



دانشکده مهندسی مکانیک و مکاترونیک
پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی مکاترونیک

پیاده سازی کنترل امیدانس بر مبنای تخمین نیرو از سیگنال های

الکترومایوگرافی

نگارنده:

چیاکو مگری قوجه

استاد راهنما:

دکتر وحید ابوالقاسمی

دکتر مهدی بامداد

شهریورماه ۱۳۹۸

تقدیم به

به پاس تعبیر عظیم و انسانی‌شان از کلمه ایثار و از خودگذشتگی

به پاس قلب‌های بزرگشان که فریادرس است و سرگردانی و ترس در
پناهمان به شجاعت می‌گراید.

به پاس عاطفه سرشار و گرمای امیدبخش وجودشان که در این سردترین
روزگاران بهترین پشتیبان است.

و به پاس محبت‌های بی‌دریغشان که هرگز فروکش نمی‌کند.
این مجموعه را به خانواده عزیزم تقدیم می‌کنم.

سپاسگزاری

منت خدای را عزوجل که انسان را از هستی بخشید و سلامتی را به‌عنوان نعمتی

ارزشمند به وی هدیه نمود و شکرانه این نعمت را حفظ آن قرارداد.

سپاسگزار خدایم، هستم که، همواره پناهم بوده، و با چنان نظمی انسان را آفریده، که

تنها شناخت گوشه‌ای از آن، چنین تلاشی می‌طلبد!

ابتدا بر خود لازم می‌دانم از اساتید باکمال و شایسته؛ جناب دکتر وحید ابوالقاسمی و

دکتر مهدی بامداد که در کمال سعه‌صدر، با حسن حلق و فروتنی، از هیچ کمکی در این

عرصه بر من دریغ نمودند و زحمت راهنمایی این پایان‌نامه را بر عهده گرفتند کمال تشکر

و قدردانی را دارم.

از روشنی‌بخش‌های راه زندگی‌ام، پدر و مادر عزیزم، که همواره مشوق من هستند و در

تمام مراحل زندگی‌ام متحمل رنج فراوان شدند خالصانه تشکر می‌کنم و خاضعانه دستشان

را می‌بوسم. و همچنین از برادرانم، و خواهرانم که همواره حامی و باعث دلگرمی من بوده‌اند

کمال تشکر را دارم.

تعهدنامه

این جانب **چیاکو مگری قوجه** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی مکترونیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه با موضوع پیاده سازی کنترل امپدانس بر مبنای تخمین نیرو از سیگنال های الکترومایوگرافی تحت راهنمایی دکتر وحید ابوالقاسمی و دکتر مهدی بامداد متعهد می شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه توسط این جانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش های محققان دیگر به مرجع مورداستفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج بانام دانشگاه صنعتی شاهرود و یا **Shahrood University of Technology** به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ :

امضاء دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات، مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

یکی از زیرمجموعه‌های وسیع علم رباتیک، موضوع توان‌بخشی است و فیزیوتراپی یکی از پرکاربردترین روش‌های توان‌بخشی است. تخمین نیروی عضلات در فیزیوتراپی، توان‌بخشی و ساخت وسایل کمکی مرتبط با آن کاربردهای فراوانی دارد. از نیروی تخمین زده‌شده توسط سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی (sEMG)، برای کنترل ربات، تشخیص بیماری، تعیین نوع درمان و شیوه فیزیوتراپی استفاده می‌شود. در این پژوهش برای تخمین نیروی ماهیچه‌ای توسط سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی، از دو روش کلی طبقه‌بندی شامل روش‌های SVM، SVM-GA، استخراج ویژگی SVM توسط الگوریتم ژنتیک، جنگل تصادفی و مدل مبتنی بر SVR و SVR-GA استفاده گردید. سیگنال‌های sEMG طی انقباضات ایزوکنتریک زانو با ربات طراحی شده توان‌بخشی انجام شد، ثبت سیگنال الکترومایوگرام از ماهیچه‌های کوادریسپس ثبت گردید و هم‌زمان با آن نیروی موردنظر توسط سنسور فشاری به‌عنوان داده‌های ورودی و هدف آموزشی مورد استفاده قرار گرفتند. در نهایت مدل SVR-GA با دقت $98/22\%$ عملکرد خوبی در تخمین نیروی ماهیچه‌ای نشان داد. در ادامه از نیروی تخمین زده‌شده برای کنترل ربات در دو روش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور و کنترل امپدانس با راهبرد ولتاژ استفاده شد. و با تحلیل ریاضی پایداری سیستم تضمین گردید.

واژه‌های کلیدی:

تخمین نیرو، سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی، رگرسیون بردار پشتیبان، کنترل امپدانس،

سیستم فازی، کنترل مقاوم

فهرست مطالب

- ۱- فصل اول: ۱
- ۱-۱- مقدمه ۱
- ۲-۱- مروری بر کارهای گذشته ۶
- ۱-۲-۱- مطالعات پیشین در بخش سیگنال‌های الکترومایوگرافی ۶
- ۲-۲-۱- پیشینه ربات‌های توان‌بخشی ۹
- ۱-۲-۲-۱- ربات‌های توان‌بخش برای اعضای بالاتنه ۱۰
- ۱-۱-۲-۲-۱- ربات‌های توان‌بخش برای اعضای پایین‌تنه ۱۲
- ۳-۱- آناتومی و فیزیولوژی عضلات ۱۵
- ۴-۱- فیزیوتراپی ۱۹
- ۱-۴-۱- روش‌های فیزیوتراپی ۱۹
- ۲-۴-۱- انواع انقباض عضله ۲۰
- ۵-۱- عضلات مفصل زانو ۲۱
- ۱-۵-۱- کوادریسپس ۲۱
- ۶-۱- الکترومایوگرافی ۲۲
- ۱-۶-۱- الکترومایوگراف ۲۲
- ۷-۱- انواع الکتروود ۲۳
- ۸-۱- مشخصه‌های سیگنال الکترومایوگرافی ۲۴

- ۱-۸-۱- محل استاندارد قرارگیری الکتروود بر روی عضله ۲۴
- ۹-۱- اندازه‌گیری نیروی عضله ۲۵
- ۱۰-۱- پیش پردازش سیگنال‌های EMG و نیرو ۲۶
- ۱۱-۱- ضرورت کنترل امپدانس ۲۷
- ۱۲-۱- ساختار پایاننامه ۲۹
- ۲- فصل دوم: ۳۱
- ۱-۲- پروتکل انجام آزمایش ۳۲
- ۱-۱-۲- روش تمرین فیزیوتراپی ۳۲
- ۲-۱-۲- طراحی دستگاه توان بخشی زانو ۳۳
- ۳۴ ۳۴
- ۳-۱-۲- ثبت داده‌ها ۳۴
- ۴-۱-۲- پیش پردازش سیگنال‌های EMG و نیرو ۳۵
- ۲-۲- مدل پیشنهادی برای تخمین نیروی عضله ۳۶
- ۱-۲-۲- ماشین بردار پشتیبان (SVM) ۳۹
- ۲-۲-۲- ماشین بردار پشتیبان برای سیستم‌های خطی جدا پذیر ۴۰
- ۳-۲-۲- ماشین بردار پشتیبان غیرخطی ۴۴
- ۳-۲- تعیین بهینه پارامترهای ماشین بردار پشتیبان بر مبنای الگوریتم ژنتیک ۴۶
- ۱-۳-۲- الگوریتم ژنتیک ۴۷

- ۴۸ ۲-۳-۲ انتخاب مدل
- ۵۰ ۴-۲ محاسبه خطا
- ۵۲ ۵-۲ استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ماشین بردار پشتیبان
- ۵۳ ۶-۲ الگوریتم جنگل تصادفی
- ۵۳ ۱-۶-۲ تعریف جنگل تصادفی
- ۵۳ ۲-۶-۲ تخمین خارج از کیسه
- ۵۵ ۷-۲ رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)
- ۵۷ ۸-۲ بهینه سازی پارامترهای رگرسیون بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک
- ۵۹ ۳- فصل سوم:
- ۶۰ ۱-۳-۱ کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور
- ۶۰ ۱-۱-۳ مقدمه
- ۶۱ ۲-۱-۳ معادلات دینامیکی
- ۶۲ ۳-۱-۳ کنترل امپدانس
- ۶۳ ۴-۱-۳ شبیه سازی سیستم کنترل
- ۶۴ ۲-۳ کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای راهبرد ولتاژ
- ۶۴ ۱-۲-۳ مقدمه
- ۶۵ ۳-۳ معادلات دینامیکی
- ۶۸ ۴-۳ کنترل امپدانس

۷۱	۳-۵- طراحی سیستم فازی
۷۴	۳-۶- اثبات پایداری
۷۷	۴- فصل چهارم:
۷۹	۴-۱- نتایج پیش پردازش سیگنال
۸۳	۴-۲- تنظیم پارامترهای ماشین بردار پشتیبان (SVM)
۸۵	۴-۳- نتایج بهینه سازی پارامترهای (Svm)
۸۷	۴-۴- نتایج استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ماشین بردار پشتیبان
۸۸	۴-۵- نتایج مدل جنگل تصادفی
۹۰	۴-۶- نتایج تخمین مدل SVR
۹۲	۴-۷- نتایج تخمین مدل SVR با بهینه سازی پارامترها
۹۴	۴-۸- مقایسه مدل های فوق
۹۵	۴-۹- نتایج کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور
۹۷	۴-۱۰- نتایج کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای راهبرد ولتاژ
۱۰۳	۵- فصل پنجم:
۱۰۴	۵-۱- نتیجه گیری
۱۰۵	۵-۲- پیشنهادها
۱۰۶	۶- منابع

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱ فیزیوتراپی سنتی برای مفاصل آرنج و زانو ۱
- شکل ۲-۱ ربات آرم‌این [۵] ۱۰
- شکل ۳-۱ ربات مایم [۳۹] ۱۱
- شکل ۴-۱ ربات جنتل [۴۰] ۱۱
- شکل ۵-۱ ربات پوشاننده کمک [۴۱] ۱۱
- شکل ۶-۱ ربات لوکومات [۴۲] ۱۳
- شکل ۷-۱ ربات گیت ترینر [۴۳] ۱۳
- شکل ۸-۱ سیستم تحقیقاتی اغتشاش پا [۴۷] ۱۴
- شکل ۹-۱ سیستم بالانس بایودکس [۴۰] ۱۴
- شکل ۱۰-۱ ربات موشن میکرو [۱۰] ۱۴
- شکل ۱۱-۱ ربات مولتی ایزو [۴۸] ۱۴
- شکل ۱۲-۱ ارتباط ساختاری میوفیبریل‌های فیبر عضلانی با سارکولم، پل‌های عرضی و شبکه سارکوپلاسمی [۴۹] ۱۵
- شکل ۱۳-۱ ساختار عضله اسکلتی از کل تا جزء مولکولی [۴۹] ۱۶
- شکل ۱۴-۱ مدل رشته‌های کشویی در انقباض [۲۱] ۱۷
- شکل ۱۵-۱ ویژگی‌های عملکردی پمپ‌های سدیم - پتاسیم و کانال‌های نشت سدیم - پتاسیم [۲۱] ۱۸
- شکل ۱۶-۱ عضلات چهار سر رانی [۲۱] ۲۲
- شکل ۱۷-۱ دستگاه ثبت EMG ۲۲
- شکل ۱۸-۱ الکترودهای سطحی [۲۱] ۲۳
- شکل ۱۹-۱ الکتروود سوزنی [۲۱] ۲۳

- شکل ۲۰-۱ سیگنال الکترومایوگرافی [۲۱] ۲۴
- شکل ۲۱-۱ نقاط الکتروود گذاری بر روی عضلات کوادریسپس [۳۷] ۲۴
- شکل ۲۲-۱ محل سنسور نیرو در اندازه‌گیری نیروی زانو. ۱. الکتروود ۲. پدال ۳. سنسور نیرو [۵۱] ۲۵
- شکل ۲۳-۱ محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی انگشت [۵۰] ۲۵
- شکل ۲۴-۱ محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی بازو [۵۲] ۲۵
- ۲۵-۱ مراحل پیش‌پردازش سیگنال EMG [۲۱] ۲۷
- شکل ۱-۲ دستگاه طراحی شده توانبخشی زانو: ۱- سنسور نیرو ۲- موتور الکتریکی ۳۴
- شکل ۲-۲ محل الکتروودها: ۱- رکتوس فموریس ۲- واستوس مدیالیس ۳- واستوس لترالیس ۴- زمین ۳۵
- شکل ۳-۲ صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه ۴۰
- شکل ۴-۲ خطوط جداساز مختلف برای مقادیر مختلف W و b ۴۱
- شکل ۵-۲ صفحه جداساز بهینه و حاشیه‌ها [۶۰] ۴۲
- شکل ۶-۲ جداسازی داده‌ها در حالت غیرخطی در فضایی با ابعاد بالاتر [۶۰] ۴۴
- شکل ۷-۲ فلوجارت تعیین مقادیر بهینه پارامترهای ماشین بردار پشتیبان ۴۹
- شکل ۸-۲ تابع خطای [۶۰] ۵۵
- شکل ۹-۲ فلوجارت تعیین بهینه پارامترهای رگرسیون بردار پشتیبان بر مبنای الگوریتم ژنتیک ۵۸
- شکل ۱-۳ شماتیک رباتیک ۶۰
- ۲-۳ بلوک دیاگرام کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور ۶۳
- شکل ۳-۳ مسیر حرکت ربات، سمت راست: حداکثر زاویه- سمت چپ: کمترین زاویه حرکت ۶۳
- شکل ۴-۳ توابع عضویت ورودی e ۷۲
- شکل ۵-۳ توابع عضویت $F_h - F_d$ ۷۳
- شکل ۶-۳ توابع عضویت خروجی D_d ۷۳

- شکل ۱-۴ سیگنال خام sEMG عضله رکتوس فموریس ۷۹
- شکل ۲-۴ سیگنال پیش پردازش شده sEMG عضله رکتوس فموریس ۷۹
- شکل ۳-۴ سیگنال خام sEMG عضله واستوس مدیالیس ۸۰
- شکل ۴-۴ سیگنال پیش پردازش شده sEMG عضله مدیالیس ۸۰
- شکل ۵-۴ سیگنال خام sEMG عضله واستوس لترالیس ۸۱
- شکل ۶-۴ سیگنال پیش پردازش شده sEMG عضله واستوس لترالیس ۸۱
- شکل ۷-۴ سیگنال خام نیرو ۸۲
- شکل ۸-۴ سیگنال پیش پردازش شده نیرو ۸۲
- شکل ۹-۴ یک نمونه ماتریس درهم ریختگی تست محاسبه شده در روش SVM ۸۴
- شکل ۱۰-۴ نوار تعداد دفعات فرخوانی تابع هدف ۸۵
- شکل ۱۱-۴ یک نمونه ماتریس درهم ریختگی تست مدل SVM-GA ۸۶
- شکل ۱۲-۴ یک نمونه نتایج تست محاسبه خطا در روش استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ۸۷
- شکل ۱۳-۴ یک نمونه ماتریس درهم ریختگی تست در مدل جنگل تصادفی ۸۸
- شکل ۱۴-۴ میانگین دقت عمق هر درخت در روش جنگل تصادفی ۸۹
- شکل ۱۵-۴ نیروی اندازه گیری و پیش بینی شده در روش SVR ۹۱
- شکل ۱۶-۴ میانگین خطای مربعات تست در روش SVR ۹۱
- شکل ۱۷-۴ نیروی اندازه گیری و پیش بینی شده در روش SVR مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ۹۳
- شکل ۱۸-۴ میانگین خطای مربعات تست در روش SVR مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ۹۳
- شکل ۱۹-۴ مسیر مطلوب طراحی شده ۹۵
- شکل ۲۰-۴ مقدار نیروی مطلوب تخمین زده شده از سیگنال sEMG ۹۵
- شکل ۲۱-۴ نتیجه ردگیری مسیر مطلوب با روش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور ۹۶

- شکل ۲۲-۴ نمودار نیرو وارد شده به بیمار ۹۶
- شکل ۲۳-۴ گشتاور محاسبه شده توسط کنترل کننده امپدانس بر مبنای گشتاور ۹۷
- شکل ۲۴-۴ نتیجه ردگیری مسیر مطلوب با روش کنترل امپدانس بر مبنای ولتاژ ۹۸
- شکل ۲۵-۴ نیرو کنترل شده وارد بر بیمار ۹۸
- شکل ۲۶-۴ گشتاور محاسبه شده توسط کنترل کننده امپدانس بر مبنای ولتاژ ۹۹
- شکل ۲۷-۴ ولتاژ موتور ۹۹
- شکل ۲۸-۴ جریان موتور ۱۰۰
- شکل ۲۹-۴ خطای امپدانس ۱۰۱
- شکل ۳۰-۴ تطبیق پارامترهای کنترل مقاوم ۱۰۱
- شکل ۳۱-۴ ضرایب امپدانس فازی ۱۰۲

فهرست جداول

- جدول ۱-۲ توابع کرنل در ماشین بردار پشتیبان غیرخطی. ۴۵
- جدول ۲-۲ دسته‌بندی دو کلاس برای مجموعه داده ورودی ۵۰
- جدول ۱-۳ قواعد فازی برای سیستم‌های فازی ۷۴
- جدول ۱-۴ نتایج تست مدل ماشین بردار پشتیبان. ۸۴
- جدول ۲-۴ نتایج تست مدل SVM-GA. ۸۶
- جدول ۳-۴ نتایج تست روش استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ماشین بردار پشتیبان. ۸۸
- جدول ۴-۴ نتایج تست روش جنگل تصادفی. ۸۹
- جدول ۵-۴ نتایج تست مدل SVR. ۹۰
- جدول ۶-۴ نتایج تست مدل SVR با پارامتری‌های بهینه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک. ۹۲
- جدول ۷-۴ مقایسه‌ی روش‌های پیشنهادی در تخمین نیروی عضلات زانو مبتنی بر sEMG ۹۴

فصل اول

کلیات

۱-۱- مقدمه

افزایش روزافزون ناتوانی‌های فیزیکی که در اثر عواملی همچون کهولت سن، تصادف، آسیب‌های ورزشی، ضایعات نخاعی و سکته مغزی در انسان بروز پیدا کرده است، موجب شکل‌گیری و ایجاد علم فیزیوتراپی^۱ شده است [۱]. علم فیزیوتراپی یعنی درمان فیزیکی یا فیزیولوژیکی^۲ بدن که باهدف بهبود عملکرد محرکه‌های ماهیچه‌ای و عضلات انجام می‌شود. در درمان فیزیوتراپی، درمانگر با تحریک محرکه‌های عصبی و عضلانی سعی می‌کند توانایی انجام حرکت‌های طبیعی به اندام آسیب‌دیده را با روش سنتی بازگرداند. در شکل (۱-۱) درمان سنتی فیزیوتراپی برای مفاصل آرنج و زانو نشان داده شده است. یکی از معایب این روش این است که پزشک معالج را به زحمت می‌اندازد و عوامل انسانی مانند خستگی می‌تواند باعث افت کیفیت تکرار این روش‌ها شود [۲]. هدف توان‌بخشی^۳ بازگرداندن توانایی‌های فیزیکی، حسی و فکری بیماران و همچنین پشتیبانی از بیمار برای جبران کمبودهای حرکتی است که با دارو قابل درمان نیست [۳]. بیماران بعد از ضربه‌های نخاعی، آسیب‌های عضله، شکستگی و جراحی ترمیم زانو برای به دست آوردن توانایی حرکتی خود به توان‌بخشی نیاز دارند [۴].



شکل ۱-۱ فیزیوتراپی سنتی برای مفاصل آرنج و زانو

^۱ physiotherapy

^۲ Physiological or physical therapy

^۳ Rehabilitation

ناتوانی پس از سکته مغزی^۱ در میان سالمندان بسیار شایع است و در حال حاضر به یکی از نگرانی‌های اصلی در جوامع پیشرفته مبدل شده است زیرا سالمندان اکثریت جمعیت جامعه را شامل می‌شوند با توجه به افزایش تعداد افراد نیازمند به توان‌بخشی، همزمان تجهیزات و فناوری‌های که در توان‌بخشی استفاده می‌شود پیچیده‌تر و پیشرفته‌تر می‌شود [۵]. دانش توان‌بخشی یک روش مفید برای بازگرداندن توانایی‌های حرکتی بیمارانی که دارای ضعف عضلانی شده‌اند می‌باشد. فیزیوتراپ‌ها در ابتدا بیماران را از نظر وجود درد و طیف وسیعی از حرکات معاینه می‌کنند. همچنین عملکرد افراد را توسط مشاهدات فردی و به‌کارگیری آزمون‌های استاندارد ارزیابی می‌کنند، یک ارزیابی دقیق و درمان موفق، نیازمند متخصصین آموزش‌دیده و نیز امکانات و تجهیزات کامل توان‌بخشی است [۶]. از متداول‌ترین روش‌ها برای درمان افرادی که دارای آسیب‌های حرکتی می‌باشند راه رفتن بر روی تردمیل در جلسات طولانی توان‌بخشی است. اما در طی فرآیند این روش درمان بیمار، به چند نفر درمانگر فیزیوتراپ برای کمک کردن نیاز دارد و این خود نشان‌دهنده هزینه بالا این نوع توان‌بخشی خواهد بود. همچنین کیفیت درمان و ارزیابی میزان پیشرفت بیمار در این روش پایین می‌آید [۷].

به‌طور کلی در توان‌بخشی هدف بازگرداندن توانایی بیمار به فعالیت‌های روزمره خود است، پارامترهایی که نشان‌دهنده این وضعیت هستند عبارت‌اند از:

۱. انعطاف و دامنه حرکت مفصل

۲. قدرت و تحمل عضلانی مفصل

۳. هماهنگی، چالاکی و توانایی مفصل

موارد بالا و ترتیب آن‌ها باعث می‌شود که تمرین‌های توان‌بخشی با تمرین‌های غیرفعال شروع شوند و با تمرینات کمکی ادامه یافته و با تمرینات مقاومتی ادامه پیدا کند. هدف از این تمرین‌های غیرفعال بازگرداندن دامنه حرکتی و قدرت انعطاف‌پذیری بیمار است.

این فعالیت‌ها سپس با تمرینات کمکی ادامه می‌یابند. در این تمرین‌ها بیمار سهمی از نیروی لازم

^۱ Post stroke disability

برای حرکت را به عهده می‌گیرد و باقیمانده این نیرو توسط ربات تأمین می‌شود. در نتیجه قدرت ماهیچه‌ها و عضلات افزایش می‌یابد. همچنین برای افزایش چابکی و هماهنگی اعصاب و عضلات، تمرینات مقاومتی پیشنهاد می‌شود [۸]. تعامل میان انسان و ربات در سال‌های اخیر یکی از زمینه‌های مورد توجه در حوزه مکاترونیک و رباتیک بوده است. در همین راستا انواع متنوعی از ربات‌های توان‌بخشی که در دو حالت توان‌بخشی و کمک عمل می‌کنند، در سال‌های اخیر ارائه گردیده است [۹]. در این میان قابلیت‌هایی که ربات‌ها در انجام دقیق وظایف تکراری و قابل برنامه‌ریزی دارند، موجب شده است تا در امر توان‌بخشی در کنار فیزیوتراپی‌ها ظاهر شوند و به آن‌ها کمک کنند.

برخی از مزیت‌های استفاده از ربات‌ها در توان‌بخشی عبارت‌اند از:

۱. ربات‌ها حرکت رفت و برگشتی را به راحتی برطرف می‌کنند.

۲. ربات‌ها در ایجاد و کنترل نیرو دقت بالایی دارند.

۳. ربات‌ها با دقت نسبتاً زیادی در موقعیت مورد نظر قرار می‌گیرند.

با افزایش کهنه‌ت-سن و جمعیت نیاز به دستگاه‌های توان‌بخشی افزایش می‌یابد در همین راستا دستگاه‌های رباتیک به عنوان یک روش کمکی درمانی در نظر گرفته شده‌اند. ربات‌های مجهز به سنسور می‌توانند با ارزیابی عینی و دقیق‌تر جهت پیشرفت درمان بیمار به فیزیوتراپی کمک کنند [۱۰]. اکثر این ربات‌ها از سیگنال‌های الکترومایوگرافی^۱ (EMG) به عنوان داده ورودی جهت انجام اعمال حرکتی استفاده می‌کنند. الکترومایوگرافی تکنیک اخذ سیگنال‌های الکتریکی تولیدشده حین انقباضات عضلانی است. در واقع هر یک از ماهیچه‌های موجود در بدن متشکل از تعدادی واحدهای محرک هستند که منقبض شدن ماهیچه و تولید نیرو در ماهیچه‌ها به عهده آن‌ها است. میزان انقباض ماهیچه را می‌توان حین فعالیت‌های عصبی با ثبت سیگنال الکترومایوگرافی و بررسی تغییرات آن، پی برد. اندازه این سیگنال‌ها بین کسری از میکرو ولت تا چند صد میکرو ولت می‌تواند متغیر باشد و گستره فرکانسی آن‌ها حتی به بیشتر از ۲ کیلوهرتز می‌رسد که بر اساس سطح فعالیت ماهیچه تغییر می‌کند اما

^۱ Electromyogram

فرکانس‌های بین ۱۰ تا ۲۰۰ هرتز بیشترین انرژی را دارند و این محدوده از فرکانس حائز اهمیت است [۱۱]. الکترومایوگرام^۱ (EMG) فعالیت الکتریکی عضله را برای جمع‌آوری اطلاعات سیستم عضلانی، اندازه می‌گیرد و به‌طور معمول برای تشخیص ضعف عضلانی یا فلج شدن عضلات، مشکلات و ضعف‌های عضلانی یا حرکتی، مشکلات حسی و آسیب‌های عصبی به کار می‌رود. همچنین EMG در زمینه‌های راه رفتن و طراحی پروتز کاربرد دارد [۱۲]. سیگنال الکترومایوگرام سطحی^۲ (sEMG)، مقدار فعالیت عضلانی اسکلتی را منعکس می‌کند. این سیگنال با نیروی عضلانی همبستگی بسیاری دارد و وسیله‌ای برای سنجش وقایع بیوالکتریکی که در ارتباط با انقباض فیبرهای عضلانی هستند به شمار می‌رود. برای مثال، در کنترل پروتز، انتظار می‌رود که تقلید صحیح‌تری از رابطه‌ی طبیعی فرمان، بین سیستم عصبی مرکزی و سیستم حرکتی فراهم شود [۱۳]. سیگنال‌های حاصل از الکترومایوگرافی سطحی می‌توانند برای برآورد جهت و بزرگی نیرو و گشتاور مفاصل استفاده شوند که در واقع مقیاسی از فعالیت عضلانی بدن هستند [۱۴]. سیگنال‌های الکترومایوگرافی سطحی (sEMG)، که از روش‌های غیرتهاجمی از سطح پوست برداشت می‌شوند، مقیاسی از فعالیت عضلانی بدن هستند. افزایش سطح فعالیت عضلانی نشانه‌ای از نیروهای بالاتر تولیدشده توسط عضلات و به تبع آن گشتاور مفصل بالاتر است. حرکات بدن انسان از کوچک‌ترین حرکات مربوط به پلک‌ها تا حرکات شدیدتر مانند بلند کردن اجسام و راه رفتن، همگی در اثر انقباض عضلات انجام می‌شوند. فعال‌سازی الکتروفیزیولوژیک یک عضله باعث ایجاد انقباضات در عضله و در نتیجه تولید نیروی مکانیکی می‌شود. در اکثر اوقات تعداد زیادی عضله به‌صورت همزمان انقباض پیدا می‌کنند و نیروی واردشده را نمی‌توان به یک عضله‌ی خاص نسبت داد. بعلاوه در داخل بدن قرار دارند و نیروی ایجادشده توسط یک عضله نمی‌تواند به‌صورت مستقیم اندازه‌گیری شود. تخمین نیروی عضلات کاربردهای زیادی در زمینه‌های مختلف نظیر مطالعه‌ی فیزیولوژی عضله، تحلیل راه

^۱ Electromyogram

^۲ Surface EMG

رفتن^۱، ارتوپدی^۲، توان‌بخشی^۳، تعامل انسان و ماشین^۴ و مطالعات ورزشی دارد [۱۵]. ربات‌هایی که در حوزه حرکتی با انسان در تعامل می‌باشند، باید به‌طور مناسب نیرو و جابجایی به انسان منتقل کنند، محققان از نیروی مربوط به یک اندام یا گشتاور یک مفصل که توسط سنسورهای خارجی اندازه‌گیری شده‌اند، جهت تخمین نیروی عضلات استفاده می‌کنند. سنسورهای الکترومایوگرافی سطحی، در مقایسه با سنسورهای تجاری، ارزان و نسبتاً کوچک‌ترند و می‌توانند به‌عنوان یک جایگزین بالقوه برای سنسورهای الکترومایوگرام سطحی در نظر گرفته شوند. بنابراین امروزه مطالعات زیادی در زمینه استفاده از سنسورهای الکترومایوگرام سطحی جهت تخمین نیروی عضلات، انجام شده است [۱۶]. دستگاه‌های رباتیک کمکی از این سیگنال‌ها به‌عنوان ورودی کنترل استفاده می‌کنند. در فیزیوتراپی‌های مبتنی بر کنترل نیرو همواره باید از نیروی عضله فیدبک گرفته شود تا سیستمی با کمترین خطای ممکن داشته باشیم. ربات‌های توان‌بخشی را می‌توان به سه دسته کلی تقسیم کرد [۱۷]:

۱. کمک به افراد بیمار برای فعالیت‌های روزمره

۲. پشتیبانی در حین حرکت

۳. کمک به درمانگر در تمرینات توان‌بخشی

به‌طور سنتی در کلینیک‌های فیزیوتراپی، عمل توان‌بخشی در جابجایی‌های مشخص و اعمال نیروهای مناسب انجام می‌پذیرد پس در ربات‌های توان‌بخشی تدوین الگوریتم کنترلی که بتواند با دینامیک ربات و حرکت پیش‌بینی‌نشده بیمار تعامل نیرویی مفید و مؤثری را ایجاد نماید امری ضروری است. در این راستا در ربات‌ها توان‌بخشی از استراتژی‌های کنترل موقعیت و امپدانس به شکل‌های مختلف استفاده می‌شود [۱۸]. دستگاه‌های توان‌بخشی^۵ رباتیکی نیز به‌عنوان روش مکمل

^۱ Gait Analysis

^۲ Orthopaedics

^۳ Rehabilitation

^۴ Human- Machine Interaction

^۵ Rehabilitation Devices

درمانی در قالب ربات‌های فیزیوتراپ^۱ و یا ربات‌های کمکی^۲ و دستیار می‌توانند در زمینه تشخیص، کنترل و درمان بیماری مؤثر باشند. در همین راستا، کنترل‌کننده ربات‌های توان‌بخشی بر اساس روش‌های کنترلی مقاوم طراحی می‌شوند تا ضمن غلبه بر عدم قطعیت‌هایی که در عمل توان‌بخشی در ارتباط با نیروهای تعامل وجود دارد، گشتاور محرکه‌ها را به نحوی محدود کرده تا از وارد شدن نیرو و گشتاور نامناسب و خطرآفرین جلوگیری کند [۱۹]. بر همین اساس کنترل امپدانس به‌عنوان یکی از روش‌های کنترل نرم در ربات‌ها شناخته می‌شود. هدف روش کنترل امپدانس ایجاد رابطه دینامیکی دلخواه بین نیروی تعامل و خطای ردیابی مسیر است [۲۰]. تاکنون روش‌های مختلفی برای کنترل این سیستم‌های رباتیک پیشنهاد شده است. که می‌توان به کنترل نیرو، کنترل موقعیت، کنترل ترکیبی، کنترل امپدانس و کنترل هوشمند اشاره کرد. ایده اصلی در کنترل امپدانس، اجرای رفتار دینامیکی از پیش تعیین‌شده برای ربات است. از ویژگی‌های کنترل امپدانس می‌توان به سادگی و مقاوم بودن در مقابل عدم قطعیت اشاره کرد [۸].

۱-۲- مروری بر کارهای گذشته

۱-۲-۱- مطالعات پیشین در بخش سیگنال‌های الکترومایوگرافی

الکترومایوگرافی در توان‌بخشی پزشکی کاربرد زیادی دارد و قادر است وضعیت عضلات و رشته‌های عصبی انسان را توصیف کند و در بسیاری از موارد در تشخیص نوع بیماری، حرکت عضله و پیش‌بینی نیرو استفاده شده است. سیگنال الکترومایوگرافی سطحی مقدار فعالیت عضله را منعکس می‌کند. این سیگنال‌ها با نیروی عضلانی همبستگی بسیاری دارد و وسیله‌ای برای سنجش وقایع بیوالکتریکی که در ارتباط با انقباض فیبرهای عضلانی هستند به شمار می‌رود. برای مثال، در کنترل پروتز، برای افرادی که بخشی از اندام خود را از دست داده‌اند انتظار می‌رود که تقلید صحیح‌تری از رابطه‌ی طبیعی فرمان، بین سیستم عصبی مرکزی و سیستم حرکتی فراهم شود [۲۱]. پس اگر بتوان با خطای کمتری

^۱ Physio Robot

^۲ Assisstant Robot

این نیرو را تخمین زد، دقت اعمال نیروی این افراد به‌وسیله پروتز افزایش می‌یابد. کربس و همکارانش راهکاری برای راه‌اندازی ربات معالج پیشرو مبتنی بر اجرا، با استفاده از آستانه‌های سیگنال ماهیچه‌های EMG زمانی که فعالیت EMG عضلات از یک آستانه بیشتر شود، ارائه کرد [۲۲]. کیگوچی و همکارانش یک روش مبتنی بر EMG برای کنترل ربات بالاتنه مطابق با قصد حرکت و تغییر مکان کاربر ارائه کردند [۲۳]. الکترومایوگرافی سطحی از فاکتورهای فیزیولوژیک مانند خنثی شدن فاز^۱ و جایگذاری نامناسب الکترودها تأثیر می‌پذیرد. این عوامل متعاقباً بر روی دقت تخمین نیرو توسط سیگنال الکترومایوگرام سطحی نیز تأثیر می‌گذارد [۲۴]. سیگنال خام EMG به راحتی توسط عوامل خارجی مانند آرتیفکت‌های حرکتی^۲، نویز محیط و نویز تجهیزات الکتریکی دچار می‌شود. لذا برای حذف نویز و آماده کردن سیگنال برای تخمین نیرو، پیش‌پردازش‌هایی بر روی سیگنال آماده می‌شود. در این بخش روش‌های متفاوتی که در مقالات برای پیش‌پردازش سیگنال‌های الکترومایوگرام مورد استفاده قرار گرفته است بیان می‌شود.

پیش‌پردازش‌های انجام‌شده توسط لیو و همکارانش بدین صورت است که داده‌های مربوط به سیگنال الکترومایوگرافی از یکسو کننده تمام موج می‌گذرد (سیگنال الکترومایوگرافی یکسو شده) و به‌عنوان ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد. روش دیگر نیز بدین صورت است که داده‌های مربوط به سیگنال الکترومایوگرافی از یک یکسو کننده تمام موج می‌گذرد، سپس با استفاده از یک فیلتر باترورث درجه دوم و پایین‌گذر با فرکانس قطع پنج هرتز نرم می‌شود و به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود [۲۵]. وانگ و بوکانان روش دیگری بدین صورت بیان می‌کنند که تمامی ده الکتروده مورد استفاده برای ثبت سیگنال الکترومایوگرام به یک پیش تقویت‌کننده متصل می‌شوند. این پیش تقویت‌کننده یک فیلتر بالاگذر دو قطبی با فرکانس قطع ۳۰۰ هرتز و بهره‌ی ۱۰۰۰ است. سپس سیگنال به یک فیلتر باترورث هشت قطبی پایین‌گذر با فرکانس ۳۰۰ هرتز و بهره‌ی متغیر بین ۲/۵ و ۴۰ فرستاده می‌شود.

^۱ Phase Cancellation

^۲ Motion Artifacts

در نهایت سیگنال الکترومایوگرافی و نیرو تو سطر یک مبدل آنالوگ به دیجیتال با فرکانس ۱۰۰۰ هرتز نمونه برداری و در حافظه ذخیره می‌شوند [۲۶].

ضیایی و همکارانش برای پیش پردازش سیگنال الکترومایوگرافی سطحی پس از حذف مقدار DC سیگنال الکترومایوگرام خام ثبت شده، ابتدا آن را از یک فیلتر باترورث zero-lag مرتبه ۴ با فرکانس قطع ۳۰ هرتز عبور داده تا آرتیفکت حرکتی سیگنال حذف شود. سپس سیگنال از یک فیلتر پایین گذر باترورث zero-lag مرتبه ۴ با فرکانس قطع ۶ هرتز عبور داده می‌شود. در انتها سیگنال بدست آمده به صورت تمام موج یکسو شده و توسط بیشینه مقدار sEMG نرمالیزه می‌شود [۲۷].

در پژوهشی دیگر هشترودی زاد و همکارانش این طور بیان می‌کنند که سیگنال الکترومایوگرام خام ثبت شده از یک فیلتر پاکت^۱ خطی عبور داده می‌شود. به همین جهت بایستی ابتدا سیگنال الکترومایوگرام ثبت شده به کمک یک مبدل آنالوگ به دیجیتال ۱۴ بیتی، رقمی^۲ شود. سپس بایاس سیگنال به کمک یک فیلتر میانگین گیر متحرک^۳ شناسایی شده و از سیگنال اصلی حذف شود. سپس سیگنال بدست آمده یکسو شده و از فیلتر میانگین گیر متحرک دون با طول ۳۰۰ عبور داده می‌شود. طول فیلتر و تأخیر بدست آمده طوری انتخاب می‌شوند که با تأخیر بین سیگنال الکترومایوگرام جمع آوری شده و نیرو تولید شده توسط عضله، مطابقت داشته باشند [۲۸].

از روش‌های مدل سازی متفاوتی برای بدست آوردن تخمین دقیقی از نیروی عضلات به کمک سیگنال‌های الکترومایوگرام استفاده شده است. مدل‌های ارائه شده را می‌توان به صورت‌های متفاوتی دسته بندی کرد. در یک نوع از این دسته بندی‌ها مدل‌های ارائه شده به دو دسته‌ی مدل‌های مبتنی بر فیزیک سیستم^۴ و مدل‌های مبتنی بر ورودی-خروجی^۵ (مدل‌های جعبه سیاه) تقسیم شده‌اند. یکی از عوامل مؤثر در ایجاد نیروی عضلانی در کاراندازه‌های مختلف، سرعت انقباض عضلانی است. ارتباط

^۱ Envelope Filter

^۲ Digitize

^۳ Moving Average Filter

^۴ Physice Based Models

^۵ Input-OutputBased Models

میان نیروی ایزوتونیک و سرعت انقباض عضلانی برای نخستین بار توسط فن و مارش [۲۹]. با ارائه یک رابطه نمایی مورد بررسی قرار گرفت، یکی از پرکاربردترین مدل‌های مبتنی بر فیزیک سیستم، مدل هیل است که در پیش‌بینی نیروی ایجادشده در رشته‌های عضلانی در سرعت‌های مختلف ارائه شده است [۳۰]. در شاخه دیگری از مطالعات، اثر طول رشته‌های عضلانی بر ایجاد نیروی عضلانی مورد بررسی قرار گرفته است. از جمله مطالعات انجام‌شده توسط ادمان و همکاران [۳۱] و دلز [۳۲]. گسترش این مطالعات در نهایت منجر به ارائه مدل‌های مختلف ریاضی برای پیش‌بینی نیروهای عضلانی شده است. از جمله روابط چندجمله‌ای ارائه شده توسط و لموس [۳۳]. یا روابط نمایی که توسط اوتن [۳۴] و برتا [۳۵] ارائه شده است. هاشمی و همکارانش روش مدل‌سازی شناسایی آبخاری موازی (PCI) را برای تخمین نیروی ماهیچه‌ای القاشده در مچ دست مبتنی بر سیگنال‌های EMG عضلات بازو به کار بردند [۳۶]. مینگ و همکارانش نیز برای پیش‌بینی نیروی اندام تحتانی توسط EMG در جهت کنترل ربات دستیار توان‌بخشی، از مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) استفاده کردند [۳۷]. برخی از پژوهش‌ها نیز با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر روش رگرسیون بردار پشتیبان برای تخمین نیروی عضلانی زانو توسط سیگنال‌های الکترومایوگرافی سطحی را مورد بررسی قرار داده‌اند.

۱-۲-۲- پیشینه ربات‌های توان‌بخشی

سابقه ربات‌های توان‌بخشی تقریباً به اندازه ربات‌هاست. کتاب‌ها و مقاله‌های زیادی درباره تاریخچه این ربات‌ها موجود است. استفاده از ربات‌ها در توان‌بخشی برمی‌گردد به سال‌های اولیه دهه ۱۹۶۰ میلادی که درزمینه پروتز و ارتز مورد استفاده قرار گرفتند. مروری بر تمام ربات‌هایی که در زمینه توان‌بخشی تاکنون مورد استفاده قرار گرفتند به‌طور کلی میسر نیست. بر همین اساس بیشتر به مطالعه بر روی ربات‌های درمانی مربوط به پایین تنه می‌پردازیم. به‌طور خلاصه به ربات‌های بالاتنه نیز اشاره می‌شود.

۱-۲-۲-۱- ربات‌های توان‌بخش برای اعضای بالاتنه

همان‌طور که در بخش قبلی نیز گفته شد، ربات‌های فیزیوتراپی در دست‌یاری و کمک به فیزیوتراپ و بیمار نقش به‌سزایی دارند. هدف از ساخت ربات‌های فیزیوتراپ، تشخیص، کنترل موقعیت و حرکت و جبران ضعف‌های عضلات و تقویت قدرت عضلات کاربر است. یکی از افق‌هایی که در مسیر درمان توان‌بخشی به کمک ربات دیده می‌شود، رسیدن به چرخه درمان کاملاً رباتیک است که در آن ربات به‌تنهایی و بدون دخالت درمانگر، با بیمار در تعامل قرار می‌گیرد. از میان فعالیت‌های انجام‌شده در این زمینه، ربات آرم‌این^۱ [۵] را به‌عنوان نمونه موفق ربات‌های توان‌بخشی برای اندام بالاتنه که در شکل (۲-۱) نشان داده‌شده است را می‌توان نام برد.



شکل ۲-۱ ربات آرم‌این [۵]

^۱ ARMIN

لی و همکارانش یک سیستم ربایکی ساختند که توان بخشی قسمت بالایی بیماران فلج را با استفاده از سیستم هوشمند به عهده دارد [۳۸]. لام و همکارانش نمونه اولیه‌ای ساختند که مایم^۱ نام دارد که در شکل (۳-۱) نشان داده شده است. این ربات تمرین‌های فعال و غیرفعال را برای اعضای بالاتنه بر مبنای کنترل امپدانس انجام می‌دهد [۳۹]. رهبور نیز در زمینه ربات‌های بالاتنه که از دو ربات صنعتی که اطلاعات مربوط به نیرو و موقعیت را طراحی کرد. ربات جنتل^۲ که در شکل (۴-۱)، نشان داده شده است، نیز از یک ابزار لمسی بر مبنای کنترل ادیتمانس برای بالاتنه ساخته شد [۴۰]. تی ساگاریکیس و کلدول یک بازوی پوشاننده کمکی که در شکل (۵-۱) نشان داده شده است را برای تقویت عضلات شانه و بازو در پژوهشی دیگر طراحی کردند [۴۱].



شکل ۴-۱ ربات جنتل [۴۰]



شکل ۳-۱ ربات مایم [۳۹]



شکل ۵-۱ ربات پوشاننده کمک [۴۱]

^۱ MIMe

^۲ GENTLE

۱-۲-۲-۱-۱- ربات‌های توان‌بخش برای اعضای پایین تنه

ربات‌هایی که برای توان‌بخشی اعضای پایین تنه بدن استفاده می‌شوند به دو گروه تقسیم می‌شوند

۱- ربات‌های توان‌بخشی ران، زانو و مچ پا ۲- ربات‌های پیاده‌رو . تاکنون ربات‌های توان‌بخشی مختلفی در زمینه توان‌بخشی پا ارائه شده است که برخی از آن‌ها شامل ربات لوکومات^۱ که در شکل (۱-۶) نشان داده شده است [۴۲]، همچنین در شکل (۱-۷) ربات گیت‌ترینر^۲ [۴۳] به مرحله تجاری رسیده‌اند و برای درمان بیماران نیز استفاده می‌شود نشان داده شده است . همچنین نمونه‌های اولیه ربات پیاده‌رو شامل ربات الکس^۳ [۴۴] هپتیک‌واکر [۴۵] و ربات با عملکردهای نیوماتیکی معروف به پوگو و پم^۴ را می‌توان نام برد. استفاده از تجهیزات رباتیک در امور توان‌بخشی می‌تواند هم دقت کار را افزایش دهد و هم‌روند پیشرفت درمان را به‌طور دقیق مورداندازه‌گیری و ثبت و ذخیره قرار دهد. سیستم‌های رباتیکی که برای تمرین‌های فیزیوتراپی قسمت‌های پایینی بدن استفاده شده‌اند برای انجام تمرین‌های تکراری، مقاومتی و تمرین‌های کمکی از ربات‌های توان‌بخشی استفاده می‌کنند. اوکادا یک ربات دو درجه آزادی که از روش کنترل امیدانس استفاده می‌کند ساخته که اطلاعات نیرو و مکان را دریافت و به‌منظور دنبال کردن حرکت ربات ذخیره می‌کند [۴۶]. در دانشکده توان‌بخشی دانشگاه علوم پزشکی ایران، دستگاهی با پلت فرم سفارشی ساخته شده است که به‌وسیله آن می‌توان کسری حس عمقی^۵ در بی‌ثباتی عملکرد مچ پا (FAI) را با اندازه‌گیری واکنش تأخیر زمانی به وارونگی مچ پا، مشخص و اندازه‌گیری کرد که باعث می‌شود شروع زمان تأخیر عضلانی با تمرینات حس عمقی کاهش یابد، شکل (۱-۸) [۴۷]. نمونه خارجی و تجاری این دستگاه، سیستم بالانس بایودکس است که به‌عنوان وسیله‌ای برای توان‌بخشی مچ پا شناخته برای اندازه‌گیری تعادل پویا بر روی مکانیزم عصبی-عضلانی تمرکز دارد شناخته می‌شود،

^۱ LOKOMAT

^۲ Gate Trainer

^۳ ALEX

^۴ POGO and PAM

^۵ Proprioceptive deficit

شکل (۹-۱) [۴۰]. هما یک سیستم رباتیکی که پیرامون تخت بیمار استفاده می‌شود ساخته است که این سیستم فقط برای تمرینات غیرفعال تست شده است [۴۸]. موقامیر یک سیستم تمرین دهنده به نام مولتی ایزو^۱ ساخته است که این سیستم قادر است تمرینات غیرفعال، فعال، و مقاومتی را انجام دهد. این سیستم یک درجه آزادی برای تمرینات رفت و برگشتی زانو استفاده می‌شود که از کنترل‌های کلاسیک نیرو، موقعیت و سرعت استفاده می‌کند و با تکنیک‌های کنترل فازی پیشرفت کرده است [۴۸]. موشن میکرو یک دستگاه تجاری توان‌بخشی پایین‌تنه است که توسط اسورتیج ساخته شده است. این وسیله شامل یک تخت و دو میله است که حرکات مفصل‌های ران و زانو پا را کنترل می‌کند. این وسیله می‌تواند حرکات رفت و برگشتی برای اعضای پایین‌تنه را انجام دهد [۱۰].

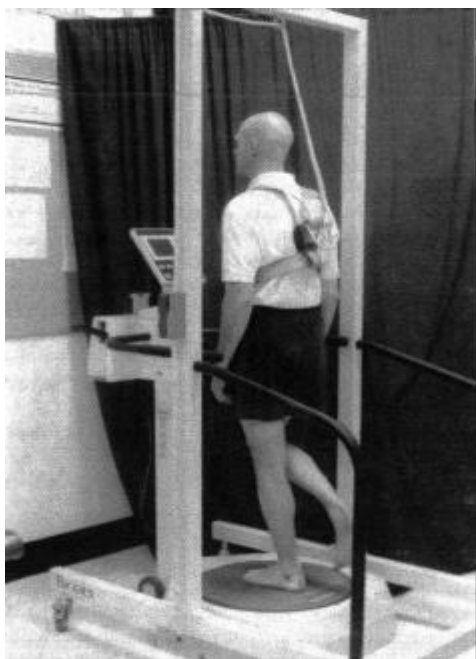


شکل ۱-۷ ربات گیت‌ترینر [۴۳]



شکل ۱-۶ ربات لوکومات [۴۲]

^۱ Multi-iso



شکل ۹-۱ سیستم بالانس بایودکس [۴۰]



شکل ۸-۱ سیستم تحقیقاتی اغتشاش پا [۴۷]



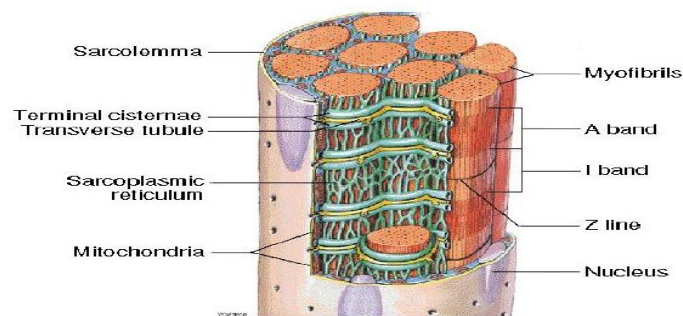
شکل ۱۰-۱ ربات موشن میکرو [۱۰]



شکل ۱۱-۱ ربات مولتی ایزو [۴۸]

۱-۳- آناتومی و فیزیولوژی عضلات

عضلات اسکلتی از هزاران فیبر استوانه‌ای (با قطر ۱۰۰-۱۰ میکرومتر) تشکیل شده است که اغلب در تمام مسیر از ابتدا تا انتها کشیده شده‌اند. این فیبرها توسط بافت همبند به هم متصل شده‌اند که از طریق آن، اعصاب و رگ‌های خونی منتقل می‌شوند. هر فیبر عضلانی، توسط یک غشای سلولی به نام سارکولم^۱ محاصره شده است. مهم‌ترین وظیفه سارکولم، هدایت موج دپلاریزاسیون به تمام نقاط سلول برای ایجاد انقباض است. شبکه‌ی آندوپلاسمی سلول عضلانی را شبکه سارکوپلاسمی می‌نامند. سارکوپلاسم نیز شامل اندامک‌های سیتوپلاسمی، هسته و پروتئین‌های انقباضی است. غشای سیتوپلاسمی این سلول‌ها دارای فرورفتگی‌های عمیقی است که از میان مخازن کلسیم شبکه سارکوپلاسمی عبور کرده و از سمت دیگر آشکار می‌شوند. این فرورفتگی‌ها را پل عرضی^۲ ارتباط ساختاری میوفیبریل‌های فیبر عضلانی با سارکولم، پل‌های عرضی، و شبکه سارکوپلاسمی را می‌توان در شکل (۱-۱۲) مشاهده کرد. در هر فیبر عضلانی، تعداد زیادی ساختمان موازی وجود دارد که میوفیبریل نامیده می‌شوند که از یک انتها تا انتهای دیگر کشیده شده‌اند. هر میوفیبریل از تعداد زیادی سارکومر^۳ و هر سارکومر، از تعدادی میوفیلانمان نازک اکتین و میوزین ساخته شده است. این ساختار را می‌توان در شکل (۱-۱۳) از کل به جزء مشاهده کرد [۴۹].

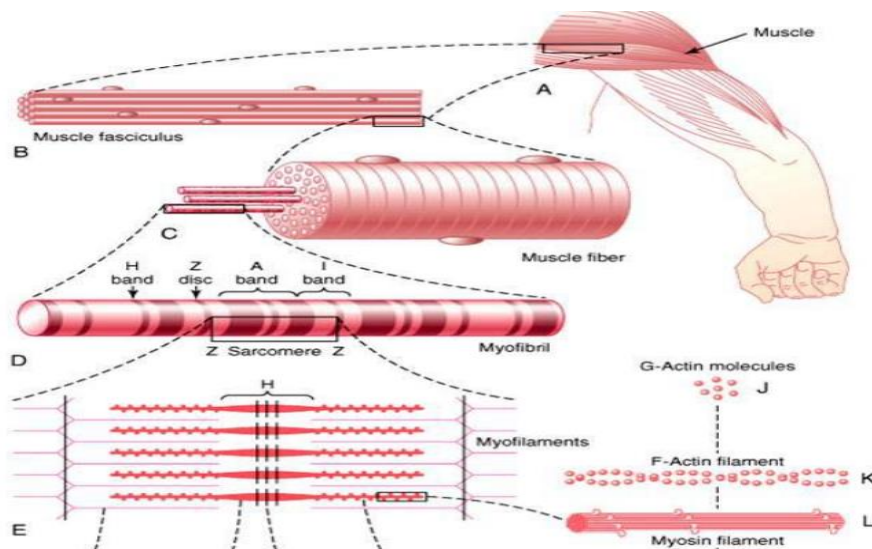


شکل ۱-۱۲ ارتباط ساختاری میوفیبریل‌های فیبر عضلانی با سارکولم، پل‌های عرضی و شبکه سارکوپلاسمی [۴۹]

^۱ Sarcolemma

^۲ T-Tubule

^۳ Sarcomere



شکل ۱-۱۳ ساختار عضله اسکلتی از کل تا جزء مولکولی [۴۹]

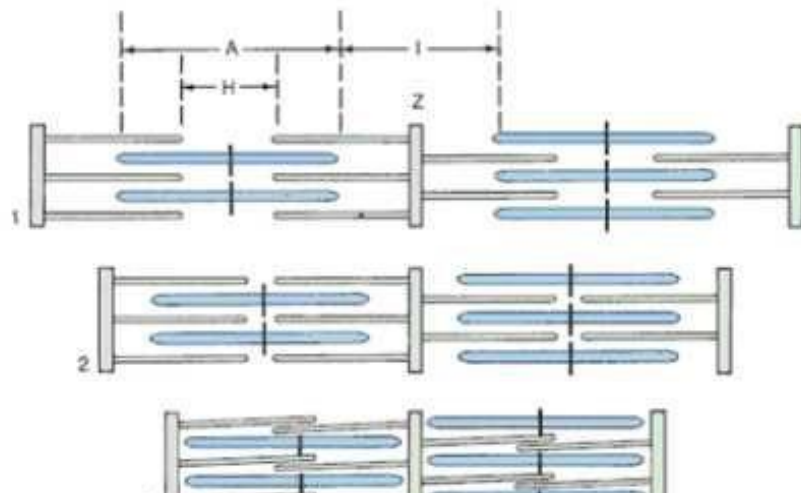
❖ سارکومر

سارکومر، واحد انقباضی عضله است. نحوه قرار گرفتن میوفیلامان‌های اکتین و میوزین در هر سارکومر، ایجاد نوار تاریک A در وسط سارکومر و نوار روشن I در دو طرف سارکومر می‌کند. نوار تاریک A، به دلیل قرار گرفتن میوفیلامان‌های ضخیم میوزین در وسط سارکومر ایجاد شده است، و نوار روشن I شامل آن بخش از میوفیلامان‌های نازک اکتین است که با میوفیلامان‌های میوزین همپوشانی ندارد. در حالت استراحت، در وسط نوار A، یک ناحیه روشن کوچک به نام H دیده می‌شود که دارای خط M است. خط M محل اتصال عرضی رشته‌های میوزین در وسط است. خطوط تیره باریک (خطوط Z) در وسط باندهای H قابل مشاهده است. بخش کلی فیلامان‌های باریک و ضخیم بین خطوط Z، یک سارکومر نامیده می‌شود. کوتاه شدن سارکومرها در یک میوفیبریل، سبب کوتاه شدن میوفیبریل، و پس‌از آن، کوتاه شدن فیبر عضلانی می‌شود (شکل ۱-۱۴) [۲۱].

❖ واحد حرکتی

عصبی که هر عضله را عصب رسانی می‌کند، ترکیب نورون‌های حسی و حرکتی است. هر نورون حرکتی، اکسون نخ مانندی دارد که از سیستم عصبی مرکزی تا گروه فیبرهای عضلانی اسکلتی کشیده شده است. در نزدیکی این فیبرهای عضلانی، اکسون به شاخه‌های متعددی به نام پایانه‌های اکسون تقسیم می‌شود. پایانه‌های اکسون، با سارکولم فیبرهای عضلانی، با استفاده از صفحات پایانی

حرکتی، تماس برقرار می‌کنند. سطح شامل صفحه پایانی و غشای سلول فیبر عضلانی، محل اتصال عصب-عضله ۱ نامیده می‌شود. یک واحد حرکتی ۲ شامل نورون حرکتی و فیبرهای عضلانی است که از آن نورون عصب‌گیری می‌کنند. تعداد واحدهای حرکتی موجود در هر عضله‌ی انسان، می‌تواند از ۱۰۰ برای عضلات کوچک دست، تا ۱۰۰۰ برای عضلات بزرگ اندامی، متغیر باشد.



شکل ۱۴-۱ مدل رشته‌های کشویی در انقباض [۲۱]

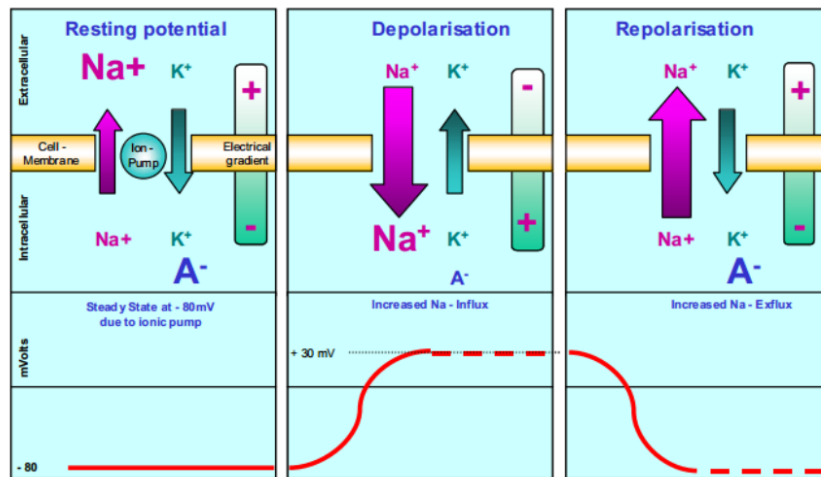
❖ تولید و انتشار پتانسیل عمل واحد حرکتی

در حالت استراحت، در تمام سلول‌های بدن یک اختلاف پتانسیل الکتریکی در دو سوی غشا وجود دارد که به آن، پتانسیل استراحت غشا گفته می‌شود. هرچند که مقدار اختلاف پتانسیل الکتریکی در سلول‌های مختلف متفاوت است، اما در تمامی آن‌ها، درون سلول نسبت به خارج سلول دارای بار منفی است. از عوامل مؤثر در ایجاد پتانسیل استراحت، می‌توان به تفاوت غلظت یون‌ها در داخل و خارج سلول، می‌زان نفوذپذیری غشا به یون‌ها و وجود کانال‌ها و پمپ‌های یونی مثل پمپ سدیم-پتاسیم اشاره کرد. پمپ سدیم-پتاسیم که در تمام سلول‌های بدن وجود دارد، با خارج کردن سه

^۱ Innervation Zone

^۲ Motor Unit

یون سدیم و وارد کردن دو یون پتاسیم به داخل سلول، به طور پیوسته بار مثبت داخل سلول را کم کرده، و یک اختلاف پتانسیل الکتریکی ایجاد می‌کند (۱-۱۵) این پمپ، مسئول ۱۰ درصد از پتانسیل استراحت غشا است. غشای سلول‌ها در زمان استراحت، به یون پتاسیم نفوذپذیرتر از سدیم است (حدود ۱۰۰ برابر)، لذا یون پتاسیم بر اساس شیب غلظتی از داخل سلول به خارج آن انتشار می‌یابد. در نتیجه درون سلول، بار منفی و خارج آن، بار مثبت دارد. ضربه عصبی^۱، که در طول نورون حرکتی در حال انتشار است، به پایانه آن می‌رسد و سبب نشر استیل کولین در فاصله بین پایانه‌ی عصب و غشای فیبر عضلانی می‌شود و غشای فیبر را در محل اتصال عصب-عضله تحریک می‌کند. با این اتفاق، اختلاف پتانسیل در بخشی از فیبر ایجاد می‌شود. چگالی جریان درونی مربوط به این پتانسیل تغییر می‌کند که این بخش، ناحیه دپلاریزاسیون^۲ نامیده می‌شود. ناحیه دپلاریزاسیون در طول فیبر عضلانی از محل اتصال عصب-عضله تا پایانه‌ی تاندون‌ها منتشر می‌شود [۲۱].



شکل ۱-۱۵ ویژگی‌های عملکردی پمپ‌های سدیم - پتاسیم و کانال‌های نشت سدیم - پتاسیم [۲۱]

^۱ Impulse

^۲ Depolarization

۱-۴- فیزیوتراپی

فیزیوتراپی حیطه‌ای از پزشکی و شیوه‌ای از درمان بیماری‌ها، اختلالات حرکتی، درد و اختلالات عصبی-ماهیچه‌ای-اسکلتی^۱ است که توسط فیزیوتراپ^۲ با استفاده از تجهیزات مکانیکی، جریان‌های الکتریکی، مانورهای دستی، تمرینات ورزشی و عوامل فیزیکی انجام می‌شود. در این روش‌ها از ورزش، نور، پرتوهای فرابنفش و فروسرخ، گرما و جریان برق استفاده می‌شود.

❖ مهم‌ترین زمینه‌های فعالیت فیزیوتراپی در پزشکی شام موارد زیر است:

۱-بیماری‌های دستگاه حرکتی(ارتوپدی).

۲-بیماری‌های دستگاه قلبی و تنفسی.

۳-بیماری‌های دستگاه اعصاب محیطی و مرکزی.

۴-بیماری‌های شغلی.

❖ مهم‌ترین اهداف و وظایف فیزیوتراپی:

۱-کاهش دردهای عضلانی و مفصلی.

۲-بهبودی نسبی یا کامل عضو آسیب‌دیده

۳-تقویت عضلات و بهبود دامنه حرکتی مفاصل

۴-تجویز و آموزش نحوه استفاده از وسایل کمکی معلولین از قبیل عصا، ویلچر، ابزار ویژه معلولین

و همچنین نحوه استفاده از اندام مصنوعی در موارد قطع عضو.

۱-۴-۱- روش‌های فیزیوتراپی

روش‌های متداول در فیزیوتراپی عبارت‌اند از:

الف) الکتروپی:

^۱ Neuromusculoskeletal Disorders

^۲ physiotherapist

استفاده از جریان الکتریکی به منظور درمان را الکتروتراپی گویند، به عبارت دیگر در این روش بر اثر خواص فیزیکی الکتریکی (گرما، نور) دستگاه های امواج الکترومغناطیسی (گرما، عمقی)، مولد فرابنفش، فرو قرمز، امواج فراصوتی محرکه اعصاب و عضلات طرح ریزی کرده اند که در درمان بیماری هایی مانند زخم بستر، ورم های دردناک، دردهای عضلانی، دردهای ستون فقرات، صدمات رباطها و گرفتگی عضلات به کار برده می شود.

ب) هیدروتراپی:

استفاده از آب به منظور درمان را آب درمانی گویند؛ در واقع بیمار توسط خواص فیزیکی آب و نیز گرما و سرمای آن تحت درمان قرار می گیرد. این روش بیشتر در درمان سوختگی ها، فلج ها و ضعف های شدید عضلات به کار می رود.

ج) حرکت درمانی:

درمان به وسیله حرکات عملی است که باید در آن اندام شناسی، فیزیولوژی و حرکت شناسی کاملاً مورد مطالعه قرار گیرد. این روش برای متعادل نمودن حالات بدن در وضعیت های مختلف به کار می رود.

د) کشش:

روش درمانی بسیار ساده و درعین حال مؤثری است که در بسیاری از عوارض استخوانی و مفصلی مورد استفاده قرار می گیرد. کشش ممکن است به وسیله دست های شخص درمانگر، وسایل و فنرهای مخصوص و نیروی کشش وزنه ها انجام پذیرد. با توجه به زیاد شدن تصادفات و معلولیت های موجود در جامعه نیاز به فیزیوتراپی بیشتر از گذشته حس می شود، از طرفی تکراری بودن حرکات های فیزیوتراپی و ناتوانی بیمار در جابجایی ما را وادار می کند تا از رباتها در روند فیزیوتراپی استفاده کنیم.

۱-۴-۲- انواع انقباض عضله

به طور کلی، انقباض عضله را می توان به سه دسته تقسیم نمود که عبارتند از:

۱- انقباض ایزومتریک^۱: تولید انقباض بدون هیچ‌گونه تغییر قابل ملاحظه‌ای در طول عضله است. نیرو نیز با هیچ تغییری در زاویه مفصل تولید می‌شود. برای مثال اگر سعی شود جسمی بلند شود که سنگین‌تر از نیروی تولید شده توسط عضله باشد، یا زمانی که آرنج خم است وزنه‌ای برای مدتی به‌طور ثابت در دست نگه‌داشته شود.

۲- انقباض ایزوتونیک^۲: باعث می‌شود که مفصل در مقابل یک مقاومت ثابت، طیف وسیعی از حرکات را داشته باشد. مثال‌های متداول حرکت دراز و نشست، شنا و برداشتن وزنه است.

۳- انقباض ایزوکنیتیک^۳: باعث می‌شود زاویه مفصل با نرخ ثابتی تغییر کند. برای رسیدن به سرعت ثابت حرکت، بار یا مقاومت باید در زاویه‌های مختلف تغییر کند، تا با نیروی متغیر تولیدی عضله در زوایای مختلف مقابله کند [۲۱].

۱-۵- عضلات مفصل زانو

عضلاتی که در حرکات زانو نقش دارند شامل دو گروه اصلی خم‌کننده (فلکسوری) و گروه صاف‌کننده یا راست‌کننده (اکستنسوری) هستند.

۱-۵-۱- کوادریسپس

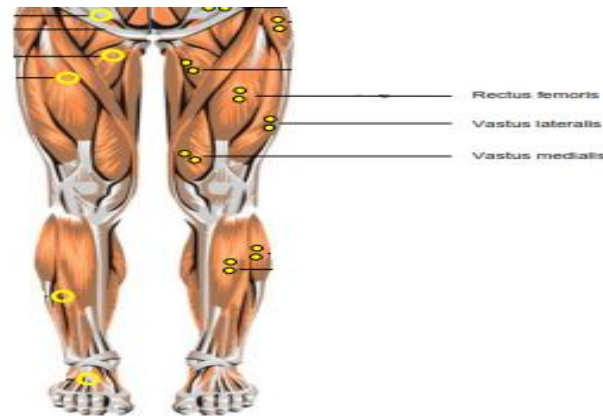
ماهیچه چهار سر رانی عضله‌ای است که در جلو و طرفین استخوان ران قرار داشته و از طریق تاندون عضله چهار سر به قاعده کشکک و به وسیله رباط کشککی یا تاندون کشککی به برجستگی استخوان درشت‌نی متصل می‌گردد. این گروه از عضلات شامل عضله مستقیم رانی (رکتوس فموریس)، عضله پهن داخلی^۴ (واستوس مدیالیس)، عضله پهن خارجی (واستوس لترالیس) است. به مجموع عضله فوق عضلات کوادریسپس گفته می‌شود که در شکل (۱-۱۶) نشان داده شده است.

^۱ Isometric

^۲ Isotonic

^۳ Isokinetic

^۴ Vastus medialis



شکل ۱-۱۶ عضلات چهار سر رانی [۲۱]

۱-۶-۱- الکترومایوگرافی

الکترومایوگرافی تکنیکی برای ارزیابی و ضبط خصوصیات فیزیولوژیک عضلات در هنگام استراحت و همچنین در حال انقباض است. به عبارتی الکترومایوگرافی روشی تجربی در زمینه ثبت و آنالیز سیگنال‌های الکتریکی عضله هنگام فعالیت آن برای تولید نیرو است.

۱-۶-۱-۱- الکترومایوگراف

الکترومایوگرافی با استفاده از ابزاری به نام الکترومایوگراف (EMG SET) به ضبط سیگنال‌هایی به نام الکترومایوگرام (EMG) می‌پردازد. یک الکترومایوگراف سیگنال‌های پتانسیل‌های الکتریکی تولید شده توسط سلول‌های عضلانی در حال انقباض و نیز استراحت را مشخص می‌کند. چند نمونه از این دستگاه‌ها در شکل (۱-۱۷) نمایش داده شده است.



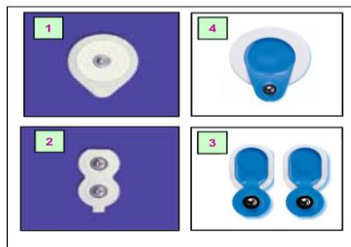
شکل ۱-۱۷ دستگاه ثبت EMG

۷-۱- انواع الکتروود

برای ثبت EMG دو نوع الکتروود وجود دارد: سطحی^۱ (غیرتهاجمی) و سوزنی^۲ (تهاجمی)

الف - الکتروود سطحی (چست لید)

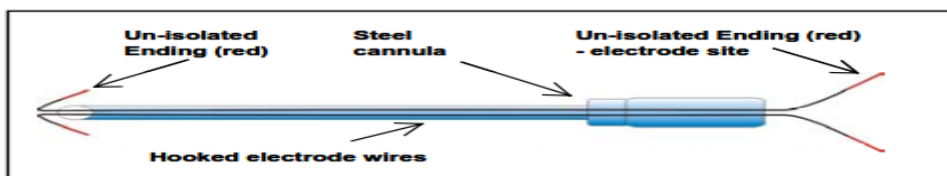
الکتروودهای سطحی به دو گروه تقسیم می شوند: گروه اول الکتروودهای فعال که در سطح آنها تقویت کننده وجود دارد و امپدانس را بهبود می بخشد. لذا برای این الکتروودها نیازی به ژل هادی نیست. گروه دیگر، الکتروود غیرفعال است که سیگنال EMG را بدون تقویت کننده درونی آشکار سازی می کنند لذا نیاز به ژل هادی و آماده سازی پوست دارند. در شکل (۱-۱۸) چند نمونه از الکتروودهای سطحی نشان داده شده است.



شکل ۱-۱۸ الکتروودهای سطحی [۲۱]

ب - الکتروود سوزنی

الکتروودهای سوزنی برای ورود به درون عضله به یک سوزن نیاز دارند. مزایای الکتروودهای سوزنی عبارتند از: پهنای باند وسیع، توانایی مطالعه عضلات عمقی، ناحیه آشکار سازی اختصاصی تر. از معایب این الکتروودها این است که فرو کردن سوزن باعث ناراحتی بیمار و باعث افزایش گرفتگی و سفتی عضله می گردد، انجام تست با این الکتروودها تکرارپذیری کمتری دارد شکل (۱-۱۹).



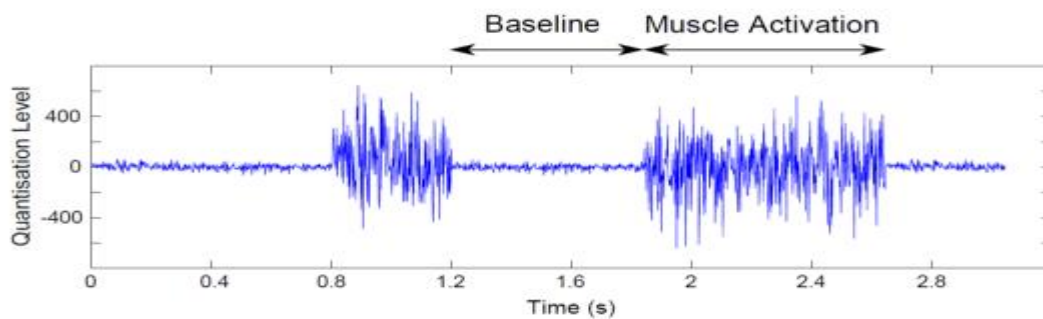
شکل ۱-۱۹ الکتروود سوزنی [۲۱]

^۱ Surface electrode

^۲ Fine-wire electrode

۸-۱- مشخصه‌های سیگنال الکترومایوگرافی

ماهیت سیگنال EMG یک فرآیند تصادفی غیر ایستا است. دامنه و طیف فرکانسی آن حتی با ثابت نگه‌داشتن فعالیت ماهیچه، تغییر می‌کند که با تقریب قابل قبولی در فواصل کوتاه زمانی ایستا است. سیگنال EMG دوقطبی، با بیس لاین صفر است و بسته به نحوه برداشت سیگنال (سطحی یا عمقی) دامنه‌ای بین ۰٫۱ تا ۱ میلی ولت دارد و دارای رنج فرکانسی ۱۰ تا ۱۰۰۰ هرتز است. در شکل (۲۰-۱) نمونه‌ای از یک سیگنال الکترومایوگرافی نشان داده شده است.



شکل ۲۰-۱ سیگنال الکترومایوگرافی [۲۱]

۸-۱-۱- محل استاندارد قرارگیری الکتروود بر روی عضله

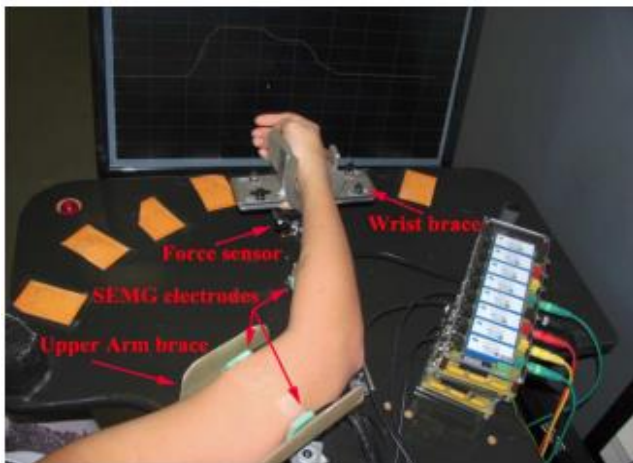
طبق استاندارد SENIAM مکان الکتروودها بسته به نوع عضله متفاوت است. لذا مکان دقیق نقاط الکتروود بر روی ماهیچه‌های بدن در ثبت سیگنال EMG تأثیر بسزایی دارد. نقاط الکتروود گذاری برای زانو در شکل (۲۱-۱) نشان داده شده است [۳۷].



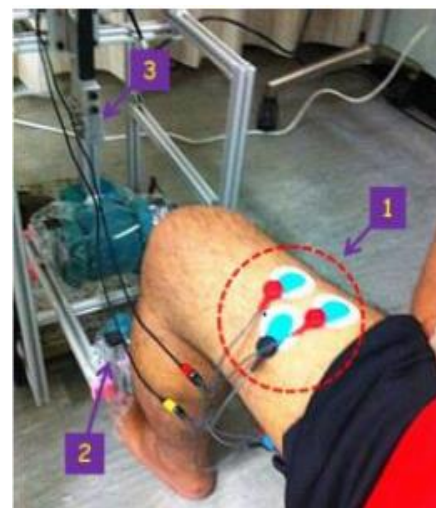
شکل ۲۱-۱ نقاط الکتروود گذاری بر روی عضلات کوادریسپس [۳۷]

۹-۱- اندازه‌گیری نیروی عضله

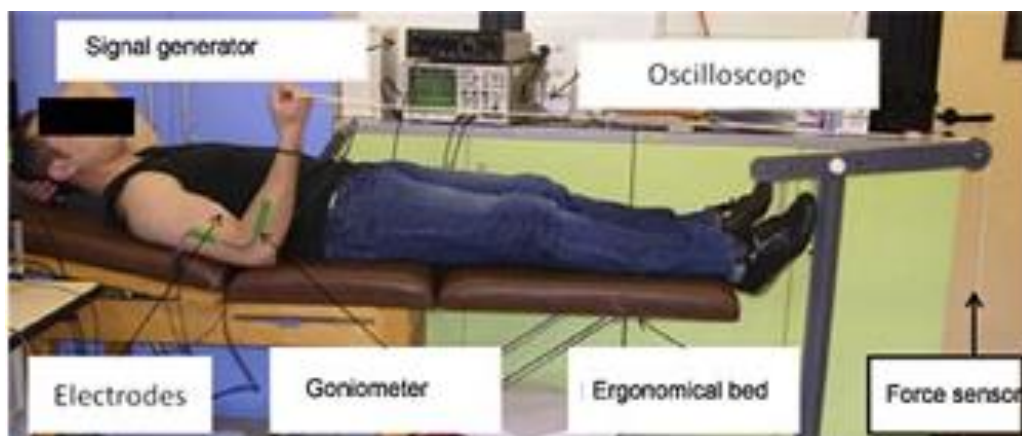
نیرو و قدرت عضلات را می‌توان با لودسل‌ها و سنسورهای نیرو، اندازه‌گیری کرد. لودسل‌ها در انواع مختلف فشاری، کششی و خمشی و در شکل و اندازه‌های متفاوت وجود دارند. برای اندازه‌گیری نیروی عضله، بسته به نوع و شکل اندام موردنظر و جهت حرکت آن و میزان نیروی وارده از طرف اندام، نوع، شکل و میزان حساسیت سنسور تعیین می‌شود. مکان قرارگیری سنسور نیز در اندازه‌گیری صحیح و دقیق نیروی عضله نقش مهمی دارد [۵۰]، [۵۱]، [۵۲].



شکل ۲۳-۱ محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی انگشت [۵۰]



شکل ۲۲-۱ محل سنسور نیرو در اندازه‌گیری نیروی زانو. ۱. الکتروود ۲. پدال ۳. سنسور نیرو [۵۱]



شکل ۲۴-۱ محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی بازو [۵۲]

۱-۱۰- پیش پردازش سیگنال های EMG و نیرو

سیگنال خام EMG به راحتی توسط عوامل خارجی مانند نویز الکتروود، آرتیفکت های حرکتی، نویز خطوط انتقال، نویز محیط و برق شهری و نویز ذاتی موجود در تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی، آلوده می شود. همچنین به دلیل وجود تقویت کننده های قوی موجود در الکتروودها یا دستگاه اثر این نویزها نیز بیشتر می شود. به همین خاطر برای حذف نویز، تمیز کردن و آماده کردن سیگنال برای پردازش و تحلیل و بررسی های بعدی مانند تخمین گشتاور مفصل و نیروی عضله و ... لازم است تا پیش پردازش هایی بر روی سیگنال انجام شود. مطابق با تحقیقات و پژوهش ها و مقالات معمولاً پیش پردازش هایی^۱ که بر روی سیگنال الکترومایوگرام سطحی انجام می شود شامل همه یا برخی از موارد ذیل است:

۱- حذف مؤلفه ی dc سیگنال.

۲- گذر از یک فیلتر پایین گذر با فرکانس قطع ۵۰۰ تا ۶۰۰ هرتز.

۳- گذر از یک فیلتر بالاگذر با فرکانس قطع ۵ تا ۲۰ هرتز.

۴- گذر از فیلتر حذف برق شهری.

۵- یکسوسازی سیگنال.

۶- نرم کنندگی سیگنال.

۷- نرمالیزاسیون

سیگنال های خام نیرو ممکن است به دلیل جابجایی سنسور، نویزهای داخلی مبدل آنالوگ به دیجیتال و یا نویزهای محیطی آلوده شود. به همین خاطر در صورت لزوم برای پاک کردن سیگنال پیش پردازش های ساده ای مانند موارد زیر انجام می شود:

^۱ Signal Pre-Processing

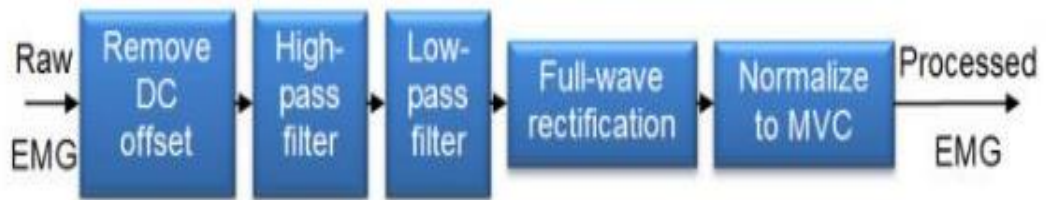
۱- حذف مقدار بایاس سیگنال.

۲- حذف نویز برق شهری.

۳- نرم‌کنندگی سیگنال.

۴- نرمالیزاسیون

در شکل (۱-۲۵) یک نمونه از روش‌های پیش‌پردازش سیگنال EMG نشان داده شده است



۱-۲۵ مراحل پیش‌پردازش سیگنال EMG [۲۱]

۱-۱۱- ضرورت کنترل امپدانس

ربات‌های توان‌بخشی از جمله و سایلی هستند که نیروی تماسی آن‌ها با فرد، غیرقابل چشم‌پوشی است و برای داشتن کارایی قابل قبول باید قادر باشد محدوده‌های وسیعی از مطالب نیرویی و حرکتی در تعامل با بیمار را پوشش دهند. این محدوده‌ها با میزان نیرو و امپدانس مکانیکی قابل ارائه توسط ربات قابل بیان است. کنترل امپدانس روشی است برای کنترل تعامل دینامیکی بین ربات و محیط. زمانی که کنترل نیرو و جابجایی، به‌تنهایی ناکارآمد به نظر می‌رسد، کنترل رفتار دینامیکی لزوم پیدا می‌کند [۵۳]. ربات‌هایی که برای توان‌بخشی استفاده می‌شوند عموماً از دو روش کنترلی استفاده می‌کنند: کنترل هیبرید و کنترل امپدانس. برنهایت کنترل هیبرید را روی ربات لوکومات پیاده‌سازی کرد و جو کنترل ترکیبی نیرو-موقعیت را روی ربات‌های مربوط به بالاتنه پیاده‌سازی کرد [۵۴]. کنترل امپدانس برای سیستم‌های توان‌بخشی مناسب‌تر است و به‌طور گسترده‌ای از این روش برای کنترل ربات‌های توان‌بخشی استفاده می‌شود. از آن جمله می‌توان به ربات توان‌بخشی پایین‌تنه که برای

بیماری‌های گرفتگی استفاده می‌شود، و ربات نیوماتیکی با سه درجه آزادی اشاره کرد [۵۵]. با توجه به توانایی کنترل امپدانس در کنترل موقعیت و امپدانس دینامیکی سیستم از آن به‌عنوان پرکاربردترین روش کنترلی در حوضه توان‌بخشی یاد می‌شود که در آن ارتباط دینامیکی بین نیرو و موقعیت تنظیم می‌شود. روش‌های کنترلی بر مبنای مدل به دینامیک سیستم نیاز دارند که عدم قطعیت عملکرد سیستم کنترل را با خطا مواجه می‌کند. برای رفع این مشکل از روش‌های مستقل از مدل استفاده می‌شود. با توجه به قوی بودن کنترل فازی و آزاد از مدل بودن آن می‌توان از این روش برای پیاده‌سازی کنترل امپدانس استفاده کرد. معمولاً برای پیاده‌سازی روش‌های کنترلی از کنترل بر مبنای گشتاور استفاده می‌شود. در کنترل بر مبنای گشتاور وارد شدن معادلات دینامیکی ربات در قانون کنترل باعث پیچیده شدن آن می‌شود. همچنین در واقعیت ربات‌ها به‌وسیله محرک‌ها به حرکت درمی‌آیند لذا برای کنترل ربات‌ها باید محرک‌های ربات کنترل شود. این دیدگاه سبب می‌شود تا کنترل ربات به کنترل محرک‌ها تبدیل شود. ورودی محرک‌های الکتریکی ولتاژ اعمالی به آن‌ها است، در نتیجه کنترل با راهبرد ولتاژ مطرح می‌شود این روش کنترلی باعث سادگی، دقت، سرعت در محاسبات و مقاوم‌تر بودن حلقه کنترلی می‌شود. علاوه بر این معادلات الکتریکی موتور بسیار ساده تر از معادلات دینامیکی ربات‌ها است [۵۶].

۱-۱۲- ساختار پایان نامه

محتوا و مطالب این پایان نامه در قالب پنج فصل گنجانده شده است.

فصل اول شامل مقدمه، مروری بر کارهای گذشته، مباحث تئوری مرتبط با موضوع از جمله ثبت EMG و سیگنال های الکترومایوگرام، پروتکل ثبت و تجهیزات لازم برای آزمایشگاه، روش های پیش پردازش سیگنال گردآوری شده است در فصل دوم که مربوط به کارهای انجام شده در بخش تخمین نیرو است، شامل دستگاه توان بخشی طراحی شده زانو و روش انجام آزمایش و جمع آوری داده و همچنین مدل های پیشنهادی که در دو بخش طبقه بندی شامل روش ماشین های بردار پشتیبان، ماشین های بردار پشتیبان با بهینه سازی پارامترها بر مبنای الگوریتم ژنتیک، استخراج ویژگی ماشین های بردار پشتیبان با الگوریتم ژنتیک، جنگل تصادفی و در بخش تخمین نیروی عضله از دو روش رگرسیون بردار پشتیبان و بهینه سازی پارامترهای رگرسیون بردار پشتیبان تدوین شده است در فصل سوم از نیروی تخمین زده شده مبتنی بر سیگنال های الکترومایوگرام سطحی در روش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور و کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای راهبرد ولتاژ است. در فصل چهارم به بررسی نتایج کار و ارزیابی روش ها در بخش تخمین نیرو و کنترل انجام گرفته است. در فصل پنجم نیز به نتیجه گیری و تحلیل روش های و راهکارهایی در جهت افزایش دقت و تخمین و ارتقای این مدل و بررسی کنترل های جدید برای کارایی بیشتر پرداخته شده است.

روش‌های پیشنهادی تخمین

نیرو مبتنی بر **sEMG**

۱-۲- پروتکل انجام آزمایش

برای جمع‌آوری و ثبت داده‌های الکترومایوگرام سطحی و نیرو از عضلات مفصل زانو، لازم است موارد زیر انجام شود:

۱- ابتدا تجهیزات لازم (مانند دستگاه طراحی شده توان‌بخشی زانو، دستگاه ثبت EMG، لود سل اندازه‌گیری نیرو، مبدل A/D، الکتروود، ژل رسانا و ...) را آماده کرده و تست شوند.

۲- از چند فرد سالم برای انجام آزمایش دعوت شود.

۳- عضلات درگیر در تمرین زانو و مکان دقیق الکتروودها مشخص شود.

۴- پس از چسباندن الکتروودها و برقراری اتصالات لازم با انجام تمرین سیگنال‌های EMG و نیرو در صورت داشتن صحت و اعتبار لازم ثبت و ضبط می‌شوند.

مطلوب است که داده‌های EMG ثبت‌شده و نیروی اندازه‌گیری شده توسط لودسل به‌عنوان ورودی و خروجی مدل‌های پیشنهادی مورد استفاده قرار بگیرند. لذا لازم است که این داده‌های خام برای پردازش و مدل تخمینگر مناسب نیستند و لازم است این داده‌ها طی مراحل طی که در ادامه گفته خواهد شد، پیش‌پردازش شوند و برای پردازش نهایی (تخمین نیرو توسط سیگنال‌های EMG) آماده شوند.

۱-۱-۲- روش تمرین فیزیوتراپی

از ۵ فرد سالم که سابقه هیچ‌گونه بیماری، رژیم غذایی یا مصرف داروی خاصی را نداشته‌اند، برای انجام تست‌ها دعوت شد. مشخصه‌های سن و قد افراد اندازه‌گیری شد که میانگین و انحراف معیار آن‌ها به ترتیب $۲۳/۴ \pm ۵/۳$ و $۱۷۴/۴ \pm ۱۰/۳$ است. در این آزمایش از تمرین ایزوکنتریک زانو که در زاویه ۶۰ درجه بر روی ۵ فرد سالم انجام شد، افراد ابتدا پای راست خود را موزدایی کرده و سپس بر روی دستگاه توان‌بخشی زانو طراحی شده نشسته و پای راست خود را بر روی سنسور نیرو قرار می‌دهد. پا

توسط بریس^۱ کاملاً ثابت می شود. در تمرین از فرد خواسته شد تا در جهت کشش^۲ و باز کردن زانو، به مدت ۵ ثانیه به لودسل نیرو وارد کند و ۵ ثانیه استراحت کند. این مراحل ۳ بار پشت سر هم (بدون خستگی) انجام شد و سیگنال های الکترومایوگرافی سطحی (sEMG) انقباضات عضلانی چهارسرانی و نیروی متناظر آن ثبت گردید.

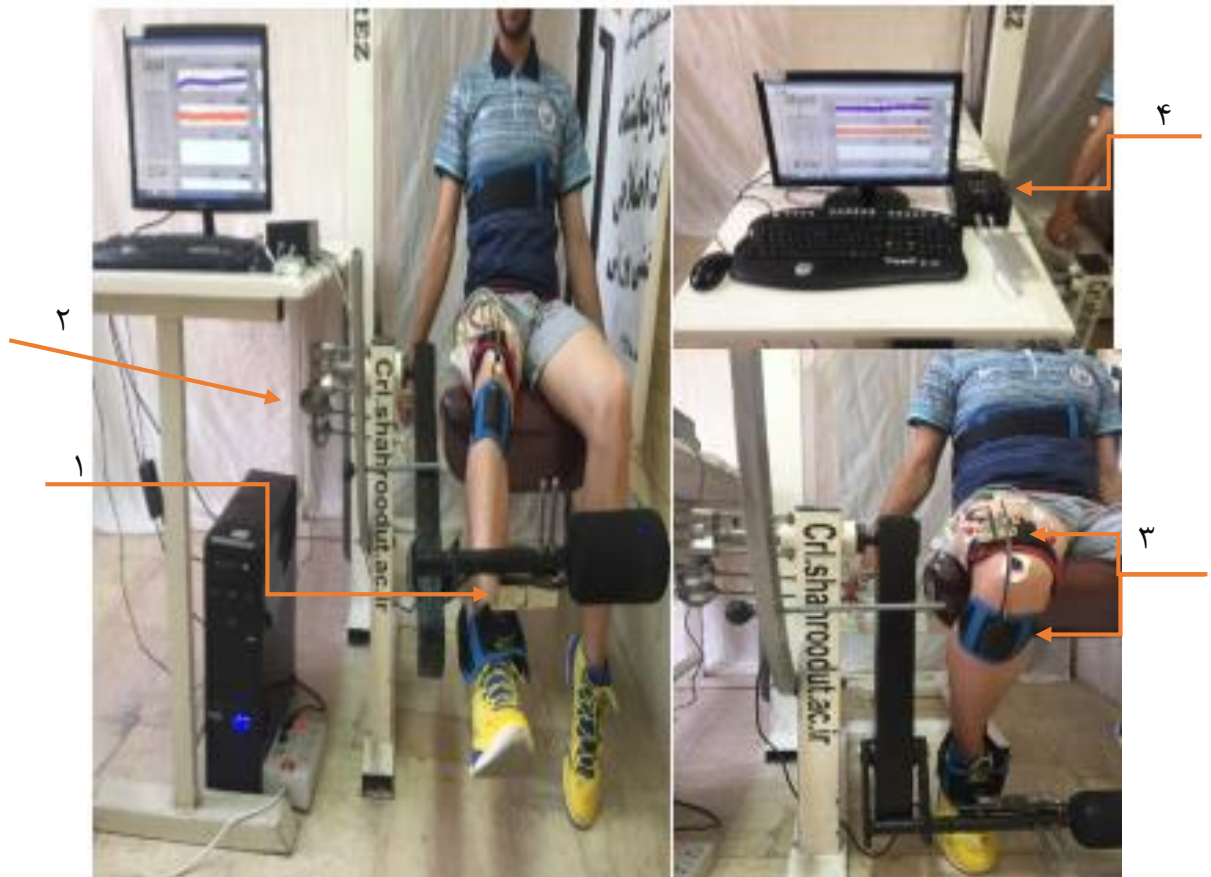
۲-۱-۲- طراحی دستگاه توان بخشی زانو

دستگاه توان بخشی زانو یک ربات یک درجه آزادی است که به منظور توان بخشی مفصل زانو و عضلات پا طراحی و پیاده سازی شده است (شکل ۲-۱). این ربات از تجهیزات مکانیکی، الکتریکی، کنترلی، و پزشکی تشکیل شده است. قسمت مکانیکی شامل صندلی قابل تنظیم، کمر بند، مکانیزم اندازه گیری نیرو و کمان مدرج شده که دارای زاویه های ۳۰، ۶۰، ۹۰ درجه است. این زاویه ها توسط سنسور IMU که بر روی زانو کاربر قرار گرفته است محاسبه گردید. قسمت کنترلی نیز شامل موتور، درایور موتور و برد واسط است. از تجهیزات پزشکی نیز می توان به دستگاه ثبت EMG، الکترودهای سطحی، ژل رسانا و اشاره کرد. از یک رایانه متصل به دستگاه EMG و برد آردوینو^۳ جهت دریافت داده های نیرو که از سنسور نیروی فشاری (مارک Shear beam load cell مدل Sb210) و مبدل A/D (HX711) نیز استفاده شده است. به منظور انجام تمرینات فیزیوتراپی و باز توانی زانو، بیمار بر روی صندلی می نشیند و پا را بر روی سنسور نیرو که توسط بریس ثابت می شود قرار می دهد. هم محوری زانوی بیمار با محور دورانی ربات در اندازه گیری صحیح زاویه ی زانوی بیمار، بسیار مهم است. در حین تمرینات، سیگنال های الکترومایوگرام سطحی با دستگاه EMG و نیروی متناظر توسط سنسورهای نیرو ثبت و ضبط می شود.

^۱ Brace

^۲ Extension

^۳ Arduino



شکل ۱-۲ دستگاه طراحی شده توانبخشی زانو: ۱- سنسور نیرو ۲- موتور الکتریکی

۳- سنسور IMU ۴- دستگاه ثبت سیگنال EMG

۲-۱-۳- ثبت داده‌ها

برای ثبت سیگنال‌های الکترومایوگرام از دستگاه ثبت سیگنال EMG ۸ کاناله (ورژن 1.1) که برای تأمین برق ۵ ولت دستگاه دارای یک عدد پاور بانک ۵ ولت می‌باشد استفاده شده است، این دستگاه توسط نرم‌افزار لب ویو^۱ راه‌اندازی می‌شود. همچنین از الکترودهای سطحی Ag-AgCl استفاده شده است. سیگنال‌های sEMG مطابق با استاندارد SENIAM، از سه عضله چهار سر رانی: واستوس مدیالیس^۲ (VM)، واستوس لترالیس^۳ (VL) و رکتوس فموریس^۴ (RF) با فرکانس یک کیلوهرتز

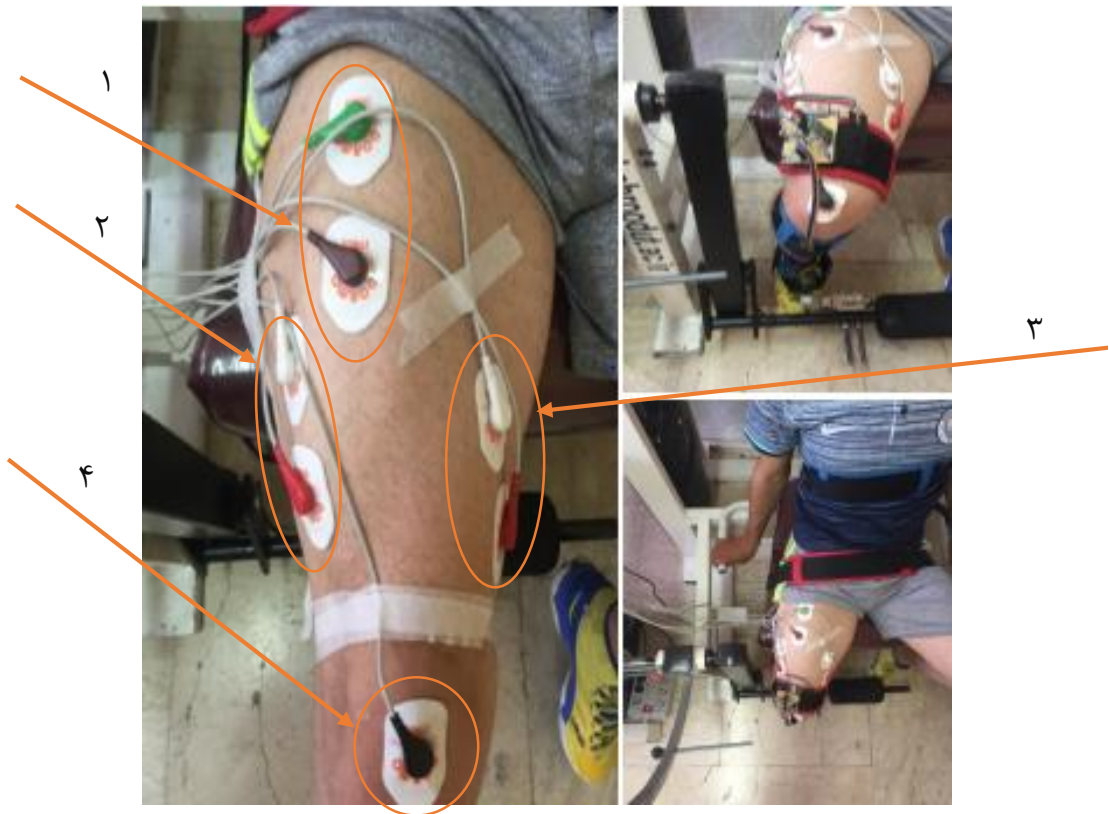
^۱ Labview

^۲ Vastus Medialis

^۳ Vastus Lateralis

^۴ Rectus Femoris

ثبت شده‌اند. با توجه به رنج فرکانسی وسیع سیگنال EMG پاک‌سازی پوست جهت کاهش امپدانس ضروری است. برای این منظور باید حتماً قبل از نصب چست لیدها، سطح پوست را با سمباده نرم از سلول‌های مرده پاک‌سازی نمود. سپس با الکل به‌خوبی سطح پوست را تمیز کرد. سیگنال‌های نیرو نیز با فرکانس مشابه و به‌طور هم‌زمان توسط سنسور نیرو (مارک Shear beam load cell مدل Sb210)، توسط نرم‌افزار آردوینو نمونه‌برداری و برای تحلیل و آنالیز آفلاین روی کامپیوتر ذخیره شده‌اند.



شکل ۲-۲ محل الکترودها: ۱- رکتوس فموریس ۲- واستوس مدیالیس ۳- واستوس لترالیس ۴- زمین

۲-۱-۴- پیش‌پردازش سیگنال‌های EMG و نیرو

سیگنال خام EMG و نیرو به‌راحتی توسط عوامل خارجی مانند نویز الکترود، آرتیفکت‌های حرکتی، نویز خطوط انتقال، نویز محیط و نویز ذاتی موجود در تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی، آلوده می‌شود. به همین خاطر برای حذف نویز و آماده کردن سیگنال EMG برای تخمین نیرو، مراحل زیر به ترتیب انجام شدند:

۱- حذف مؤلفه‌ی dc سیگنال.

۲- گذر از یک فیلتر میان گذر باترورث با فرکانس قطع ۲۰ و ۵۰۰ هرتز.

۳- گذر از فیلتر حذف برق شهری (Notch Filter).

۴- یکسوسازی نیم موج سیگنال فیلتر شده.

۵- نرم‌کنندگی سیگنال.

۶- نرمالیزه کردن سیگنال.

پیش‌پردازش‌های اعمال شده بر سیگنال نیرو نیز به شرح زیر است:

۱- گذر از فیلتر برق شهری (Notch Filter).

۲- حذف بایاس سیگنال

۳- نرم‌کنندگی با یک فیلتر باترورث مرتبه دو با فرکانس قطع ۱۵ هرتز.

۲-۲- مدل پیشنهادی برای تخمین نیروی عضله

از بین روش‌های موجود برای تخمین نیروی عضله توسط EMG، روشی که در این پایان‌نامه پیشنهاد می‌گردد، روش مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان است. مدل‌های ماشین بردار پشتیبان به دو گروه عمده طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR) تقسیم‌بندی می‌شوند. هدف از آموزش شبکه، رسیدن به شرایطی است که شبکه قادر به پاسخگویی صحیح به داده‌های ارائه شده در آموزش شبکه (به خاطر سپردن) و همچنین داده‌های مشابه و متفاوت از ورودی‌هایی که از آن‌ها برای آموزش شبکه استفاده شده است (تعمیم دادن)، باشد.

به‌طور کلی سه نوع آموزش وجود دارد [۵۷]:

۱- آموزش با نظارت ۲- آموزش بدون نظارت ۳- آموزش تقویتی

۱- آموزش با نظارت! در آموزش با نظارت، برای هر داده ورودی یک مقدار با عنوان هدف^۲ داریم.

^۱ Supervised learning

^۲ Target

در این نوع آموزش مشخص است که با ظاهر شدن هر ورودی، کدام خروجی پدیدار می‌شود. آموزش اکثر شبکه‌های عصبی با استفاده از زوج بردارهای نمونه صورت می‌گیرد، به طوری که به هر بردار ورودی یک بردار خروجی مشخص نسبت داده می‌شود. با ارائه این مجموعه بردارها به شبکه، وزن‌ها بر اساس الگوریتم یادگیری شبکه اصلاح می‌گردند. این‌گونه آموزش را آموزش با نظارت می‌گویند. شبکه‌های دلتا^۱، آدالین^۲، RBF^۳ و BP^۴ نمونه‌هایی از این نوع آموزش هستند.

۲- آموزش بدون نظارت: در آموزش بدون نظارت، برای هر داده ورودی مقداری با عنوان هدف وجود ندارد. بردارهای ورودی به شبکه اعمال می‌گردد و بدون این‌که بردارهای خروجی به شبکه داده شوند، وزن‌های شبکه به گونه‌ای اصلاح می‌گردند که بردارهای ورودی مشابه در یک گروه‌بندی قرار گیرند. پاسخ شبکه بر اساس نزدیک‌ترین بردار به ورودی شبکه خواهد بود. یادگیری بدون نظارت را خود یادگیری نیز می‌گویند. از شبکه‌های به کارگیرنده الگوریتم بدون نظارت می‌توان به شبکه‌های هب، کوهنن و هاپفیلد اشاره نمود. هاپفیلد برای دیتای انجمنی است؛ یعنی داده را در خود ذخیره می‌کند، یعنی برای ما مهم نیست در خروجی چه چیزی ظاهر شود.

۳- آموزش تقویتی^۵: یک اشکال آموزش با نظارت این است که شبکه عصبی ممکن است بدون نظارت نتواند مواضع جدیدی را که توسط داده‌های جدید تجربی پوشانده نشده است یاد بگیرد. آموزش تقویتی این محدودیت را برطرف می‌کند. این نوع یادگیری به صورت آنلاین صورت می‌گیرد. درحالی‌که آموزش با نظارت را می‌توان به دو صورت آنلاین و آفلاین انجام داد. در حالت آفلاین می‌توان از یک سیستم محاسب با در اختیار داشتن داده‌های یادگیری استفاده کرد و شبکه عصبی را به پایان رساند. پس از مرحله طراحی و آموزش، شبکه عصبی به عنوان یک سیستم دینامیکی عمل می‌کند. آموزش

^۱ Delta network

^۲ Adaline

^۳ Radial Basis Function

^۴ Back Propagation

^۵ Reinforcement learning

تقویتی یک آموزش آنلاین از یک نگاشت ورودی- خروجی است. این کار از طریق یک فرایند سعی و خطا به صورتی انجام می‌پذیرد که یک شاخص اجرایی موسوم به سیگنال تشدید ماکزیمم شود و بنابراین، این الگوریتم نوعی از آموزش با نظارت است که در آن به جای فراهم نمودن جواب واقعی به شبکه که نشانگر میزان عملکرد شبکه است پارامترهایش را به گونه‌ای تغییر داد که منجر به یک حالت مساعد شود. در این صورت تمایل سیستم جهت یادگیری یک عمل خاص تضعیف یا تشدید می‌گردد. ماشین بردار پشتیبان یک تکنیک جدید از روش مبتنی بر ماشین‌های و می‌توان محبوبیت کنونی آن را با محبوبیت شبکه‌های عصبی در دهه‌های گذشته مقایسه کرد. ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی‌ها نسبت به شبکه‌های عصبی از دقت بالاتر و تعمیم‌پذیری بیشتری برخوردار است. ویژگی‌های مهم ماشین بردار پشتیبان این است که برخلاف الگوریتم‌های کلاسیک و رگرسیون‌های خطی که به وسیله مینیمم کردن قدر مطلق خطا یا توان دوم خطا عمل می‌کنند، ریسک عملیاتی را مینیمم می‌کند [۵۸]. ماشین بردار پشتیبان برخلاف شبکه‌های عصبی با مشکل گیر افتادن در مینیمم‌های محلی تابع خطا مواجه نیست. همچنین با استفاده از هسته‌های غیرخطی قادر به تصمیم‌گیری غیرخطی نیز است. انتخاب هسته‌های مناسب برای ماشین بردار پشتیبان، منجر به برتری آن نسبت به سایر رویکردهای مبتنی بر تصمیم‌گیری خطی شده است [۵۹]. از مدل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان جهت حل مسائل دسته‌بندی داده‌هایی که در کلاس مختلف قرار می‌گیرند، استفاده می‌شود و مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان در حل مسائل پیش‌بینی و تخمین کاربرد دارد. در اینجا ما از روش‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱ با بهینه‌سازی پارامترهای آن توسط الگوریتم ژنتیک و الگوریتم‌های جنگل تصادفی^۲ برای طبقه‌بندی داده‌ها با روش آموزش با نظارت در دو کلاس دسته‌بندی که شامل فعالیت عضله^۳ و استراحت عضله است انجام شده است. همچنین از مدل رگرسیون بردار پشتیبان با بهینه‌سازی پارامترها به روش الگوریتم ژنتیک برای تخمین نیروی

^۱ Support Vector Machine

^۲ Random Forest

^۳ Muscle Activation

عضله توسط سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی استفاده شده است.

۲-۲-۱- ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت^۱ است که برای طبقه‌بندی^۲ و رگرسیون^۳ استفاده می‌شود. ماشین بردار پشتیبان برای اولین بار در سال ۱۹۹۲ در کنفرانس COLT به‌وسیله وپنیک^۴ و همکارانش بر پایه تئوری یادگیری آماری^۵ معرفی گردید [۶۰]. مبنای کار دسته‌بندی SVM جداسازی خطی داده‌هاست. اگر هر داده را به‌صورت یک بردار p بعدی در نظر بگیریم، داده‌های دو کلاس را می‌توان با یک ابر صفحه در فضای p بعدی جدا کرد. در این صورت عمل جداسازی خطی نامیده می‌شود. خواهیم دید که در برخی مسائل غیرخطی پیچیده کاربرد آن از رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی نیز ممکن است بهتر باشد. کاربرد ماشین بردار پشتیبان عمدتاً در مواردی است که داده‌ها تفکیک‌پذیر خطی نباشد و نتوان آن‌ها را به‌سادگی دسته‌بندی کرد. ماشین بردار پشتیبان با تغییر ویژگی‌ها فضای مسئله را طوری تغییر می‌دهد که نمونه‌ها با ویژگی‌های جدید تفکیک‌پذیر خطی شوند. علاوه بر آن دسته‌ها را با به‌کارگیری بردارهای پشتیبان طوری تفکیک می‌کند که فاصله بین دسته‌ها حداکثر شود. به این دلیل به آن دسته‌بندی با حاشیه پهن اطلاق می‌شود. ابر صفحه‌های زیادی وجود دارند که می‌توانند داده‌ها را جدا کنند. مفهوم آموزشی که اشیا بتوانند به‌عنوان نقاط در یک فضای با ابعاد بالا دسته‌بندی شوند و پیدا کردن خطی که آن‌ها را جدا کند منحصربه‌فرد نیست. آنچه ماشین بردار پشتیبان را از سایر جداکننده‌ها متمایز می‌کند، چگونگی انتخاب ابر صفحه است. در ماشین بردار پشتیبان ماکزیمم کردن حاشیه بین دو کلاس مدنظر است. بنابراین ابر صفحه‌ای را انتخاب می‌کند که فاصله‌ی آن از نزدیک‌ترین داده‌ها در هر دو طرف

^۱ Supervised learning

^۲ Classification

^۳ Regression

^۴ Vapnik

^۵ Statistical learning theory

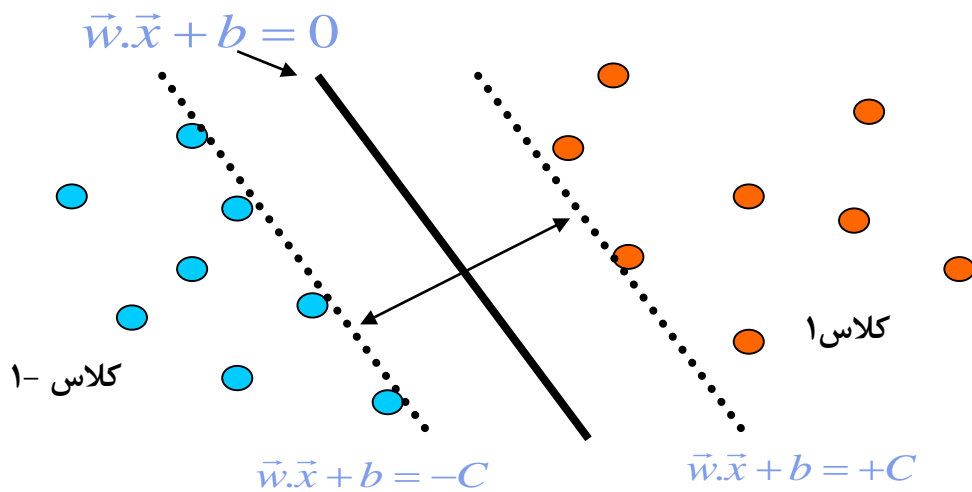
جداکننده‌ی خطی، ماکزیمم باشد. اگر چنین ابر صفحه‌ایی وجود داشته باشد، ابر صفحه ماکزیمم حاشیه^۱ شناخته می‌شود. تابع تصمیم‌گیری برای جدا کردن داده‌ها توسط زیرمجموعه‌ای از نزدیک‌ترین داده‌های آموزشی به ابر صفحه جداکننده که بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند، تعیین می‌شود. در واقع ابر صفحه بهینه در ماشین بردار پشتیبان، جداکننده‌ای بین بردارهای پشتیبان است. در صورت استفاده مناسب از svm این الگوریتم قدرت تعمیم خوبی خواهد داشت [۶۱].

۲-۲-۲- ماشین بردار پشتیبان برای سیستم‌های خطی جدا پذیر

فرض کنید نمونه‌های آموزش به صورت X_1, X_2, \dots, X_n باشند در این حالت Y به صورت معادله

۱-۲ تعریف می‌شود.

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{if } X_i \text{ in class 1} \\ -1 & \text{if } X_i \text{ in class 2} \end{cases} \quad (1-2)$$



شکل ۲-۳ صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه.

^۱ Maximum margin

معادله کلی یک تفکیک کننده خطی (خط جداسازی) که تمام داده‌ها را جدا می‌کند، به صورت معادله ۲-۲ است. این خط در شکل ۴-۲ نمایش داده شده است.

$$\mathbf{W}^T \mathbf{X} + \mathbf{b} = 0 \quad (2-2)$$

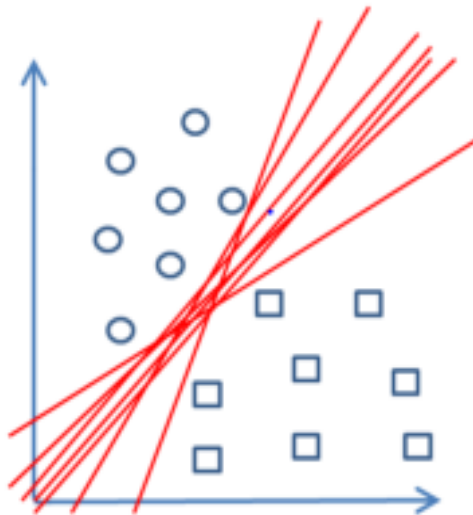
لذا تابعی به صورت معادله ۴-۲ تعریف می‌شود.

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \text{sgn}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + \mathbf{b}) > 0 & \text{if } Y_i = 1 \\ \text{sgn}(\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + \mathbf{b}) < 0 & \text{if } Y_i = -1 \end{cases} \quad (3-2)$$

تعداد زیادی انتخاب برای \mathbf{W} و \mathbf{b} وجود دارد که هر کدام از یک خط جداساز مانند شکل ۵-۲ می‌دهد. اما تنها یک انتخاب بهینه برای خط جداساز وجود دارد. بر اساس شرایط بیان شده، زمانی مجموعه‌ای از نقاط به صورت بهینه با یک صفحه جداسازی می‌شوند که:

۱- بدون اشتباه در کلاس مربوط به خود قرار گرفته باشند.

۲- فاصله بین نزدیک‌ترین نقاط هر کلاس داده تا صفحه جداکننده، بیشینه باشد.

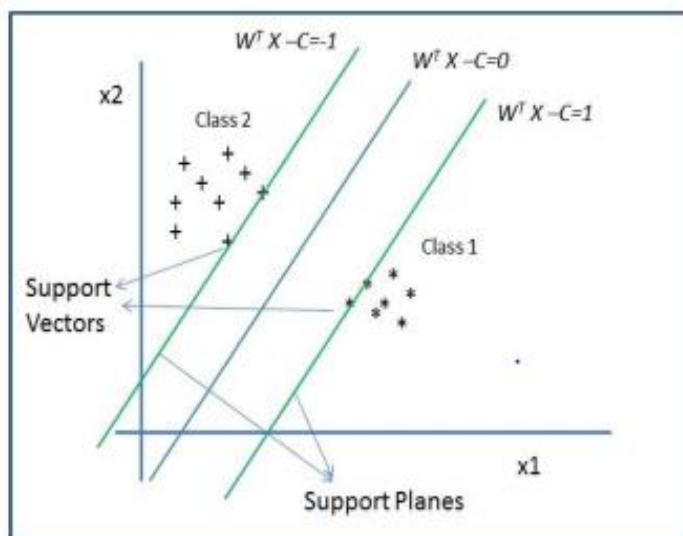


شکل ۴-۲ خطوط جداساز مختلف برای مقادیر مختلف \mathbf{W} و \mathbf{b}

بر این اساس، پارامترهای \mathbf{W} و \mathbf{b} باید به گونه‌ای محاسبه گردند که دو شرط ذکر شده برقرار باشد. جهت حل این مسئله و برای کنترل جدا پذیری داده‌ها نیز معادله ۴-۲ برای حاشیه بیان می‌شود.

$$W^T X + b: \begin{cases} \geq 1 & \text{for } y_i = 1 \\ \leq -1 & \text{for } y_i = -1 \end{cases} \quad (4-3)$$

در شکل ۵-۲ معادلات در نظر گرفته شده برای حاشیه‌ها و صفحه جداساز بهینه، مشاهده می‌شود.



شکل ۵-۲ صفحه جداساز بهینه و حاشیه‌ها [۶۰]

نکته قابل توجه در شکل ۵-۲ داده‌هایی است که روی حاشیه‌ها قرار گرفته‌اند، این داده‌ها همان بردارهای پشتیبان هستند که ماشین برداری برای طبقه‌بندی صحیح داده‌ها از آن استفاده می‌کند. جهت معرفی صفحه جداسازی که از بیشترین حاشیه ممکن برخوردار باشد، سعی می‌شود تا فاصله بین دو حاشیه در نظر گرفته شده، بیشینه گردد. برای محاسبه فاصله این دو حاشیه و بیشینه نمودن آن از معادله (۵-۲) استفاده می‌شود.

$$M = \frac{|(W^T + b - 1) - (W^T X + b + 1)|}{\|W\|} = \frac{2}{\|W\|} \quad (5-2)$$

در این رابطه $\|W\|$ نرم تابع نامیده می‌شود. بر اساس خروجی محاسبه شده از معادله ۵-۲، اگر $\frac{2}{\|W\|}$ بیشینه گردد، حاشیه مورد نظر ماکزیمم خواهد شد. این باعث می‌شود که تفکیک‌کننده بیشترین

حاشیه فاصله را داشته باشد به شرط این که معادله ۱-۲ صورت گیرد. اما برای سادگی کار می توان مقدار به دست آمده را معکوس نموده و آن را کمینه نمود که در این حالت به صورت $\frac{1}{2} W^T W$ نوشته خواهد شد. بر اساس شرایط بیان شده در حالت کلی جهت پیشینه نمودن فاصله حاشیه ها و یافتن بهینه ترین ابر صفحه جداساز از معادله ۶-۲ استفاده می شود.

$$\text{Min } \frac{1}{2} W^T W \quad (۶-۲)$$

$$\text{Subject to } g(x) = Y_i(W^T X + b - 1) \geq 1$$

در اینجا هدف کمینه سازی تابع $f(x)$ با توجه به محدودیت $g(x) \geq 0$ است، در نتیجه تابع لاگرانژ $L(x, \alpha) = f(x) - \alpha g(x)$ با در نظر گرفتن $\alpha \geq 0$ کمینه خواهد شد. با جایگذاری $f(x)$ و $g(x)$ از معادله ۶-۲ به معادله ۷-۲ می رسیم.

$$l(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} W^T W - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{Y_i(W^T X + b - 1)\} \quad (۷-۲)$$

اگر از معادله ۷-۲ نسبت به w و b مشتق جزئی گرفته شود و مساوی صفر قرار داده شود، مقدار بهینه w محاسبه می شود. در معادله ۸-۲ این کار انجام شده است.

$$\frac{\partial l}{\partial w} = 0 \rightarrow w_0 = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i Y_i \quad (۸-۲)$$

$$\frac{\partial l}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i = 0$$

حال اگر مقدار w به دست آمده از معادله ۸-۲ را در معادله ۷-۲ قرار دهیم، معادله اساسی ماشین بردار

پشتیبان برداری به صورت رابطه ۹-۲ معرفی می شود. بنابراین، هدف حل معادله ۹-۲ با توجه به محدودیت‌های مشخص شده است. در ماشین برداری سیستم‌های خطی جدا پذیر، مقدار ضریب لاگرانژ باید بزرگ‌تر از صفر باشد.

$$\begin{aligned} \text{Max } L_d(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j X_i X_j^T \\ \text{S.t } &\left\{ \begin{array}{l} \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i = 0 \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (9-2)$$

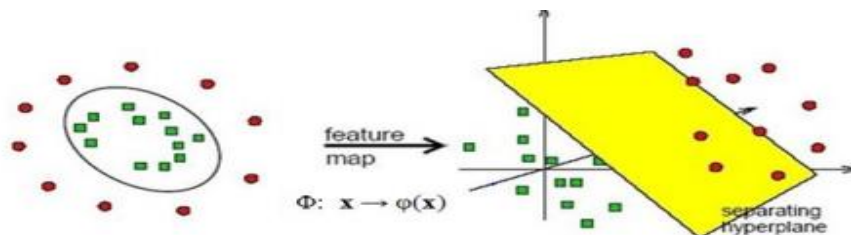
مقدار بهینه b نیز از طریق $b = y_i - W^T X_i$ و میانگین‌گیری از تمامی مقادیر به دست آمده محاسبه می شود. معادله کلی محاسبه مقدار بهینه b را می توان به صورت معادله ۱۰-۲ بیان کرد.

$$b_0 = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N (y_s - W^T X_s) \quad (10-2)$$

با حل معادله بهینه‌سازی ۹-۲ و استفاده از معادله ۱۰-۲ می توان به صفحه بهینه جداساز رسید.

۳-۲-۲- ماشین بردار پشتیبان غیر خطی

در بسیاری از موارد داده‌ها به صورت خطی جدا پذیر نیستند که در شکل ۶-۲ نمونه‌ای نمایش داده شده است. در این حالت از تابعی استفاده می شود که داده‌های آموزشی را به فضای دیگر منتقل کند که در فضای جدید امکان تفکیک خطی کلاس‌ها وجود داشته باشد. این تابع کرنل نام دارد.



شکل ۶-۲ جداسازی داده‌ها در حالت غیر خطی در فضایی با ابعاد بالاتر [۶۰]

در حالتی که داده به صورت خطی جدا پذیر باشند از معادله ۱۱-۲ استفاده می شود ولی در حالت غیرخطی این معادله به معادله ۱۲-۲ تبدیل می شود.

$$W = \sum_{i=1}^N \alpha_i X_i Y_i \quad (11-2)$$

$$W = \sum_{i=1}^N \alpha_i X_i \phi(X_i) \quad (12-2)$$

در این حالت تابع لاگرانژ به صورت معادله ۱۳-۲ است.

$$L_d = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j \phi_j \phi_i^T \quad (13-2)$$

و تابع کرنل به صورت معادله ۱۴-۲ تعریف می شود. توابع کرنل متداول در جدول ۱-۲ آورده شده اند.

$$K(x_i x_j) = \phi^T(X_i) \phi(X_j) \quad (14-2)$$

جدول ۱-۲ توابع کرنل در ماشین بردار پشتیبان غیرخطی.

تابع کرنل	نوع طبقه بندی
$K(x_i x_j) = (x_i^T x_j)^p$	تابع خطی از درجه p
$K(x_i x_j) = (x_i^T x_j + 1)^p$	تابع چند جمله ای از درجه p
$K(x_i x_j) = e^{-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}}$	تابع گوسی
$K(x_i x_j) = \frac{\sin((n+\frac{1}{2})(x_i - x_j))}{2 \sin(\frac{(x_i - x_j)}{2})}$	تابع دریکله
$K(x_i x_j) = \tanh(y x_i^T x_j + \mu)$	تابع پرسپترون چندلایه

در نهایت تابع اساسی به صورت معادله ۱۵-۲ است.

$$\text{Max } L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i x_j) \quad (15-2)$$

$$\text{Subject to } \left\{ \begin{array}{l} 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i = 0 \end{array} \right\}$$

۳-۲- تعیین بهینه پارامترهای ماشین بردار پشتیبان بر مبنای الگوریتم ژنتیک

انتخاب بهینه پارامترهای تشکیل دهنده مدل در ماشین‌های بردار پشتیبان از تأثیر مستقیمی در کارایی این روش برخوردار می‌باشند. دودسته پارامتر در این طبقه‌بندی کننده‌ها وجود دارد (پارامترهای تنظیم) که تعادل بین کمینه شدن خطا و کمینه شدن پیچیدگی‌های مدل را برقرار می‌کند (پارامتر C) و پارامترهای کرنل که با توجه به کرنل انتخابی، متغیرهای آن کرنل جزء مجهولات می‌شوند. مانند σ در کرنل گوسی [۶۲].

ماشین‌های بردار پشتیبان ذاتاً باینری هستند از این دیدگاه می‌توان الگوریتم‌های موجود در تعیین پارامترهای ماشین بردار پشتیبان که انتخاب مدل نیز نامیده می‌شوند، را به دو دسته تقسیم کرد. در دسته اول تکنیک‌های مدل، برای همه‌ی ماشین‌های بردار پشتیبان باینری یک دسته پارامتر یکسان در نظر گرفته می‌شود. در حالی که در دسته دوم، برای هر طبقه‌بندی باینری یک سری پارامتر متفاوت تعیین می‌شود [۲۳]. اضافه شدن مجهولات در اکثر موارد نه تنها دقت طبقه‌بندی بالا نمی‌رود بلکه به دلیل بیش تطابق نمودن به داده‌های آموزشی، سیستم طبقه‌بندی دارای قدرت تعمیم کمی خواهد بود. در سال‌های اخیر روش‌های متنوعی به منظور تعیین پارامترهای بهینه در ماشین‌های بردار پشتیبان، توسط محققین مختلف ارائه گردیده است. الگوریتم جستجوی شبکه‌ای، روش رایج در انتخاب بهینه مدل است. به علت پیوسته بودن مقادیر پارامترهای مورد نظر، برای رسیدن به دقت بالا می‌بایست شبکه‌ای با تراکم بالا در نظر گرفته شود که بررسی تمام این نقاط شبکه زمان محاسبات را به شدت افزایش می‌دهد. با توجه به محدودیت‌های روش جستجوی شبکه‌ای در زمان محاسبات،

الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلفی برای حل این مسئله در نظر گرفته شده‌اند: الگوریتم‌های خرد جمعی، شبیه‌سازی تبرید تدریجی و الگوریتم ژنتیک. الگوریتم ژنتیک از الگوریتم‌های فرا ابتکاری هستند که به‌طور موفقیت‌آمیز و گسترده‌ای در سال‌های اخیر در زمینه انتخاب پارامترهای بهینه مدل در ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده شده‌اند.

۲-۳-۱- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک، روش مناسبی برای کاربرد در حل مسائلی است که توأم با جستجو و بهینه‌سازی می‌باشند. الگوریتم ژنتیک از شبیه‌سازی مستقیم رفتار طبیعت استفاده می‌کند. این الگوریتم با یک جمعیت از اعضای منحصر به فرد کار می‌کند که در آن برای هر عضو یک برازندگی تعریف می‌شود. بدیهی است اعضای که برازندگی بیشتری داشته باشند فرصت‌های بیشتری برای زاد و ولد از طریق آمیزش با سایر افراد جمعیت می‌یابند. این موجب ایجاد اعضای جدیدی می‌شود که برخی از مشخصات والدین خود را به ارث می‌برند. همچنین هر چه برازندگی یک عضو جمعیت کمتر باشد، شانس او برای انتخاب شدن برای تولیدمثل کمتر است. با انتخاب بهترین اعضا از جمعیت فعلی و انجام تلفیق بین آن‌ها یک مجموعه جدید از اعضا ایجاد می‌شود که این جمعیت جدید مشخصات جمعیت قبلی را به نسبت بالاتری داراست. با ادامه این روند، پس از چندین تولیدمثل و ایجاد جمعیت‌های متوالی، صفات اعضا به تدریج در جمعیت‌ها منتشر شده و اعضا به نحو مطلوبی اصلاح می‌شوند و به این ترتیب اگر الگوریتم مزبور به خوبی طراحی شده باشد، جمعیت به سمت یک راه حل بهینه برای مسئله همگرا می‌شود. تاکنون الگوریتم‌های ژنتیک با موفقیت در حل حوزه وسیعی از مسائل به کار گرفته شده‌اند. البته این الگوریتم‌ها یافتن حل بهینه کلی برای هر مسئله‌ای را تضمین نمی‌کنند اما همواره دریافتن راه‌حلهایی که به میزان قابل قبولی مطلوب هستند، با سرعت قابل قبولی عمل می‌کنند [۶۳]:

اصول پایه‌ای الگوریتم ژنتیک شامل موارد زیر است:

۱- تولید جمعیت اولیه^۱ شامل n کروموزوم

۲- بررسی تابع ارزیابی $f(x)$ برای هر کروموزوم x در جمعیت

۳- ایجاد یک جمعیت جدید بر اساس تکرار قدم‌های زیر:

- انتخاب دو کروموزوم والد از یک جمعیت بر اساس میزان برازندگی آنها
- در نظر گرفتن مقدار مشخصی برای احتمال عملگر ترکیب^۲ (تقاطع) و سپس انجام عملیات ترکیب بر روی والدین به منظور ایجاد فرزندان
- در نظر گرفتن احتمال جهش و سپس تغییر فرزندان در هر مکان
- جایگزین فرزندان جدید در جمعیت جدید

۴- استفاده از جمعیت جدید برای اجراهای بعدی الگوریتم

۵- توقف اجرای الگوریتم در صورت مشاهده شرایط توقف و برگرداندن بهترین جواب در جمعیت

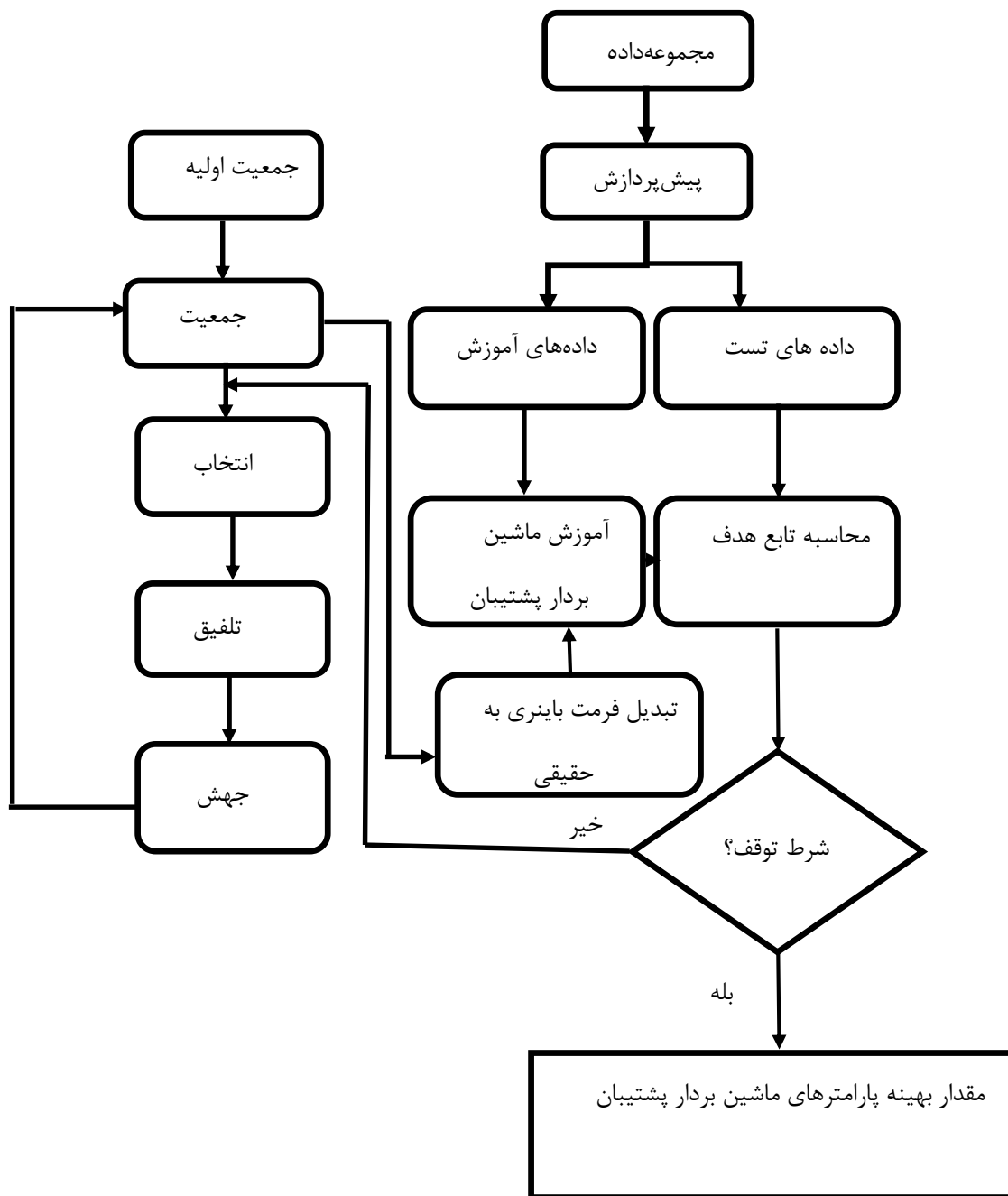
فعلی در غیر این رفتن به مرحله ۲

۲-۳-۲- انتخاب مدل

در روش پیشنهادی این تحقیق، برای ارزیابی کیفیت هر عضو، می‌بایست هر یک از دو قسمت کروموزوم به عدد حقیقی تبدیل شود. در مرحله بعد ماشین بردار پشتیبان به وسیله داده‌های آموزشی و پارامترهای محاسبه شده آموزش دیده ابر صفحه‌های مورد نظر ساخته می‌شوند. سپس به منظور محاسبه تابع هدف، داده‌های تست به وسیله ماشین بردار پشتیبان آموزش دیده طبقه‌بندی می‌شود و ماتریس خطا تشکیل می‌شود. پس از ارزیابی اعضا، سه مرحله انتخاب، تلفیق و جهش بر روی فرمت باینری پارامترها انجام می‌شود و جمعیت جدید ساخته می‌شود و این مراحل تکرار می‌شود تا شرط توقف برقرار شود (شکل ۲-۷).

^۱ Initial population

^۲ crossover



شکل ۷-۲ فلوجارت تعیین مقادیر بهینه پارامترهای ماشین بردار پشتیبان

بر مبنای الگوریتم ژنتیک

۴-۲- محاسبه خطا

آموزشی که در مرحله یادگیری شبکه انجام می‌شود می‌بایست مورد ارزیابی قرار بگیرد تا ارزش آن تعیین شود و در پی آن، کارایی الگوریتم یادگیرنده نیز مشخص شود. این معیارها را می‌توان هم برای مجموعه داده‌های آموزشی در مرحله یادگیری و هم برای داده‌های اعتبارسنجی و تست محاسبه نمود. جدول زیر چگونگی عملکرد الگوریتم دسته‌بندی را برای داده‌های ورودی به تفکیک انواع دسته‌های مسئله نشان می‌دهد.

جدول ۲-۲ دسته‌بندی دو کلاسه برای مجموعه داده ورودی

	Positive Predicted	Negative Predicted
Actual Positive	True positives (TP)	False Negative(FN)
Actual Negative	False positives(FP)	True Negatives(TN)

هریک از عناصر جدول در یک مسئله دو کلاسه به شرح ذیل است:

TP: بیانگر تعداد داده‌هایی است که دسته واقعی آن‌ها مثبت بوده و الگوریتم دسته‌بندی نیز دسته آن‌ها را به درستی مثبت تشخیص داده است.

TN: بیانگر تعداد داده‌هایی است که دسته واقعی آن‌ها منفی بوده و الگوریتم دسته‌بندی نیز دسته آن‌ها را به درستی منفی تشخیص داده است.

FP: بیانگر تعداد داده‌هایی است که دسته واقعی آن‌ها منفی بوده و الگوریتم دسته‌بندی آن‌ها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است.

FN: بیانگر تعداد داده‌هایی است که دسته واقعی آن‌ها مثبت بوده و الگوریتم دسته‌بندی آن‌ها را به اشتباه منفی تشخیص داده است.

مهم‌ترین معیار برای تعیین کارایی الگوریتم دسته‌بندی دقت یا نرخ دسته‌بندی^۱ است که این معیار دقت کل یک دسته‌بند را محاسبه می‌کند. دقت دسته‌بندی با استفاده از رابطه (۱۶-۲) به دست می‌آید.

$$CA = \frac{TN + TP}{N}, \quad N = TN + FN + TP + FP \quad (16-2)$$

معیار خطای دسته‌بندی^۲ دقیقاً برعکس معیار دقت دسته‌بندی است که با استفاده از رابطه (۱۷-۲) به دست می‌آید.

$$ER = \frac{FN + FP}{N} = 1 - CA \quad (17-2)$$

کمترین مقدار خطای دسته‌بندی برابر صفر است زمانی که بهترین کارایی را داریم و به‌طور مشابه بیشترین مقدار آن برابر ۱ است زمانی که کمترین کارایی را داریم. ذکر این نکته ضروری است که معیار دقت دسته‌بندی، معیار مناسبی برای ارزیابی و کارایی الگوریتم‌های دسته‌بندی نیست، به این دلیل که در رابطه دقت دسته‌بندی، ارزش کلاس‌های مختلف دسته‌بندی یکسان در نظر گرفته می‌شوند؛ بنابراین برای مسائلی که با کلاسه‌بندی با دسته‌های نامتعادل سروکار داریم، از معیارهای دیگری نظیر^۳ DR و^۴ FAR استفاده می‌شود. این معیارها که توجه بیشتری به دسته‌بندی مثبت و منفی نشان می‌دهند، توانایی کلاسه‌بند را در تشخیص دسته مثبت و منفی و به‌طور مشابه هزینه این توانایی را تشخیص می‌دهند. معیار DR_{POSITIVES} نشان‌دهنده نرخ تشخیص دسته مثبت و معیار DR_{NEGATIVE} نشان‌دهنده نرخ تشخیص دسته منفی را نشان می‌دهد؛ همچنین معیار FAR نرخ پذیرش خطا است.

$$DR_{POSITIVES} = \frac{TP}{FN + TP}, \quad DR_{NEGATIVE} = \frac{TN}{FP + TN} \quad (18-2)$$

$$FAR_{POSITIVES} = \frac{FN}{TP + FN}, \quad FAR_{NEGATIVE} = \frac{FP}{TN + FP} \quad (19-2)$$

^۱ Classification Accuracy-Rate

^۲ Error Rate

^۳ Detect Rate

^۴ False Acceptance Rate

۲-۵- استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ماشین بردار پشتیبان

انتخاب ویژگی از مراحل تأثیرگذار در طبقه‌بندی بر مبنای ماشین بردار پشتیبان است که در آن با حذف باندهای نامربوط، عملکرد طبقه بند را از لحاظ دقت و سرعت بهبود می‌بخشد. در این روش تحقیق انتخاب ویژگی بر مبنای الگوریتم ژنتیک در مرحله اول با حضور همه داده‌های ورودی مقدار خطا بررسی می‌شود. سپس پروسه اصلی انتخاب ویژگی‌های بهینه، از کدگذاری باینری پارامترهای ماشین بردار پشتیبان تعیین می‌شود. به منظور تعریف معیاری برای ارزیابی کیفیت زیرمجموعه ویژگی‌های انتخاب‌شده، باید دو پارامتر دقت طبقه‌بندی و تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده را در نظر گرفت. به عبارت دیگر، طبقه‌بندی بر مبنای زیرمجموعه ویژگی‌های مطلوب دارای دقت طبقه‌بندی بالاتر و تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده کمتر است. لذا تابع هدف با قرار دادن این دو معیار در یک تابع تعریف می‌شود و مسئله به بیشینه‌سازی^۱ معادله (۲-۲۰) تبدیل می‌شود. در واقع در این روش قصد داریم تا با استفاده از الگوریتم ژنتیک بررسی کنیم که آیا استفاده از همه ویژگی‌ها برای دسته‌بندی دقت بالاتری دارد یا استفاده از تعداد ویژگی‌های کمتر و مهم‌تر می‌تواند دقت بالاتر دسته‌بندی را نتیجه دهد. استفاده از ویژگی‌های مهم‌تر و کمتر باعث کاهش فضای مسئله و در نتیجه بالا رفتن سرعت محاسبات خواهد شد [۶۴].

$$F = W * Accuracy + (1 - W) * \frac{1}{N_f} \quad (2-20)$$

در این رابطه، F تابع هدف، W یک کمیت ثابت در بازه $[0, 1]$ است که وزن بین طبقه‌بندی و تعداد ویژگی‌ها را مشخص می‌کند. همچنین $Accuracy$ ، دقت طبقه‌بندی است. پس از ارزیابی جمعیت، سه عملگر انتخاب، تلفیق و جهش با توجه به کیفیت هر عضو عمل می‌کنند و مجدداً جمعیت ساخته شده توسط تابع هدف ارزیابی خواهد شد و این پروسه تکرار می‌شود تا شرط توقف برقرار گردد.

^۱ fitness function

۲-۶- الگوریتم جنگل تصادفی

روش جنگل تصادفی^۱ جزئی از روش‌های طبقه‌بندی تحت نظارت گروهی است. جنگل تصادفی یا به اختصار RF به عنوان یک الگوریتم گروهی (رأی‌گیری)^۲، RF چندین درخت تصمیم مختلف به عنوان طبقه‌بندی‌های پایه تولید می‌کند و رأی اکثریت را برای ترکیب با نتایج درختان اصلی اعمال می‌کند.

۲-۶-۱- تعریف جنگل تصادفی

جنگل تصادفی یک طبقه بند مجموعه‌ای متشکل از طبقه‌بندی‌های درخت تصمیم است. هر طبقه بند برای هر نمونه ورودی به صورت $h(x, \theta_k)$ است، که x یک نمونه ورودی و θ_k مجموعه آموزش برای درخت k ام است. θ ها مستقل از یکدیگر ولی با توزیع یکسان هستند. برای هر نمونه x ، هر درخت یک پیش‌بینی را برای رده نمونه x ارائه می‌دهد و در نهایت رده‌ای با بیشترین تعداد رأی درختان روی ورودی x به عنوان رده نمونه انتخاب می‌شود. این فرآیند را جنگل تصادفی می‌نامند. الگوریتم جنگل تصادفی دقت را نسبت به درخت طبقه‌بندی فردی افزایش می‌دهد. در درخت فردی با تغییرات کوچک در مجموعه آموزش بی‌ثباتی به وجود می‌آید که باعث اختلال در دقت پیش‌بینی در نمونه آزمایشی می‌شود. اما گروهی بودن الگوریتم جنگل تصادفی باعث سازگاری با تغییرات می‌شود و بی‌ثباتی را از بین می‌برد [۶۵].

۲-۶-۲- تخمین خارج از کیسه

فرض کنید هر طبقه بند با مجموعه آموزشی جدید با روش درخت تصمیم ساخته می‌شود. با توجه به مجموعه آموزشی θ و با روش خود راه‌انداز مجموعه‌های آموزشی θ_k تشکیل می‌شوند. سپس طبقه‌بندی‌های درخت $h(x, \theta_k)$ ساخته می‌شوند. و از هر درخت برای پیش‌بینی رده رأی‌گیری

^۱ Random Forest

^۲ Ensemble

می‌شود. نمونه‌های آموزش در مجموعه داده آموزش اصلی که در مجموعه آموزش طبقه بند k نیست، نمونه‌های خارج از کلاس سه طبقه بند k نامیده می‌شود. در هر مجموعه آموزش به دست آمده از روش خود راه‌انداز، نمونه‌های OOB در حدود یک‌سوم از نمونه‌های مجموعه آموزش اصلی است که در مجموعه آموزش قرار نمی‌گیرند. رابطه (۲۱-۲) شیوه تخمین رده نمونه OOB را روی جنگل نشان می‌دهد. برای به دست آمده آوردن رده نمونه باید ابتدا پیش‌بینی درختانی که مجموعه آموزش آن‌ها حاوی نمونه نیست، جمع‌آوری شود و سپس رده‌ای با بیشترین میانگین رأی روی پیش‌بینی‌های درختان جنگل به عنوان رده نمونه در نظر گرفته می‌شود.

$$y(x) = \arg \max_c \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I(h_k(x) = c), x \in \text{OOB}_K \right) \quad (20-2)$$

$$I(h_k(x) = c, x \in \text{OOB}_K) = \begin{cases} 1 & (h_k(x) = c, x \in \text{OOB}_K) \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (21-2)$$

که K تعداد درختان، C نشان دهنده رده، $h_k(x)$ پیش‌بینی درخت k ام از روی نمونه x را نشان می‌دهد و OOB_K مجموعه نمونه‌های OOB درخت k ام می‌باشند. رابطه (۲۱-۲) نشان می‌دهد که مقدار تابع شاخص I یک خواهد شد اگر x در مجموعه نمونه‌های درخت k ام قرار دارد (عضو مجموعه آموزش درخت k ام نیست) و همچنین درخت k ام نمونه x را به رده c طبقه‌بندی کند. در غیر این صورت، مقدار تابع شاخص صفر می‌شود. برای به دست آوردن تخمین نمونه‌های OOB روی جنگل از error_k در رابطه (۲۲-۲) استفاده می‌کنیم که خطای طبقه‌بندی جنگل روی نمونه‌های OOB درخت k ام است. N تعداد همه نمونه‌های آموزش اصلی، x_i نمونه i ام روی مجموعه آموزشی اصلی است.

$$I((y_i, x_i) \in \text{OOB}_K) = \begin{cases} 1 & (y_i, x_i) \in \text{OOB}_K \\ 0 & \text{Otherwis} \end{cases} \quad (22-2)$$

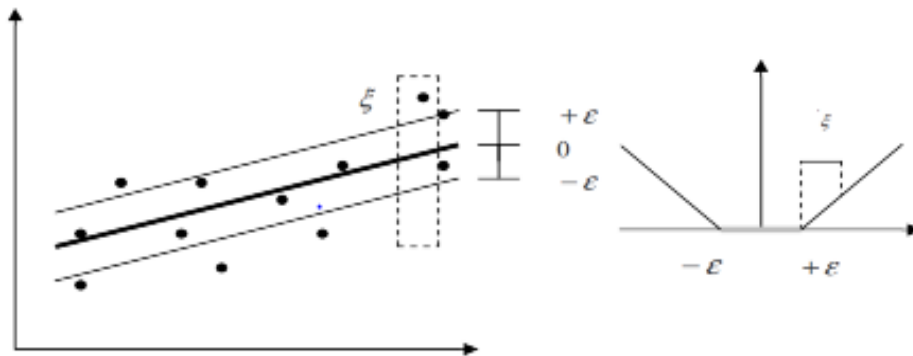
$$\text{error}_k(\text{OOB}) = \frac{\sum_{i=1}^N (y(x_i) = y_i, (x_i, y_i) \in \text{OOB}_k)}{\sum_{i=1}^N I((x_i, y_i) \in \text{OOB}_k)} \quad (23-2)$$

۷-۲- رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

وینیک و همکارانش در سال ۱۹۹۵ ماشین‌های بردار پشتیبان را برای کاربرد در مسائل رگرسیون توسعه دادند. رگرسیون بردار پشتیبان در حل مسائل پیش‌بینی و تخمین کاربرد دارد. وینیک برای کاربرد ماشین بردار پشتیبان در مسائل رگرسیون، از تابع خطایی استفاده کرد که خطاهایی به نام ϵ insensitive را که در یک فاصله معین از مقادیر واقعی می‌باشند، نادیده می‌گیرد [۵۹]. این تابع به صورت رابطه (۲۴-۲) تعریف می‌شود.

$$L(y, f(x, a)) = |y - f(x, a)| = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x, a)| \leq \epsilon \\ |y - f(x, a)| - \epsilon & \text{if } |y - f(x, a)| > \epsilon \end{cases} \quad (24-2)$$

با توجه به رابطه (۲۴-۲)، می‌توان دریافت که خطاهایی با مقادیر کمتر از ϵ در نظر گرفته نشده‌اند (شکل ۸-۲).



شکل ۸-۲ تابع خطای [۶۰]

مسئله تقریب یک مجموعه از داده‌های زیر را در نظر می‌گیریم:

$$D = \{(x^1, y^1), \dots, (x^t, y^t)\}, \{x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}\} \quad (25-2)$$

تابع رگرسیون به وسیله تابع زیر تخمین زده می شود:

$$f(x) \leq w, \quad x > +b \quad (26-2)$$

که $\langle \cdot \rangle$ مشخص کننده ضرب داخلی دو بردار (w بردار وزن و x فضای ورودی) است. تابع بهینه رگرسیون به وسیله مینیمم تابع زیر بیان می گردد:

$$\varphi(w, \delta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^1 (\xi_i^- + \xi_i^+) \quad (27-2)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} y_i - (\langle w, x_i \rangle + b) \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ (\langle w, x_i \rangle + b) - b \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ \xi_i^-, \xi_i^+ \geq 0 \end{cases}$$

که C یک مقدار از پیش تعیین شده بود و ξ_i^- و ξ_i^+ متغیرهای شل هستند که قیود بالا و پایین خروجی سیستم را تعیین می کنند. اگر داده ها به صورت خروجی مجزا از هم باشند، یک سطح بهینه که داده ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله میان صفحه و نزدیک ترین نقاط آموزشی (بردارهای پشتیبان) تفکیک می نماید، آموزش می دهد. اگر نقاط آموزشی را به صورت x_i و y_i بردار ورودی $x_i \in R^n$ تعریف می کنیم، در حالی که داده ها به صورت خطی قابل تفکیک باشند، معادله به صورت زیر است:

$$y = f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^N y_i a_i \langle x_i, x \rangle + b \right) \quad (28-2)$$

که در آن y خروجی معادله و y_i ارزش طبقه نمونه آزمایشی x_i است. بردار $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ نشان دهنده یک داده ورودی و بردارهای x_i ؛ $i=1, 2, \dots, N$ بردارهای پشتیبان هستند. اگر داده ها به صورت خطی قابل تفکیک نباشند، می توان با اعمال پیش پردازش، نمونه های را به فضایی بالاتر برد.

در این حالت رابطه (۲۸-۲) به رابطه (۲۹-۲) تغییر می‌کند:

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \mathbf{y}_i \mathbf{a}_i \mathbf{k}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b}\right) \quad (29-2)$$

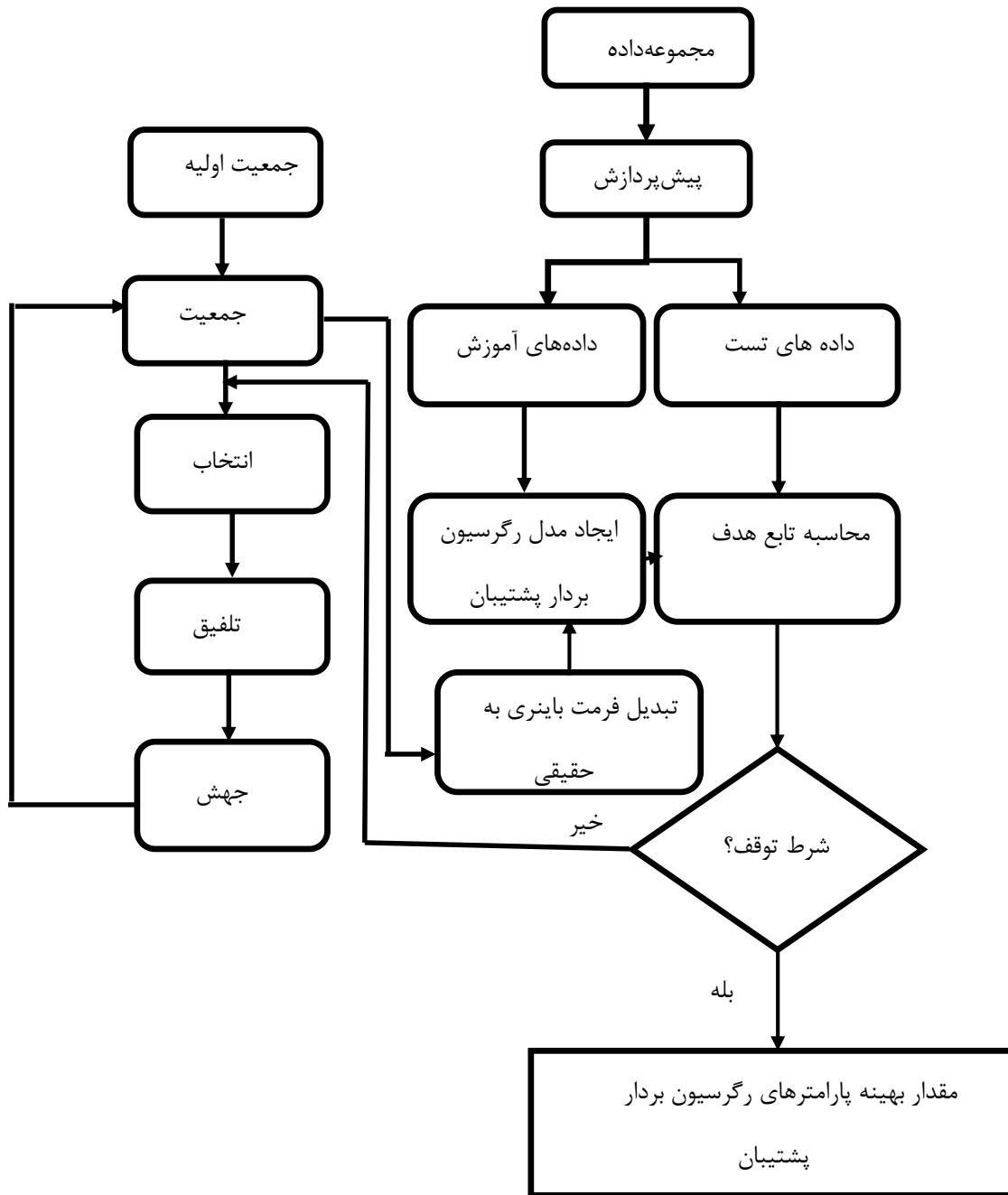
تابع $k(x_i, x)$ تابع کرنلی است که برای ایجاد ماشین‌هایی با انواع مختلفی از سطوح غیرخطی در فضای داده‌ها، ضرب‌های داخلی تولید می‌کند. برای مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان از کرنل‌های مختلفی استفاده می‌شود که عبارت‌اند از: خطی، درجه دوم، گوسی و چندجمله‌ای. معمولاً تابع کرنل گوسی - شعاعی برای پیش‌بینی، عملکرد بهتری دارد [۴۴]. معادله این کرنل به صورت زیر است.

$$\mathbf{k}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (30-2)$$

در این روش سیگنال‌های EMG و نیروی ناشی از این پیش‌پردازش‌ها به ترتیب به‌عنوان ورودی و خروجی آموزش و تست مدل تخمینگر مورد استفاده قرار گرفتند.

۲-۸- بهینه سازی پارامترهای رگرسیون بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک

در روش پیشنهادی این تحقیق، برای ارزیابی کیفیت هر عضو، می‌بایست هر یک از دو قسمت کروموزوم به عدد حقیقی تبدیل شود. در مرحله بعد رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) به وسیله داده‌های آموزشی و پارامترهای محاسبه شده آموزش دیده ابر صفحه‌های مورد نظر ساخته می‌شوند. سپس به منظور محاسبه تابع هدف، داده‌های تست به وسیله مدل آموزش دیده تخمین داده می‌شود و ماتریس خطا تشکیل می‌شود. پس از ارزیابی اعضا، سه مرحله انتخاب، تلفیق و جهش بر روی فرمت باینری پارامترها انجام می‌شود و جمعیت جدید ساخته می‌شود و این مراحل تکرار می‌شود تا شرط توقف برقرار شود (شکل ۲-۹). به این ترتیب پارامترهای C و ϵ و σ^2 بهینه می‌شود [۶۶].



شکل ۹-۲ فلوجارت تعیین بهینه پارامترهای رگرسیون بردار پشتیبان بر مبنای الگوریتم ژنتیک

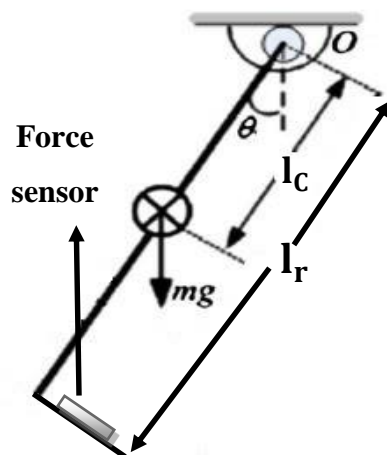
فصل سوم

کنترل امیدانس

۱-۳- کنترل امیدانس بر مبنای گشتاور

۱-۱-۳- مقدمه

تاکنون روش‌های مختلفی برای کنترل ربات‌ها با کاربرد توان بخشی ارائه شده است. از جمله این روش‌ها می‌توان به کنترل موقعیت، کنترل سرعت، کنترل نیرو، کنترل ترکیبی موقعیت-نیرو و کنترل امیدانس اشاره کرد. در میان روش‌ها کنترل ترکیبی موقعیت-نیرو و کنترل امیدانس پرکاربردتر می‌باشند. کنترل امیدانس رایج بر اساس کنترل گشتاور بنا شده است. به عبارت دیگر گشتاور مفاصل ربات برای پیاده‌سازی کنترل امیدانس بکار گرفته می‌شوند. برای این هدف کنترل‌کننده باید مسائل پیچیده از قبیل عدم قطعیت‌ها و معادلات غیرخطی دینامیک ربات‌ها غلبه کند. همچنین این روش در اکثر اوقات دینامیک عملگرها را در نظر نمی‌گیرد. در کنترل بر پایه گشتاور فرض بر این است که عملگرها قادرند گشتاور محاسبه‌شده را برای مفاصل ربات تأمین کنند. لذا برای غلبه بر عدم قطعیت‌ها و غیرخطی بودن سیستم‌های رباتیک و همچنین در نظر گرفتن اثر دینامیک عملگرها روش کنترل امیدانس بر اساس راهبرد ولتاژ نیز بررسی شده است (۱-۳). که در آن $m_p = 15\text{kg}$ (وزن پای بیمار)، $m_r = 7\text{kg}$ (وزن بازوی ربات)، $l_r = 0.6\text{ m}$ (طول بازوی ربات)، $l_m = 0.6\text{ m}$ (طول پای بیمار)، l_c (مرکز جرم لینک)، g (شتاب مرکز زمین ۹,۸۱ متر بر مجذور ثانیه) است.



شکل ۱-۳ شماتیک رباتیک

۳-۱-۲- معادلات دینامیکی

معادلات دینامیکی ربات به وسیله معادله (۱-۳) بیان می‌شود.

$$\mathbf{D}_r(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}_r(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_r(\mathbf{q}) + \boldsymbol{\tau}_e = \boldsymbol{\tau}_r \quad (1-3)$$

که در آن بردار موقعیت مفاصل، $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$ بردار ماتریس ربات، $\mathbf{D}_r(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ماتریس ربات، $\mathbf{C}_r(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \dot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای کوریولیس و مرکزگرا، $\mathbf{g}_r(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای گرانشی، $\boldsymbol{\tau}_e \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاور بار، و $\boldsymbol{\tau}_r \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاور ربات است. گشتاور بار که در واقع به وسیله بیماری که در تعامل با ربات قرار دارد ایجاد می‌شود به صورت زیر است.

$$\mathbf{D}_e(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_e(\mathbf{q}) - \mathbf{J}_e^T(\mathbf{q})\mathbf{F}_h = \boldsymbol{\tau}_e \quad (2-3)$$

بیان می‌شود که در آن $\mathbf{D}_e(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ماتریس اینرسی بدن انسان، $\mathbf{C}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \dot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای کوریولیس و مرکزگرا، $\mathbf{g}_e(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای گرانشی، $\mathbf{F}_h \in \mathbb{R}^n$ بردار نیروی ایجاد شده به وسیله انسان است. با جایگذاری (۲-۳) در (۱-۳) معادله مکانیکی ربات توان بخشی به صورت زیر است.

$$\mathbf{D}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) - \mathbf{J}_e^T(\mathbf{q})\mathbf{F}_h = \boldsymbol{\tau}_r \quad (3-3)$$

به دست می‌آید که در آن

$$\mathbf{D}(\mathbf{q}) = \mathbf{D}_r + \mathbf{D}_e(\mathbf{q}) \quad (4-3)$$

$$\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \mathbf{C}_r(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{C}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \quad (5-3)$$

$$\mathbf{g}(\mathbf{q}) = \mathbf{g}_r(\mathbf{q}) + \mathbf{g}_e(\mathbf{q}) \quad (6-3)$$

و اگر بخواهیم این معادلات را در فضای کار مدل شود باید از تبدیلی برای انتقال از فضای مفصلی به فضای کار استفاده شود. این تبدیل به وسیله ماتریس ژاکوبین ربات به صورت زیر انجام می‌گیرد.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} \quad (7-3)$$

انجام می‌گیرد. درجایی که $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ موقعیت نقطه نهایی، ماتریس ژاکوبین ربات است.

بنابراین

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{x}} \quad (8-3)$$

اگر ماتریس ژاکوبین ربات مربعی نباشد از ماتریس معکوس مجازی $\mathbf{J}(\mathbf{q})^+$ استفاده می‌شود که

به صورت

$$\mathbf{J}(\mathbf{q})^+ = (\mathbf{J}(\mathbf{q})^T\mathbf{J}(\mathbf{q}))^{-1}\mathbf{J}(\mathbf{q})^T \quad (9-3)$$

بیان می‌شود. پس از انتقال معادله (3-3) به فضای کار خواهیم داشت

$$\mathbf{D}(\mathbf{q})\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{x}} - \mathbf{D}(\mathbf{q})\mathbf{J}^{-1}\mathbf{J}\mathbf{J}^{-1}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) - \mathbf{J}(\mathbf{q})^T\mathbf{F}_h = \boldsymbol{\tau}_r \quad (10-3)$$

3-1-3- کنترل امپدانس

امپدانس مکانیکی طراحی شده برای نقطه انتهایی ربات به شکل

$$\mathbf{M}_d(\ddot{\mathbf{x}}_d - \ddot{\mathbf{x}}) + \mathbf{D}_d(\dot{\mathbf{x}}_d - \dot{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) = \mathbf{F}_h \quad (11-3)$$

در نظر گرفته شده است که در آن \mathbf{M}_d ، \mathbf{D}_d و \mathbf{K}_d ماتریس‌های قطری هستند که پارامترهای

امپدانس قابل طراحی می‌باشند.

از معادله (11-3) خواهیم داشت

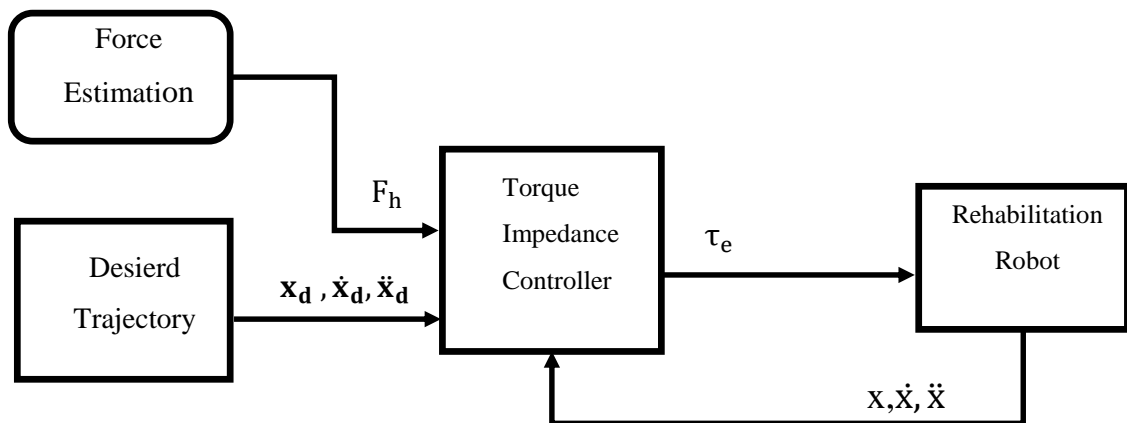
$$\ddot{\mathbf{x}} = \mathbf{M}_d^{-1}(\mathbf{M}_d(\ddot{\mathbf{x}}_d) + \mathbf{D}_d(\dot{\mathbf{x}}_d - \dot{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) - \mathbf{F}_h) \quad (12-3)$$

در انتها با جایگذاری معادله (12-3) در (10-3) قانون کنترل به صورت زیر به دست می‌آید.

$$\mathbf{D}(\mathbf{q})\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\mathbf{M}_d^{-1}((\mathbf{M}_d(\ddot{\mathbf{x}}_d) + \mathbf{D}_d(\dot{\mathbf{x}}_d - \dot{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) - \mathbf{F}_h)) - \mathbf{D}(\mathbf{q})\mathbf{J}^{-1}\mathbf{J}\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) - \mathbf{J}(\mathbf{q})^T\mathbf{F}_h = \boldsymbol{\tau}_r \quad (13-3)$$

۳-۱-۴- شبیه‌سازی سیستم کنترل

در شکل (۲-۳) نمای سیستم کنترلی شبیه‌سازی شده نمایش داده شده است.



۲-۳ بلوک دیاگرام کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور.

برای مسیر مطلوب یک مسیر نرم که حداقل دارای مشتق تا مرتبه دوم باشد انتخاب می شود. که در آن زاویه‌ی ربات توسط سنسور IMU اندازه‌گیری شده و ربات از صفر درجه شروع به حرکت کرده و به زاویه ۶۰ درجه در حالت جلو و ۱۰ درجه در حالت عقب حرکت می‌کند.



شکل ۳-۳ مسیر حرکت ربات، سمت راست: حداکثر زاویه- سمت چپ: کمترین زاویه حرکت.

۳-۲- کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای راهبرد ولتاژ

۳-۲-۱- مقدمه

معمولاً برای پیاده‌سازی روش‌های کنترلی از کنترل بر مبنای گشتاور استفاده می‌شود. در کنترل بر مبنای گشتاور وارد شدن معادلات دینامیکی ربات در قانون کنترل باعث پیچیده شدن آن می‌شود. همچنین در واقعیت ربات‌ها به وسیله محرکه‌ها به حرکت درمی‌آیند بنابراین برای کنترل ربات‌ها باید محرکه‌های ربات کنترل شود. این دیدگاه سبب می‌شود تا کنترل ربات به کنترل محرکه‌ها تبدیل شود. ورودی محرکه‌های الکتریکی ولتاژ اعمالی به آن‌ها است؛ در نتیجه کنترل با راهبرد ولتاژ مطرح می‌شود. این روش کنترلی باعث سادگی، دقت، سرعت در محاسبات و مقاوم‌تر بودن حلقه کنترلی می‌شود. علاوه بر این معادلات الکتریکی موتور بسیار ساده‌تر از معادلات دینامیکی ربات‌ها است.

پارامترهای کنترل امپدانس معمولاً به صورت تجربی یا سعی و خطا تنظیم می‌شوند. اگرچه طراحان سیستم‌های کنترل با دقت و به صورت جداگانه برای هر فرد این ضرایب را تنظیم می‌کند اما گاهی به دلایل مختلفی این مقادیر با وضعیت بیمار مطابقت نداشته و کاربر مجبور می‌شود خود را با ربات تطبیق دهد که این امر مطلوب نیست در نتیجه کنترل امپدانس همواره با این چالش روبرو می‌شود که ضرایب کنترل امپدانس بر چه اساس تنظیم شوند. همچنین کنترل امپدانس با ضرایب ثابت در کاربردهای که دینامیک محیط متغیر است به خوبی کار نمی‌کند. برای حل این مشکلات روش کنترل امپدانس با ضرایب متغیر ارائه شده است که در آن پارامترهای امپدانس بر اساس ویژگی‌های مختلف به صورت لحظه به لحظه تنظیم می‌شوند. ضرایب امپدانس مکانیکی به روش‌های مختلفی مثل فازی، تطبیقی و مکانیزم سوئیچ زنی تنظیم می‌شود. ضریب امپدانس مکانیکی می‌تواند به وسیله یک سیستم فازی تنظیم می‌شود [۷۴]. در پژوهشی دیگر از روش فازی برای بدست آوردن مدل امپدانس ربات استفاده شده اسن [۷۷]. در مطالعه‌ای دیگر برای بدست آوردن ضرایب امپدانس به طراحی یک سیستم فازی تطبیقی پرداختند [۷۸]. یکی از مسائلی که در مهندسی کنترل و مکاترونیک وجود دارد.

بحث عدم قطعیت است. عدم قطعیت می‌تواند هم در مدل و هم در اندازه‌گیری وجود داشته باشد عدم قطعیت در مدل به معنای در دسترس نبودن اطلاعات و مشخصات دقیق از سیستم ربات یا دینامیک مدل نشده می‌باشد و عدم قطعیت در اندازه‌گیری هم می‌تواند ناشی از سیستم سنسورها و یا انتقال داده‌های بدست آمده از آن‌ها به سیستم کنترلی باشد. حضور این موارد در سیستم‌های کنترل باعث می‌شود اهداف کنترلی آنچنان که باید تحقق پیدا نکند. کنترل مقاوم تلاشی است که برای از پیش رو برداشتن این مشکل انجام می‌شود. در واقع کنترل مقاوم، کنترل در حضور عدم قطعیت‌ها است به طوری که رفتار و عملکرد سیستم در تمام حالات ممکن قابل قبول باشد. از مسائل حساس و مهم در هنگام رویارویی با موضوع عدم قطعیت پایداری سیستم است. حفظ پایداری در حضور عدم قطعیت‌ها یکی از چالش‌های اصلی کنترل مقاوم است. در این بخش یک کنترل مقاوم برای کنترل ربات توان بخشی در حضور اغتشاش خارجی و عدم قطعیت‌ها ارائه می‌شود. با استفاده از تحلیل پایداری، پایداری سیستم نیز بررسی خواهد شد، که در آن قسمت‌های مربوط به عدم قطعیت پارامتری و اغتشاش خارجی به وسیله یک کنترل کننده فازی تطبیقی جبران می‌شوند و با استفاده از روش لیاپانوف پایداری سیستم کنترل تایید می‌شود [۵۶].

۳-۳- معادلات دینامیکی

معادلات دینامیکی ربات به وسیله معادله (۳-۱۴) بیان می‌شود.

$$\mathbf{D}_r(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}_r(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_r(\mathbf{q}) + \boldsymbol{\tau}_e = \boldsymbol{\tau}_r \quad (۳-۱۴)$$

که در آن بردار موقعیت مفاصل، $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$ بردار ماتریس ربات، $\mathbf{D}_r(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ بردار گشتاورهای کوریولیس و مرکزگرا، $\mathbf{g}_r(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای گرانشی، $\boldsymbol{\tau}_e \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاور بار، و $\boldsymbol{\tau}_r \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاور ربات است. گشتاور بار که در واقع به وسیله بیماری که در تعامل با ربات قرار دارد ایجاد می‌شود به صورت زیر است.

$$\mathbf{D}_e(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}_e(\mathbf{q}) - \mathbf{J}_e^T(\mathbf{q})\mathbf{F}_h = \boldsymbol{\tau}_e \quad (15-3)$$

بیان می شود که در آن $\mathbf{D}_e(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ماتریس اینرسی بدن انسان، $\mathbf{C}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای کوریولیس و مرکزگرا، $\mathbf{g}_e(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاورهای گرانشی، $\mathbf{F}_h \in \mathbb{R}^n$ بردار نیروی ایجاد شده به وسیله انسان است. با جایگذاری (15-3) در (14-3) معادله مکانیکی ربات توان بخشی به صورت زیر است.

$$\mathbf{D}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) - \mathbf{J}_e^T(\mathbf{q})\mathbf{F}_h = \boldsymbol{\tau}_r \quad (16-3)$$

به دست می آید که در آن

$$\mathbf{D}(\mathbf{q}) = \mathbf{D}_r + \mathbf{D}_e(\mathbf{q}) \quad (17-3)$$

$$\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \mathbf{C}_r(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{C}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \quad (18-3)$$

$$\mathbf{g}(\mathbf{q}) = \mathbf{g}_r(\mathbf{q}) + \mathbf{g}_e(\mathbf{q}) \quad (19-3)$$

موتورهای الکتریکی گشتاور مفاصل را بر اساس معادله زیر ایجاد می کنند.

$$\mathbf{J}_m \mathbf{r}^{-1} \ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{B}_m \mathbf{r}^{-1} \dot{\mathbf{q}} + \mathbf{r} \boldsymbol{\tau}_r = \boldsymbol{\tau}_m \quad (20-3)$$

که $\boldsymbol{\tau}_m \in \mathbb{R}^n$ بردار گشتاور موتورها، \mathbf{J}_m و \mathbf{B}_m ماتریس های قطری $n \times n$ هستند که به ترتیب ضرایب اینرسی، میرایی و کاهش چرخ دنده ها هستند. همچنین $\dot{\mathbf{q}}$ بردار سرعت مفاصل و سرعت موتور $\dot{\boldsymbol{\theta}}_m \in \mathbb{R}^n$ به وسیله معادله زیر به سرعت مفاصل تبدیل می شود.

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{r} \dot{\boldsymbol{\theta}}_m \quad (21-3)$$

برای اینکه ولتاژ موتورها به عنوان ورودی سیستم باشد معادله موتور جریان مستقیم با جاروبک مغناطیسی^۱ را در فرم ماتریسی به صورت زیر در نظر می گیریم.

$$\mathbf{R}\mathbf{I}_a + \mathbf{L}\dot{\mathbf{I}}_a + \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}} + \boldsymbol{\varphi} = \mathbf{u} \quad (22-3)$$

که در آن $\mathbf{K} = \mathbf{K}_b \mathbf{r}^{-1}$ بردار ولتاژ موتور، $\mathbf{I}_a \in \mathbb{R}^n$ بردار جریان موتور، و $\boldsymbol{\varphi} \in \mathbb{R}^n$ بردار

^۱ Permanent magnet DC motors

اغتشاشات خارجی است. \mathbf{L} , \mathbf{R} و \mathbf{K}_b ماتریس‌های قطری برای ضرایب آرمیچر، اثر تزویج و جریان بازگشتی هستند. $\boldsymbol{\tau}_m$ بردار گشتاورهای موتور که به‌عنوان ورودی معادله دینامیکی (۳-۱۶) است به‌وسیله جریان موتور بر اساس رابطه‌ی زیر

$$\boldsymbol{\tau}_m = \mathbf{K}_m \mathbf{I}_a \quad (۳-۲۳)$$

با استفاده از معادلات (۳-۱۴) تا (۳-۲۳) مدل فضای حالت موتور الکتریکی را می‌توان به‌صورت

$$\dot{\mathbf{Z}} = \mathbf{f}(\mathbf{z}) + \mathbf{b}w + \mathbf{b}\varphi \quad (۳-۲۴)$$

که در آن $w = \begin{bmatrix} F_h \\ u \end{bmatrix}$ ورودی سیستم، $\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ \mathbf{I}_a \end{bmatrix}$ متغیرهای حالت، \mathbf{b} و $\mathbf{f}(\mathbf{z})$ به صورت زیر است.

$$\mathbf{f}(\mathbf{z}) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_2 \\ \left(\mathbf{J}_m \mathbf{r}^{-1} + r\mathbf{D}(\mathbf{z}_1) \right)^{-1} \left(- \left(\mathbf{B}_m \mathbf{r}^{-1} + r\mathbf{C}(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2) \right) \mathbf{z}_2 - r\mathbf{g}(\mathbf{z}_1) + \mathbf{K}_m \mathbf{z}_3 \right) \\ -\mathbf{L}^{-1}(\mathbf{K}_b \mathbf{r}^{-1} \mathbf{z}_2 + \mathbf{R} \mathbf{z}_3) \end{bmatrix} \quad (۳-۲۵)$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -(\mathbf{J}_m \mathbf{r}^{-1} + r\mathbf{D}(\mathbf{z}_1))^{-1} r \mathbf{J}_e^T(\mathbf{z}_1) & 0 \\ 0 & \mathbf{L}^{-1} \end{bmatrix}$$

معادله فضای (۳-۲۶) یک سیستم بزرگ چند متغیره غیرخطی ربات با اثرات متقابل فراوان را نشان می‌دهد. پیچیدگی این معادله یک چالش اساسی در زمینه کنترل ربات‌ها است.

برای این که این معادلات را در فضای کار مدل شود باید از تبدیلی برای انتقال از فضای مفصلی به

فضای کار استفاده شود. این تبدیل به‌وسیله ماتریس ژاکوبین ربات به‌صورت

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} \quad (۳-۲۶)$$

انجام می‌گیرد. درجایی که $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ موقعیت نقطه نهایی، $\mathbf{J}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^n$ ماتریس ژاکوبین ربات است.

بنابراین

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{x}} \quad (۳-۲۷)$$

اگر ماتریس ژاکوبین ربات مربعی نباشد از ماتریس از ماتریس معکوس مجازی $\mathbf{J}(\mathbf{q})^+$ استفاده می‌شود

$$\mathbf{J}(\mathbf{q})^+ = (\mathbf{J}(\mathbf{q})^T \mathbf{J}(\mathbf{q}))^{-1} \mathbf{J}(\mathbf{q})^T \quad (۳-۲۸)$$

بیان می‌شود. باتوجه به مطالب گفته شده از معادلات (۲۲-۳) و (۲۷-۳) خواهیم داشت

$$\mathbf{I}_a + \mathbf{L}\dot{\mathbf{I}}_a + \mathbf{KJ}^{-1}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{x}} + \boldsymbol{\varphi} = \mathbf{u} \quad (۲۹-۳)$$

۳-۴- کنترل امیدانس

امیدانس طراحی شده برای نقطه انتهایی ربات به شکل

$$\mathbf{D}_d(\dot{\mathbf{x}}_d - \dot{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) = \mathbf{F}_h \quad (۳۰-۳)$$

در نظر گرفته شده است که در آن \mathbf{M}_d ، \mathbf{D}_d و \mathbf{K}_d ماتریس‌های قطری هستند که پارامترهای

امیدانس قابل طراحی می‌باشند. از معادله (۳۰-۳) داریم

$$\dot{\mathbf{x}}_d + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{F}_h = \dot{\mathbf{x}} \quad (۳۱-۳)$$

قانون کنترل کننده امیدانس که بر پایه امیدانس (۳۰-۳) پایه‌گذاری شد با جایگذاری (۳۱-۳) در

(۳۰-۳) داریم

$$\widehat{\mathbf{R}}\mathbf{I}_a + \widehat{\mathbf{K}}\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})(\dot{\mathbf{x}}_d + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{F}_h + \mathbf{u}_c) = \mathbf{u} \quad (۳۲-۳)$$

با این وجود قانون کنترل (۳۲-۳) نمی‌تواند محاسبه شود چرا که اغتشاش‌های خارجی $\boldsymbol{\varphi}$ شناخته

شده نیست و مقادیر آن‌ها مشخص نیست. بنابراین برای جبران عدم قطعیت‌ها، قانون کنترل مقاوم زیر

ارائه می‌شود.

$$\widehat{\mathbf{R}}\mathbf{I}_a + \widehat{\mathbf{K}}\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})(\dot{\mathbf{x}}_d + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{M}_d(\ddot{\mathbf{x}}_d - \ddot{\mathbf{x}}) + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{F}_h + \mathbf{u}_c) = \mathbf{u} \quad (۳۳-۳)$$

که در آن $\widehat{\mathbf{R}}$ ، $\widehat{\mathbf{K}}$ و $\widehat{\mathbf{J}}$ تخمینی از مقادیر \mathbf{R} ، \mathbf{K} و \mathbf{J} هستند. ترم \mathbf{u}_c مقداری است که برای جبران این

عدم قطعیت‌ها محاسبه شده است.

معادله سیستم حلقه بسته با جایگذاری قانون کنترل (۳۳-۳) در (۳۰-۳) به صورت

$$\mathbf{R}\mathbf{I}_a + \mathbf{L}\dot{\mathbf{I}}_a + \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}} + \boldsymbol{\varphi} = \widehat{\mathbf{R}}\mathbf{I}_a + \widehat{\mathbf{K}}\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})(\dot{\mathbf{x}}_d + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) + \mathbf{D}_d^{-1}\mathbf{F}_h + \mathbf{u}_c) \quad (۳۴-۳)$$

شکل می‌گیرد. که می‌توان آن را به شکل زیر نوشت

$$-F_h D_d(\dot{x}_d - \dot{x}) + K_d(x_d - x) = D_d \hat{J}(q) \hat{K}^{-1}((R - \hat{R})I_a + L\dot{I}_a + K\dot{q} + \varphi) D_d \dot{x} - D_d u_c \quad (35-3)$$

$$D_d^{-1}(-F_h + D(\dot{x}_d - \dot{x}) + K_d(x_d - x)) = \eta - u_c \quad (36-3)$$

که η مجموع عدم قطعیت‌ها است که به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\eta = \hat{J}(q) \hat{K}^{-1}((R - \hat{R})I_a + L\dot{I}_a + K\dot{q} + \varphi) \dot{x} \quad (37-3)$$

مجموع عدم قطعیت‌ها η محدود است.

$$\|\eta\| \leq \rho \quad (38-3)$$

حد بالای عدم قطعیت‌ها به صورت زیر

$$\rho = a_u \|I_a\| + \beta_u + \gamma_u \|\dot{q}\| \quad (39-3)$$

محاسبه می‌شود که در آن a_u ، β_u و γ_u حد بالا برای

$$\|\hat{J}(q) \hat{K}^{-1} K - J(q)\| \leq \gamma_u, \|\hat{J}(q) \hat{K}^{-1}\| \cdot \|L\dot{I}_a + \varphi\| \leq \beta_u, \|\hat{J}(q) \hat{K}^{-1} (R - \hat{R})\| \leq a_u \quad (40-3)$$

هستند. برای قبول معادله (39-3) ذکر این نکته لازم است که $\hat{J}(q)$ و $J(q)$ محدود هستند، و K, \hat{K} .

\hat{K}, R و L ماتریس‌های ثابت‌اند.

با توجه به معادلات (36-3) تا (39-3) قانون کنترل زیر پیشنهاد می‌شود.

$$u_c = \alpha(t) \dot{q} + \gamma(t) I_n + \beta(t) d \quad (41-3)$$

که در آن $\alpha(t)$ ، $\gamma(t)$ و $\beta(t)$ پارامترهای طراحی کنترل کننده و $d \in R^n$ بردار واحد است.

$$E = \eta - u_c \quad (42-3)$$

تعریف می‌شود. برای ایجاد کردن کنترل امپدانس (30-3)، ترم مقاوم u_c باید به نحوی طراحی شود

که $u_c \rightarrow \eta$ برای این هدف یک ماتریس مثبت معین به صورت زیر پیشنهاد می‌شود.

$$v(t) = 0.5(\boldsymbol{\eta} - \mathbf{u}_c)^T(\boldsymbol{\eta} - \mathbf{u}_c) \quad (43-3)$$

برای برقرار شدن $\mathbf{u}_c \rightarrow \boldsymbol{\eta}$ ، پارامترهای طراحی کنترل کننده باید به نحوی به روز شوند که $v(t) \rightarrow 0$ برای اینکه این اتفاق بیافتد باید $\dot{v}(t) < 0$ فرض کنید که $\alpha(t)$ ، $\gamma(t)$ و $\beta(t)$ تابعی از پارامترهای طراحی کنترل کننده باشد. بنابراین

$$\dot{v}(t) = \frac{\partial v}{\partial \alpha} \dot{\alpha} + \frac{\partial v}{\partial \gamma} \dot{\gamma} + \frac{\partial v}{\partial \beta} \dot{\beta} + \dot{\boldsymbol{\eta}}^T \mathbf{E} \quad (44-3)$$

برای رسیدن به $\dot{v}(t) < 0$ ، کافی است که

$$\frac{\partial v}{\partial \gamma} \dot{\gamma} = -\frac{1}{\lambda_\gamma} \dot{\gamma}^2, \quad \frac{\partial v}{\partial \beta} \dot{\beta} = -\frac{1}{\lambda_\beta} \dot{\beta}^2, \quad \frac{\partial v}{\partial \alpha} \dot{\alpha} = -\frac{1}{\lambda_\alpha} \dot{\alpha}^2 \quad (45-3)$$

در نتیجه

$$\dot{\alpha} = \lambda_\alpha \frac{\partial V}{\partial \alpha} \quad (46-3)$$

$$\dot{\beta} = \lambda_\beta \frac{\partial V}{\partial \beta} \quad (47-3)$$

$$\dot{\gamma} = \lambda_\gamma \frac{\partial V}{\partial \gamma} \quad (48-3)$$

که در آن λ_α ، λ_β و λ_γ ضریب‌های مثبتی هستند که با جایگذاری (36-3) در (46-3) بدست می‌آید.

$$\mathbf{E} = \mathbf{D}_d^{-1}(-\mathbf{F}_h + \mathbf{D}(\dot{\mathbf{x}}_d - \dot{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}_d(\mathbf{x}_d - \mathbf{x})) \quad (49-3)$$

با استفاده از (36-3)، (40-3) و (41-3) می‌توان نوشت

$$\frac{\partial V}{\partial \alpha} = -\dot{\mathbf{q}}^T \mathbf{E} \quad (50-3)$$

$$\frac{\partial V}{\partial \gamma} = -\mathbf{I}_a^T \mathbf{E} \quad (51-3)$$

$$\frac{\partial V}{\partial \gamma} = -d^T E \quad (52-3)$$

جایگذاری معادلات (50-3) در (45-3)، (51-3) در (46-3) و (52-3) در (47-3) نتیجه می دهد که

$$\alpha(t) = \int_0^t \lambda_\alpha \dot{\mathbf{q}}^T \mathbf{E} dt + \alpha(0) \quad (53-3)$$

$$\gamma(t) = \int_0^t \lambda_\gamma \mathbf{I}_a \mathbf{E} dt + \gamma(0) \quad (54-3)$$

$$\beta(t) = \int_0^t \lambda_\beta \mathbf{E} dt + \beta(0) \quad (55-3)$$

که با فرض $\alpha(0) = 0$ ، $\beta(0) = 0$ و $\gamma(0) = 0$ می توان نوشت

$$\mathbf{u}_c = \lambda_\alpha \dot{\mathbf{q}} \cdot \int_0^t \dot{\mathbf{q}}^T \mathbf{E} dt + \lambda_\gamma \mathbf{I}_a \cdot \int_0^t \mathbf{I}_a \mathbf{E} dt + \lambda_\beta \int_0^t \mathbf{E} dt \quad (56-3)$$

3-5- طراحی سیستم فازی

ضرایب امیدانس برای سیستم کنترل روی ربات توان بخشی طراحی شده توسط سیستم فازی تعیین می شود. در قسمت مقدمه به ضرورت نیاز به سیستم های هوشمند در این زمینه اشاره شد. در این بخش طراحی دو سیستم فازی جداگانه برای طراحی دو ضریب امیدانس مربوط به دمپینگ (\mathbf{D}_d) و فنریت (\mathbf{K}_d) در نظر گرفته شده است. به دلیل کوچک بودن ترم شتاب (\mathbf{M}_d) و اثر گذاری کم آن ثابت در نظر گرفته شده است. یکی از بحث های اصلی و تاثیر گذار در طراحی سیستم کنترل انتخاب ورودی های سیستم فازی است. سیستم اول که برای تعیین (\mathbf{D}_d) بکار می رود، دو ورودی \mathbf{x}_{1D} و \mathbf{x}_{2D} هستند.

$$\mathbf{X}_{1D} = \mathbf{F}_H - \mathbf{F}_d \quad (57-3)$$

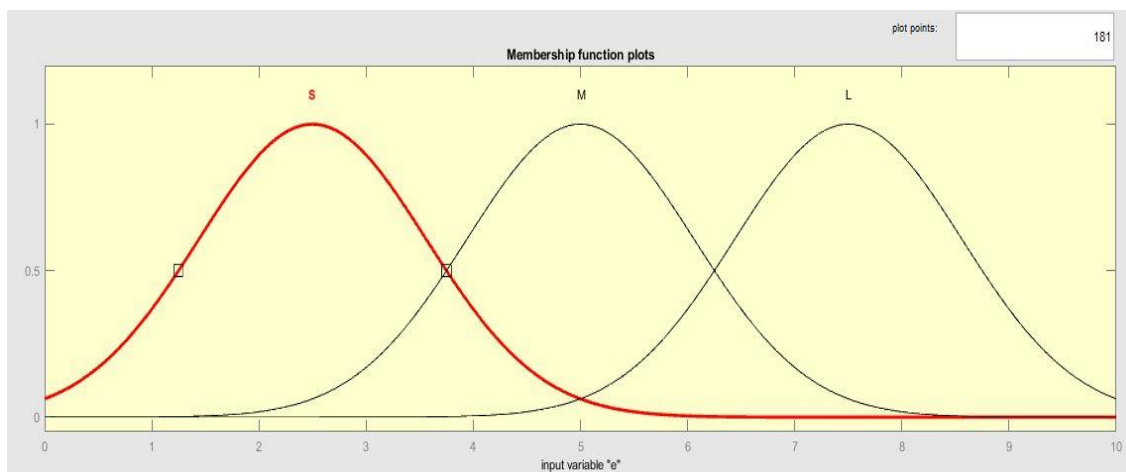
$$X_{2d} = \dot{e} \quad (58-3)$$

هنگامی که e خطای ردگیری در طول مسیر به صورت زیر باشد.

$$e = X_d - X \quad (59-3)$$

که در آن X_d و X به ترتیب موقعیت مطلوب و واقعی هستند.

برای هر یک از ورودی‌های سیستم فازی سه گروه عضویت در نظر می‌گیریم در نتیجه تمام فضای سیستم فازی با ۹ قانون پوشش داده می‌شود. در شکل (۳-۳) گروه‌های عضویت فازی برای ورودی و همچنین گروه‌های عضویت خروجی را نشان می‌دهد. همچنین در جدول (۱-۳) قوانین فازی تعریف شده برای سیستم فازی آمده است. اگر از موتور جستجوی ممدانی^۱ و فازی ساز منفرد^۲ و از غیر فازی ساز میانگین مراکز^۳ در طراحی سیستم استفاده کنیم خروجی سیستم u به صورت معادله (۳-۶۰) محاسبه می‌شود.

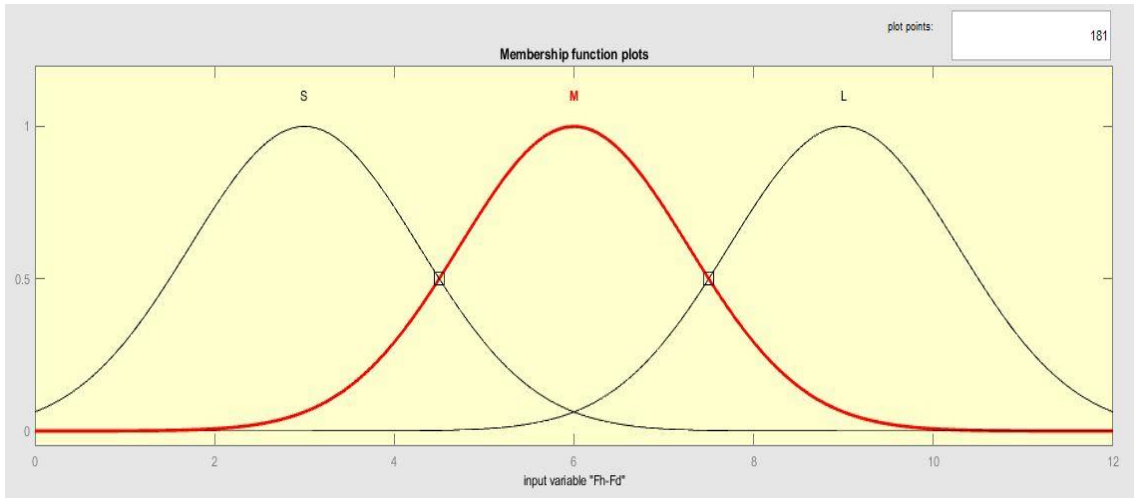


شکل ۳-۴ توابع عضویت ورودی $\|e\|$

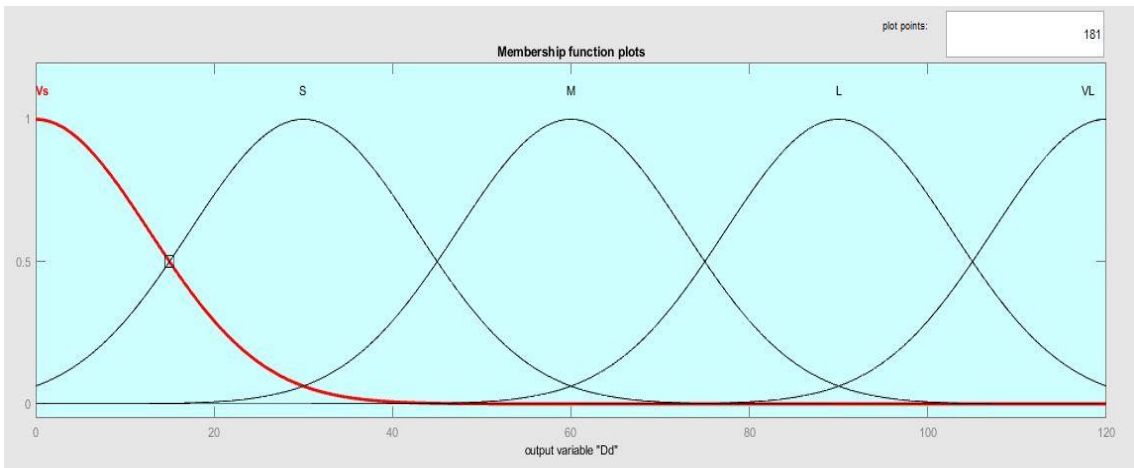
^۱ Mamdani type inference engine

^۲ Singleton fuzzifier

^۳ Center average defuzzifier



شکل ۳-۵ توابع عضویت $|F_h - F_d|$



شکل ۳-۶ توابع عضویت خروجی D_d .

جدول ۱-۳ قواعد فازی برای سیستم‌های فازی

Rul 1	if	\dot{e}	is	Small	and	$F_H - F_d$	is	Small	then	u	is	VS
Rul 2	if	\dot{e}	is	Small	and	$F_H - F_d$	is	Medium	then	u	is	S
Rul 3	if	\dot{e}	is	Small	and	$F_H - F_d$	is	Large	then	u	is	M
Rul 4	if	\dot{e}	is	Medium	and	$F_H - F_d$	is	Small	then	u	is	S
Rul 5	if	\dot{e}	is	Medium	and	$F_H - F_d$	is	Medium	then	u	is	M
Rul 6	if	\dot{e}	is	Medium	and	$F_H - F_d$	is	Large	then	u	is	L
Rul 7	if	\dot{e}	is	Large	and	$F_H - F_d$	is	Small	then	u	is	M
Rul 8	if	\dot{e}	is	Large	and	$F_H - F_d$	is	Medium	then	u	is	L
Rul 9	if	\dot{e}	is	Large	and	$F_H - F_d$	is	Large	then	u	is	VL

$$\mathbf{u} = \sum_{l=1}^9 \gamma_l \psi_l(x_1, x_2) = \mathbf{y}^T \boldsymbol{\Psi}(x_1, x_2) \quad (60-3)$$

هنگامی که γ_l مرکز عضویت خروجی و $\boldsymbol{\Psi} = [\psi_1 \dots \psi_9]^T$ که یک مقدار مثبت است به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\psi_l(x_1, x_2) = \frac{\mu_{A_l}(x_1) \mu_{B_l}(x_2)}{\sum_{l=1}^9 \mu_{A_l}(x_1) \mu_{B_l}(x_2)} \quad (61-3)$$

که در آن μ_{A_l} و $\mu_{B_l}(x_2) \in [0, 1]$ است. همچنین برای تعیین \mathbf{K}_d از یک سیستم فازی مشابه با ورودی‌های x_l و $\|\mathbf{e}\|$ استفاده شده است

۳-۶- اثبات پایداری

در اثبات پایداری لازم است که نشان داده شود که متغیرهای حالت سیستم محدود است [۲۲]. فرض‌های زیر برای تحلیل پایداری منظور شده‌اند.

فرض اول: مسیر مطلوب \mathbf{x}_d در فضای کار به صورت طراحی شده است به نحوی که تمام مشتق‌های آن تا مرتبه مورد نیاز سیستم، محدود باشند. از شرایط لازم برای طراحی کنترل مقاوم، محدود بودن اغتشاش خارجی است.

فرض دوم : اغتشاش خارجی φ استفاده شده در معادله (۳-۲۴) محدود است.

$$\|\varphi(t)\| \leq \varphi_{max} \quad (۳-۶۲)$$

برای اجتناب از نقاط تکین، بعضی از قیدها در مقادیر مفاصل باید رعایت شود. در نتیجه فضای کار پیشنهادی باید نقطه تکین نداشته باشد.

فرض سوم : در مسیر حرکت نقاط تکین وجود ندارد. یعنی، $\det(J_{(q)}) \neq 0$.

فرض چهارم : γ_I مرکز توابع عضویت خروجی در معادله (۳-۵۸) محدود است. ولتاژ موتورها باید برای محافظت در برابر اضافه ولتاژ محدود شوند. پس، برای هر ولتاژ u و ماکزیمم ولتاژ u_{max} با اعمال محدود کننده خواهیم داشت:

$$|u| \leq u_{max} \quad \text{فرض پنجم:}$$

فرض ششم: عدم قطعیت مجتمع η مشتمل بر اغتشاش خارجی، و عدم قطعیت پارامتری مانند اغلب منابع کنترل ربات از نوع غیر تصادفی فرض می شود [۲۴]. شرط تطابق با جور بودن برای غلبه بر عدم قطعیت را برآورده می سازد و توسط کنترل مقاوم قابل جبران خواهد بود. با توجه به بکارگیری روش گرادیان نزولی در هر صورت $\dot{v} \leq 0$ است پس $v(t) \leq v(0)$ که از $v = 0.5\|E\|^2$ یعنی،

نتیجه ۱: E محدود است. با توجه به $\mu_{Bl}(x_2) \in [0, 1]$ و μ_{Al} در معادله (۳-۶۱).

نتیجه ۲: $\psi_I(x_1, x_2)$ محدود است.

در قانون امپدانس معادله (۳-۳۲) با انتخاب D_d و K_d بصورت مثبت معین و با توجه به محدود بودن نیروی بیمار، بر اساس معیار راث هویتز در سیستم های خطی، معادله (۳-۳۲) پایدار است. پس

نتیجه ۳: $(x_d - x)$ و $(\dot{x}_d - \dot{x})$ محدودند.

بر اساس فرض ۱ متغیرهای x_d و \dot{x}_d محدودند. بنابراین استفاده از فرض ۱ و نتیجه ۳ خواهیم داشت.

نتیجه ۴: متغیرهای x و \dot{x} محدودند. چنانچه ربات لولایی باشد، ماتریس ژاکوبین $J(q)$ شامل توابع

سینوسی و محدود است. پس،

نتیجه ۵: ماتریس ژاکوبین $J(q)$ محدود است. استفاده از فرض ۳ و نتیجه ۵ باعث می شود که

نتیجه ۶: ماتریس معکوس $J(q)^{-1}$ محدود است. براساس نتایج ۵ و ۶ مشاهده می شود که

نتیجه ۷: متغیر حالت q محدود است. از محدود بودن x در نتیجه ۴، و محدود بودن $J(q)^{-1}$ در

نتیجه ۶ و استفاده از معادله (۳-۲۹) خواهیم داشت:

نتیجه ۸: متغیر حالت q محدود است.

چنانچه ولتاژ موتور محدود باشد یعنی فرض ۵ برقرار باشد، قبلا اثبات شده است که برای هر

موتور، سرعت و جریان محدود است [۲۵].

نتیجه ۹: بردار جریان موتورها I_a محدود است. براساس نتایج ۸، ۷ و ۹، سیستم کنترل رباتیک

پایدار است. زیرا تمام متغیرهای q و \dot{q} و I_a محدودند. نتیجه ۳ می گوید که بردار موقعیت $(x_d - x)$

و $(\dot{x}_d - \dot{x})$ محدودند.

فصل چهارم

نتایج و ارزیابی

در این فصل به ارائه نتایج در دو بخش روش‌های تخمین نیرو و کنترل امپدانس می‌پردازیم. در روش‌های پیشنهادی طبقه‌بندی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، بهینه‌سازی پارامترهای ماشین بردار پشتیبان با الگوریتم ژنتیک، استخراج ویژگی، الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه و الگوریتم جنگل تصادفی می‌پردازیم. همچنین روش پیشنهادی SVR و بهینه‌سازی پارامترهای آن در تخمین نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر sEMG می‌پردازیم. داده‌های ثبت‌شده از ۵ فرد سالم، پس از مرحله پیش‌پردازش به‌عنوان داده‌های ورودی و هدف مورد استفاده قرار گرفتند. مقادیر میانگین ریشه مربعات خطا^۱ (RMSE)، برای هر شخص محاسبه شد. در انتها نیز دقت تخمین و صحت عملکرد روش‌های ذکر شده برای ۵ فرد مورد آزمایش، با یکدیگر مقایسه شد. همه این مقادیر، نتایج و ارزیابی‌ها در ادامه ارائه خواهد شد.

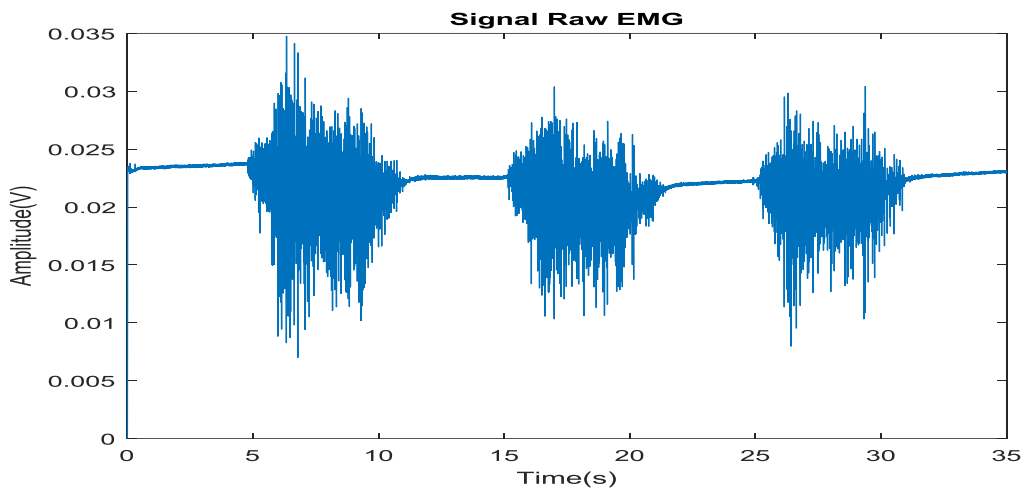
همچنین در بخش کنترل نیز از دو روش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور و کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای ولتاژ استفاده شده است. که در بخش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور از ضرایب کنترل امپدانس متناسب با زانو در شبیه‌سازی استفاده شده است. همچنین در بخش کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای ولتاژ از ضرایب فازی برای به دست آوردن پارامترهای کنترل امپدانس در حضور عدم قطعیت‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. در ادامه نتایج و مقایسه این دو روش با همدیگر ارائه می‌گردد.

لازم به ذکر است در این تحقیق کلیه برنامه‌ها و شبیه‌سازی‌ها در محیط MATLAB(R2018b) انجام شده است.

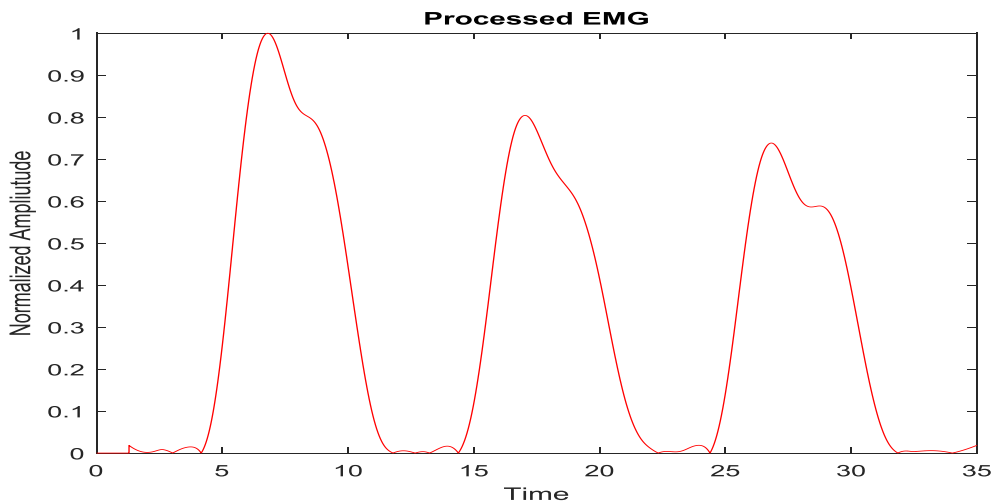
^۱ Root Mean Square Error

۱-۴- نتایج پیش پردازش سیگنال

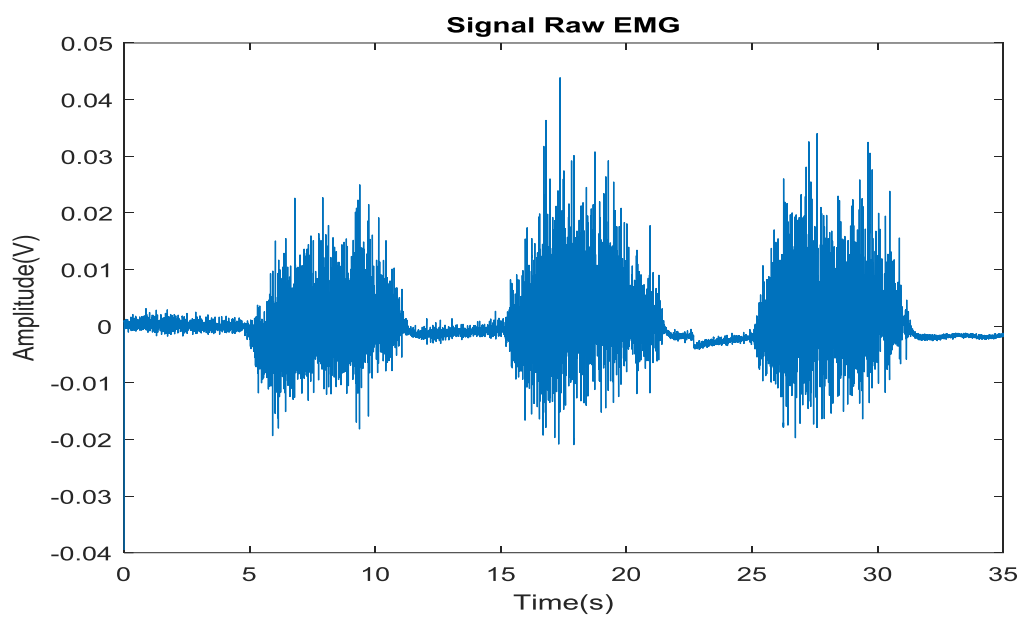
در این بخش سیگنال خام sEMG و نیروی اندازه گیری شده متناظر آن، همراه با نتیجه پیش پردازش این سیگنال ها نشان داده شده است. سیگنال sEMG و نیروی اندازه گیری شده متناظر آن ها، به عنوان داده های ورودی در بخش طبقه بندی و همچنین به ترتیب به عنوان ورودی و آموزش و تست مدل استفاده شده اند.



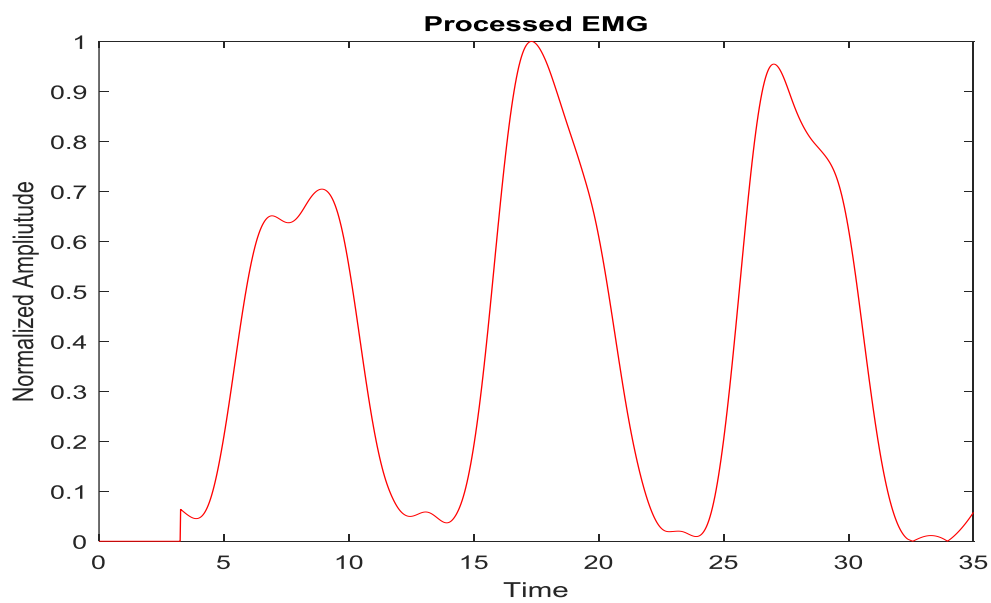
شکل ۱-۴ سیگنال خام sEMG عضله رکتوس فموریس



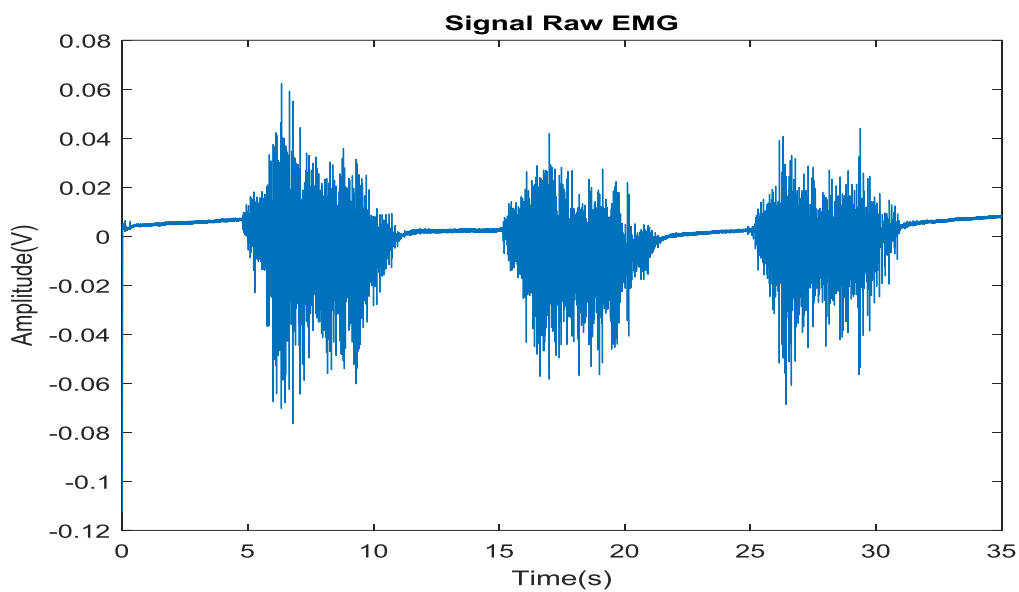
شکل ۲-۴ سیگنال پیش پردازش شده sEMG عضله رکتوس فموریس



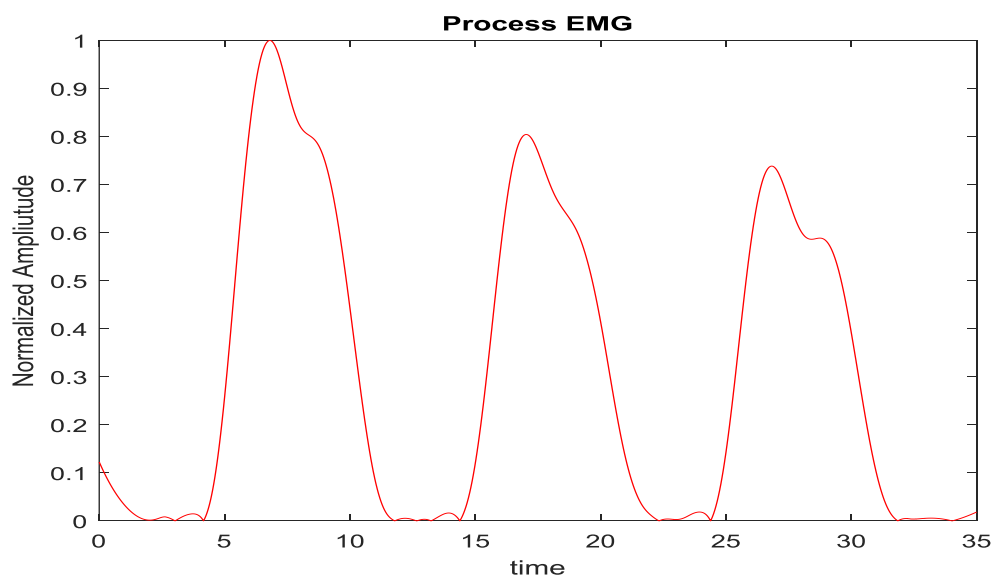
شکل ۳-۴ سیگنال خام sEMG عضله واستوس مدیالیس



شکل ۴-۴ سیگنال پیش پردازش شده sEMG عضله مدیالیس

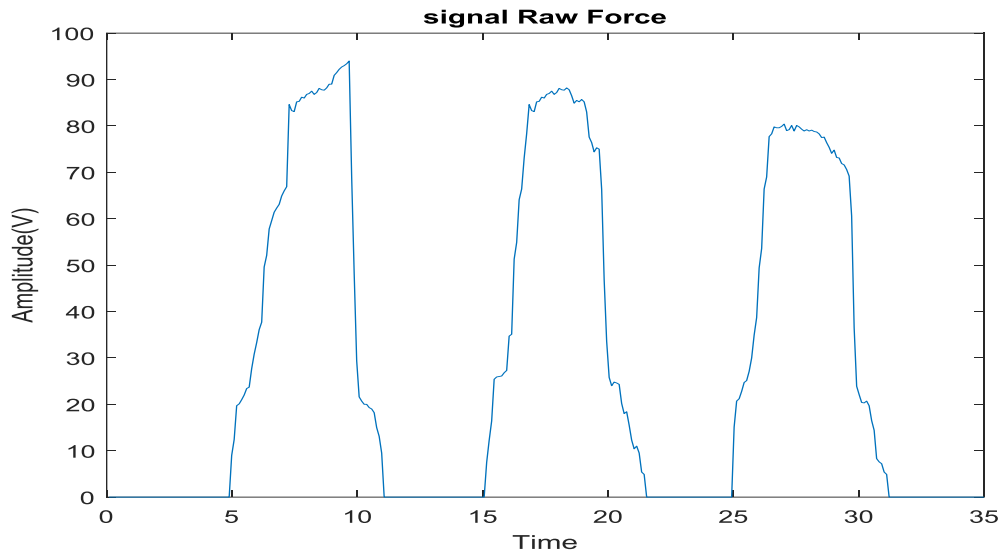


شکل ۴-۵ سیگنال خام sEMG عضله واستوس لترالیس

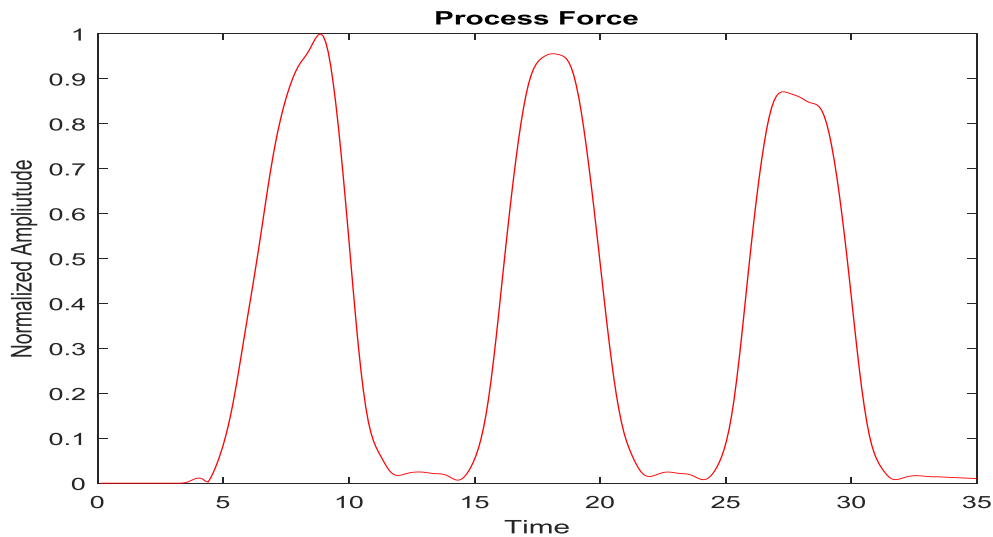


شکل ۴-۶ سیگنال پیش پردازش شده sEMG عضله واستوس لترالیس

در شکل‌های (۱-۴)، (۳-۴) و (۵-۴) سیگنال‌های الکترومایوگرافی رکتوس فموریس، واستوس مدیالیس و واستوس لترالیس به ترتیب نشان داده شده است. همچنین در شکل‌های (۲-۴)، (۴-۴) و (۶-۴) سیگنال‌های پردازش شده این عضلات به ترتیب نشان داده شده است. در شکل (۷-۴) و (۸-۴) نیز به ترتیب سیگنال خام و پیش‌پردازش نیرو نشان داده شده است.



شکل ۷-۴ سیگنال خام نیرو

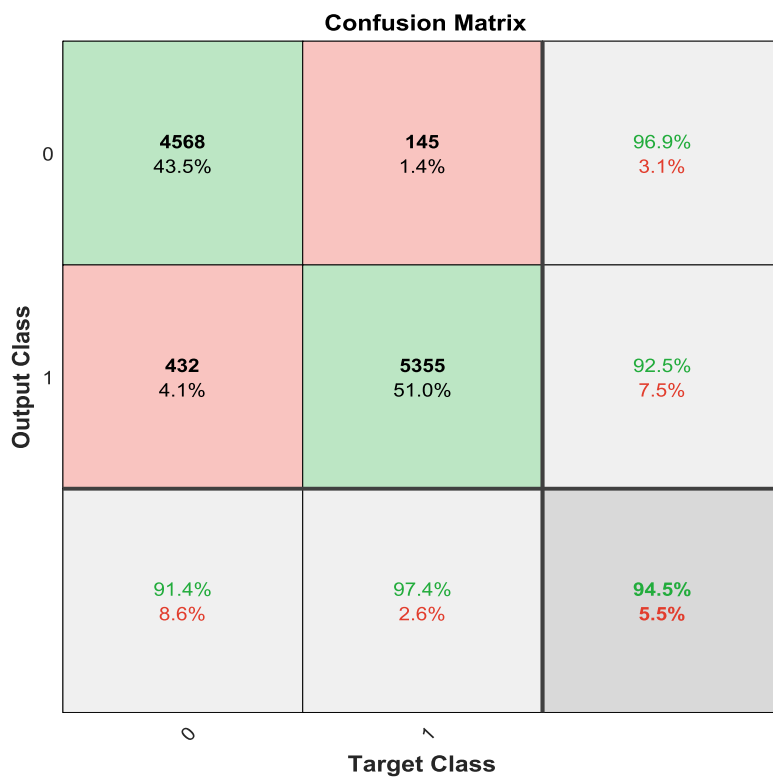


شکل ۸-۴ سیگنال پیش‌پردازش شده نیرو

۴-۲- تنظیم پارامترهای ماشین بردار پشتیبان (SVM)

در این مدل با تنظیم پارامتر $C = 1$ و $\alpha = 0.5$ و انتخاب کرنل گوسی نتایج حاصل شده در جدول (۴-۱) آمده است.

در طراحی این شبکه از ۷۰ درصد داده‌های نیرو و EMG برای آموزش شبکه، ۳۰ درصد داده‌ها برای تست شبکه استفاده شده است. این میزان نسبت دادن داده‌ها برای شبکه از تست‌های متعدد حاصل شده تا بهترین نتیجه را حاصل بیاورد. در شکل (۴-۷)، ماتریس درهم‌ریختگی (ماتریس کانفیوژن) وجود دارد که نتایج خروجی شبکه را نسبت به خروجی هدف نمایش می‌دهد. طبق شکل مشاهده می‌شود که ابعاد ماتریس ۳ در ۳ است که ۲ سطر و ۲ ستون آن نشان‌دهنده ۲ کلاس آموزشی شبکه است و سطر و ستون آخر آن نشان‌دهنده درصد پاسخ صحیح و ناصحیح به ورودی‌های کل شبکه است. در قسمت سبز رنگ بیان‌کننده میزان داده‌های موجود در آن کلاس نسبت به کل داده‌ها در آن ماتریس است. این ماتریس نشان می‌دهد که از تعداد ۴۵۳۶ داده در کلاس اول که ۴۳/۵ درصد از کل داده‌ها در اعتبار سنجی تست شبکه است، که شبکه به خوبی در کلاس اول تشخیص داده است. همچنین تعداد ۴۳۲ داده که ۴/۱ درصد از کل داده‌ها در اعتبار سنجی تست شبکه است، که به اشتباه در کلاس دوم تشخیص داده است. همچنین تعداد ۵۳۵۵ داده در کلاس دوم که ۵۱ درصد از کل داده‌های تست است شبکه در کلاس دوم و حدود ۱۴۵ داده که ۱/۴ درصد از کل داده‌های تست است شبکه نتوانسته است در کلاس دوم تشخیص دهد که به اشتباه در کلاس اول تشخیص داده است. در این بخش میزان دقت دسته‌بندی ۹۴/۵ درصد از کل داده تست است که کلاس‌های متناظر به درستی تشخیص داده‌اند. و ۵/۵ درصد از کل داده‌های تست شبکه قادر به تشخیص صحیح آن نبوده که مقدار خطای این مدل است. نتایج به دست آمده تمام داده‌ها در جدول (۴-۱) نشان داده شده است.



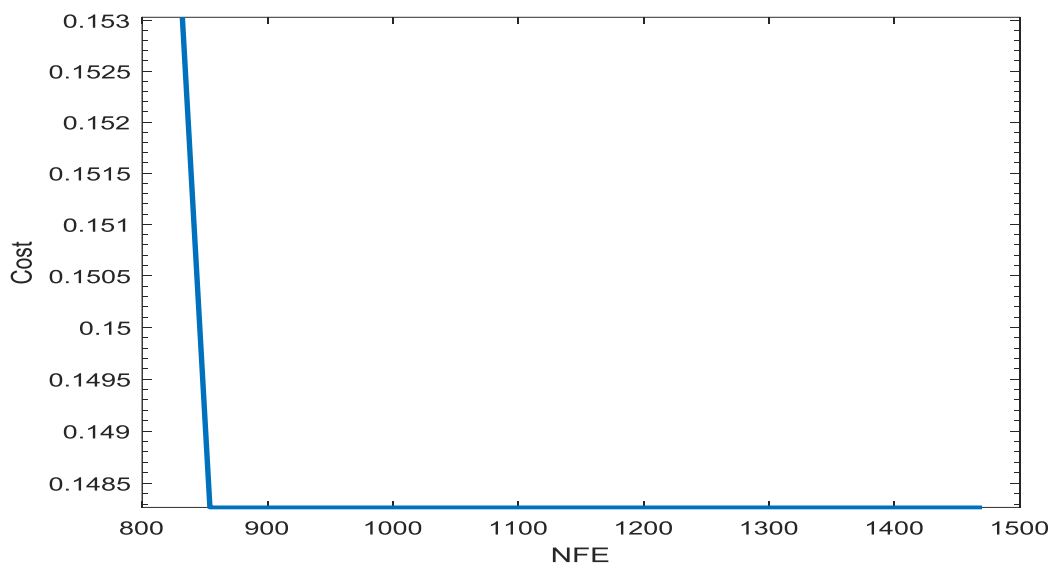
شکل ۹-۴ یک نمونه ماتریس درهم‌ریختگی تست محاسبه‌شده در روش SVM

جدول ۱-۴ نتایج تست مدل ماشین بردار پشتیبان.

خطا	دقت	سوژه‌ها
۵/۵٪	۹۴/۵٪	سوژه ۱
۶/۹٪	۹۳/۱٪	سوژه ۲
۷٪	۹۳٪	سوژه ۳
۷/۳٪	۹۲/۷٪	سوژه ۴
۷/۶٪	۹۲/۴٪	سوژه ۵

۳-۴- نتایج بهینه‌سازی پارامترهای (Svm)

در این مدل پیشنهادی مقدار پارامترهای C و α بر اساس الگوریتم ژنتیک تعیین می‌شود، که در آن تعداد جمعیت اصلی ($n_{pop} = 20$) و تعداد تکرار تابع هدف ۱۰ بار در نظر گرفته شده است. که نتایج این بخش در زیر ارائه گردیده است.



شکل ۴-۱۰ نمودار تعداد دفعات فراخوانی تابع هدف

در شکل (۴-۱۰) نمودار تعداد دفعات فراخوانی تابع هدف نشان داده شده است که در آن تعداد فراخوانی تابع هدف (NFE) ۱۴۷۰ و بهترین مقدار تابع هدف (Best Cost) ۰,۱۴۸۲۷ به دست آمده است. در این بخش با مقادیر بهینه $C=2$ و $\alpha = 1.5$ دقت ۹۶/۶ به دست آمده است.

نتایج کل داده‌ها در جدول (۴-۲) آمده است.

Confusion Matrix

Output Class	-1	4257 40.5%	213 2.0%	95.2% 4.8%
	1	147 1.4%	5884 56.0%	97.6% 2.4%
		96.7% 3.3%	96.5% 3.5%	96.6% 3.4%
		^	^	
		Target Class		

شکل ۱۱-۴ یک نمونه ماتریس درهم‌ریختگی تست مدل SVM-GA

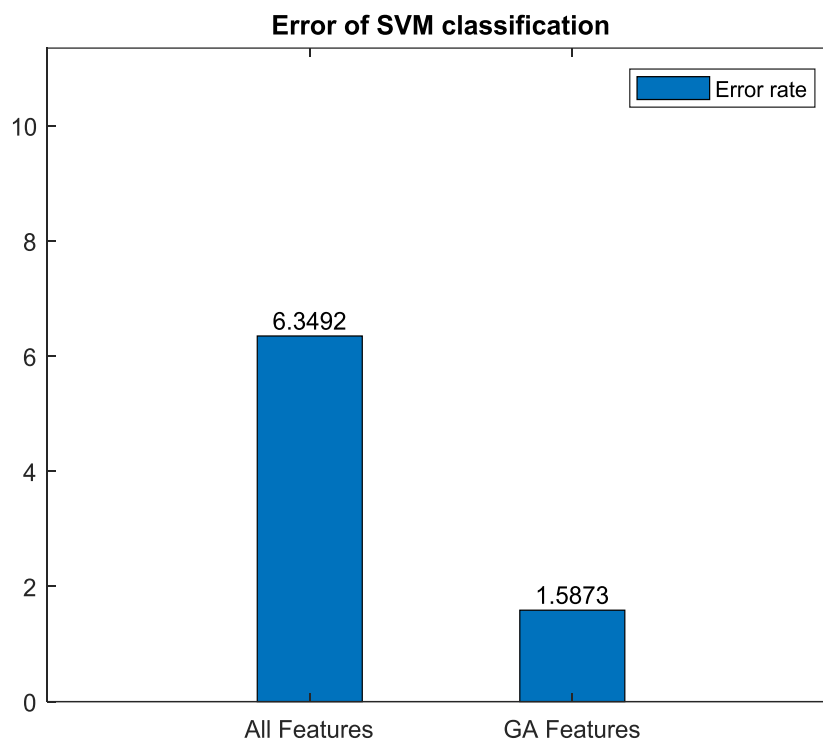
جدول ۲-۴ نتایج تست مدل SVM-GA.

مقدار بهینه C α	خطا	دقت	سوژه‌ها
۲ ۱/۵۱	۳/۴٪	۹۶/۶٪	سوژه ۱
۱/۸۶ ۱/۲۲	۵٪	۹۵٪	سوژه ۲
۲/۲۱ ۲/۵	۵/۴٪	۹۴/۶٪	سوژه ۳
۱/۴۳ ۱	۶/۸٪	۹۳/۲٪	سوژه ۴
۱/۷۸ ۱/۹	۷/۱٪	۹۲/۹٪	سوژه ۵

۴-۴- نتایج استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ماشین بردار پشتیبان

در این بخش خطا بر اساس تمام داده‌ها و بردارهای ویژگی انتخابی توسط الگوریتم ژنتیک با تنظیم تعداد جمعیت اولیه ۲۰ و تعداد تکرار ۱۰ به دست آمده است. نتایج کل داده‌ها در جدول (۳-۴) نشان داده شده است. در این روش ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای تست شبکه در نظر گرفته شده است.

در شکل (۴-۱۰) درصد خطا بر اساس تمام داده‌ها و بردارهای ویژگی انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک نشان داده شده است. که مقدار خطا با در نظر گرفتن تمام بردارهای ویژگی در یک نمونه ۶/۳۴ و با در نظر گرفتن ویژگی‌های انتخاب شده شامل بردار (۱-۳-۴) مقدار خطا به ۱/۵۸۷۳ رسیده است.



شکل ۴-۱۲ یک نمونه نتایج تست محاسبه خطا در روش استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در

ماشین بردار پشتیبان

جدول ۳-۴ نتایج تست روش استخراج ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در ماشین بردار پشتیبان.

ویژگی انتخاب شده	خطا با ویژگی های انتخاب شده	خطا با تمام داده ها	سوژه ها
۴-۳-۱	۱/۵۸٪	۶/۳۴٪	سوژه ۱
۴-۳-۱	۲/۹٪	۷/۲٪	سوژه ۲
۴-۲	۴/۲٪	۷/۹۴٪	سوژه ۳
۳-۲-۱	۳/۴٪	۸/۴۳٪	سوژه ۳
۴-۳-۱	۴/۱٪	۸/۹٪	سوژه ۵

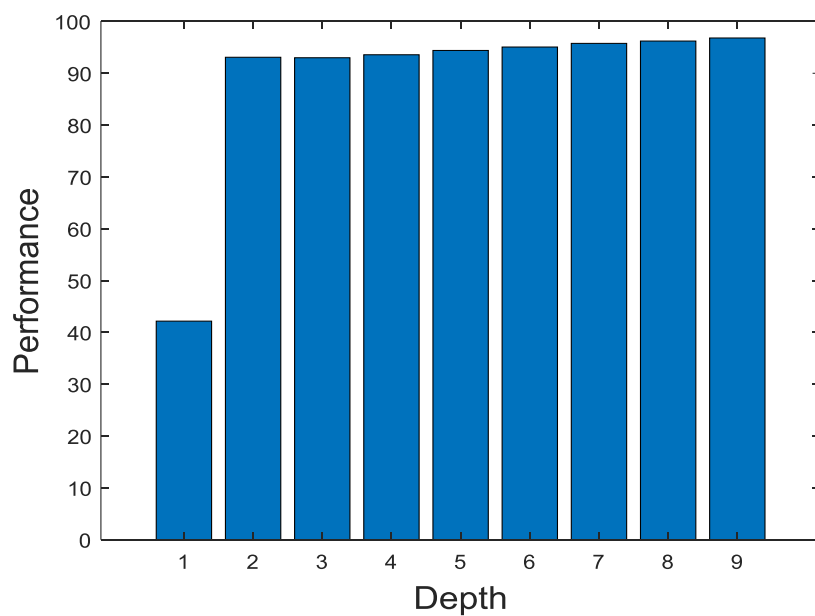
۴-۵- نتایج مدل جنگل تصادفی

در این روش با انتخاب پارامترهای $K=50$ و $Depth=9$ نتایج خوبی حاصل شده است که در جدول

(۴-۴) به دست آمده است. همچنین در این روش در شکل (۴-۱۲) میانگین مقدار دقت $Depth$ درختها محاسبه شده است.

Output Class	-1	4216 40.1%	213 2.0%	95.2% 4.8%
	1	94 0.9%	5978 56.9%	98.5% 1.5%
		97.8% 2.2%	96.6% 3.4%	97.1% 2.9%

شکل ۴-۱۳ یک نمونه ماتریس درهم ریختگی تست در مدل جنگل تصادفی



شکل ۴-۴ میانگین دقت عمق هر درخت در روش جنگل تصادفی

جدول ۴-۴ نتایج تست روش جنگل تصادفی.

خطا	دقت	سوژه‌ها
۲/۹٪	۹۷/۱٪	سوژه ۱
۳/۶٪	۹۶/۴٪	سوژه ۲
۵٪	۹۵٪	سوژه ۳
۵/۶۹٪	۹۴/۳۱٪	سوژه ۳
۶/۴۹٪	۹۳/۵۱٪	سوژه ۵

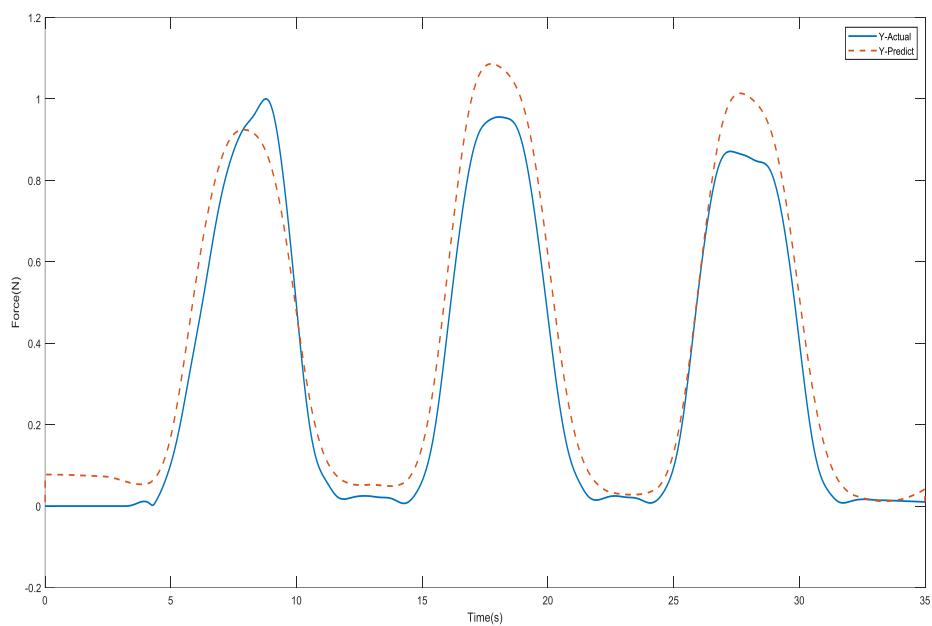
۶-۴- نتایج تخمین مدل SVR

در این مدل با تنظیم پارامترهای $\varepsilon = 0.3$ ، $C = 0.5$ ، و $\sigma^2 = 3$ ، و انتخاب کرنل گوسی نتایج جدول (۵-۴) ارائه شده است.

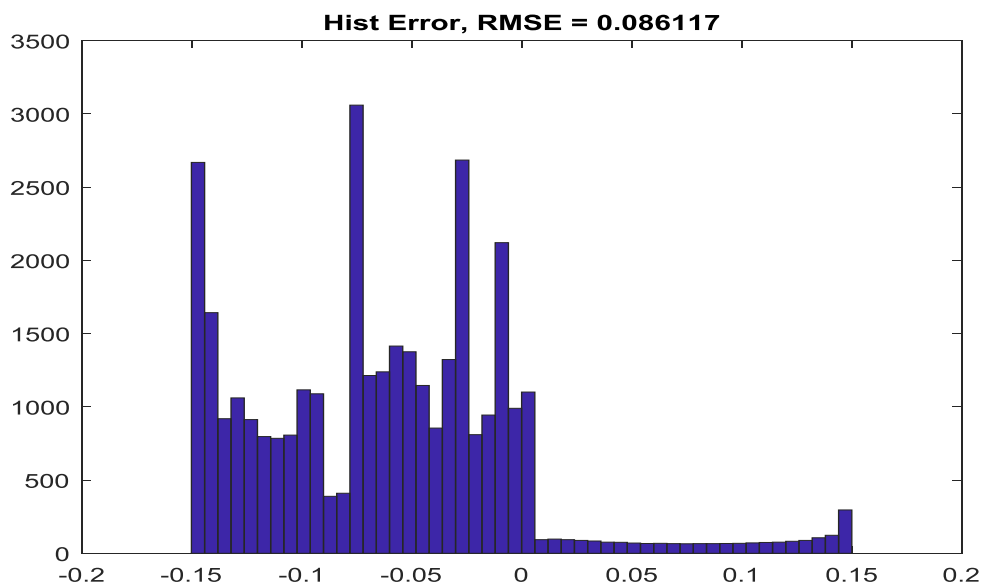
جدول ۵-۴ نتایج تست مدل SVR.

سوژه‌ها	دقت	RMSE
سوژه ۱	۹۴/۴٪	۰,۰۸۶۱
سوژه ۲	۹۰/۷۸٪	۰,۱۱۰۵
سوژه ۳	۹۰/۰۷٪	۰,۱۱۴۶
سوژه ۳	۸۷/۴۱٪	۰,۱۲۹۱
سوژه ۵	۸۵/۴۰٪	۰,۱۳۹۰

نیروی اندازه‌گیری و تخمین زده شده و خطای میانگین مربعات (RMSE) این مدل به ترتیب در شکل‌های (۴-۱۳) و (۴-۱۴) نمایش داده شده است.



شکل ۴-۱۵ نیروی اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده در روش SVR



شکل ۴-۱۶ میانگین خطای مربعات تست در روش SVR

۷-۴- نتایج تخمین مدل SVR با بهینه‌سازی پارامترها

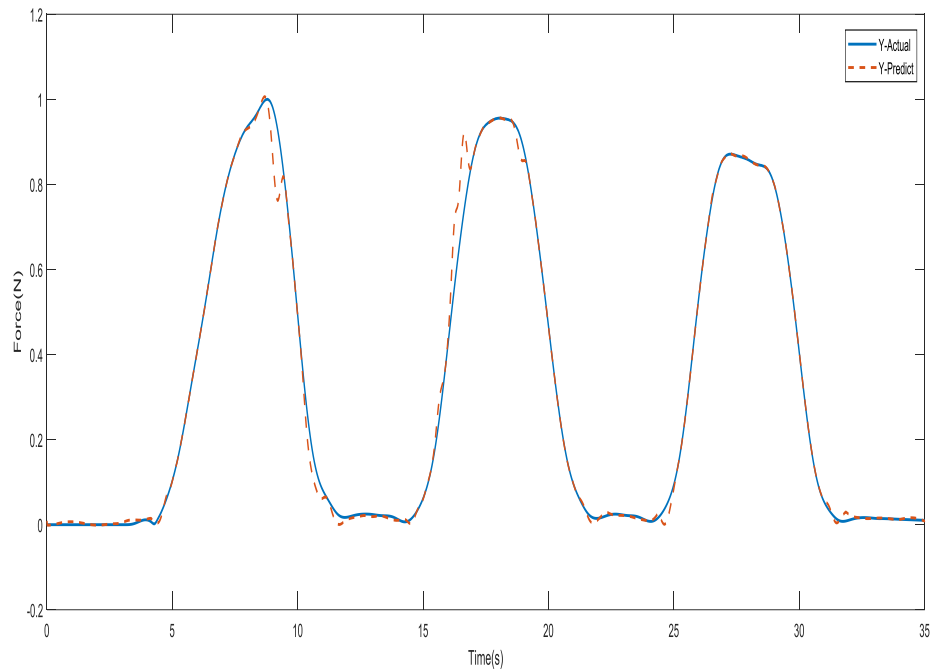
در این مدل پارامترهای مدل رگرسیون بردار پشتیبان مبتنی بر بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک برای هر سوژه محاسبه شده است که در آن با در نظر گرفتن جمعیت اولیه ۲۰ و تعداد تکرار ۵۰ نتایج خوبی حاصل شد که در جدول (۴-۶) ارائه شده است.

جدول ۴-۶ نتایج تست مدل SVR با پارامتری‌های بهینه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک.

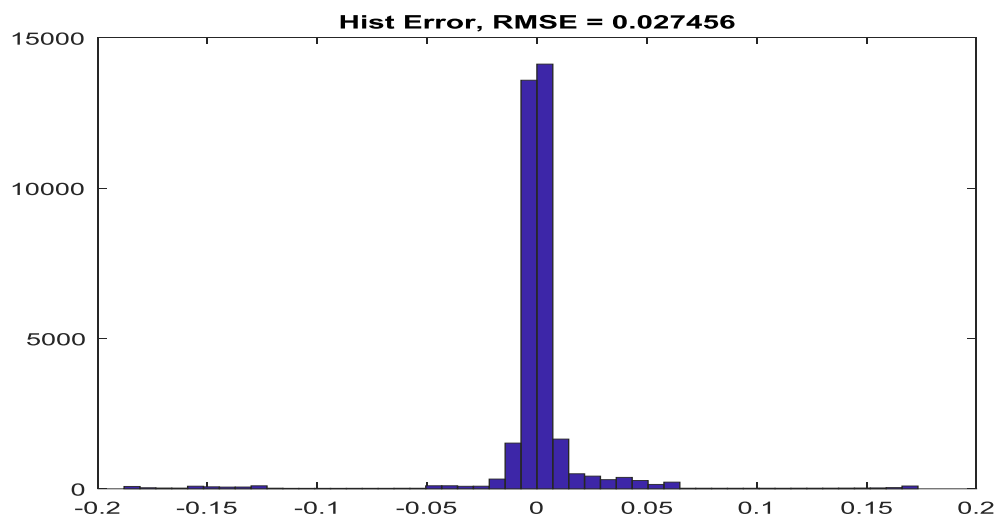
مقدار بهینه C	خطا RMSE	دقت	سوژه‌ها
ϵ σ^2			
۰,۰۳۴ ۰,۰۰۱ ۲	۰,۰۲۷۵	۹۹/۴۳٪	سوژه ۱
۰,۰۴۱۲ ۰,۰۱۳ ۵	۰,۰۴۰۱	۹۸/۷۸٪	سوژه ۲
۰,۰۳ ۰,۰۱۱ ۳,۴۱	۰,۰۴۱۰	۹۸/۷۳٪	سوژه ۳
۰,۰۲۲ ۰,۰۷۱ ۲,۹۱	۰,۴۶۸	۹۸/۳۴٪	سوژه ۴
۰,۰۳۸ ۰,۰۷۱ ۴,۱۴	۰,۷۴۳	۹۵/۸۳٪	سوژه ۵

نیروی اندازه‌گیری و تخمین زده‌شده و خطای میانگین مربعات (RMSE) این مدل به ترتیب در

شکل‌های (۱۵-۴) و (۱۶-۴) نمایش داده‌شده است.



شکل ۱۷-۴ نیروی اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده در روش SVR مبتنی بر الگوریتم ژنتیک



شکل ۱۸-۴ میانگین خطای مربعات تست در روش SVR مبتنی بر الگوریتم ژنتیک

۸-۴- مقایسه مدل‌های فوق

به منظور مقایسه‌ی روش‌های پیشنهادی طبقه‌بندی و تخمین نیرو عضله و ارزیابی دقت تست برای

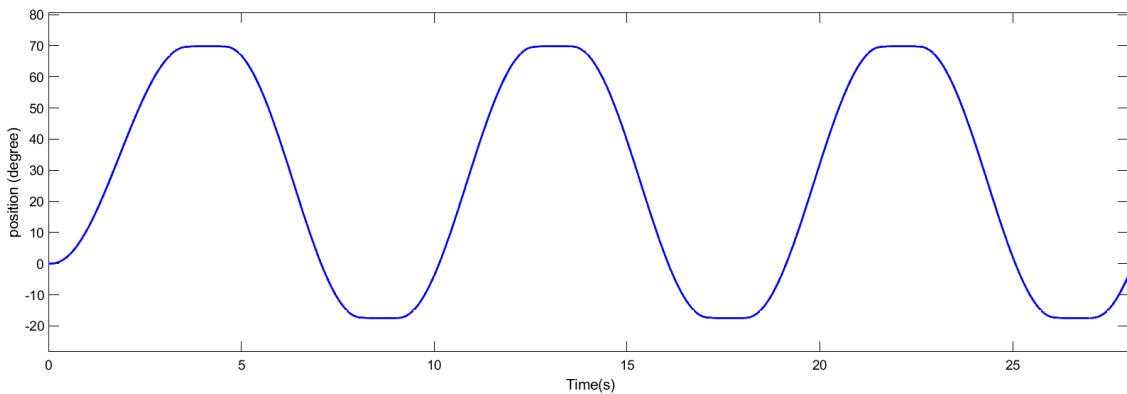
۵ سوژه مورد نظر در هر ۶ مدل محاسبه شده و در جدول (۴-۷) ارائه گردیده است.

جدول ۴-۷ مقایسه‌ی روش‌های پیشنهادی در تخمین نیروی عضلات زانو مبتنی بر sEMG.

روش انجام کار	نام پایگاه داده	میانگین درصد تشخیص صحیح
SVM	تهیه شده توسط خود شخص	۹۳/۴٪
SVM-GA	تهیه شده توسط خود شخص	۹۴/۴۶٪
SVM-GA-F	تهیه شده توسط خود شخص	۹۶/۷۶٪
RF	تهیه شده توسط خود شخص	۹۵/۲۲٪
SVR	تهیه شده توسط خود شخص	۹۰٪
SVR-GA	تهیه شده توسط خود شخص	۹۸/۲۲٪

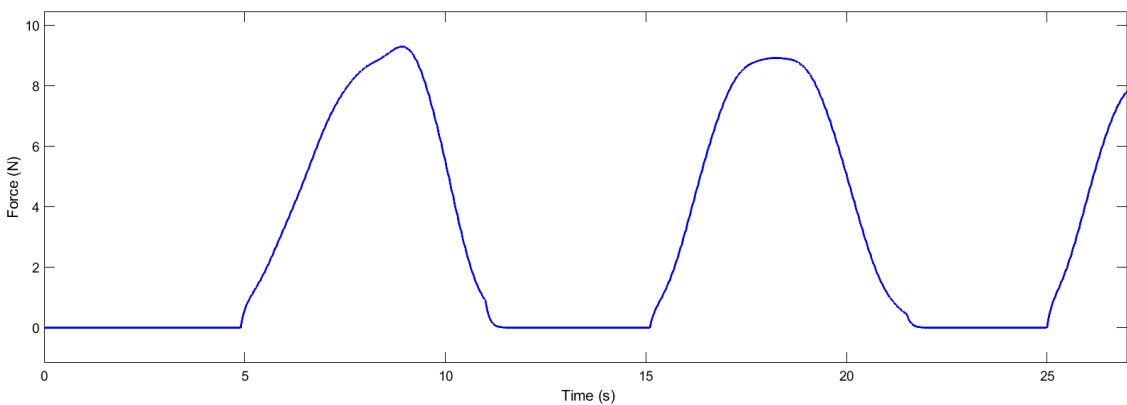
۹-۴- نتایج کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور

مسیر مطلوب یک مسیر نرم که حداقل دارای مشتق تا مرتبه دوم باشد انتخاب می شود که در آن زاویه ربات توسط سنسور IMU اندازه گیری شده و ربات از صفر درجه شروع به حرکت کرده و به زاویه ۶۰ درجه در حالت جلو و ۱۰ درجه در حالت عقب حرکت می کند. که مطابق شکل (۴-۱۹) طراحی شده است.



شکل ۴-۱۹ مسیر مطلوب طراحی شده

قدار نیرویی که می خواهیم بیمار به آن وارد کند ۱۰ درصد از مقدار کل نیروی تخمین شده از سیگنال های sEMG میباشد در نتیجه $F_d = 10N$ که در شکل (۴-۲۰) نشان داده شده است.

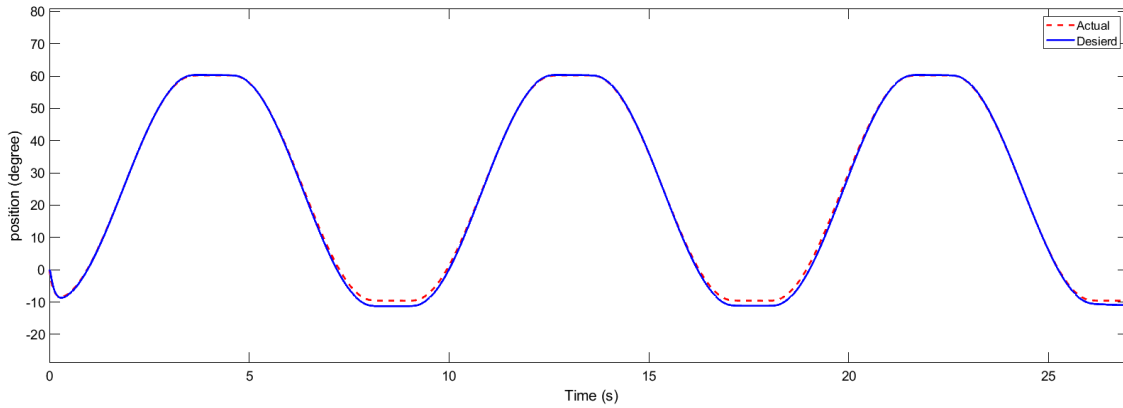


شکل ۴-۲۰ مقدار نیروی مطلوب تخمین زده شده از سیگنال sEMG

مقادیر ضریب کنترل امپدانس بر اساس ضرایب دقیق و تجربی زانو برابر $M_d = 0.01$ ، $D_d = 0.1$ و

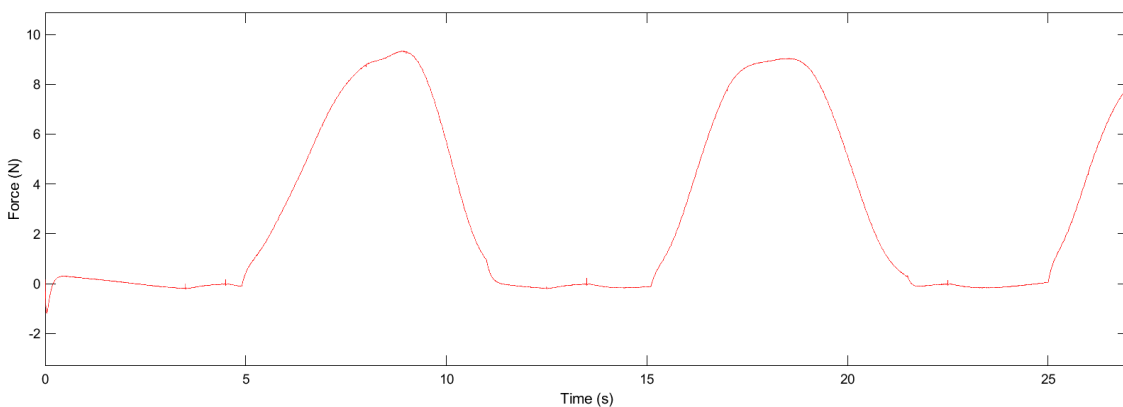
$K_d = 5.2$ در نظر گرفته شده است [۶۷]. در شکل (۴-۲۱) ردگیری مسیر مطلوب برای این سیستم

کنترلی نمایش داده شده است.

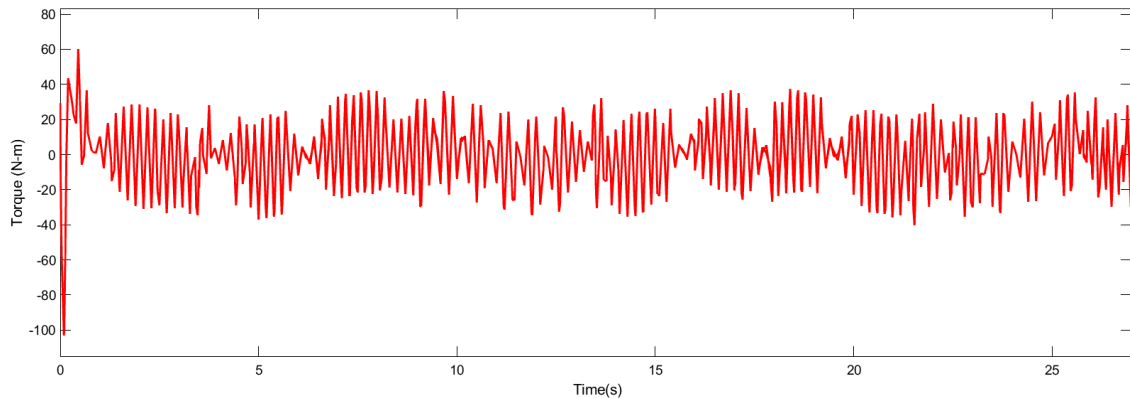


شکل ۴-۲۱ نتیجه ردگیری مسیر مطلوب با روش کنترل امیدانس بر مبنای گشتاور

مشاهده می شود که در نقاط دارای شیب دارای خطا می باشد. دلیل این خطا وارد شدن دینامیک و نیروی پای بیمار است که علی رغم اندازه گیری این نیرو و اعمال آن در قانون کنترل بازهم موجب می شود دقت کار نسبتاً پایین بیاید. شکل (۴-۲۲) نمودار نیروی وارد شده به بیمار را نشان می دهد.



شکل ۴-۲۲ نمودار نیرو وارد شده به بیمار

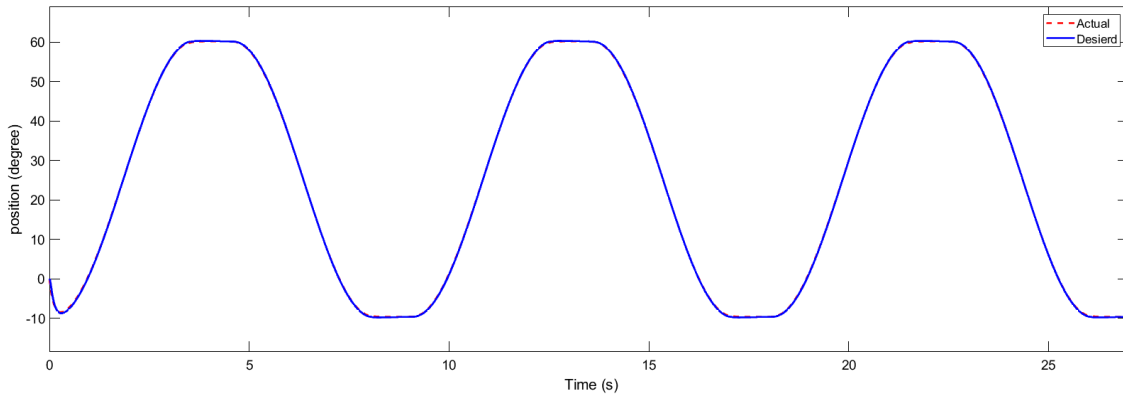


شکل ۴-۲۳ گشتاور محاسبه شده توسط کنترل کننده امپدانس بر مبنای گشتاور

شکل (۴-۲۳) گشتاور مفصل را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود از مقدار ماکزیمم گشتاور موتور که ۴۵ نیوتن متر است کمتر است.

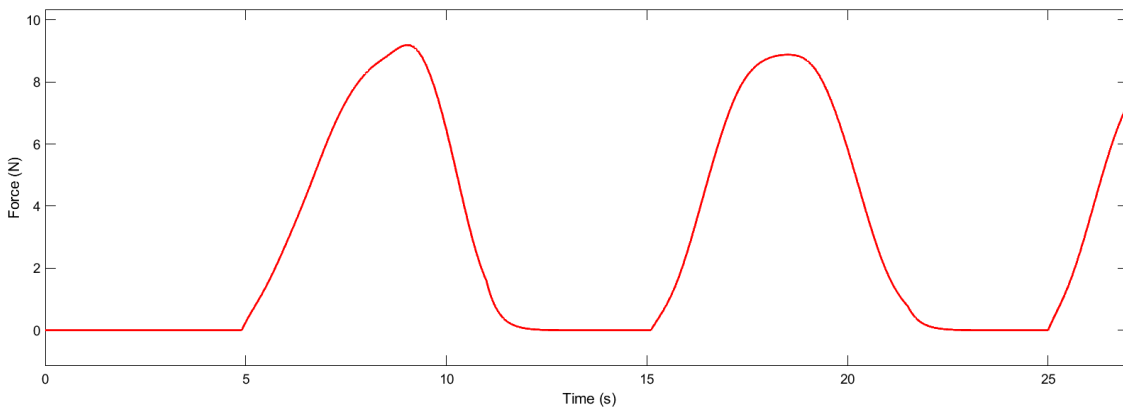
۴-۱۰- نتایج کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی بر مبنای راهبرد ولتاژ

در این روش بر اساس این اصل پایه‌ریزی می‌شود که در هر سیستم رباتیک کنترل ربات بر اساس کنترل محرکه‌های آن صورت می‌گیرد. در این روش دیگر با دینامیک ربات کمتر درگیر می‌شویم و همچنین اثرات دینامیک موتورها را که در روش گشتاور لحاظ نمی‌شدند، لحاظ می‌کنیم در شکل (۴-۲۴) ردگیری مسیر مطلوب در این روش کنترلی نشان داده شده است.



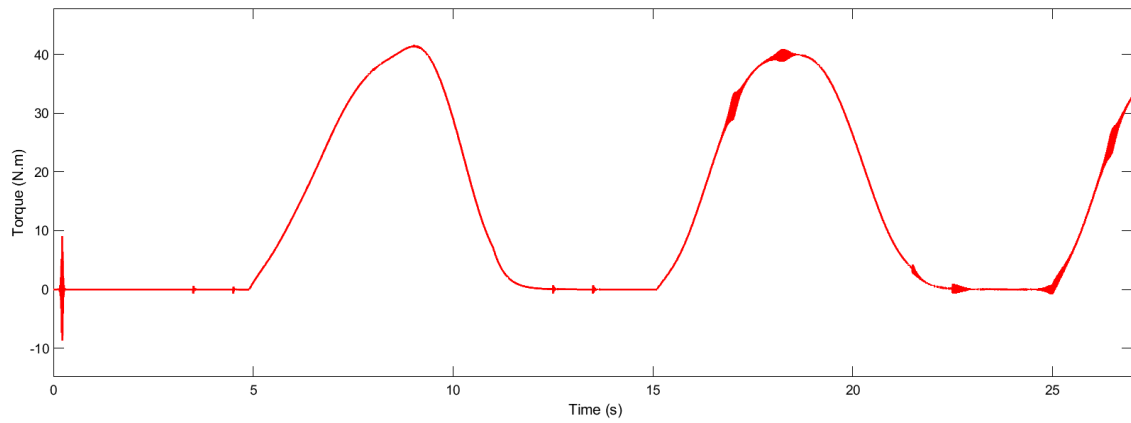
شکل ۲۴-۴ نتیجه ردگیری مسیر مطلوب با روش کنترل امپدانس بر مبنای ولتاژ

مشاهده می شود که مسیر به شکل فراوانی مطابق مسیر مطلوب است. شکل (۲۵-۴) نمودار نیروی کنترل شده وارد بر بیمار را نشان می دهد.

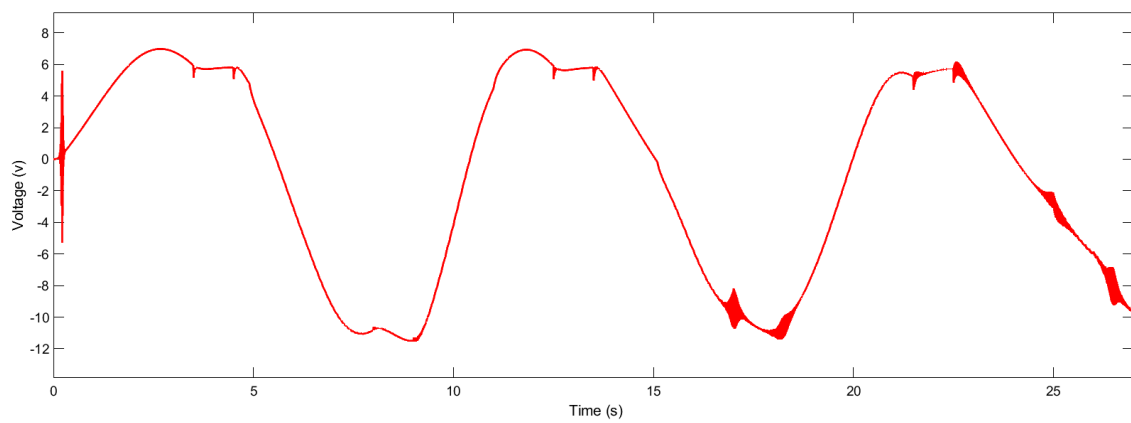


شکل ۲۵-۴ نیرو کنترل شده وارد بر بیمار

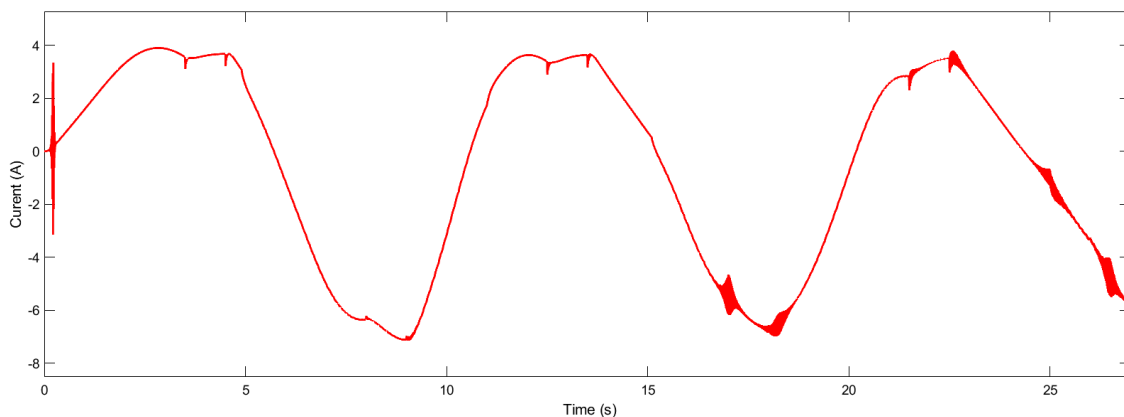
همانطور که مشاهده می شود مقدار نیروی مطلوب به درستی کنترل شده و در این روش خطای امپدانس نیروی مطلوب به صفر رسیده است. شکل (۲۶-۴) گشتاور محاسبه شده توسط کنترلر را نشان می دهد که مقدار مطلوبی است.



شکل ۲۶-۴ گشتاور محاسبه شده توسط کنترل کننده امپدانس بر مبنای ولتاژ

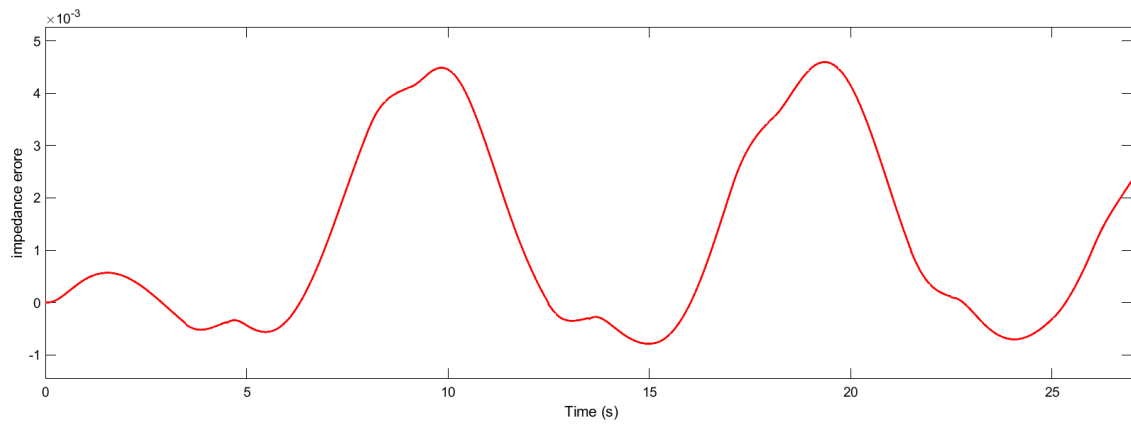


شکل ۲۷-۴ ولتاژ موتور

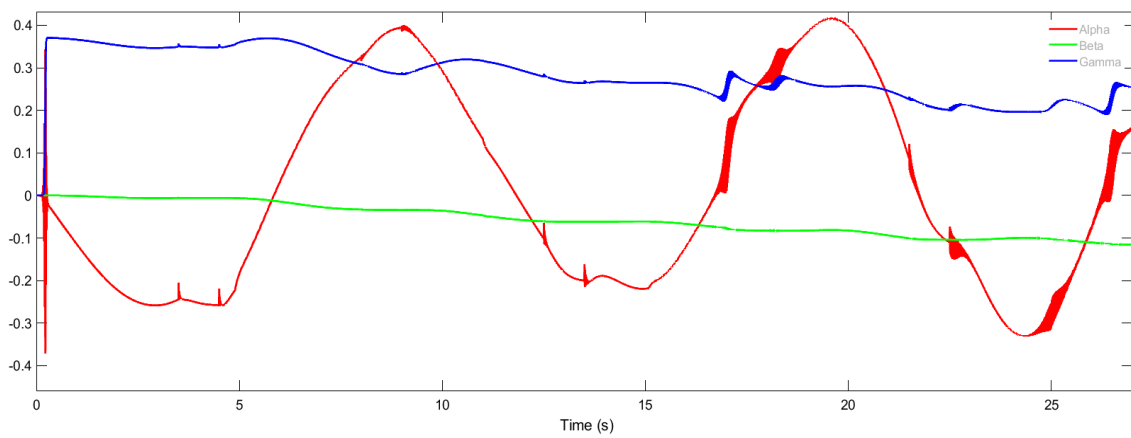


شکل ۴-۲۸ جریان موتور

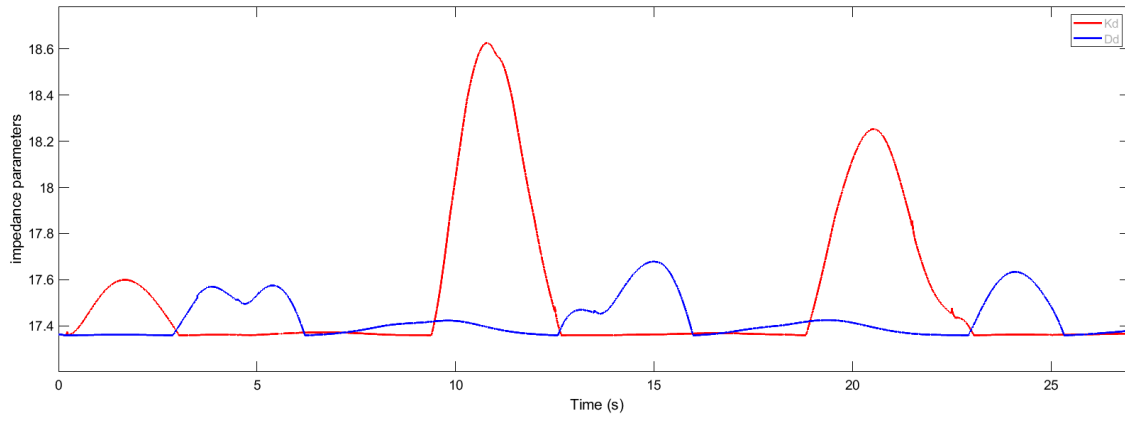
همانطور که مشاهده می‌شود ولتاژ و جریان موتور در بازه مجاز خود هستند و از حدود مجاز خود تجاوز نکرده‌اند. در ابتدا به دلیل گشتاور راه‌اندازی بالا و دینامیک ربات و پای بیمار دچار لرزش شده است و دارای بالازدگی شده است و با توجه به بالا و پایین رفتن زاویه بالا و پایین می‌رود یعنی هنگامی که زاویه قرار است افزایش پیدا کند ولتاژ نیز افزایش می‌یابد و هنگامی که قرار است زاویه کاهش یابد ولتاژ کاهش پیدا می‌کند. همین‌طور خطای امپدانس در شکل (۴-۲۹) نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود این خطا بسیار کم است و این یعنی سیستم به امپدانس مورد نظر رسیده است و کنترل کننده دینامیک سیستم را به دینامیک مورد نظر رسانده و معادله (۳-۳۳) که نشان‌دهنده رابطه‌ی امپدانس است برقرار شده است. در شکل (۴-۳۰) و شکل (۴-۳۱) به ترتیب پارامترهای کنترل مقاوم و روند تغییر ضرایب امپدانس نشان داده شده است.



شکل ۲۹-۴ خطای امیدانس



شکل ۳۰-۴ تطبیق پارامترهای کنترل مقاوم



شکل ۳۱-۴ ضرایب امپدانس فازی

فصل پنجم

نتیجه‌گیری و

پیشنهادات

۵-۱- نتیجه گیری

در بخش تخمین نیرو بر مبنای سیگنال‌های الکترومایوگرافی با توجه به طبقه‌بندی و پیش‌بینی خروجی‌ها توسط مدل‌ها، و مقادیر RMSE، و مدت‌زمان تخمین، مشاهده می‌شود مدل مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان با پارامترهای بهینه توسط الگوریتم ژنتیک نتایج بهتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد. در واقع کمتر بودن مقدار خطا (RMSE) و بیشتر بودن دقت در مدل SVR-GA نسبت به مدل‌های طبقه‌بندی، بیانگر این موضوع است که مدل رگرسیون بردار پشتیبان با پارامترهای بهینه توسط الگوریتم ژنتیک دقت بهتر و تعمیم‌دهندگی بیشتری نسبت به سایر روش‌ها در تخمین نیروی عضله دارد و این برتری عمدتاً به دلیل حداقل کردن ساختاری خطا در SVR-GA است که توانایی وسیع‌تری نسبت به اصل حداقل کردن تجربی خطا دارد. همچنین با مقایسه دو روش SVR و SVR-GA ملاحظه می‌شود هر دو دارای دقت بالا و عملکرد خوبی هستند. اما برتری که در مدل SVR-GA وجود دارد که بیانگر این موضوع است که مدل SVR-GA در برآورد نیروی عضله، بهتر و کارآمدتر است. در بخش کنترل امپدانس نیز از دو روش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور و کنترل امپدانس مقاوم با ضرایب فازی با راهبرد کنترل ولتاژ بروی دستگاه توان‌بخشی طراحی شده استفاده شده است. پس از تخمین نیرو از سیگنال‌های الکترومایوگرافی در این پایان‌نامه از نیروی تخمین شده برای کنترل مدل دستگاه توان‌بخشی طراحی شده زانو استفاده می‌کنیم. در بخش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور با استفاده از ضرایب تجربی کنترل امپدانس استفاده شد، همچنین در این بخش مدت‌زمان شبیه‌سازی با سرعت بیشتری انجام گرفت که این یک مزیت برای این روش کنترلی است. ما در این روش مقدار نیروی تخمین زده شده از دیتاهای الکترومایوگرافی را به‌عنوان مقدار نیروی مطلوب در نظر گرفتیم در واقع براساس این دیتاها مقدار نیروی مدنظر را کنترل کردیم و خطای ردگیری و نیروی کنترل شده را در این شبیه با توجه به موارد ذکر شده به حداقل مقدار خود رساندیم.

در طرح کنترل بر مبنای ولتاژ به‌جای راهبرد گشتاور استفاده شده است. در ربات‌های توان‌بخشی نمی‌توان از اغتشاش خارجی صرف‌نظر کرد و باید از کنترل‌کننده‌ای استفاده کرد که این اغتشاش

جبران شود همچنین مسئله‌ی عدم قطعیت پارامتری و نشناختن مدل دقیق سیستم و بیمار مشکل بزرگی است که ما را وادار می‌کند تا از سیستم مقاوم استفاده کنیم. همچنین با استفاده از سیستم فازی که هدف رسیدن نیروی مطلوب است و به خوبی قادر است تا ضرایب امپدانس را تنظیم کند. در این بخش نیز مطابق بخش قبلی از دیتاهای تخمین زده شده نیرو از سیگنال‌های الکترومایوگرافی استفاده کردیم. که در این روش خطای امپدانس را مطابق شکل (۴-۲۸) تقریباً به صفر رساندیم. اما با توجه به این که قواعد فازی به کنترلر اضافه می‌گردد مدت زمان شبیه سازی نیز در مقایسه با روش کنترل امپدانس بر مبنای گشتاور بیشتر می‌شود.

۵-۲- پیشنهادها

از آنجایی که مدل رگرسیون بردار پشتیبان با پارامترهای بهینه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (SVR-GA) بر سیگنال‌های (EMG)، از دقت خوبی برخوردار است، پیشنهاد می‌شود از این مدل برای تخمین نیروی دیگر ماهیچه‌های بدن از جمله عضلات ساق، مچ پا، شانه، بازو، ساعد و انگشتان دست و حتی عضلات صورت استفاده گردد.

همچنین اگر این مدل به حالت online ارتقا داده شود، و نیز قابلیت ربات مربوط برای انجام تمرینات بیشتر توسعه داده شود، سیستم درمانی حاصل کاربردی تر شده و تأثیر بسزای در بهبود عملکرد ربات‌های فیزیوتراپی و فرایند درمان خواهد داشت.

همچنین پیشنهاد می‌شود با طراحی دستگاه‌های کنترلی با درجات آزادی بیشتر امکان تمرینات بیشتر برای بقیه‌ی اندام‌ها فراهم شود. همچنین با ارائه‌ی روش‌های کنترلی دیگر میزان خطابه حداقل ممکن رسانده شود. همین‌طور از کنترل هیبرید برای کنترل نیرو استفاده شود تا نیرو نیز در طول تمرین کنترل شود و با استفاده از سیستم‌های هوشمند نیاز به دخالت انسان در اجرای امر توان بخشی به حداقل رسانده شود.

-
-
- [1] R. D. Herbert, C. G. Maher, A. M. Moseley, and C. Sherrington, "Clinical review Regular review Effective physiotherapy," vol. 323, no. October, pp. 788–790, 2001.
- [2] G. Fazekas, M. Horvath, T. Troznai, and A. Toth, "Robot-mediated upper limb physiotherapy for patients with spastic hemiparesis: a preliminary study," *J. Rehabil. Med.*, vol. 39, no. 7, pp. 580–582, 2007.
- [3] E. Akdoğan and M. A. Adli, "The design and control of a therapeutic exercise robot for lower limb rehabilitation: Physiotherobot," *Mechatronics*, vol. 21, no. 3, pp. 509–522, 2011.
- [4] J. Bott, S. Blumenthal, M. Buxton, S. Ellum, C. F.- Thorax, and undefined 2009, "Guidelines for the physiotherapy management of the adult, medical, spontaneously breathing patient," *thorax.bmj.com*.
- [5] S. Jezernik, G. Colombo, T. Keller, H. Frueh, and M. Morari, "Robotic orthosis lokomat: A rehabilitation and research tool," *Neuromodulation Technol. neural interface*, vol. 6, no. 2, pp. 108–115, Apr. 2003.
- [6] D. Bradley, C. Acosta-marquez, M. Hawley, S. Brownsell, P. Enderby, and S. Mawson, "NeXOS—The design, development and evaluation of a rehabilitation system for the lower limbs," *Mechatronics*, vol. 19, no. 2, pp. 247–257, 2009.
- [7] M. Lee, M. Rittenhouse, and H. A. Abdullah, "Design issues for therapeutic robot systems: results from a survey of physiotherapists," *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 42, no. 3, pp. 239–252, 2005.
- [8] M. M. Fateh, "On the voltage-based control of robot manipulators," *Int. J. Control. Autom. Syst.*, vol. 6, no. 5, pp. 702–712, 2008.
- [9] K. Kiguchi, Y. Hayashi, P. E. Robot, K. Kiguchi, and Y. Hayashi, "An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B*, vol. 42, no. 4, pp. 1064–1071, 2012.
- [10] P. Métrailler *et al.*, "Improvement of rehabilitation possibilities with the MotionMaker TM," in *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. BioRob 2006.*, 2006, vol. 50, pp. 359–364.
- [11] C. Yang *et al.*, "Teleoperated robot writing using EMG signals," in *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*, 2015, pp. 2264–2269.
- [12] X. Deng, X. Duan, and H. Deng, "Force Estimation for Prosthetic Hands Using Surface Electromyography," in *2015 International Conference on Test, Measurement and Computational Methods*, 2015, no. Tmcm, pp. 99–101.
- [13] P. Liu, L. Liu, F. Martel, D. Rancourt, E. A. Clancy, and U. S. A. Ma, "EMG-

torque estimation of constant-posture, quasi-constant-torque contractions at varied joint angles,” in *2011 IEEE 37th Annual Northeast Bioengineering Conference (NEBEC)*, 2011, pp. 1–2.

- [14] J. V. C. I. R. *et al.*, “Gait recognition with transient binary patterns,” *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 33, pp. 69–77, 2015.
- [15] M. Behrens *et al.*, “Plyometric training improves voluntary activation and strength during isometric, concentric and eccentric contractions,” *J. Sci. Med. Sport*, vol. 19, no. 2, pp. 170–176, 2016.
- [16] D. Staudenmann, K. Roeleveld, D. F. Stegeman, J. H. Van Dieën, and J. H. Van Dieën, “Methodological aspects of SEMG recordings for force estimation—a tutorial and review,” *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 20, no. 3, pp. 375–387, 2010.
- [17] C. J. Gatti *et al.*, “Evaluation of three methods for determining EMG-muscle force parameter estimates for the shoulder muscles,” *Clin. Biomech.*, vol. 23, no. 2, pp. 166–174, 2008.
- [18] R. Riener *et al.*, “Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: first experimental results,” *IEEE Trans. neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 380–394, 2005.
- [19] G. Chen, Z. Zhou, Y. Feng, R. Wang, N. Wang, and Q. Wang, “Improving the safety of ankle-foot rehabilitation system with hybrid control,” in *2015 IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 2015, pp. 700–705.
- [20] H. Mehdi and O. Boubaker, “Stiffness and impedance control using Lyapunov theory for robot-aided rehabilitation,” *Int. J. Soc. Robot.*, vol. 4, no. 1, pp. 107–119, 2012.
- [21] N. Nazmi *et al.*, “A review of classification techniques of EMG signals during isotonic and isometric contractions,” *Sensors*, vol. 16, no. 8, p. 1304, 2016.
- [22] C. Choi, S. Kwon, W. Park, H. Lee, and J. Kim, “Real-time pinch force estimation by surface electromyography using an artificial neural network,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 32, no. 5, pp. 429–436, 2010.
- [23] K. Kiguchi and Y. Hayashi, “An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot,” *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B*, vol. 42, no. 4, pp. 1064–1071, 2012.
- [24] D. Staudenmann, K. Roeleveld, D. F. Stegeman, and J. H. Van Dieën, “Methodological aspects of SEMG recordings for force estimation—a tutorial and review,” *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 20, no. 3, pp. 375–387, 2010.
- [25] M. M. Liu, W. Herzog, and H. H. C. M. Savelberg, “Dynamic muscle force predictions from EMG: an artificial neural network approach,” *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 9, no. 6, pp. 391–400, 1999.
- [26] L. Wang and T. S. Buchanan, “Prediction of joint moments using a neural network model of muscle activations from EMG signals,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 10, no. 1, pp. 30–37, 2002.

- [27] A. Ziai and C. Menon, "Comparison of regression models for estimation of isometric wrist joint torques using surface electromyography," *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 8, no. 1, p. 56, 2011.
- [28] F. Mobasser, J. M. Eklund, and K. Hashtrudi-Zaad, "Estimation of elbow-induced wrist force with EMG signals using fast orthogonal search," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, no. 4, pp. 683–693, 2007.
- [29] M. Force, W. By, W. O. Fenn, and B. S. Marsh, "Muscular force at different speeds of shortening," *J. Physiol.*, vol. 85, no. 3, pp. 277–297, 1935.
- [30] M. Compare, E. Zio, E. Moroni, G. Portinari, and T. Zanini, "Development of a methodology for systematic analysis of risk reduction by protective measures in tyre production machinery," *Saf. Sci.*, vol. 110, no. July, pp. 13–28, 2018.
- [31] S. During *et al.*, "Enhancement of mechanical performance by stretch during tetanic contractions of vertebrate skeletal muscle fibres.," *J. Physiol.*, vol. 281, no. 1, pp. 139–155, 1978.
- [32] J. By and J. B. Deleze, "The mechanical properties of the semitendinosus muscle at lengths greater than its length in the body," *J. Physiol.*, vol. 158, no. 1, p. 154, 1961.
- [33] R. R. Lemos, M. Epstein, W. Herzog, and R. R. L. Æ. M. E. Æ. W. Herzog, "Modeling of skeletal muscle: the influence of tendon and aponeuroses compliance on the force–length relationship," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 46, no. 1, pp. 23–32, 2008.
- [34] E. Otten, "Optimal design of vertebrate and insect sarcomeres," *J. Morphol.*, vol. 191, no. 1, pp. 49–62, 1987.
- [35] B. Engineering, R. V Baratta, M. Solomonow, R. Best, and R. D'Ambrosia, "Isotonic length/force models of nine different skeletal muscles," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 31, no. 5, pp. 449–458, 1993.
- [36] J. Hashemi, E. Morin, P. Mousavi, K. Hashtrudi-Zaad, ... P. M.-I. T. on, and undefined 2015, "Enhanced dynamic EMG-force estimation through calibration and PCI modeling," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 23, no. 1, pp. 41–50, 2014.
- [37] W. Meng, B. Ding, Z. Zhou, Q. Liu, and Q. Ai, "An EMG-based force prediction and control approach for robot-assisted lower limb rehabilitation," in *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2014, pp. 2198–2203.
- [38] S. Le, G. Bekeg, S. Lee, A. Agah, and G. Bekey, "IROS: An intelligent rehabilitative orthotic system for cerebrovascular accident," in *1990 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics Conference Proceedings*, 1990, no. 1, pp. 815–819.
- [39] N. G. Tsagarakis and D. G. Caldwell, "Development and control of a 'soft-actuated' exoskeleton for use in physiotherapy and training," *Auton. Robots*, vol. 15, no. 1, pp. 21–33, 2003.
- [40] R. U. I. Loureiro, F. Amirabdollahian, M. Topping, B. Driessen, and W. Harwin,

- “Upper limb robot mediated stroke therapy—GENTLE/s approach,” *Auton. Robots*, vol. 15, no. 1, pp. 35–51, 2003.
- [41] J. Nikitzuk, B. Weinberg, P. K. Canavan, and C. Mavroidis, “Active knee rehabilitation orthotic device with variable damping characteristics implemented via an electrorheological fluid,” *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 15, no. 6, pp. 952–960, 2009.
- [42] R. Riener, L. Lunenburger, S. Jezernik, M. Anderschitz, G. Colombo, and V. Dietz, “Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: first experimental results,” *IEEE Trans. neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 380–394, 2005.
- [43] S. Hesse, D. Uhlenbrock, and T. Sarkodie-Gyan, “ait pattern of severely disabled hemiparetic subjects on a new controlled gait trainer as compared to assisted treadmill walking with partial body weight supportG,” *Clin. Rehabil.*, vol. 13, no. 5, pp. 401–410, 1999.
- [44] S. K. Banala, S. K. Agrawal, and J. P. Scholz, “Active Leg Exoskeleton (ALEX) for gait rehabilitation of motor-impaired patients,” in *2007 IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2007, vol. 0, no. c, pp. 401–407.
- [45] S. Hesse, H. Schmidt, S. Hesse, R. Bernhardt, and J. Krüger, “HapticWalker---a novel haptic foot device,” *ACM Trans. Appl. Percept.*, vol. 2, no. 2, pp. 166–180, 2005.
- [46] E. Akdoğan, M. A. Adli, M. Arif, and E. Akdog, “The design and control of a therapeutic exercise robot for lower limb rehabilitation: Physiotherabot,” *Mechatronics*, vol. 21, no. 3, pp. 509–522, 2011.
- [47] B. Akhbari, I. Ebrahimi, I. E. Takamjani, M. Salavati, and M. A. Sanjari, “A 4-week biodex stability exercise program improved ankle musculature onset, peak latency and balance measures in functionally unstable ankles,” *Phys. Ther. Sport*, vol. 8, no. 3, pp. 117–129, 2007.
- [48] S. Moughamir, J. Zaytoon, N. Manamanni, and L. Afilal, “A system approach for control development of lower-limbs training machines,” *Control Eng. Pract.*, vol. 10, no. 3, pp. 287–299, 2002.
- [49] A. Ridderikhoff, C. L. E. Peper, R. G. Carson, and P. J. Beek, “Effector dynamics of rhythmic wrist activity and its implications for (modeling) bimanual coordination,” *Hum. Mov. Sci.*, vol. 23, no. 3–4, pp. 285–313, 2004.
- [50] N. A. Jalaludin, K. Lumpur, K. Lumpur, S. Na’im Sidek, A. U. Shamsudin, and A. M. Aibinu, “Electromyography (EMG)-based thump-tip force estimation for prosthetic thumb,” in *2012 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE)*, 2012, no. July, pp. 783–786.
- [51] F. Bai and C.-M. Chew, “Muscle force estimation with surface EMG during dynamic muscle contractions: A wavelet and ANN based approach,” in *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2013, pp. 4589–4592.

- [52] P. Taylor, H. Cao, S. Boudaoud, F. Marin, and C. Marque, "Surface EMG-force modelling for the biceps brachii and its experimental evaluation during isometric isotonic contractions," *Comput. Methods Biomech. Biomed. Engin.*, vol. 18, no. 9, pp. 1014–1023, 2015.
- [53] N. Hogan, "Impedance control: An approach to manipulation: Part II—Implementation," *J. Dyn. Syst. Meas. Control*, vol. 107, no. 1, pp. 8–16, 1985.
- [54] M.-S. Ju, C. K. C.-C. Lin, D.-H. Lin, I. I.-S. Hwang, and S. Chen, "A rehabilitation robot with force-position hybrid fuzzy controller: hybrid fuzzy control of rehabilitation robot," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 349–358, 2005.
- [55] G. Chen, Z. Zhou, Y. Feng, R. Wang, N. Wang, and Q. Wang, "Improving the Safety of Ankle-Foot Rehabilitation System with Hybrid Control," 2015.
- [56] V. Khoshdel, A. Akbarzadeh, N. Naghavi, A. Sharifnezhad, and M. Souzanchi-Kashani, "sEMG-based impedance control for lower-limb rehabilitation robot," *Intell. Serv. Robot.*, vol. 11, no. 1, pp. 97–108, 2018.
- [57] B. Karmakar and N. R. Pal, "How to make a neural network say 'don't know,'" *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 430, pp. 444–466, 2018.
- [58] Y. Hou, S. Member, J. M. Zurada, W. Karwowski, W. S. Marras, and K. Davis, "Estimation of the dynamic spinal forces using a recurrent fuzzy neural network," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B*, vol. 37, no. 1, pp. 100–109, 2007.
- [59] G. Liu, D. Zhou, H. Xu, and C. Mei, "Model optimization of SVM for a fermentation soft sensor," *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 4, pp. 2708–2713, 2010.
- [60] D. Basak, S. Pal, and D. C. Patranabis, "Support vector regression," *Neural Inf. Process. Rev.*, vol. 11, no. 10, pp. 203–224, 2007.
- [61] A. J. Smola, B. S. C. H. Olkoph, and B. Schölkopf, "A tutorial on support vector regression," *Stat. Comput.*, vol. 14, no. 3, pp. 199–222, 2004.
- [62] A. Subasi, "Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders," *Comput. Biol. Med.*, vol. 43, no. 5, pp. 576–586, 2013.
- [63] K. Deb, A. Member, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [64] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.
- [65] B. Hu and Y. Shen, "Machine learning based network traffic classification: a survey," *J. Inf. & COMPUTATIONAL Sci.*, vol. 9, no. 11, pp. 3161–3170, 2012.
- [66] H. Fattahi and N. Babanouri, "Applying optimized support vector regression models for prediction of tunnel boring machine performance," *Geotech. Geol. Eng.*, vol. 35, no. 5, pp. 2205–2217, 2017.

[67] سعید امینی. "طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی" پایان‌نامه
کارشناسی ارشد. مهندسی عمران نقشه برداری. دانشگاه تهران. ۱۳۹۳

Abstract

Physiotherapy is one of the most widely used methods for rehabilitation. Muscle force estimation has many applications in physiotherapy, rehabilitation and auxiliary devices. The force estimated by surface electromyogram (sEMG) signals is used to control the robot, diagnose the disease, determine the type of treatment and the physiotherapy method. In this study, two general classification methods including SVM, SVM-GA, Genetic Algorithm Properties Extraction, Random Forest and SVR-based SVR and SVR-GA models were used to estimate muscle force by surface electromyogram signals. sEMG signals were performed during isokinetic knee contractions with a designed rehabilitation robot, electromyogram signal was recorded from quadriceps muscles, and simultaneously applied to the target force by the pressure sensor as input data and training target. Based on the experimental result, the SVR-GA model performed well in estimating muscle force with 98.22% accuracy. Following is the estimated force for robot control in two methods of torque-based impedance control and impedance control with voltage strategy. And by mathematical analysis the stability of the system is guaranteed. External disturbance cannot be neglected in rehabilitation robots and a controller must be used to compensate for this disturbance.

Keywords:

Force estimation, Surface electromyogram signal, Support vector regression, Impedance control, Fuzzy Systems, Robust control



Shahrood University of Technology
Faculty of Mechanical and Mechatronics Engineering

Force Prediction from EMG Signals for Impedance Control Implementation

By:

Chiako Mokri Ghoje

Supervisor:

Dr. Vahid Abolghasemi

Dr. Mahdi Bamdad

September 2019