحث أكثر من عدد العينات في جميع الدراسات المرجعية خاصةً من حيث عدد المبتورين، فأعلى عدد من العينات المبتورة في الدراسات المرجعية كان 2 في الدراسة [20] مقارنة مع 11 عينة مبتورة في البحث.
- توصّل البحث إلى دقة تصنيف مقاربة وفي بعض الحالات أعلى من دقة المصنّفات في الدراسات المرجعية، وذلك باستخدام 4 أقطاب وهو أقل من عدد الأقطاب في جميع الدراسات عدا الدراسة [17]

التي استخدمت 3 أقطاب ولكن لم تشمل مبتورين في قاعدة بياناتها كما أن النظام فيها بُني للتمييز بين 8 قبضات مقارنة مع عشر قبضات في البحث.

- معظم الدراسات لم تذكر استخدام خوارزميات لتصغير الأبعاد وتحديد السمات الأكثر أهمية في التمييز بين القبضات. أما في البحث فقد اسُتخدمت خوارزمية ReliefF والتي ساهمت في تخفيض عدد الأقطاب من 12 إلى 4 وفي استبعاد السمات في المجال الزمني–الترددي.
- تأثرت الدقة بعدد العينات في قاعدة البيانات وفي نوع البيانات هل هي مسجلة من أصحاء أو مبتورين، فالدراسات التي شملت على مبتورين في قواعد بياناتها كانت الدقة فيها أخفض بقليل عن الدراسات التي شملت أصحّاء فقط كما في الدراستين [20][19] وهذا يطابق ما توصّل إليه البحث فقط كانت الدقة الناتجة عن استخدام قاعدة بيانات الأصحاء DB2 أعلى من الدقة الناتجة عن قاعدة بيانات المبتورين DB3.

الجدول (9.5) مقارنة بين نتائج البحث والدراسات المرجعية

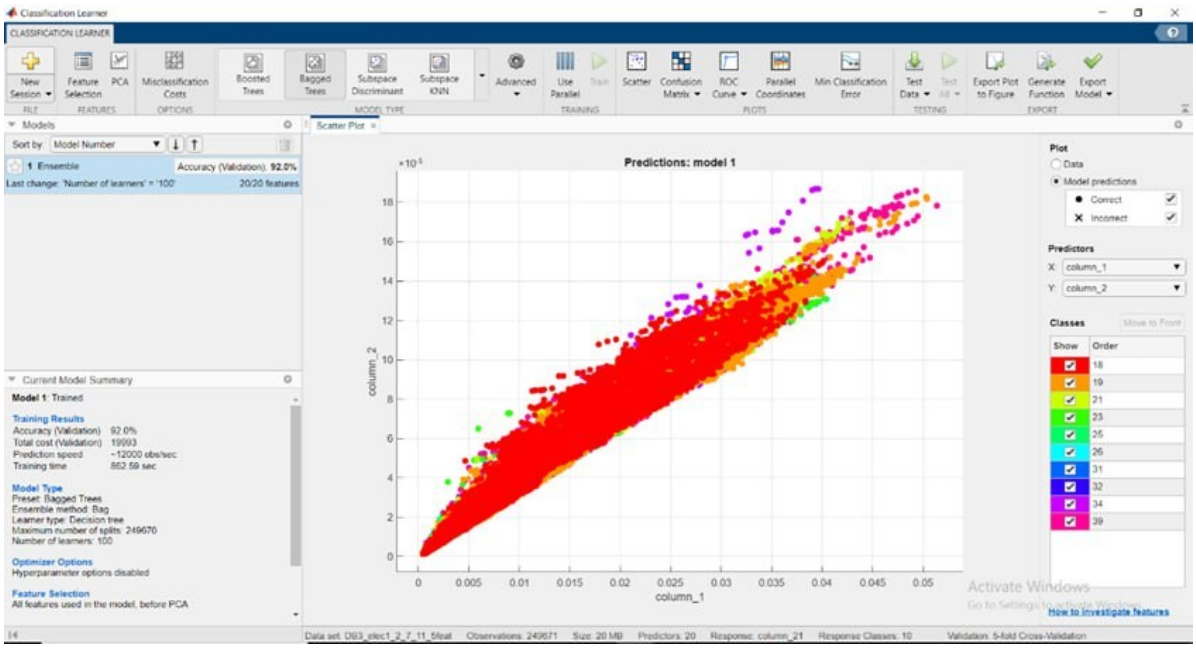
	تصميم والتحكم بيد اصطناعية عن طريق الإشارة الكهربائية للعضلات[17]	التحكم بحركة اليد والرسغ الصناعي اعتماداً على إشارة العضلات الكهربائية وحركة العضلات المشتركة[18]	تصميم رسغ صناعي بدرجتين من الحرية[19]	تصنيف إشارات عضلات الطرف العلوي الناتجة عن أداء مهام إمساك بأغراض باستخدام الشبكات العصبونية للتحكم بحركة طرف صناعي[20]	التعرف على حركات اليد والأصابع باستخدام الشبكات العصبونية [22]	التحكم بحركة يد صناعية باستخدام إشارة العضلات الكهربائية مع اعتبار دوران الذراع وقوة القبض[24]	اقتباس إشارة العضلات الكهربائية السطحية وتصنيفها باستخدام شبكات عصبونية (ANN)[25]	تقييم أداء الشبكات العصبونية الالتفافية في التعرف على حركات اليد باستخدام إشارة العضلات الكهربائية [27]	التعرف على حركات اليد باستخدام شبكات عصبونية ومَعلمات المجال الزمني [28]	نتائج البحث	
										DB2	DB3
التصميم	يد 5 أصابع ذات مفاصل انحناء مشابهة لليد الطبيعية من حيث الشكل والحجم ب4 درجات من الحرية	لم يتم العمل على تصميم اليد تمت التجارب في بيئة افتراضية	يد ذات 3 أصابع مع مفصل رسغ بدرجتين من الحرية، تصميم الرسغ عملي وصغير الحجم	–	–	–	–	–	–	يد مكونة من 5 أصابع ومفصل رسغ ذات 6 درجات من الحرية	
عدد الأشخاص في قاعدة البيانات	6 أشخاص أصحاء	10 أشخاص أصحاء	شاب مبتور من تحت المرفق	9 أشخاص (7 سليمين– 1 مبتور تحت المرفق – 1 مبتور من خلال الرسغ)	10 أشخاص أصحاء	10 أشخاص أصحاء	شخص واحد سليم	18 شخص أصحاء	18 شخص أصحاء	40 شخص أصحاء	11 شخص أصحاء	11 مبتورين من خلال الساعد
عدد الأقطاب	3	8	6	6 إلكترودات (delsys)	3 إلكترودات	6 إلكترودات (delsys)	4 إلكترود	6 إلكترودات	سوار Myo Armband	4 إلكترود (delsys)	12 إلكترود (delsys)	4 إلكترود (delsys)

السمات	سمات في المجال الزمني MAV, VAR, the 4th AR...	سمات في المجال الزمني MAV, RMS, and WL	–	MAV, ZC, SSC, WL, RMS	WL, ZC, SSC, MAV, VAR, RMS	أُختبرت 6 مجموعات من السمات (زمنية – ترددية وزمنية–ترددية)	CWT: RMS, meanF, MedianF	–	MAV ZC SSC WL Skewness RMS Hjorth IAV	WL SSC ZC IAV RMS	
عدد الحركات المسجلة	8 حركات لليد	9 حركات لليد والرسغ	7 حركات للرسغ واليد	12 حركة لليد	10 حركات لليد	6 حركات لليد والرسغ	حركتين مع تغيير وضعيات الرسغ	10 حركات لليد والرسغ	7 حركات لليد والرسغ	10 حركات لليد والرسغ	
خوارزمية تصغير الأبعاد	LDA: Linear discriminant analysis	NMF: nonnegative matrix factorization	–	PCA	–	–	–	–	–	ReliefF	
المصنف	LDA	–	–	CNN – SVM	ANN SVM RF LR	LDA SVM	ANN	Convolutional Neural Network	NN	RF	
دقة التصنيف	%97	%95	%95	باستخدام CNN الدقة 69±11% باستخدام SVM الدقة 61±13%	ANN = 94% SVM = 87.6% RF= 83.1% LR = 53.9%	LDA = 86.43% SVM = 85.92%	%77.4	%92	%99.7	%97.8	%95	%98.5	%92

3.5 تقييم أداء نظام التحكم:

1.3.5 مخطط الانتشار Scatter plot:

دقة التعرف باستخدام المصنف وصلت إلى 92%، ويظهر الشكل (1.5) نسبة التعرف إضافة إلى مخطط Scatter Plot الذي يمثل كيفية انتشار سمات العينات المختلفة في قاعدة البيانات.



الشكل (1.5) Scatter plot للمصنف في نظام التحكم

2.3.5 مصفوفة الارتباك Confusion Matrix:

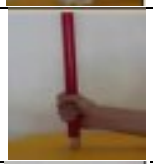
مصفوفة الارتباك توضح أداء المصنف بالنسبة لكل نوع من الحركات في قاعدة البيانات. تمثل الأسطر الصنف الحقيقي بينما تمثل الأعمدة الصنف المتنبأ به، ونلحظ أنّ عناصر قطر هذه المصفوفة تمثل تطابق الصنف الحقيقي مع المتنبأ به ومن ثم فإنّ عناصر القطر لهذه المصفوفة تمثل الحالة التي يعمل فيها المصنف بشكل صحيح. في الشكل (2.5) مصفوفة الارتباك الناتجة عن استخدام مصنّف الغابة العشوائية على قاعدة البيانات DB3 واعتماداً على 4 أقطاب و20 سمة.

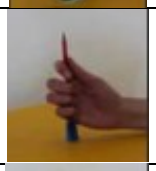
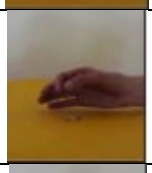


الشكل (2.5) مصفوفة الارتباك الناتجة عن تدريب المصنف

من مصفوفة الارتباك يمكن حساب دقة تعرّف المصنف على كل واحدة من الحركات كما هو موضح في الجدول (10.5).

الجدول (10.5) دقة المصنف في التعرف على كل واحدة من الحركات الـ10

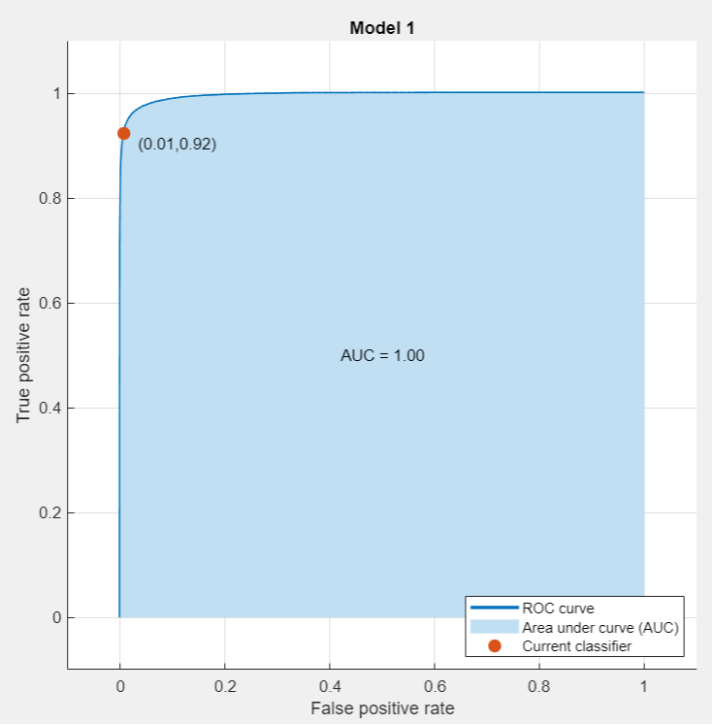
Balanced accuracy	النوعية (specificity)	الحساسية% (sensitivity)	الصحة% (precision)	الصنف	
95.7	99.2	92.2	93.4		18
94.9	99	90.8	91.6		19
95.4	98.9	91.9	90.9		21

23		93.8	93.6	99.2	96.4
25		91.1	91.3	98.9	95.1
26		91.8	91.6	99	95.3
31		90.2	91.4	98	94.7
32		88.8	91.8	98.8	95.3
34		91.6	91.9	99.1	95.5
39		96.4	93	99.6	96.3

القبضات الأقل صحة في التصنيف هما رقم 31–32 وهما يمثلان الوضعية نفسها بالنسبة للأصابع والفرق الوحيد بينهما هي وضعية مفصل الرسغ ولذلك كان من الصعب تصنيف الحركتين بدقة عالية، كما يُلاحظ تشابه الحركات 18–19–25 فكلها قبضات كاملة مع وجود فرق بدرجة إغلاق القبضة مما قد يؤثر على صحة التصنيف، ويُقترح الاستعاضة عن وجود هذه القبضات المتشابهة بقبضة واحدة مغلقة بالكامل وإضافة حساسات ضغط في رؤوس أصابع الطرف الصناعي تؤدي دور التغذية الراجعة ليستشعر الطرف عند إمساكه بغرض ويتوقف عن إغلاق القبضة أكثر، ما قد يُسهم في رفع دقة التصنيف بسبب تقليل عدد الأصناف اللازم التمييز بينها. بينما أعلى الحركات صحة في التصنيف هي رقم 39 والتي لا تشبه أي حركة أُخرى في قاعدة البيانات بسبب وضعية الرسغ الفريدة فيها.

3.3.5 منحنى خصائص تشغيل جهاز الاستقبال (منحنى روك) ROC Curve:

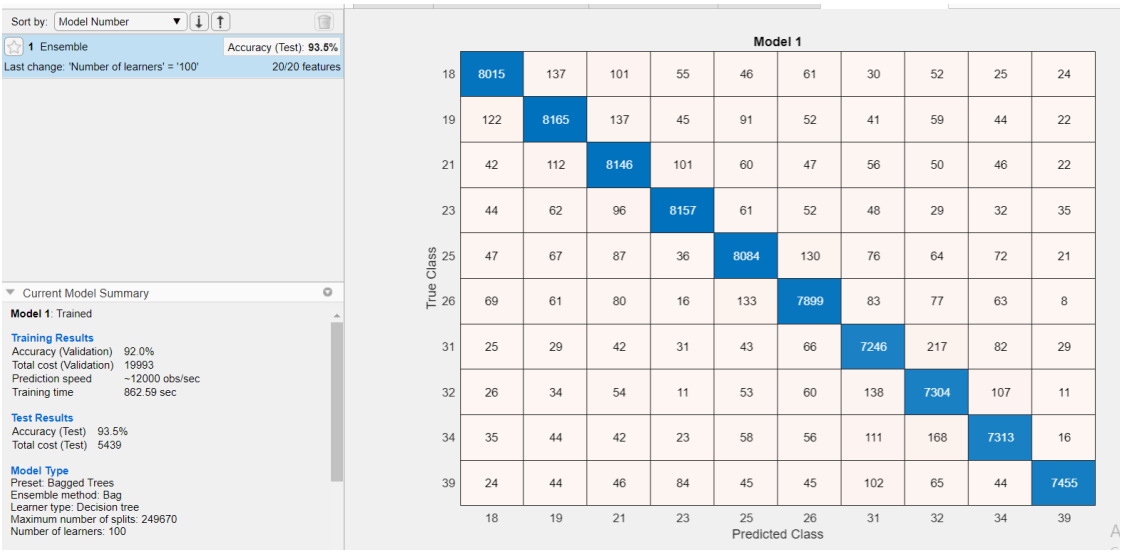
يمثل هذا المنحنى النسبة الحقيقية الموجبة True Positive Rate (TPR) والنسبة الخاطئة الموجبة False Positive Rate (FPR). توضح النقطة على المخطط أداء المصنف الحالي وتمثل هذه النقطة القيمة لنسبة الخطأ الموجب FPR والنسبة الصحيحة الموجبة TPR عند قيم عتبات مختلفة، فعلى سبيل المثال إذا كانت إحداثيات النقطة على محور FPR مساوية لـ0.2 فهذا يعني أن هذه الكلمة قد تم التعرف عليها بشكل خاطئ بنسبة 20% من المرات التي تم التنبؤ فيها بهذا الصنف. أما إذا كانت إحداثياتها على محور TPR مساوية لـ0.9 فهذا يعني أن المصنف قد تعرّف على هذه الكلمة بصورة صحيحة بنسبة 90% من المرات التي تم التنبؤ بها فيها. المنطقة الواقعة تحت المنحنى Area Under the Curve (AUC) هي مقياس لقدر المصنف على التمييز بين الفئات وتُستخدم بوصفها ملخصاً لمنحنى ROC، كلما ارتفعت AUC كان أداء النموذج أفضل في التمييز بين الفئات المختلفة. يوضح الشكل (3.5) منحنى ROC للمصنف في نظام التحكم.[72]



الشكل (3.5) منحنى ROC للمصنف في نظام التحكم.

4.3.5 نتائج عينات الاختبار:

لاختبار أداء المصنف أُدخلت عينات الاختبار إليه لمقارنة النتائج ومعرفة الدقة الحقيقية، بما أن عملية التدريب أُجريت على 75% فقط من عدد العينات، وقد وصلت دقة الاختبار إلى 93.5%. ويوضح الشكل (4.5) مصفوفة الارتباك الناتجة عن عملية الاختبار.

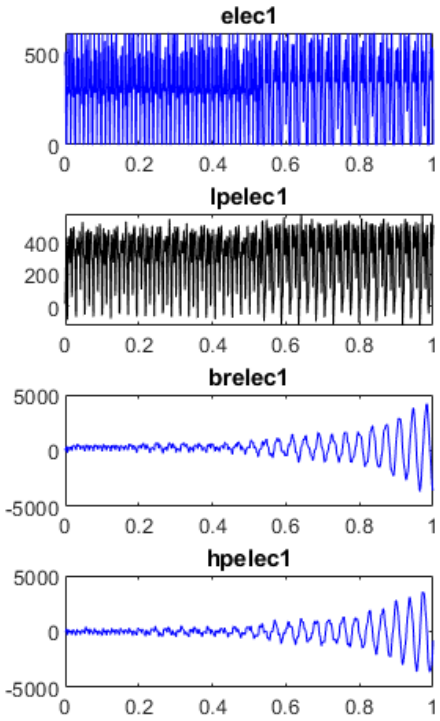


الشكل (4.5) مصفوفة الارتباك الناتجة عن اختبار المصنف

4.5 نتائج اختبار حساسات Gravity في اقتباس إشارة العضلات:

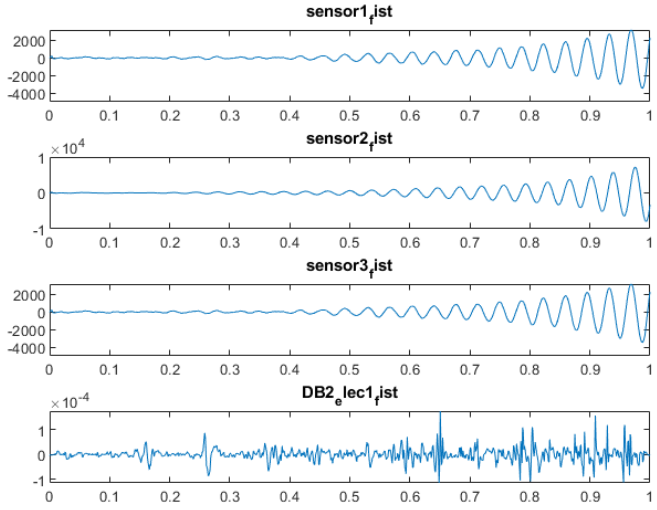
حساسات Gravity EMG هي النوع الوحيد من حساسات اقتباس إشارة العضلات الذي أمكن تأمينه أثناء إجراء البحث، وعدد الحساسات المتوفرة كان 3 فقط.

يوضح الشكل نتائج مقارنة الإشارات المسجلة باستخدام حساسات Gravity عند توضيعها بمناطق مقابلة لتوضع الأقطاب الأول والسابع والحادي عشر في قاعدة البيانات، أي وُضع حساسين على الساعد تحت المرفق وحساس على العضلة ثنائية الرؤوس. الإشارات في الشكل (5.5) هي الناتجة بعد إجراء عمليات الترشيح.



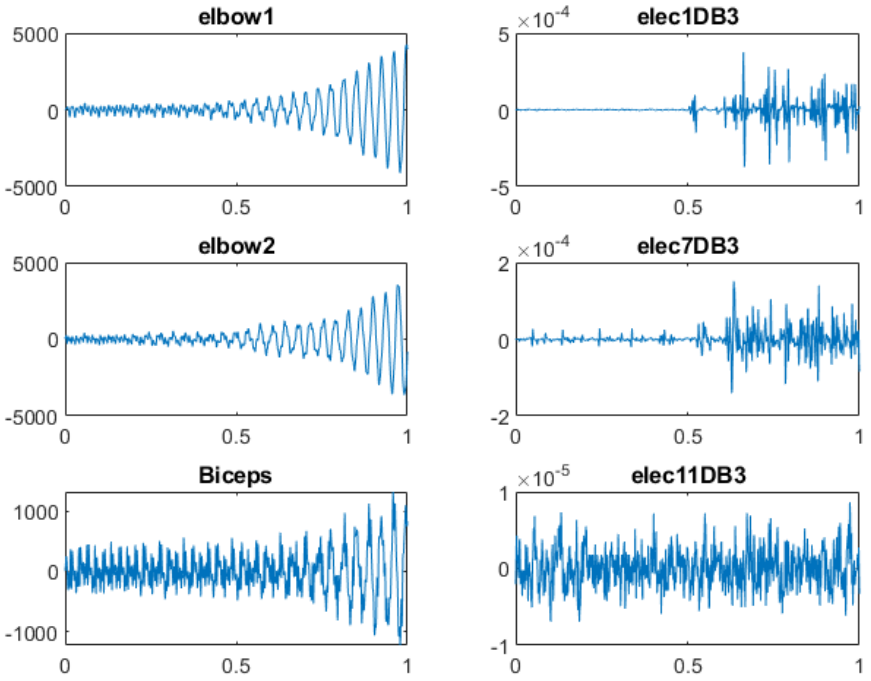
الشكل (5.5) نتيجة تطبيق المرشحات على الإشارات المسجلة بواسطة حساسات Gravity EMG

وبعدها قُورن شكل الإشارات الناتجة عن عمليات الترشيح مع الإشارات الموجودة في قاعدة البيانات. في الشكل (6.5) مقارنة بين شكل الإشارات المُقتبسة نتيجة اختبار وضع الحساسات الثلاث على نفس نقطة الموضع (تحت مفصل المرفق) مع الإشارة الناتجة عن القطب رقم 11 في قاعدة البيانات عند أداء قبضة مغلقة.



الشكل (6.5) الإشارات الناتجة عن الحساسات مع الإشارات في قاعدة البيانات

في الشكل (7.5) مقارنة شكل الإشارات الناتجة عن الحساسات عند توضعها على النقاط المقابلة للأقطاب 1-7 11- في قاعدة البيانات وأداء حركة التأشير (Point).



الشكل (7.5) مقارنة الإشارات المسجلة باستخدام حساسات Gravity مع إشارات قاعدة البيانات

عند مقارنة خرج الحساسات مع الإشارات المسجلة في قاعدة البيانات لم نتمكن من اختبار أداء المصنف على إشارات الحساسات نتيجة أنّه لا يوجد تشابه بينها. فضلاً عن أنّ العدد المتوفر من الحساسات هو 3 فقط بينما عدد أقطاب الاقتباس في نظام التحكم هو 4. وأخيراً من أهم المشاكل التي واجهتنا عند استخدام الحساسات هي عدم استشعارها لإشارات العضلات من الأشخاص ذوي العضلات الأضعف والأشخاص الأقل وزناً[60]، حيث يجب أن تكون قوة انقباض العضلات ووزن الشخص فوق حد معين حتى يتم استشعار الإشارات، في حين يعاني معظم الأشخاص المتبورين من ضعف العضلات المتبقية في أطرافهم المبتورة.

لذلك بناء على هذه المشاكل وُجد أن حساس Gravity لا يعتبر الخيار الأمثل في حل مشكلات التعرف على الأنماط والتمييز الدقيق بين إشارات العضلات للقبضات المختلفة، بل ربما هو أنسب للاستخدام في أطراف

أبسط حيث يكون الهدف من الإشارات المسجلة التمييز بين وضعيتي الفتح والإغلاق فقط كما في [23] أو من الممكن أن يحل زيادة عدد الحساسات المشكلة.

5.5 نتائج طباعة الطرف واختبار أدائه مع نظام التحكم:

تم التحكم بحركة الطرف بإرسال أوامر من بيئة ماتلاب البرمجية إلى دارة أردوينو المسؤولة عن التحكم بالمحركات. حيث نقوم بإدخال عينة زمنية من إشارات العضلات بعد استخلاص السمات منها إلى نظام التحكم ليتنبأ بتصنيفها ونتيجة التنبؤ تكون رقم الحركة والتي يتم إرسالها من المداخل التسلسلية إلى دارة أردوينو التي تقوم بدورها بإعطاء الأوامر للمحركات بالدوران إلى الزاوية الأنسب لأداء الحركة.



الشكل (8.5) بعض القبضات التي تم برمجة الطرف لأدائها

على الرغم من تدريب نظام التحكم للتعرف على 10 حركات مختلفة إلا أنّ تصميم الطرف حال دون إمكانية أداء هذه الحركات جميعها بدقة، فعند برمجتها وُجد أن عدة حركات تشابهت في الأداء بسبب محدودية درجات الحرية في تصاميم الأطراف الصناعية، فحتى الآن لا يوجد تصميم يستطيع مشابهة اليد الطبيعية في طريقة التحريك، حتى أحدث التصاميم التي تتضمن مفصل رسغ عادة يكون تحريكه يدوياً باستخدام اليد السليمة [77]

وخصوصاً أن مفصلي الرسغ والإبهام في التصميم كانا بدرجة واحدة من الحرية. الشكل (8.5) يوضح أداء الطرف لبعض الحركات التي دُرّب عليها نظام التحكم.

من نقاط ضعف التصميم المسننات المسؤولة عن دوران الرسغ، وهي من القطع الأعلى تحميلاً في الطرف ولذلك فقط تعرضت للكسر والتآكل مرات عدّة في أثناء التجارب على الرغم من طباعتها بكثافة 100% إلا أنّ مواد الطباعة البلاستيكية غير مناسبة لهذا النوع من التحميل والاحتكاك. فضلاً عن ذلك فإنّ التصميم يُعدّ ثقيل الوزن لمبتور، غير أنّ التصاميم مفتوحة المصدر التي تحوي مفصل رسغ قليلة جداً.



الفصل السادس

التوصيات والآفاق المستقبلية



1.6 الاستنتاجات العامة:

- تم في هذا البحث تحديد أقل عدد من أقطاب اقتباس إشارات العضلات الذي يكفي للتوصل إلى نظام تحكم ذو دقة جيدة، فضلاً عن تحديد أماكن توزّع هذه الأقطاب.
- لا يُفضل بناء أنظمة تحكم بالأطراف الصناعية باستخدام إشارات العضلات المقتبسة من أصحاء فهي تختلف من حيث الشدة والخصائص عن تلك المقتبسة من المبتورين، وفي هذا البحث اخُتبرت الآلية نفسها في استخلاص السمات والتصنيف بين قاعدتي بيانات متماثلتين في طريقة الاقتباس، وبرتوكول التسجيل وعدد الحركات عدا أن واحدة مسجلة من قبل أصحاء (DB2)، والثانية مسجلة من مبتورين (DB3) وفي كل التجارب المجراة في البحث كانت دقة التصنيف في DB2 أعلى.
- نوع المصنف والضبط الأمثل لبارمترات المصنفات له تأثير كبير في تحسين التصنيف؛ إذ اخُتبر في البحث ثلاث أنواع من المصنفات وفي كل مصنف أُجري عدة تعديلات على البارمترات حتى تمّ التوصل للمصنف الأمثل لقاعدة البيانات المستخدمة في البحث وهو مصنف الغابة العشوائية، وقد تمكنّا من الوصول لأعلى دقة في تصنيف 10 حركات وهي 92% باستخدام عدد أقطاب أقل مقارنة بالدراسات المرجعية، فضلاً عن كون عدد العينات المبتورين في البحث أكبر من أعداد المبتورين في قواعد البيانات المستخدمة في الدراسات المرجعية.
- السمات المستخلصة في المجال الزمني من إشارات العضلات الكهربائية هي أكثر تمييزاً من السمات المستخلصة في المجال الزمني–الترددي، فضلاً عن كونها أقل عبئاً حسابياً ومن ثم هي الأنسب في الاستخدام في أنظمة التحكم في الزمن الحقيقي.
- رغم توصّل الأبحاث لأنظمة تحكّم ذات دقة تمييز عالية بين عدد كبير من القبضات، إلا أن التصاميم ما زالت قاصرة عن أداء جميع هذه القبضات، ففي بحثنا وصلت دقة تمييز المصنّف بين 10 قبضات إلى 92% ولكن كون التصميم المستخدم ذو 6 درجات من الحرية فقط، بينما لليد البشرية 27 درجة من الحرية، لذا لم نتمكن من برمجة الطرف لأداء جميع هذه الحركات.

- الطباعة ثلاثية الأبعاد تقنية جيدة في اختبار التصاميم والنماذج الأولية للأطراف الصناعية، وتسمح للباحثين بإجراء التجارب بتكاليف منخفضة ولكنها غير مناسبة في تصنيع منتجات نهائية تُقدّم للمستخدمين إذ إنّ المواد البلاستيكية المتوفرة تجارياً سريعة التآكل والعطب، خصوصاً في حال الأجزاء التي تتحمل إجهادات وعزوم عالية، في هذه الحالة من الأفضل استخدام تقنيات تصنيع أخرى لزيادة عمر الطرف.

2.6 الآفاق المستقبلية:

- العمل على آلية لتقوية وتضخيم إشارات العضلات المقتبسة من المبتورين لرفع دقة التصنيف.
- اختبار مجموعات أخرى من السمات مثل السمات في المجال الترددي، لمقارنة أدائها مع السمات في المجال الزمني.
- اختبار آليات التعلم العميق في تصنيف إشارات العضلات.
- العمل على تصميم طرف صناعي علوي أخف وزناً من المستخدم في البحث، مع وجود درجتي حرية لمفصل الرسغ ودرجتي حرية لإصبع الإبهام لرفع كفاءة الطرف في أداء مهام الحياة اليومية.
- إضافة حساسات تغذية راجعة إلى الطرف بحيث يستشعر عند ملامسته للأغراض، ويمنع الضغط الزائد عليها، ما يُحسّن من أداء الطرف فضلاً عن تقليل الزمن اللازم لتدريب المبتورين على استخدامه.

المراجع

[1] Hussain R., & Saad K., (2022) "Maintenance Cost of upper limb prostheses in the center of rehabilitation and prosthetics in Damascus during 2018-2021". Damascus University Journal for Engineering Sciences. *Vol 38 No. 2.*

[2] Spiers A., Gloumakov Y., Dollar A, (2018), "Examining the Impact of Wrist Mobility on Reaching Motion Compensation Across a Discretely Sampled Workspace". The 7th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (Biorob), *pp. 819-826.*

[3] Almadi N., Hussain R., Abu Hayleh H., Almasri M., Alhinnawi F., (2022), "3D Printed Upper Limb Prosthetics: Ambition & Reality". Damascus University Journal for Engineering Sciences. *Vol 38 No. 2.*

[4] Javed O., Maldonado K., Ahsmyan R., (2022), "Anatomy, Shoulder and Upper Limb, Muscles". StatPearls Publishing

[5] Konard P., (2005) "The ABC of EMG: A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography". Noraxon Inc. USA, version 1.0.

[6] Shou G., Jing G., Bofei C., Bozhou Z., Fengrong L., Mustafa Y., Yu P., Boyi H., (2022). "Use of Advanced Materials and Artificial Intelligence in Electromyography Signal Detection and Interpretation". Advanced Intelligent Systems.

[7] Geethanjali P., (2016), "Myoelectric control of prosthetic hands: state-of-the-art review". Medial Devices: Evidence and Research. *PP. 247-255*

[8] Jamal M., (2012) "Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis". Computational Intelligence in Electromyography Analysis - A Perspective on Current Applications and Future Challenges. InTech.

[9] Ericka. R, Huoshen. H, (2011). "Stages for Developing Control Systems using EMG and EEG Signals: A survey", School of Computer Science and Electronic Engineering University of Essex.

[10] Ammar M., (2014) "Medical imaging systems and processing", book 4120, Damascus University.

[11] Amrutha N., Arvul H., (2017). "A Review on Noises in EMG Signal and its Removal". International Journal of Scientific and Research Publications, *Volume 7, Issue 5.*

[12] Florimond V., (2009). "Basics of surface electromyography applied to physical rehabilitation and biomechanics". Montreal, Canada: Thought Technology Ltd.

[13] Raez m., Hussain M., Yasin., (2006). "Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications". Biological Procedures Online, *Volume 8*, 11-35.

[14] Ricker, N., (1953), "Wavelet Contraction, Wavelet Extraction, and the Control of Seismic Resolution", Geophysics, *Vol. 18, No. (4), pp. 769-792.*

[15] Qian T., I Vai M., Yuesheng X., (2007), "Wavelet Analysis and Applications", Springer, *pp. 143-171.*

[16] Smith C., Housh T., Zuniga J., Camic C., Bergstrom H., Smith D., Herda T., Weir J., Hill E., Jenkins N., Schmidt R., Johnson G., (2017). "Influences of Interelectrode Distance and Innervation Zone on Electromyographic Signals". Int J Sports Med. *38(2):111-117.*

[17] Wang.N, Lao.K, Zhang.X, (2017). "Design and myoelectric control of an anthropomorphic hand" Journal of Bionic Engineering, P:47-59.

[18] Keyberd.P, Lemaire.E, Scheme.e, MacPhill.C, Gourdreau.L, Bush.G, Brookshaw.M, (2011). "Two-degree-of-freedom powered prosthetic wrist" Journal of Rehabilition & Development, *Vol 48*.

[19] Ma.J, Thakor.N, Matsuno.F (2015). "Hand and wrist movement control of myoelectric prosthesis based on synergy" IEEE Transactions on human-machine systems, *Vol 45*.

[20] Kim K., Park S., Lim T., Lee S., (2021). "Upper-Limb Electromyogram Classification of Reaching-to-grasping Tasks Based of Convolutional Neural Networks for Control of a Prosthetic Hand" frontiers in Neuroscience.

[21] Aadeel A., Kyung C., Michael F., Jesse C., Edward W., Joseph S., Chris Y., Patrick S., Jason L., Jack M., Daniel G., Alvin W., Garret A., David R., Cliff S., Timothy B. (2016). "A Low-Cost, Open-Source, Compliant Hand for Enabling Sensorimotor Control for People with Transradial Amputations" IEEE Eng Med Biol Soc. P:4642-4645.

[22] Kyung L., Min J., Byun S., (2022). "Electromyogram-Based Classification of Hand and Finger Gestures Using Artificial Neural Networks" MDPI Sensors Journal, *Vol 22(1)*.

[23] Unanyan N., Belov A., (2021). "Design of upper limb prosthesis using real-time motion detection method based on EMG signal processing" Biomedical Signal Processing and Control, *Volume 70*.

[24] Rajapriya R., Joshi D., Thirubengadam S., (2021). "Forearm Orientation and Contraction Force Independent Method for EMG-Based Myoelectric Prosthetic Hand" IEEE Sensors Journal, *Vol 21, No. 5*.

[25] Rasnayake R., Maduranga M., Sithara J., (2022). "Surface Electromyography Signal Acquisition and Classification Using Artificial Neural Networks (ANN)" I.J. Modern Education and Computer Science, *P: 64-75*.

[26] Beringer C., Mansouri M., Fisher L., Collinger J., Munin M., Boninger M., Gaunt R., (2020). "The effect of wrist posture on extrinsic finger muscle activity during single joint movements", Sci Rep 10.

[27] Asif A., Waris A., Gilani S., Jamil M., Ashraf H., Shafique M., Niazi I., (2020). "Performance Evaluation of Convolutional Neural Network for Hand Gesture Recognition Using EMG" MDPI Sensors Journal, *Vol 20(6)*.

[28] Neacsu A., Cioroiu G., Radio A., Burileanu C., (2019). "Automatic EMG-based Hand Gesture Recognition System using Time-Domain Descriptors and Fully-Connected Neural Networks", 42nd International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), *pp. 232-235*.

[29] Qian T., I Vai M., Yuesheng X., (2007), "Wavelet Analysis and Applications", Springer, pp. 143-171.

[30] Jensen A., la Cour-Harbo A., (2001), "Ripples in Mathematics the Discrete Wavelet Transform", Springer, *pp.11-24*.

[31] Sikonja R., Kononenko M., (2003). "Theoretical and Empirical Analysis of ReliefF and RReliefF". Springer Machine Learning Journal. *Vol 53, 23–69*.

[32] James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R., (2013). "An Introduction to Statistical Learning". Springer.

[33] Cipriani C., Controzzi M., Carrozza M., (2010). "Objectives, criteria and methods for the design of the SmartHand transradial prosthesis". Robotica; 28(6):919–27.

[34] Toledo-Perez D., Rodriguez-Resendiz J., Gomez-Loenzo R., Jauregui-correa J., (2019). "Support Vector Machine-Based EMG Signal Classification Techniques: A Review". MDPI Applied Science Journal.

[35] Jovic A., Brkic K., Bogunovie N., (2015). "A review of feature selection methods with applications". 38th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO).

[36] Urbanowicz RJ, Olson RS, Schmitt P, Meeker M, Moore JH, (2018). "Benchmarking relief-based feature selection methods for bioinformatics data mining". J Biomed Inform. Vol. 85. Pp. 168-188.

[37] Cervantes J., Garcia-Lamont., Rodriguez-Mazahu L., Lopez A., (2020). "A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends". Neurocomputing. Vol 408. Pp. 189-215.

[38] Gaye B., Zhang D., Wulamu A., (2021). "Improvement of Support Vector Machine Algorithm in Big Data Background". Mathematical Problems in Engineering. Vol. 2021.

[39] Karamizadeh S., Abdullah S., Halimi M., Shayan J., Rajabi M., (2014). "Advantage and Drawback of Support Vector Machine Functionality". International Conference on Computer, Communications, and Control Technology (I4CT), pp. 63-65.

[40] Guo G., Wang H., Bell D., Bi Y., Greer K., (2004). "KNN Model-Based Approach in Classification".

[41] Hu LY., Huang MW., Ke SW., Tsai CF., (2016). "The distance function effect on k-nearest neighbor classification for medical datasets". Springerplus.

[42] Taunk K., De S., Verma S., Swetapadma Al., (2019). "A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification". International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS 2019).

[43] Breiman L., (2001). "Random Forests". Machine Learning. Vol 45. Pp 5-32.

[44] Altman N., Krzywinski M., (2017). "Ensemble methods: bagging and random forests". Nat Methods. Vol 14.

[45] Prajwala TR., (2015). "A Comparative Study on Decision Tree and Random Forest Using R Tool". International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. Vol. 4.

[46] Shores J., "Amputation". Available: https://www.hopkinsmedicine.org/health/treatment-tests-and-therapies/amputation. (Access Date: 04/2023)

[47] "Upper Extremity Amputation Rehabilitation". Available: https://www.mossrehab.com/amputation-and-prosthetics/upper-extremity-amputation

[48] "Norma Hand Anatomy". Available: https://www.emog.net/normal-hand-anatomy/ (Access Date: 04/2023)

[49] "Understanding upper limb prosthetic options". Available: https://www.armdynamics.com/understanding-upper-limb-prosthetic-options-arm-dynamics. (Access Date: 05/2023)

[50] "Different Types And Parts Of An Upper-Limb Prosthesis". Available: https://coaptengineering.com/upper-limb-prostheses. (Access Date: 05/2023)

[51] Barrios-Muriel J., Romero-Sánchez F., Alonso-Sánchez F. J., & Salgado D. R. (2020). "Advances in Orthotic and Prosthetic Manufacturing: A Technology Review". Materials. Vol 13. P. 295.

[52] N. Shahrubudin, T.C. Lee, R. Ramlan, (2019). "An Overview on 3D Printing Technology: Technological, Materials, and Applications". Procedia Manufacturing. Vol 35. Pp. 1286-1296.

[53] "WHAT IS E-NABLE?". Available: https://enablingthefuture.org/ (Access Date: 05/2023)

[54] Kate J., Smit G., Breedveld P., (2016). "3D-printed upper limb prostheses: a review". Disability and Rehabilitation: Assistive Technology. Vol 12. Pp. 300-314.

[55] Matthews K., "Pros and Cons to 3D Printing for Medical Devices". Greenlight guru. 15/December/2019. Available: https://www.greenlight.guru/blog/pros-cons-3d-printing-medical-devices. (Access Date: 04/2023)

[56] "What Are The Advantages And Disadvantages Of 3d Printing?". TWI. Available: https://www.twi-global.com/technical-knowledge/faqs/what-is-3d-printing/pros-and-cons. (Access Date: 04/2023)

[57] Atzori M., Gijsberts A., Castellini C., Caputo B., Hager A., Elsig S., et al. (2014). "Electromyography data for non-invasive naturally-controlled robotic hand prostheses". Scientific Data.

[58] "SKU:SEN0240" Available: https://wiki.dfrobot.com/Analog_EMG_Sensor_by_OYMotion_SKU_SEN0240. (Access Date: 04/2023)

[59] Langevin G., "Hand and Forarm". Inmoov. Available: https://inmoov.fr/hand-and-forarm/ (Access Date: 04/2023)

[60] "Gravity: Analog EMG Sensor by OYMotion". Available: https://www.dfrobot.com/product-1661.html. (Access Date: 04/2023)

[61] Keim R., (2019) "What Is a Low Pass Filter? A Tutorial on the Basics of Passive RC Filters" Available: https://www.allaboutcircuits.com/technical-articles/low-pass-filter-tutorial-basics-passive-RC-filter/ (Access Date: 04/2023)

[62] Sosa G., Clavijo F., (2014). "Design and development of mobile application to characterize and classify lung sound based on Frequential Analysis and Wavelet Transform" Inge@uan. *Vol 3. PP. 44-53.*

[63] Introduction to Wavelet Families" Available: https://www.mathworks.com/help/wavelet/gs/introduction-to-the-wavelet-families.html (Access Date: 04/2023)

[64] Raj R., "Introduction to Support Vector Machine (SVM) in Machine Learning". Available: https://www.enjoyalgorithms.com/blog/support-vector-machine-in-ml (Access Date: 01/2023)

[65] Daniel J., (2019) "Understanding Support Vector Machine" Available: https://towardsdatascience.com/the-support-team-svm-555d2c30b1b3 (Access Date: 01/2023)

[66] Singh H., (2019) "Understanding Random Forests" Available: https://medium.com/@harshdeepsingh_35448/understanding-random-forests-aa0ccecdbbbb (Access Date: 01/2023)

[67] "Upper Extremity Prosthetic Devices" Available: https://www.wcbl.com/devices/prosthetic-devices-tampa-florida/upper-extremity/ (Access Date: 05/2023)

[68] Atzori M., Muller H., (2019). "PaWFE: Fast Signal Feature Extraction Using Parallel Time Windows". Frontiers in Neurorobotics. Vol 13.

[69] An J., (2020) "How to Remember all these Classification Concepts forever" Available: https://medium.com/swlh/how-to-remember-all-these-classification-concepts-forever-761c065be33 (Access Date: 06/2023)

[70] Doring M., (2018) "The Case Against Precision as a Model Selection Criterion" Available: https://www.datascienceblog.net/post/machine-learning/specificity-vs-precision/ (Access Date: 06/2023)

[71] "Muscles & Bones" (2013) Available: https://almodaress.blogspot.com/2013/01/blog-post_852.html (Access Date: 06/2023)

[72] Zonta, G., Anania, G., Togni, A. D., Gaiardo, A., Gherardi, S., Giberti, A., ... & Malagù, C. (2017). Use of gas sensors and FOBT for the early detection of colorectal cancer. Multidisciplinary Digital Publishing Institute Proceedings, 1(4), 398.

[73] Rahman A., Al-Jumaily A., (2013). "Design and Development of a Bilateral Therapeutic Hand Device for Stroke Rehabilitation". International Journal of Advanced Robotic Systems. *Vol 10*.

[74] Holden E., Owens R, Roy G., (1999). "3D Hand Tracker for Visual Sign Recognition". ResearchGate.

[75] Wanye W., (2022) "Ottobock Myo Plus Pattern Recognition". Available: https://bionicsforeveryone.com/ottobock-myo-plus-pattern-recognition/ (Access Date: 08/2023)

[76] Wanye W. (2022) "COVVI Nexus Hand". Available: https://bionicsforeveryone.com/covvi-nexus-hand/ (Access Date: 08/2023)

[77] Wayne W. (2021) "Open Bionics Hero Arm" Available: https://bionicsforeveryone.com/open-bionics-hero-arm/ (Access Date: 08/2023)

[78] Masood F., Abdullah H., Seth N., Simmons H., Brunner K., Sejdic E., Schalk D., et al. (2019). "Neurophysiological Characterization of a Non-Human Primate Model of Traumatic Spinal Cord Injury Utilizing Fine-Wire EMG Electrodes" Sensors, *Vol 19*.

Abstract

The human hand is one of the main organs that perform many functions, such as carrying, controlling objects, and verbal and non-verbal communication. An arm or hand amputation can affect a person's ability to carry out daily activities and social life. Millions of people suffer the loss of a limb, and the most common upper amputation is a trans-radial amputation. Today, some advanced prostheses help restore some of the functions of the lost hand. However, the problem with these prostheses is their high cost, difficulty obtaining them, and limitations. Most of the available designs do not include a wrist joint. This research aims to design a control system for an upper prosthetic limb consisting of 5 fingers and a wrist through EMG signals acquired with the least possible number of electrodes to reduce the cost of the system. It can perform ten different grasps, which were chosen according to the most common grasps of the hand.

The research used two databases from NinaPro, DB2 acquired from healthy people and DB3 obtained from amputees, and the results were compared between them. The ten grips were selected from the database, and the features were extracted from the signals to be an input for the machine learning algorithms, where three algorithms were tested: KNN, SVM, and Random Forest, and the number of electrodes and features were reduced through the ReliefF algorithm. The control system was then tested on InMoov open-source prosthesis that was 3D-printed.

The research demonstrated that the features extracted in the time domain are easier to compute and more efficient in distinguishing between grips in the database. Four electrodes are sufficient to differentiate between 10 grips with 92% accuracy using the random forest classifier. The design has 6 degrees of freedom, but it was insufficient to perform all grips because the wrist and thumb had only one degree of freedom.

In addition, some pieces in the design were exposed to wear quicker than others, such as the gears and fasteners; hence, the research suggested modifying the design so that the wrist and thumb have two degrees of freedom and making the pieces that bear high stresses with metal materials instead of plastic.

Syrian Arab Republic
Ministry of Higher Education
Damascus University
Biomedical Engineering Department

Control Of Upper Prosthesis' Fingers and Wrist Movements through Myoelectric Signal

A dissertation submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Biomedical Engineering

By:
Eng. Nisreen Almadi

Supervisor:
Prof. Eng. Mohammad Firas Al-Hinnawi

2023