

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی مکانیک و مکاترونیک
رشته مکاترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

تخمین نیروی ماهیچه‌ای توسط الکترومایوگرافی سطحی
(sEMG) برای استفاده در فیزیوربات زانو

نگارنده: فهیمه خطیبی

اساتید راهنما

دکتر علیرضا احمدی فرد
دکتر علیرضا اکبرزاده توتونچی

شهریور ۱۳۹۵

دانشگاه شاهرود

دانشکده : مکانیک و مکاترونیک

رشته : مکاترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم فهیمه خطیبی به شماره دانشجویی ۹۲۰۵۹۹۴

تحت عنوان:

تخمین نیروی ماهیچه‌ای توسط الکترومایوگرافی سطحی (sEMG)

برای استفاده در فیزیوربات زانو

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد

مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی : دکتر علیرضا احمدی فرد
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی : دکتر علیرضا اکبرزاده توتونچی

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی : دکتر سید مجتبی واردی کولایی		نام و نام خانوادگی : دکتر حسین خسروی
			نام و نام خانوادگی : دکتر مهدی بامداد



« هذا من فضل ربّي »

پیشکش بہ خانوادہ ام؛

پدر و مادرم، کہ ایثار، بزرگی و مہرشان با کلمات قابل توصیف نیست ...

ہمسرم، ہمدم و ہمراہ خستگی نپذیر من، او کہ در این مسیر برایم راہنمایی دلسوز و اسوہ صبر و امید بود و

وجود مہربانش، مایہ دلگرمی و تکیہ گاہ من در برابر مشکلات بودہ و ہست ...

و خواہرانم، کہ ہموارہ در طول تحصیل متحمل زحمتہا بودہ اند و بخشی از این موفقیت را نتیجہ لطف و

فداکاری ہائشان می دانم ...



بسمه تعالی

برخود لازم می‌دانم از اساتید راهنمای بزرگوار و محترم خود، جناب آقای دکتر علیرضا

احمدی فرد و جناب آقای دکتر علیرضا اکبرزاده توتونچی که بنده را با نهایت سع صدر، در مراحل

انجام پروژه، راهنمایی کرده و از تجربیات راه‌گشا و ارزنده خود بهره‌مند کردند، تقدیر و تشکر نمایم.

همچنین از یارها و راهنمایان آقای دکتر حمیدرضا کبروی که دلسوزانه و بی‌چشمداشت،

پاسخگویی مسائل و مشکلاتم بودند، کمال تشکر را دارم.

فهیمة خطیبی

اینجانب فهیمه خطیبی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مکترونیک دانشکده مکانیک دانشگاه شاهرود، نویسنده پایان‌نامه تخمین نیروی ماهیچه‌ای توسط الکترومایوگرافی سطحی (sEMG) برای استفاده در فیزیوربات زانو تحت راهنمایی آقایان دکتر علیرضا احمدی‌فرد و دکتر علیرضا اکبرزاده توتونچی متعهد می‌شوم:

- تحقیقات در این پایان‌نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان‌نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ‌جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه شاهرود » و یا « Shahrood University » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان‌نامه تأثیرگذار بوده‌اند در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، 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

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.

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 کاربردهای فراوانی دارد. در برخی ربات‌های دستیار فیزیوتراپ، از نیروی تخمین زده شده 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، مدلی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) به دو روش ε -SVR و ν -SVR پیشنهاد شده است. برای ارزیابی و مقایسه مدل پیشنهادی، از روش متداول شبکه عصبی (ANN) نیز استفاده گردید. سیگنال‌های sEMG طی انقباضات ایزومتریک زانو (کشش و خمش) که با ربات FUM-PHYSIO انجام شد، از ماهیچه‌های چهارسر رانی و همسترینگ ثبت گردید و همزمان با آن نیروی موردنظر توسط یک سنسور نیروی فشاری اندازه‌گیری شد. این دو سیگنال به ترتیب به عنوان داده‌های ورودی و هدف آموزشی مدل‌های مبتنی بر SVR و ANN، مورد استفاده قرار گرفتند. در نهایت این مدل‌ها بر روی افراد سالم تست شد و توسط مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (CC) بین نیروی پیش‌بینی شده و نیروی اندازه‌گیری شده، ارزیابی گردیدند. نتایج نشان می‌دهد هر دو روش SVR و ANN عملکرد خوبی در تخمین نیروی ماهیچه‌ای دارند اما مدل SVR تعمیم‌پذیری بهتر، دقت بیشتر و سرعت بالاتری نسبت به شبکه عصبی دارد. همچنین ملاحظه می‌شود مدل ε -SVR دقیق‌تر و سریع‌تر از ν -SVR می‌باشد.

واژه‌های کلیدی:

تخمین نیرو، سیگنال الکترومایوگرام سطحی، رگرسیون بردار پشتیبان، ربات فیزیوتراپی زانو

مقالات مستخرج از پایان نامه:

۱. "تخمین نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر سیگنال‌های الکترومایوگرام

سطحی طی انقباضات ایزومتریک در فیزیوربات زانو"

- شرکت در دومین کنفرانس بین المللی و سومین همایش ملی کاربرد فناوری‌های نوین در علوم مهندسی - اسفند ۹۴
- ارائه به صورت سخنرانی

۲. "استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان در تخمین نیروی ماهیچه‌ای

زانو توسط سیگنال‌های الکترومایوگرام در تمرینات ایزومتریک

ربات FUM-PHYSIO"

- شرکت در اولین کنفرانس بین المللی دستاوردهای نوین پژوهشی در مکانیک، مکاترونیک و بیومکانیک - خرداد ۹۵
- ارائه به صورت سخنرانی
- کسب عنوان مقاله برتر

۱	فصل اول مقدمه.....	۱
۲	۱.۱ صورت مسأله.....	۲
۵	۲.۱ اهداف پروژه.....	۵
۷	۳.۱ فصل بندی مطالب.....	۷
۸	۴.۱ مروری بر کارهای گذشته.....	۸
۱۳	فصل دوم ادبیات و تئوری تحقیق.....	۱۳
۱۴	۱.۲ فیزیوتراپی.....	۱۴
۱۶	۱.۱.۲ فیزیوتراپی زانو.....	۱۶
۱۷	۲.۱.۲ ورزش، تمرین و حرکات اصلاحی.....	۱۷
۱۸	۱.۲.۱.۲ تمرینات ایزومتریک.....	۱۸
۱۹	۲.۲.۱.۲ تمرینات ایزوتونیک.....	۱۹
۲۱	۲.۲ انواع انقباض عضله.....	۲۱
۲۳	۳.۲ عضلات مفصل زانو.....	۲۳
۲۳	۱.۳.۲ همسترینگ.....	۲۳
۲۴	۲.۳.۲ چهارسر رانی.....	۲۴
۲۵	۴.۲ الکترومایوگرافی.....	۲۵
۲۵	۱.۴.۲ الکترومایوگراف (EMG SET).....	۲۵
۲۶	۲.۴.۲ سیگنال الکترومایوگرام (EMG).....	۲۶
۳۱	۳.۴.۲ انواع الکتروود.....	۳۱
۳۴	۴.۴.۲ بررسی صحت سیگنال EMG ثبت شده.....	۳۴
۳۶	۵.۲ اندازه گیری تجربی نیروی عضله.....	۳۶
۳۸	۶.۲ پیش پردازش سیگنال های EMG و نیرو.....	۳۸
۴۰	۷.۲ رابطه EMG و نیرو.....	۴۰
۴۱	۸.۲ تخمین نیروی عضله مبتنی بر sEMG.....	۴۱
۴۲	۱.۸.۲ مدل هیل (Hill).....	۴۲
۴۴	۲.۸.۲ مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN).....	۴۴
۴۷	فصل سوم روش پیشنهادی برای تخمین نیروی ماهیچه های مبتنی بر sEMG.....	۴۷
۴۸	۱.۳ پروتکل انجام آزمایش.....	۴۸
۴۹	۱.۱.۳ سوژه های آزمایش.....	۴۹
۴۹	۲.۱.۳ روش تمرین فیزیوتراپی.....	۴۹
۵۰	۳.۱.۳ ربات FUM-PHYSIO.....	۵۰

۴.۱.۳	کالیبراسیون سنسورهای نیرو	۵۱
۵.۱.۳	ثبت داده‌ها	۵۳
۶.۱.۳	پیش‌پردازش سیگنالهای EMG و نیرو	۵۴
۲.۳	مدل پیشنهادی برای تخمین نیروی عضله	۵۵
۱.۲.۳	ماشین بردار پشتیبان (SVM)	۵۶
۲.۲.۳	ماشین بردار پشتیبان برای سیستم‌های خطی جداپذیر	۵۷
۳.۲.۳	ماشین بردار پشتیبان غیرخطی	۶۱
۴.۲.۳	رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)	۶۴
۵.۲.۳	کتابخانه Libsvm	۶۶
۶۷	فصل چهارم نتایج تخمین نیرو و مقایسه روشها	
۱.۴	نتایج پیش‌پردازش سیگنال	۶۹
۲.۴	تنظیم پارامترهای مدل رگرسیون بردار پشتیبان	۷۰
۱.۲.۴	نتایج تخمین مدل E-SVR	۷۱
۲.۲.۴	نتایج تخمین مدل U-SVR	۷۳
۳.۴	تنظیم پارامترهای شبکه عصبی	۷۵
۱.۳.۴	نتایج تخمین مدل شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی (MLP)	۷۵
۲.۳.۴	نتایج تخمین مدل شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)	۷۸
۴.۴	مقایسه مدل‌های فوق	۸۰
۸۱	فصل پنجم جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات	
۱.۵	جمع‌بندی	۸۲
۲.۵	نتیجه‌گیری	۸۳
۳.۵	پیشنهادات	۸۴
۸۵	منابع و مراجع	

شکل ۱-۲	فیزیوتراپی	۱۴
شکل ۲-۲	تجهیزات توانبخشی و فیزیوتراپی	۱۵
شکل ۳-۲	چند نمونه از رباتهای فیزیوتراپ	۱۶
شکل ۴-۲	مجموعه تمرینات ایزومتریک و ایزوتونیک زانو	۱۷
شکل ۵-۲	حرکت ایزومتریک عضله چهارسر رانی	۱۸
شکل ۶-۲	حرکت ایزومتریک عضله چهارسر رانی روی صندلی	۱۹
شکل ۷-۲	حرکت ایزوتونیک، بلند کردن پا در حالت خوابیده	۱۹
شکل ۸-۲	حرکت ایزوتونیک، بلند شدن با حمایت دیوار با کمک توپ	۲۰
شکل ۹-۲	حرکت ایزوتونیک، بلند شدن روی یک سطح یا پله	۲۱
شکل ۱۰-۲	انواع انقباض عضله	۲۱
شکل ۱۱-۲	توصیف منحنی نیرو و سرعت در انواع انقباضات ماهیچه	۲۲
شکل ۱۲-۲	عضلات چهارسر رانی و همسترینگ	۲۴
شکل ۱۳-۲	نمونه‌هایی از دستگاه ثبت EMG	۲۶
شکل ۱۴-۲	نمایش پتانسیل عمل غشا	۲۷
شکل ۱۵-۲	سیگنال EMG	۲۸
شکل ۱۶-۲	راست: سیگنال ECG، چپ: تداخل EMG با ECG	۲۹
شکل ۱۷-۲	چند نمونه از الکترودهای سطحی	۳۲
شکل ۱۸-۲	نمونه‌ای از الکترودهای سوزنی	۳۳
شکل ۱۹-۲	نقاط الکتروگذاری بر روی عضلات چهارسر رانی زانو [۳۱]	۳۳
شکل ۲۰-۲	محدوده امپدانس مطلوب بین پوست و الکتروود در ثبت EMG [۳۲]	۳۵
شکل ۲۱-۲	چگالی طیفی توان یک نمونه سیگنال EMG سطحی [۳۲]	۳۶
شکل ۲۲-۲	به ترتیب از راست به چپ: لودسل فشاری، کششی و خمشی	۳۶
شکل ۲۳-۲	محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی انگشت شست [۳۳, ۱۰]	۳۷
شکل ۲۴-۲	محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی بازو [۳۴]	۳۷
شکل ۲۵-۲	محل سنسور نیرو در اندازه‌گیری نیروی زانو. ۱. الکتروود ۲. پدال ۳. سنسور نیرو [۳۵]	۳۷
شکل ۲۶-۲	مراحل پیش‌پردازش سیگنال EMG [۲۴]	۳۹
شکل ۲۷-۲	رابطه تناسبی بین EMG و نیروی عضله در حالت‌های مختلف [۳۲]	۴۰
شکل ۲۸-۲	مدل هیل (Hill)	۴۲
شکل ۲۹-۲	معماری گراف یک شبکه عصبی چندلایه [۳۵]	۴۴
شکل ۳۰-۲	مدل ANN در تخمین نیرو مبتنی بر EMG [۳۳]	۴۵
شکل ۱-۳	ربات FUM PHYSIO	۵۱

- شکل ۲-۳ از چپ به راست: منحنی‌های $F-T$ ، $V-T$ و $F-V$ سنسور نیروی Physio_Back ۵۲
- شکل ۳-۳ محل قرارگیری الکترودها (تصویر سمت راست: در حالت کشش زانو، تصویر سمت چپ: در حالت خمش زانو)..... ۵۳
- شکل ۴-۳ صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه..... ۵۷
- شکل ۵-۳ خطوط جداساز مختلف برای مقادیر مختلف w و b ۵۸
- شکل ۶-۳ صفحه جداساز بهینه و حاشیه‌ها..... ۵۹
- شکل ۷-۳ جداسازی داده‌ها در حالت غیرخطی در فضایی با ابعاد بالاتر..... ۶۱
- شکل ۸-۳ تابع خطای ϵ -insensitive..... ۶۴
- شکل ۱-۴ سیگنال خام و پیش‌پردازش شده sEMG..... ۶۹
- شکل ۲-۴ سیگنال خام و پیش‌پردازش شده نیرو..... ۷۰
- شکل ۳-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش ϵ -SVR..... ۷۲
- شکل ۴-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش ϵ -SVR..... ۷۲
- شکل ۵-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش ν -SVR..... ۷۴
- شکل ۶-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش ν -SVR..... ۷۴
- شکل ۷-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش MLP..... ۷۷
- شکل ۸-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش MLP..... ۷۷
- شکل ۹-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش RBF..... ۷۹
- شکل ۱۰-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش RBF..... ۷۹

صفحه

فهرست جداول

جدول ۱-۳	توابع کرنل در ماشین بردار پشتیبان غیرخطی.....	۶۲
جدول ۱-۴	نتایج تست مدل ϵ -SVR در تمرینات ایزومتریک زانو.....	۷۱
جدول ۲-۴	نتایج تست مدل ν -SVR در تمرینات ایزومتریک زانو.....	۷۳
جدول ۳-۴	نتایج تست مدل MLP در تمرینات ایزومتریک زانو.....	۷۶
جدول ۴-۴	نتایج تست مدل RBF در تمرینات ایزومتریک زانو.....	۷۸
جدول ۵-۴	مقایسه روش‌های پیشنهادی در تخمین نیروی عضلات زانو مبتنی بر sEMG.....	۸۰



فصل اول

مقدمه

۱.۱ صورت مسأله

امروزه با افزایش شمار تصادفات و حوادث و افزایش تعداد بیماران سکت‌های مغزی و نیز بدلیل وجود افراد پیر و سالخورده و توان‌یابان جسمی، همه روزه بر تعداد بیمارانی که دچار ضعف قدرت عضلات یا نقصان اندام‌های بدن می‌شوند، افزوده می‌شود. از طرفی عملکرد کامل اندام‌های فوقانی و تحتانی بدن برای خودمختاری افراد بسیار مهم است. بیمارانی که بدلیل کمبود قدرت عضلات پا و دیگر نواقص، در راه رفتن و گام برداشتن دچار مشکل هستند، برای انجام کارهای روزمره خود نیاز مبرمی به درمان و تجدید قوای عضلات اندام تحتانی خود دارند.

توانبخشی یک روش موثر برای بازگرداندن توانایی‌های حرکتی افرادی که دچار ضعف عضلانی و اختلال حرکتی شده‌اند، می‌باشد. یک درمان توانبخشی مستمر و مشتاقانه باعث تنظیم مجدد مغز و بهبود حرکت می‌شود [۱]. دانش توانبخشی نشان داده است که در بیشتر موارد حرکات مکرر اعضای بدن انسان می‌تواند در بازیابی عملکرد عضو صدمه دیده در بیماران کمک شایانی نماید.

درمانگران در ابتدا بیماران را از نظر وجود درد، میزان از دست دادن قدرت و حس و توانایی انجام طیف وسیعی از حرکات، معاینه می‌کنند. آنها اساساً عملکرد افراد را توسط مشاهدات فردی و به‌کارگیری از آزمون‌های استاندارد ارزیابی می‌کنند و یک ارزیابی معتبر و درمان موفق نیازمند متخصصین آموزش دیده و مجرب و نیز امکانات و تجهیزات کامل توانبخشی است. متأسفانه به دلیل اینکه طی فرآیند درمان، بیش از یک درمانگر با بیمار کار می‌کند، کیفیت درمان و ارزیابی میزان پیشرفت بیمار پایین می‌آید. علاوه بر این، جلسات توانبخشی با مدت طولانی، بار اقتصادی بسیار زیادی را برای بیمار در بردارد.

با افزایش سن جمعیت و افزایش تقاضا برای توانبخشی، دستگاه‌های رباتیک به عنوان یک روش مکمل درمانی در نظر گرفته شده‌اند. این دستگاه‌ها می‌توانند اعضای بدن بیمار را بطور مکرر، در یک

محدوده از پیش تعیین شده حرکتی، برای جلسات طولانی حرکت دهند. علاوه بر این، ربات های مجهز به سنسور، می توانند با ارزیابی عینی و دقیق تر از میزان پیشرفت درمان بیمار، درمانگر را یاری کنند. تاکنون چندین سیستم رباتیک برای توانبخشی بیماران طراحی شده اند که هر کدام سعی در بهبود نتایج حاصل از توانبخشی، سرعت دادن به روند بهبودی و کاهش هزینه های توانبخشی داشته اند [۲-۶]. ربات های بازپروری در دو حالت توانبخشی و کمک عمل می کنند. در حالت توانبخشی، بیماران هیچ تلاشی برای حرکت اندام خود نمی کنند و ربات تمام کار را انجام می دهد. در حالت کمک، ربات تکمیل کننده تلاش های حرکتی است. فیزیوربات ها با ثبت اطلاعات فیزیکی چون موقعیت، سرعت و یا نیروی عضلات و نیز اطلاعات فیزیولوژیکی بدن مانند سیگنال های ^۱EMG، ^۲EEG و ^۳ECG و ... در بررسی شرایط کنونی بیمار و تشخیص عارضه، تعیین نوع درمان و نیز بررسی میزان پیشرفت فرآیند درمان بسیار موثر و کارآمد خواهند بود.

سیگنال های حاصل از الکترومایوگرافی سطحی ^۴(sEMG) می توانند برای برآورد جهت و بزرگی نیرو و گشتاورهای مفاصل استفاده شوند. سیگنال های الکترومایوگرام سطحی (sEMG)، که از روش های غیرتهاجمی از سطح پوست برداشت می شوند، مقیاسی از فعالیت عضلانی بدن هستند. افزایش سطح فعالیت عضلانی نشانه ای از نیروهای بالاتر تولید شده توسط عضلات و به تبع آن گشتاور مفصل بالاتر است. اعتبار و درستی برآورد نیرو عمدتاً توسط طیف وسیعی از عوامل ذاتی، به سیگنال EMG و به فیزیولوژی و آناتومی عضلات محدود است [۷].

¹ Electromyogram

² Electroencephalogram

³ Electrocardiogram

⁴ Surface Electromyogram

دستگاه‌های رباتیک کمکی از این سیگنال‌ها و نیروی تخمین زده شده توسط آن به عنوان ورودی کنترل استفاده می‌کنند. در فیزیوربات‌های مبتنی بر کنترل نیرو همواره بایستی از مقدار نیروی عضله فیدبک گرفته شود تا سیستمی با عملکرد بهینه و کمترین خطای ممکن داشته باشیم. در همین راستا اندازه‌گیری و تخمین نیروی عضلات، در حالت‌های مختلف بدن و شرایط گوناگون مسأله قابل توجهی است.

محققان چندین روش برای برآورد نیروی عضلات و گشتاور مفاصل بر اساس سیگنال‌های sEMG توسعه داده‌اند. در برخی از این تحقیقات، برای تخمین نیرو از روش‌های فیزیولوژیکی و مدل-سازی ماهیچه و شناسایی سازوکار آن، مانند مدل پل عرضی یا میکروسکوپی (مانند مدل هاکسلی^۱)، مدل‌های فیبری، و مدل‌های ماکروسکوپی (از جمله مدل عضلانی Hill و مدل لوین) و یا شیوه‌هایی برای تخمین پارامترهای عضله از جمله روش‌های رگرسیون خطی^۲، رگرسیون اصلی اجزا^۳ (PCR)، رگرسیون چندگانه^۴ (MR) و ... استفاده شده است [۸، ۹].

دسته دیگری از این مقالات، با استفاده از روش‌های آزمایشگاهی و تجربی و با استفاده از داده-های ورودی-خروجی سیستم (نمونه‌های EMG و نیروی معادل آنها)، یک مدل سیستمی مناسب برای عضله ارائه می‌کنند. در این مدل‌ها، عضله به عنوان یک جعبه سیاه در نظر گرفته می‌شود و رابطه پارامترهای فیزیکی عضله موردنظر نیست، بلکه رابطه ورودی-خروجی عضله است که شناسایی می‌شود. این کار اغلب توسط روش‌ها و شبکه‌های هوشمند مختلفی، تحت مراحل آموزش و یادگیری سیستم و سپس دسته‌بندی یا رگرسیون داده‌ها انجام می‌شود. از جمله این روش‌ها می‌توان به شبکه-

¹ Huxley's Model

² Linear Regression

³ Principal Component Regression

⁴ Multiple Regression

های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)، تبدیل موجک^۲، الگوریتم ژنتیک^۳ (GA)، الگوریتم شناسایی آبشاری موازی^۴ (PCI) و ماشین بردار پشتیبان^۵ (SVM) اشاره کرد. در انتها توسط این مدل سیستمی، خروجی را برای داده‌های جدید و دیده‌نشده، تخمین می‌زنند. مهم‌ترین مزیت این روش مدل‌سازی، عدم نیاز به دانش قبلی درباره سازوکار انقباض عضله است [۱۰-۱۲].

برخی از پژوهش‌ها نیز، راهکارهایی در راستای بهبود روش‌های موجود یا ارتقاء عملکرد دستگاه ثبت سیگنال در مرحله پیش‌پردازش و نیز بهینه‌سازی عملیات ثبت و نمونه‌گیری از افراد در انقباضات مختلف ایزومتریک^۶ و ایزوتونیک^۷ برای دستیابی به یک سیگنال EMG دقیق‌تر، تمیزتر و با نویز و تداخل^۸ کمتر برای بهبود روند تخمین نیروی عضله ارائه داده‌اند. از جمله می‌توان به پردازشگرهای EMGamp پیشرفته که ترکیب دو روش signal whitening و multiple-channel با هم می‌باشد، اشاره کرد [۷, ۱۳-۱۵].

۲.۱ اهداف پروژه

هدف اصلی این پژوهش، پیش‌بینی نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی تحت انقباضات ایزومتریک کششی^۹ و خمشی^۱ ربات فیزیوتراپ زانو (FUM-PHYSIO)

¹ Artificial Neural Network

² Wavelet Transform

³ Genetic Algorithm

⁴ Parallel Cascade Identification

⁵ Support Vector Machine

⁶ Isometric

⁷ Isotonic

⁸ Crosstalk

⁹ Extension

می‌باشد؛ چراکه برآورد نیروی عضله در کنترل فیزیوربات نقش بسیار مهمی دارد. روشی که در این تحقیق برای تخمین نیرو ارائه شده است، مدل رگرسیون بردار پشتیبان^۱ (SVR) می‌باشد که نسبت به روش‌ها و مدل‌های متداول قدیم از جمله شبکه‌های عصبی، بهتر و دقیق‌تر است. ما در این تحقیق علاوه بر تحلیل و بررسی عملکرد مدل پیشنهادی (مدل رگرسیون بردار پشتیبان) در دو روش ϵ -SVR و ν -SVR، به بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی در تخمین نیرو توسط سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی، نیز پرداختیم. مدل‌های مورد نظر بر روی ۶ فرد سالم در تمرینات ایزومتریک ربات FUM-PHYSIO مورد ارزیابی قرار گرفتند و با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج حاکی از آن است که مدل SVR نسبت به شبکه‌های عصبی از تعمیم‌دهندگی بیشتر و دقت بالاتری برخوردار است و این برتری عمدتاً به دلیل اصل حداقل کردن خطای ساختاری در SVM است.

در راستای هدف اصلی پایان‌نامه که تخمین نیروی عضله مبتنی بر sEMG می‌باشد، لازم است اهداف جزئی ذیل حاصل گردد:

۱. تهیه تجهیزات لازم آزمایشگاهی و تدبیر یک پروتکل مناسب (با حداقل نویزهای سیستمی و محیطی) برای ثبت و جمع‌آوری داده‌های تجربی sEMG و نیروی معادل آن؛
۲. تعیین روش انجام آزمایش (یک تمرین فیزیوتراپی مناسب برای عضلات زانو)؛
۳. تعیین نوع، تعداد و موقعیت عضلات زانو برحسب تاثیر آنها در دقت تخمین و نیز تعیین محل و چگونگی قرارگیری الکترودها؛
۴. انجام تست و آزمایش‌های موردنظر بر روی سوژه‌ها؛

¹ Flexion

² Support Vector Regression

۵. انجام مراحل پیش‌پردازش سیگنال‌های EMG و نیرو به منظور فیلترینگ و حداقل نمودن اثر نویزهای موجود و آماده‌سازی سیگنال‌ها برای استفاده در مدل تخمینگر؛
۶. طراحی و پیاده‌سازی یک مدل مناسب و دقیق برای تخمین نیروی عضله مبتنی بر سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی.

۳.۱ فصل‌بندی مطالب

محتوا و مطالب این پایان‌نامه در قالب پنج فصل گنجانده شده است که به شرح ذیل ارائه می‌گردد:

فصل اول شامل مقدمه، اهداف پایان‌نامه، فصل‌بندی مطالب و مروری بر کارهای گذشته که در جهت تخمین نیروی عضله انجام شده‌اند، می‌باشد. در فصل دوم مباحث تئوری مرتبط با موضوع از جمله فیزیوتراپی و تمریناتش، دستگاه‌های ثبت EMG و سیگنال‌های الکترومایوگرام، پروتکل ثبت و تجهیزات لازم برای انجام آزمایش، روش‌های پیش‌پردازش سیگنال و در نهایت معرفی روش‌ها و مدل‌های متداول در جهت تخمین نیروی عضله توسط سیگنال EMG، گردآوری شده است. فصل سوم که مربوط به کارهای انجام شده در این پژوهش می‌باشد، در دو بخش روش انجام آزمایش و جمع‌آوری داده‌ها و هم‌چنین مدل پیشنهادی SVR برای تخمین نیروی عضله، تدوین شده است. در فصل چهارم جنبه عملیاتی مدل‌ها تعیین شده و سپس نتایج حاصل از مدل تخمینگر پیشنهادی (SVR) و مدل متداول شبکه‌ی عصبی و نیز مقایسه این دو روش در دقت تخمین ارائه شده است. در فصل پنجم به تحلیل و بررسی نتایج کار، ارزیابی مدل و نتیجه‌گیری نهایی از این پژوهش پرداخته شده و در انتها روش‌ها و راهکارهایی در جهت افزایش دقت تخمین و نیز گسترش و ارتقای این مدل برای کارآمدتر شدن در زمینه فیزیوتراپی، پیشنهاد گردیده است.

۴.۱ مروری بر کارهای گذشته

همانطور که در بخش قبل اشاره شد، ربات‌های فیزیوتراپی در دستگیری و کمک به فیزیوتراپ و بیمار نقش به‌سزایی دارند. در واقع هدف از طراحی و ساخت ربات‌های فیزیوتراپ، تشخیص، کنترل موقعیت و حرکت، جبران ضعف‌های عضو بدن و تقویت قدرت عضلات بیمار است. در زمینه ربات‌های فیزیوتراپی زانو می‌توان به موارد زیادی اشاره کرد. از جمله Leg-Robot که در حوزه سیستم‌های فیزیوتراپی ساکن طراحی و پیاده‌سازی شده است. در این ربات از یک کلاچ سیالی استفاده شده و حرکات غیرعادی یک بیمار آسیب‌دیده مغزی را کنترل می‌کند [۱۶]. ربات AKROD نیز یک ربات بازتوانی زانو است که میرایی متغیر دارد و قابلیت ثبت و ضبط رفتار موتور و بیمار را دارد. این اطلاعات برای سرعت بخشیدن به درمان زانوی بیماران سکته مغزی مؤثر است [۱۷]. همچنین ربات KAFO از ماهیچه‌های مصنوعی پنوماتیکی بهره جسته است [۱۸].

الکترومایوگرافی^۱ 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. کربس^۲ و همکارانش راهکاری برای راه‌اندازی ربات معالج پیشرو مبتنی بر اجرا، با استفاده از آستانه‌های سیگنال ماهیچه‌ای EMG زمانی که فعالیت EMG عضلات از یک آستانه معینی بیشتر شود، ارائه کردند [۱۹]. کیگوچی^۳ و همکارش یک روش مبتنی بر EMG برای کنترل ربات بالاتنه مطابق با قصد حرکت و تغییر مکان کاربر ارائه کردند [۲۰].

¹ Electromyography

² Kerbs

³ Kiguchi

سیگنال خام EMG به راحتی توسط عوامل خارجی مانند درستی‌های حرکتی^۱، نویز محیط و نویز تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی، آلوده می‌شود. به همین خاطر برای حذف نویز و آماده کردن سیگنال برای تخمین نیرو، پیش‌پردازش‌هایی بر روی سیگنال انجام می‌شود. این مرحله در مقالات به روش‌های مختلفی صورت گرفته است. پیش‌پردازش انجام شده توسط لی^۲ و همکارانش بدین صورت است که داده‌های مربوط به سیگنال الکترومایوگرام پس از گذر از یک فیلتر حذف برق شهری^۳، از یک فیلتر میان‌گذر با فرکانس قطع پایین ۲۰ هرتز و فرکانس قطع بالا ۵۰۰ هرتز عبور داده می‌شود و پس از حذف مولفه DC برای مراحل پردازشی و استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌شود [۲۱]. در پژوهش وانگ و بوکانان^۴، تمامی ۱۰ الکتروود مورد استفاده برای ثبت سیگنال الکترومایوگرام به یک پیش تقویت‌کننده متصل می‌شوند. این پیش تقویت‌کننده یک فیلتر بالاگذر دوقطبی با فرکانس قطع ۳۰۰ هرتز و بهره‌ی ۱۰۰۰ هرتز است. سپس سیگنال به یک فیلتر باترورث هشت قطبی پایین‌گذر با فرکانس قطع ۳۰۰ هرتز و بهره متغیر بین ۲/۵ و ۴۰ فرستاده می‌شود. در نهایت سیگنال‌های الکترومایوگرام و نیرو توسط یک مبدل آنالوگ به دیجیتال با فرکانس ۱۰۰۰ هرتز نمونه‌برداری شده و در حافظه ذخیره می‌شود [۲۲]. لو^۵ و همکارانش برای پیش‌پردازش سیگنال الکترومایوگرام از یکسوکننده تمام‌موج و سپس یک فیلتر باترورث درجه دوم پایین‌گذر با فرکانس قطع ۳ هرتز استفاده کرده‌اند. سپس تمام سیگنال‌ها با فرکانس ۱۰۰ هرتز نمونه‌برداری می‌شوند. در نهایت برای جلوگیری از ایجاد وزن‌های بسیار کوچک یا بزرگ در بین لایه‌های شبکه عصبی، دامنه سیگنال‌ها به ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال‌سازی می‌شوند [۲۳]. ضیایی و همکارش برای پیش‌پردازش سیگنال sEMG این‌طور بیان می‌-

¹ Motion Artifacts

² Li

³ Notch filter

⁴ Wang & Buchanan

⁵ Luh

کنند که پس از حذف مقدار DC سیگنال الکترومایوگرام خام ثبت شده، ابتدا آن را از یک فیلتر بالاگذر باترورث zero-lag مرتبه ۴ با فرکانس قطع ۳۰ هرتز عبور داده تا درستنمای حرکتی سیگنال حذف شود. سپس سیگنال از یک فیلتر پایین‌گذر باترورث zero-lag مرتبه ۴ با فرکانس قطع ۶ هرتز عبور داده می‌شود. در انتها سیگنال بدست آمده بصورت تمام‌موج یکسو شده و توسط پیشینه مقدار sEMG نرمالیزه می‌شود [۲۴].

نیروی اعضای بدن ناشی از انقباض ماهیچه‌های اسکلتی است و از آنجایی که سیگنال‌های EMG نمایانگر قدرت عضلات بدن هستند، در بسیاری از تحقیقات از سیگنال‌های EMG برای تخمین شدت نیروهای عضلانی و یا گشتاور مفاصل استفاده شده است. سانگ^۱ و همکارانش یک روش کمکی برای ربات مداوم در جهت تعیین گشتاورهای لازم برای ربات که متناسب با دامنه سیگنال‌های EMG چندکاناله بود، ارائه کردند [۲۵].

رابطه بین EMG و وضعیت اندام و یا نیروی متناسب با آن رابطه غیرخطی و پیچیده‌ای است و مدل‌سازی این رابطه کار دشواری است. در برخی تحقیقات از روش‌های فیزیولوژیکی و مدل‌سازی ماهیچه برای تعیین این رابطه استفاده شده است. پارک^۲ و همکارانش برای پیش‌بینی نیروی شست دست توسط EMG از مدل پایه ای Hill برای کنترل یک شست رباتیکی استفاده کردند [۲۶].

برخی دیگر از الگوریتم‌های پیش‌بینی مبتنی بر مدل یا "جعبه سیاه" برای بدست آوردن رابطه بین ورودی_خروجی یک سیستم بهره گرفته‌اند. لکونسل^۳ و همکارانش روشی برای تخمین گشتاور مفصل اسکلت خارجی توسط یک شبکه عصبی مصنوعی آموزش‌دیده با سیگنال‌های EMG ارائه کردند و این مدل را برای یک اسکلت خارجی فعال در جهت جابجایی آهسته اندام فوقانی،

¹ Song

² park

³ Loconsole

استفاده کردند [۲۷]. اویانگ^۱ و همکارانش روشی برای نگاشت سیگنال EMG به گشتاور مفصل آرنج بوسیله الگوریتم ژنتیک بیان کردند [۲۸]. هاشمی و همکارانش روش مدلسازی شناسایی آبشاری موازی (PCI) را برای تخمین نیروی ماهیچه‌های القا شده در مچ دست مبتنی بر سیگنال‌های EMG عضلات بازو به کار بردند [۲۹]. منگ^۲ و همکارانش نیز برای پیش‌بینی نیروی اندام تحتانی توسط EMG در جهت کنترل ربات دستیار توانبخشی، از مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) استفاده کردند [۳۰].

¹ Oyong

² Meng

۲

فصل دوم

ادبیات و تئوری تحقیق

۱.۲ فیزیوتراپی^۱

فیزیوتراپی حیطه‌ای از پزشکی و شیوه‌ای از درمان بیماری‌ها، اختلالات حرکتی، درد و اختلالات عصبی-ماهیچه‌ای-اسکلتی^۲ است که توسط فیزیوتراپ^۳ با استفاده از تجهیزات مکانیکی، جریان‌های الکتریکی، مانورهای دستی، تمرینات ورزشی و عوامل فیزیکی انجام می‌شود (شکل ۱-۲). در این روش‌ها از ورزش، نور، پرتوهای فرابنفش و فروسرخ، گرما و جریان برق استفاده می‌شود. اهداف فیزیوتراپی با توجه به نوع بیماری یا اختلال متفاوت است. این اهداف شامل مواردی چون: کاهش دردهای عضلانی و مفصلی، کاهش اسپاسم عضلانی، کاهش التهاب و تورم، تقویت عضلات، افزایش انعطاف‌پذیری، بهبود دامنه حرکتی مفاصل، پیش‌گیری از آسیب مجدد با آموزش به بیمار و خانواده، حمایت روحی، تقویت اراده و انگیزه و ... می‌باشد.



شکل ۱-۲ فیزیوتراپی

فیزیوتراپ در این رشته به عنوان درمانگر شناخته می‌شود و از طریق عوامل فیزیکی و مکانیکی، کاربرد تکنیک‌های خاص و تمرینات طبی با آگاهی از آناتومی عضلات و مفاصل، فیزیولوژی

¹ Physiotherapy

² Neuromusculoskeletal Disorders

³ physiotherapist

اعصاب، حرکت‌شناسی و الکتروتراپی به درمان بیماری‌ها و اختلالات عصبی-عضلانی-اسکلتی می‌پردازد.

دستگاه‌های توانبخشی^۱ رباتیکی نیز به عنوان روش مکمل درمانی در قالب ربات‌های فیزیوتراپ^۲ و یا ربات‌های کمکی^۳ و دستیار می‌توانند در زمینه تشخیص، کنترل و درمان بیماری مؤثر باشند. تاکنون چندین سیستم رباتیک برای توانبخشی بیماران طراحی شده‌اند که هر کدام سعی در بهبود نتایج حاصل از توانبخشی، سرعت دادن به روند بهبودی و کاهش هزینه‌های توانبخشی داشته‌اند [۶-۲]. در شکل ۲-۲ و ۳-۲ چند نمونه از تجهیزات و ربات‌های توانبخشی نشان داده شده است.



شکل ۲-۲ تجهیزات توانبخشی و فیزیوتراپی

¹ Rehabilitation Devices

² physio Robot

³ Assistant Robot



شکل ۲-۳ چند نمونه از ربات‌های فیزیوتراپ

۱.۱.۲ فیزیوتراپی زانو

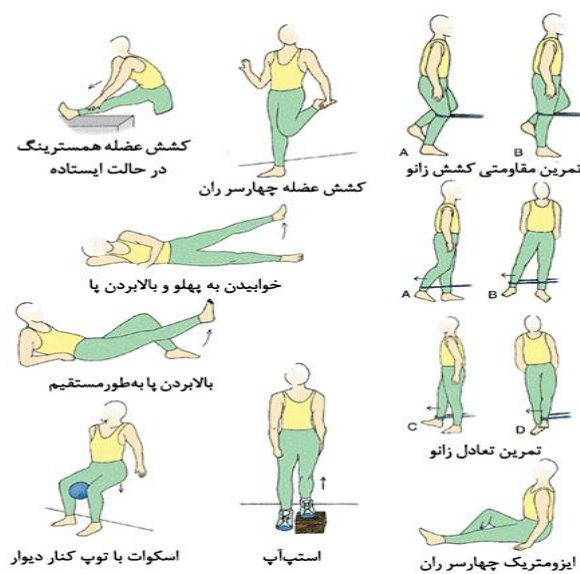
زانو درد یکی از دردهای رایجی است که در افراد پیر، جوانان، بچه ها و در بارداری اتفاق می‌افتد. این نوع درد می‌تواند در نتیجه ابتلا به بیماری یا آسیب دیدگی ایجاد شود. آرتروز رایج‌ترین بیماری است که می‌تواند بر زانو تاثیر داشته باشد. درد زانو می‌تواند باعث ایجاد محدودیت در حرکت فرد و کنترل عضلات در ناحیه دارای درد و همچنین باعث کاهش توان و تحمل عضلاتی شود که از زانو حمایت می‌کنند. فیزیوتراپی زانو می‌تواند باعث کاهش زانودرد، بهبود وضعیت زانو و تقویت عضلات پشتیبان آن و نیز کاهش احتمال عود مجدد بیماری شود.

بطور معمول روش های درمان زانودرد و فیزیوتراپی زانو شامل موارد ذیل می‌باشد:

- تقویت عضله چهار سر ران
- تقویت ماهیچه های جدا کننده مفصل ران و عضلات چرخنده خارجی
- تحریک الکتریکی، یخ درمانی و ماساژ درمانی برای کاهش درد بیمار
- اولتراسوند (امواج مافوق صوت) و مگنت تراپی
- ورزش، تمرین و حرکات اصلاحی

۲.۱.۲ ورزش، تمرین و حرکات اصلاحی

حرکات اصلاحی و تمریناتی که برای افزایش قدرت، تحمل و عملکرد عضلات پا (عضله چهارسر ران و همسترینگ و زردپی) طراحی شده است، می تواند به حمایت از عضلات زانو و کاهش فشار به مفاصل آن کمک کند. ورزش و نرمش های مورد استفاده در این حالت به دو دسته ایزومتریک و ایزوتونیک تقسیم می شوند که هر یک برای بیماری خاصی از عضلات و مفصل زانو مناسب هستند (شکل ۲-۴).



شکل ۲-۴ مجموعه تمرینات ایزومتریک و ایزوتونیک زانو

۱.۲.۱.۲ تمرینات ایزومتریک

تمرینات ایزومتریک تمریناتی ایستا، یا ثابت می‌باشند که حین انجام تمرین، ماهیچه‌ها در هیچ دامنه حرکتی، حرکت نمی‌کنند و تا حد امکان تنها در یک وضعیت قرار می‌گیرند. مثال‌های آن شامل حفظ وضعیت ایستا شنا، نگاه داشتن دمبل در یک دست در حالت جلو بازو، یا حتی فشار بر جسمی ثابت نظیر دیوار می‌باشد. در ادامه به دو نمونه از این تمرینات اشاره شده است.

۱- حرکت ایزومتریک عضله چهارسر رانی:

مطابق شکل ۲-۵ بیمار روی زمین نشسته پاها را دراز و پای سالم را کمی خم می‌کند. در این حالت عضلات ران را منقبض نموده و زانوی آسیب دیده را به کف فشار می‌دهد. ۱۰ ثانیه مکث کرده و سپس عضله را شل می‌کند. این حرکت در ۳ ست ۱۰ تایی انجام می‌شود.



Quadriceps isometrics

شکل ۲-۵ حرکت ایزومتریک عضله چهارسر رانی

۲- حرکت ایزومتریک عضله چهار سر رانی روی صندلی:

مطابق شکل ۲-۶ بیمار روی صندلی نشسته به طوری که پشت آن صاف باشد و زانوها تقریباً زاویه ۹۰ درجه داشته باشند. در این حالت عضلات ران را منقبض می‌کند بطوری که پاها حرکت نکنند. پس از ۱۰ ثانیه مکث، عضلات را شل می‌کند. این حرکت نیز در ۳ ست ۱۰ تایی انجام می‌شود.



Quadriceps isometrics in chair

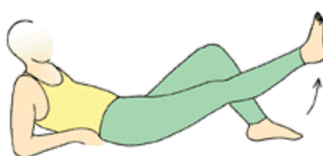
شکل ۲-۶ حرکت ایزومتریک عضله چهارسر رانی روی صندلی

۲.۲.۱.۲ تمرینات ایزوتونیک

تمرینات ایزوتونیک دقیقا عکس تمرینات ایزومتریک هستند. ماهیچه‌ها در یک دامنه حرکتی، به کار گرفته می‌شوند. تمرینات ایزوتونیک در حقیقت رایج‌ترین تمرینات قدرتی هستند که افراد انجام می‌دهند. برای مثال بلند کردن وزنه، نرمش سوئدی، شنا، سنگ نوردی و دوچرخه‌سواری همگی حرکات ایزوتونیک هستند. در ادامه به سه نمونه از این تمرینات اشاره شده است.

۱- بلند کردن پا در حالت خوابیده:

در این تمرین بیمار باید به پشت روی زمین خوابیده و پاها را دراز کند. سپس عضلات ران پای آسیب دیده را منقبض کرده و پا را در حالیکه صاف کشیده است تا ارتفاع ۲۰ سانتی‌متری از زمین بلند کند (شکل ۲-۷)، سپس به آرامی پای خود را پایین آورد. این تمرین در ۳ ست ۱۰ تایی انجام می‌شود.

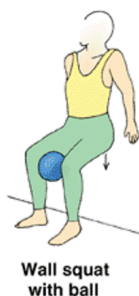


Straight leg raise

شکل ۲-۷ حرکت ایزوتونیک، بلند کردن پا در حالت خوابیده

۲- بلند شدن با حمایت دیوار با کمک توپ:

ابتدا پشت به دیوار ایستاده کمر، شانه‌ها و سر چسبیده به دیوار و نگاه رو به جلو باشد. شانه‌ها را شل کرده و پاها یک قدم جلوتر از دیوار و به عرض شانه از هم باز باشند. یک بالش لوله شده و یا یک توپ بین دو پای بیمار قرار می‌گیرد. سپس بیمار باید با حفظ حالت خود بنشیند و همزمان توپ را بین زانوهای خود فشار دهد تا جایی که تقریباً به حالت نشسته شود، اما ران‌ها در راستای موازی زمین نرسند. در این حالت بایستی تقریباً ۱۰ ثانیه مکث کرده و سپس با حفظ حالت به آرامی بلند شود (شکل ۲-۸). این تمرین نیز در ۳ ست ۱۰ تایی انجام می‌شود.



شکل ۲-۸ حرکت ایزوتونیک، بلند شدن با حمایت دیوار با کمک توپ

۳- بلند شدن روی یک سطح یا پله:

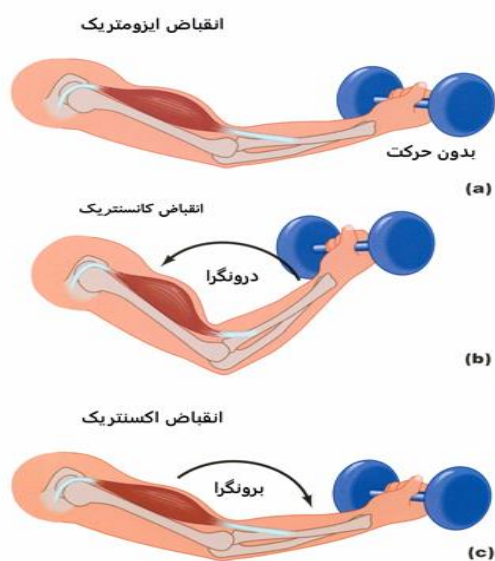
در این تمرین بیمار پای مصدوم را روی یک سطح صاف به ارتفاع تقریباً ۱۰ سانتی‌متر و پای سالم را روی زمین قرار می‌دهد (شکل ۲-۹). سپس روی پای مصدوم بلند شده و زانو را صاف می‌کند. در این حالت پای سالم از روی زمین بلند شده و وزن روی پای صدمه دیده قرار می‌گیرد. سپس پای سالم به حالت اولیه برمی‌گردد. این حرکت در ۳ ست ۱۰ تایی انجام می‌شود.



شکل ۲-۹ حرکت ایزوتونیک، بلند شدن روی یک سطح یا پله

۲.۲ انواع انقباض عضله

به طور کلی، انقباض عضله را می‌توان به سه دسته تقسیم نمود که عبارتند از: ایزومتریک^۱، ایزوتونیک^۲ و ایزوکینتیک^۳. در برخی منابع، از انواع انقباض به این سه نوع اشاره شده است: درونگرا، ایستا و برونگرا (شکل ۲-۱۰).



شکل ۲-۱۰ انواع انقباض عضله

¹ Isometric contraction

² Isotonic contraction

³ Isokinetic contraction

۱- انقباض ایزومتریک یا ایستا

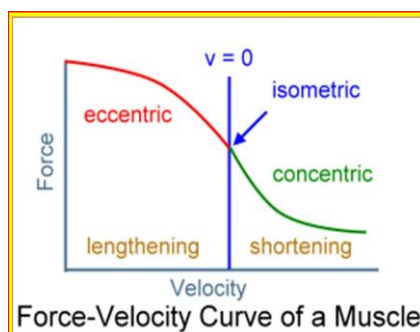
عضلات می‌توانند بدون حرکت کردن، عمل کنند. در این حالت، عضله بدون این که تغییری در طولش به وجود آید، نیرو تولید می‌کند. به این حالت انقباض ایستا یا انقباض ایزومتریک عضله می‌گویند، زیرا زاویه‌ی مفصل تغییر نمی‌کند. انقباض ایزومتریک زمانی رخ می‌دهد که برای مثال سعی شود جسمی بلند شود که سنگین‌تر از نیروی تولید شده توسط عضله باشد، یا زمانی که آرنج خم است و زنه‌ای برای مدتی به طور ثابت در دست نگه داشته شود.

۲- انقباض ایزوتونیک

شامل تولید تنش در عضله به منظور ایجاد یا کنترل حرکت در مفصل می‌باشد. تغییرات تنش در عضله به واسطه تغییر در زاویه مفصل رخ می‌دهد.

۳- انقباض ایزوکینتیک

نوع خاصی از فعالیت دینامیک عضله است. سرعت انقباض در کل دامنه حرکت ثابت می‌باشد. در کل دامنه حرکت تنش عضله حداکثر است. بهترین نوع انقباض برای افزایش قدرت و سرعت عضله می‌باشد و میزان آسیب عضله حداقل است اما دستگاه‌های آن گران قیمت می‌باشد. در شکل ۱۱-۲ منحنی نیرو بر حسب سرعت عضله در انواع انقباضات آن نشان داده شده است.



شکل ۱۱-۲ توصیف منحنی نیرو و سرعت در انواع انقباضات ماهیچه

۳.۲ عضلات مفصل زانو

عضلاتی که در حرکات زانو نقش دارند شامل دو گروه اصلی هستند:

- ۱- گروه خم کننده^۱ (فلکسوری): این گروه شامل هفت عضله است که سه عضله‌ی نیم‌وتتری^۲ (سمی تندینوسوس)، نیم‌غشایی^۳ (سمی ممبرانوسوس) و دوسر رانی^۴ (بایسپس فموریس) از مهم‌ترین‌های آن هستند. به سه عضله فوق عضلات همسترینگ^۵ گفته می‌شود (شکل ۱۲.۲).
- ۲- گروه صاف کننده یا راست کننده^۶ (اکستنسوری): این گروه نیز شامل چهار عضله‌ی مستقیم رانی^۷ (رکتوس فموریس)، عضله پهن داخلی^۸ (واستوس مدیالیس)، عضله پهن خارجی^۹ (واستوس لترالیس)، عضله پهن میانی^{۱۰} (واستوس اینترمدیوس) می‌باشد. به چهار عضله فوق عضلات چهارسر رانی^{۱۱} گفته می‌شود (شکل ۱۲-۲).

۱.۳.۲ همسترینگ

در این گروه انتهای ماهیچه‌های نیم‌غشایی و نیم‌وتتری به درشت‌نی و انتهای ماهیچه دوسر رانی به هر دو استخوان ساق اتصال دارد. ماهیچه‌های همسترینگ علاوه بر خم کردن زانو که عمل اصلی

¹ Flexor muscles

² Semitendinosus

³ Semimembranosus

⁴ Biceps femoris

⁵ Hamstring muscles

⁶ Extensor muscles

⁷ Rectus femoris

⁸ Vastus medialis

⁹ Vastus lateralis

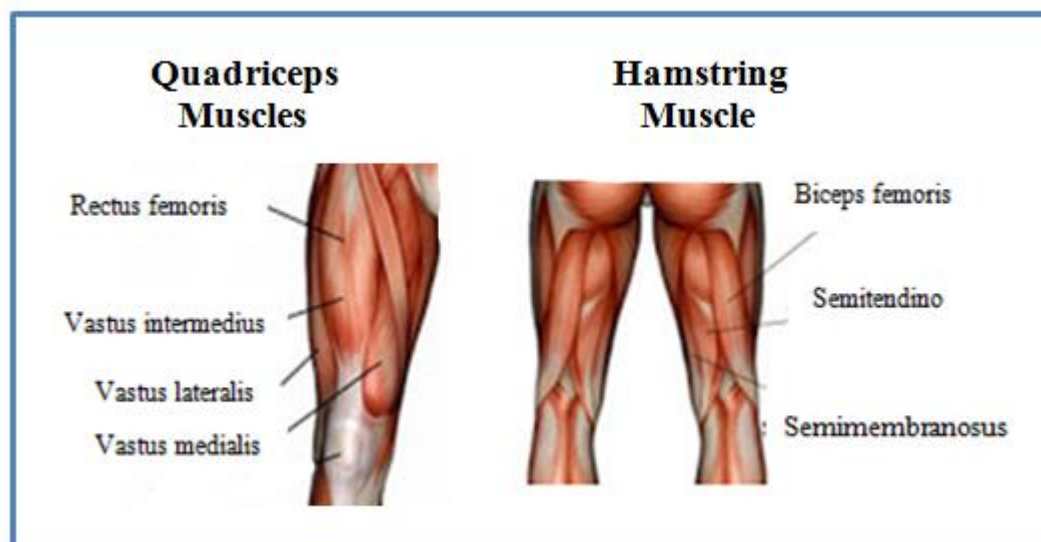
¹⁰ Vastus intermedius

¹¹ Quadriceps muscles

آنها است، در چرخش زانو نیز دخالت دارند. ماهیچه دوسر رانی در چرخش خارجی و دو ماهیچه دیگر (نیم وتری و نیم غشایی) در چرخش داخلی زانو نقش دارند. عمل دیگر این ماهیچه‌ها صاف کردن (اکستانسیون) مفصل ران است.

۲.۳.۲ چهارسر رانی

ماهیچه چهارسر رانی عضله‌ای است که در جلو و طرفین استخوان ران قرار داشته و از طریق تاندون عضله چهارسر به قاعده کشکک و بوسیله رباط کشکی یا تاندون کشکی به برجستگی استخوان درشت نی متصل می‌گردد. مهم‌ترین نقش این عضله، صاف کردن زانو (بلند کردن ساق پا) است. ضعف چهارسر رانی باعث کاهش ثبات زانو می‌گردد. همچنین عقب‌زدگی زانو ممکن است به علت نقص عملکرد این عضله اتفاق افتد.



شکل ۲-۱۲ عضلات چهارسر رانی و همسترینگ

۴.۲ 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.

۱.۴.۲ الکترومایوگراف (EMG SET)

الکترومایوگرافی با استفاده از ابزاری به نام الکترومایوگراف به ضبط سیگنال‌هایی به نام الکترومایوگرام (EMG) می‌پردازد. یک الکترومایوگراف پتانسیل‌های الکتریکی تولید شده توسط سلول‌های عضلانی در حال انقباض و نیز استراحت را مشخص می‌کند. سیستم داخلی یک دستگاه ثبت EMG از بخش‌های مختلفی تشکیل شده است که به ترتیب عبارتند از:

- پیش تقویت کننده (یک امپلی فایر تفاضلی برای حذف نویز ورودی الکترودها)
- تقویت کننده (یک تفاضلی با امپدانس ورودی بالای ۱۰ کیلو اهم، خازن ورودی کم، $CMRR \geq 90db$ و سیگنال به نویز خوب)
- فیلتر (یک پایین‌گذر با $f_c = 500hz$ و یک بالاگذر با $f_c = 10hz$)
- مبدل آنالوگ به دیجیتال (فرکانس نمونه‌برداری مطلوب: بیشتر از یک کیلوهرتز)
- پردازشگر سیگنال دیجیتالی و نمایشگر (در صورت لزوم)

این دستگاه بسته به کاربرد، در ابعاد مختلف و با ویژگی‌ها و قابلیت‌های گوناگونی در دسترس

است. از جمله آن‌ها می‌توان به **BLUEMYO**، **Data Log**، **TruTrace EMG**، **Biomonitor**

و **ME6000** اشاره کرد. چند نمونه از این دستگاه‌ها در شکل ۲-۱۳ نمایش داده شده است.



شکل ۲-۱۳ نمونه‌هایی از دستگاه ثبت EMG

۲.۴.۲ سیگنال الکترومایوگرام (EMG)

منشأ سیگنال

پتانسیل استراحت غشا در حدود -70 میلی ولت می‌باشد. اگر غشا را تحریک بدهیم، که این تحریک می‌تواند الکتریکی یا مکانیکی باشد، باعث ورود سدیم به داخل سلول می‌شود و داخل مثبت‌تر می‌شود و بر اثر دپلاریزاسیون، پتانسیل غشا به $+40$ میلی ولت می‌رسد. در این حالت گفته می‌شود که یک "پتانسیل عمل"^۱ اتفاق افتاده است (شکل ۲-۱۴).

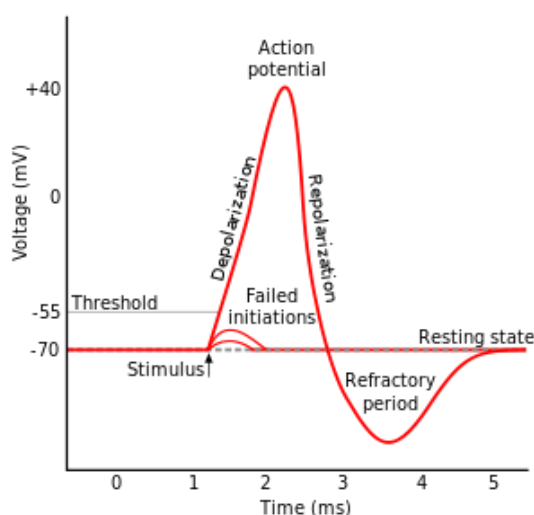
واحد حرکتی^۲ (MU) کوچکترین واحد عملی است که می‌تواند برای تشریح کنترل عصبی روند انقباض عضلانی بکار رود. واحد حرکتی شامل یک فیبر عصبی (آلفا نورون) و تمام فیبرهای عضلانی است که به آن وصل شده و از آن تغذیه می‌کنند. وقتی یک واحد حرکتی ناگهان تحریک می‌شود، پتانسیل عمل نورون محرک به عضله منتقل می‌شود. جایی که عصب به عضله متصل می‌شود، اتصال عصبی-عضلانی نامیده می‌شود. وقتی پتانسیل عمل از این سو به آن سوی اتصال عصبی-عضلانی

¹ Action potential

² Motor Unit

فرستاده شد یک پتانسیل عمل در تمام فیبرهای عضلانی متصل به آن واحد محرک ایجاد می‌شود. مجموع تمام این فعالیت الکتریکی " پتانسیل عمل واحد حرکتی "^۱ (MUAP) نامیده می‌شود.

این فعالیت الکتروفیزیولوژیک که از واحدهای حرکتی متعددی به دست می‌آید، در حوزه زمان بصورت یک سیگنال ظاهر می‌شود که به آن سیگنال الکترومایوگرام (EMG) گفته می‌شود. ساختار واحد محرک، نوع فیبرهای عضلانی واحد محرک، نوع متابولیکی فیبرهای عضلانی و بسیاری عوامل دیگر بر شکل پتانسیل‌های واحد حرکتی در الکترومایوگرام اثر می‌گذارد.



شکل ۲-۱۴ نمایش پتانسیل عمل غشا

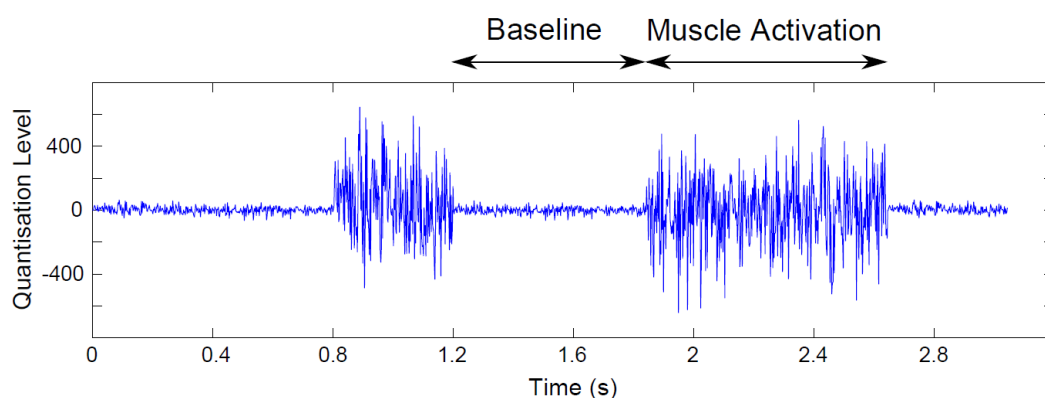
مشخصه‌های سیگنال

ماهیت سیگنال EMG یک فرآیند تصادفی غیر ایستا است. دامنه و طیف فرکانسی آن حتی با ثابت نگه داشتن فعالیت ماهیچه، تغییر می‌کند که با تقریب قابل قبولی در فواصل کوتاه زمانی ایستا است. سیگنال EMG دوقطبی، با خط مبنا^۲ی صفر است و بسته به نحوه برداشت سیگنال (سطحی یا

¹ Motor Unit Action Potential

² Baseline

عمقی) دامنه‌ای بین ۰/۱ تا ۱ میلی ولت دارد و دارای محدوده فرکانسی ۱۰ تا ۱۰۰۰ هرتز می‌باشد. تغییر حالت انقباضی عضله، مشخصات زمانی و فرکانسی سیگنال EMG را تغییر می‌دهد. در شکل ۲-۱۵ نمونه‌ای از یک سیگنال الکترومایوگرام نشان داده شده است.



شکل ۲-۱۵ سیگنال EMG

فاکتورهای مؤثر روی EMG

سیگنال EMG در طول مسیرش از غشاء عضله تا الکترودها تحت تاثیر عوامل داخلی و خارجی مختلفی قرار دارد که شکل و مشخصه آن را تغییر می‌دهند. این عوامل بطور اساسی به صورت ذیل دسته‌بندی می‌شوند:

- خصوصیات بافت
- تداخل فیزیولوژیکی^۱
- تغییر شکل اندام بین الکترودها و عضله
- نویز خارجی
- الکترودها و تقویت کننده‌ها
- محل قرارگیری الکترودها بر روی عضله
- درست‌نماهای حرکتی

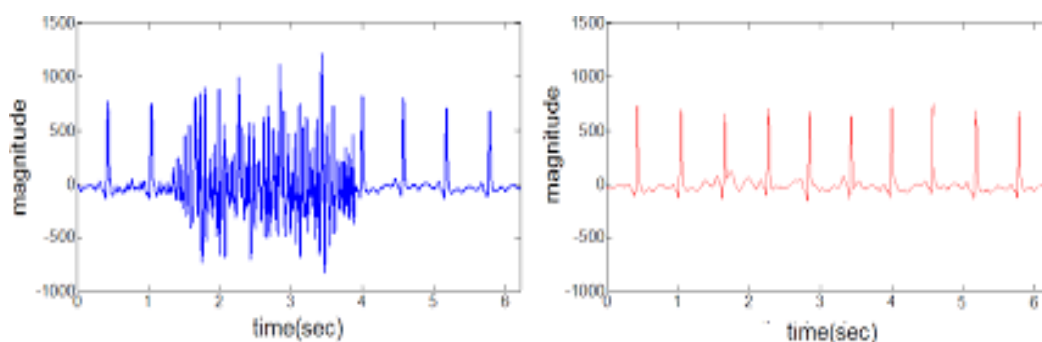
¹ Physiological Crosstalk

۱- خصوصیات بافت

بدن انسان رسانای خوب الکتریکی است ولی این رسانایی با توجه به نوع بافت، ضخامت، تغییرات فیزیولوژیکی و دما تغییر می‌کند. این شرایط از موضعی به موضع دیگر شدت تغییر می‌کنند و مانع از مقایسه کمی پارامترهای محاسبه شده از دامنه سیگنال EMG پردازش نشده می‌شوند.

۲- تداخل فیزیولوژیکی (Crosstalk)

عضلات مجاور هم، مقدار قابل توجهی سیگنال EMG تولید می‌کنند که در محل الکتروود، ردیابی می‌شود. بطور معمول این Crosstalk از ۱۰ تا ۱۵ درصد مقادیر کل EMG تجاوز نمی‌کند و یا اصلاً موجود نیست. با این وجود باید موارد احتیاطی برای تنظیمات دقیق داخل گروه عضلات رعایت شود. همچنین سیگنال ECG می‌تواند در ثبت EMG تداخل ایجاد کند خصوصاً هنگامی که EMG، مربوط به اندام فوقانی و شانه‌ها باشد. این اثرات به آسانی قابل رویت هستند (شکل ۲-۱۶) و الگوریتم‌های جدیدی برای از بین بردن آن‌ها وجود دارد.



شکل ۲-۱۶ راست: سیگنال ECG، چپ: تداخل EMG با ECG

۳- تغییر در هندسه بطن عضله و محدوده الکترودها

هرگونه تغییر فاصله بین مبدا سیگنال و محدوده ردیابی و خواندن آن، شکل سیگنال را تحت تاثیر قرار می دهد. این مسئله یکی از مشکلات اصلی در مطالعات حرکت دینامیک می باشد و می تواند از فشار خروجی تاثیر گرفته باشد.

۴- نویز خارجی

در محیطهایی که نویز زیاد دارند باید احتیاط لازم رعایت شود. بیشترین نویز بر اثر زمین کردن نادرست تجهیزات، نویز دستگاههای الکترونیکی و مغناطیسی، نویز برق شهری و ... می باشد.

۵- الکتروود و تقویت کنندهها

کیفیت نامطلوب الکتروودها و نیز نویز داخلی تقویت کنندهها ممکن است مقداری به خط مبنای سیگنال الکترومایوگرام اضافه کنند. نویز داخلی تقویت کننده نباید از ۵ ولت rms تجاوز کند.

۶- محل قرارگیری الکتروود بر روی عضله

طبق استاندارد SENIAM مکان الکتروودها بسته به نوع عضله متفاوت است. بنابراین برای دریافت و ثبت سیگنال دقیق و معتبر از عضله مورد نظر، بایستی مکان دقیق الکتروودگذاری مشخص شود و در نصب الکتروودها دقت کافی داشت.

۷- درستنمای حرکتی

یکی از نویزهای همیشگی در سیگنالهای EMG وجود درستنماهای حرکتی است که بدلیل جابجایی الکتروود روی پوست و جابجایی سیمهای متصل در حین حرکت اندام رخ می دهد.

¹ Artifact

۳.۴.۲ انواع الکتروود

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

الف - الکتروود سطحی

الکتروودهای سطحی خود به دو گروه تقسیم می‌شوند. گروه اول الکتروودهای فعال که در سطح آنها تقویت‌کننده وجود دارد و امپدانس را بهبود می‌بخشد. (برای این الکتروودها نیازی به استفاده از ژل نیست و این الکتروودها در دستنمای حرکتی را کاهش و نسبت سیگنال به نویز را افزایش می‌دهند). الکتروود دیگر، الکتروود غیر فعال است که سیگنال EMG را بدون تقویت‌کننده درونی آشکارسازی می‌کنند و لذا کاهش تمام مقاومتهای پوست تا حد ممکن برای آن اهمیت می‌یابد (لذا نیاز به ژل هادی و آماده‌سازی پوست دارند). با الکتروود غیرفعال نسبت سیگنال به نویز کاهش یافته و بسیاری از دستنماهای حرکتی همراه با تقویت سیگنال اصلی، تقویت می‌شوند. مزیت‌های الکتروود سطحی این است که کاربرد آنها بدون درد است، قابلیت تکرار بیشتری دارند، کاربرد آنها ساده است و برای تست‌های حرکتی مناسب است. از معایب الکتروودهای سطحی این است که ناحیه آشکارسازی آنها وسیع بوده و لذا پتانسیل‌هایی از عضلات کناری را نیز ثبت می‌کنند. به علاوه این الکتروودها تنها برای عضلات سطحی کاربرد دارند. پهنای باند الکتروودهای سطحی بین ۱۰ تا ۶۰۰ Hz می‌باشد.

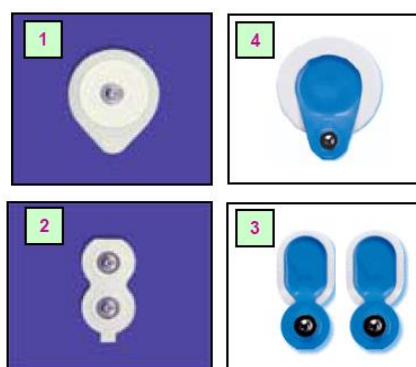
سیگنال‌های EMG جمع‌آوری شده توسط این نوع الکتروودها را سیگنال‌های الکترومایوگرام

سطحی^۳ (sEMG) می‌نامند (شکل ۲-۱۷).

¹ Surface electrode

² Fine-wire electrode

³ Surface Electromyogram

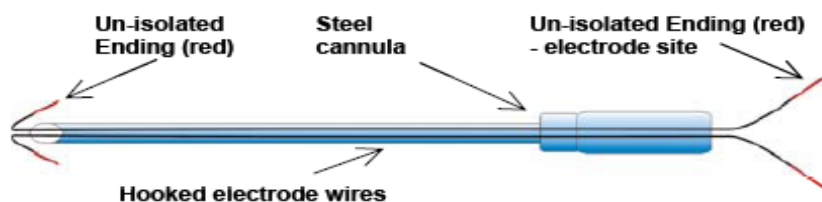


شکل ۲-۱۷ چند نمونه از الکترودهای سطحی

ب - الکترود سوزنی (سیم باریک)

الکترودهای سیم باریک برای ورود به درون عضله به یک سوزن نیاز دارند. مزایای الکترودهای سوزنی عبارتند از: پهنای باند وسیع، ناحیه آشکارسازی اختصاصی‌تر، توانایی مطالعه عضلات عمقی، جداسازی بخش‌های مشخص عضلات بزرگ و توانایی مطالعه عضلات کوچک که آشکارسازی آنها به دلیل اثر عضلات کناری (crosstalk) با الکترودهای سطحی غیر ممکن است. از معایب این الکترودها این است که فروکردن سوزن باعث ایجاد ناراحتی می‌شود و این باعث افزایش گرفتگی و سفتی در عضله می‌گردد، انجام تست با این الکترودها تکرارپذیری کمتری دارد چون قراردادن مجدد سوزن و سیم نازک در همان محل قبلی در عضله مشکل است. به علاوه ممکن است که درمانگر برای تعیین دقیق محل الکترود آن را تکان دهد و باعث افزایش ناراحتی بیمار شود. با این وجود برای برخی عضلات مشخص، الکترودهای سوزنی تنها امکان برای بدست آوردن اطلاعات می‌باشد. الکترودهای سوزنی دارای فرکانس بالاتری نسبت به الکترودهای سطحی هستند و فعالیت یک واحد حرکتی را نیز ثبت می‌کنند. پهنای باند آنها بین ۲ تا ۱۰۰۰ Hz است.

سیگنال‌های EMG جمع‌آوری شده توسط این نوع الکترودها را سیگنال‌های الکترومایوگرام درون ماهیچه‌ای^۱ (iEMG) می‌نامند (شکل ۲-۱۸).



شکل ۲-۱۸ نمونه‌ای از الکترودهای سوزنی

نقاط استاندارد الکترودگذاری

مکان دقیق نقاط الکترودگذاری بر روی ماهیچه‌های بدن در ثبت سیگنال EMG تاثیر بسزایی دارد. نقاط الکترودگذاری برای زانو در شکل ۲-۱۹ نشان داده شده است.



شکل ۲-۱۹ نقاط الکترودگذاری بر روی عضلات چهارسرانی زانو [۳۱]

^۱ Intramuscular Electromyogram

نکات مهم در هنگام استفاده از الکترودها

پس از آماده‌سازی تجهیزات لازم برای ثبت و مشخص کردن مکان‌های الکتروگذارایی بر حسب نوع عضله، به منظور دریافت یک سیگنال قابل قبول از سطح پوست، رعایت نکات زیر در هنگام نصب الکترودها توصیه می‌شود:

۱. محل قرار گرفتن الکترودها توسط الکترول یا مواد دیگر از هر گونه آلودگی کاملاً پاک شود.
۲. برای بهبود هدایت الکتریکی بین پوست و الکترودها و رفع اغتشاش حرکتی، لایه مرده پوست را با سمباده نرم سابانده و نیز از ژل مناسب در زیر الکترودها استفاده شود.
۳. برای از بین بردن اثر پتانسیل نیم پیل، از الکترودها با پوشش کلرید نقره استفاده شود.
۴. الکترودها و سیم‌های آن در پایدارترین وضعیت ممکن و در موقعیت مناسب بر روی پوست قرار گیرند.
۵. برای انتقال سیگنال از الکترودها به تقویت‌کننده از کابل‌های شیلد شده مخصوص استفاده شود.
۶. هر جفت الکترودها یک کانال، با فاصله ۲-۳ سانتی‌متری از هم و بر روی بطن عضله قرار بگیرند.

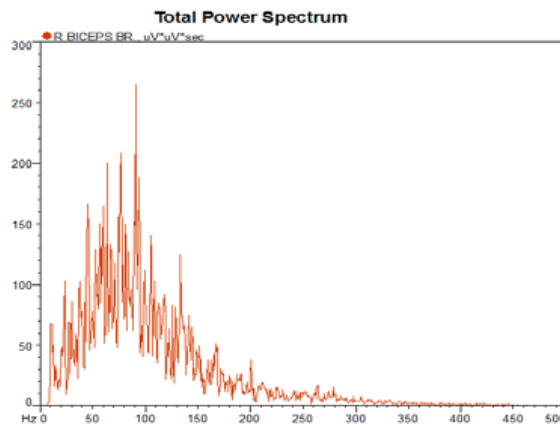
۴.۴.۲ بررسی صحت سیگنال EMG ثبت شده

پس از آماده‌سازی پوست و الکتروگذارایی روی نقاط مورد نظر، سیگنال ثبت شده توسط دستگاه الکترومایوگراف بایستی دارای مشخصه‌های مطلوب یک سیگنال EMG باشد تا برای پردازش معتبر باشد. بدین منظور بایستی موارد زیر بررسی شود:

- تست امپدانس (مطابق شکل ۲-۲۰ برای یک ثبت نرمال، امپدانس بین پوست و الکتروود بایستی حداکثر بین ۱۰ تا ۳۰ کیلو اهم باشد).
- اطمینان از صحت ویژگی‌های سیگنال (دوقطبی بودن و داشتن دامنه مطلوب)
- بررسی خط مبنای سیگنال (سیگنال باید فاقد خط مبنا باشد).
- بررسی وجود یا عدم وجود اثر درستنماهای حرکتی در سیگنال و تلاش برای رفع آن‌ها
- متناسب بودن تغییرات دامنه و فرکانسی سیگنال با تغییر شدت انقباض
- آنالیز فرکانسی سیگنال (با بررسی چگالی طیفی توان سیگنال و تبدیل فوریه آن (شکل ۲-۲۱)، فرکانس سیگنال باید ۱۰ تا ۵۰۰ هرتز باشد و فاقد فرکانس برق شهری (۵۰ هرتز) و هارمونیک‌های آن باشد).

Impedance range (KOhm)	Recommendation
1 - 5	-very good condition
5 - 10	- good and recommended if feasible
10 - 30	- acceptable for easy conditions
30 - 50	- less good, attention is needed (see next chapter)
> 50	- should be avoided or requires a second cleaning run

شکل ۲-۲۰ محدوده امپدانس مطلوب بین پوست و الکتروود در ثبت EMG [۳۲]



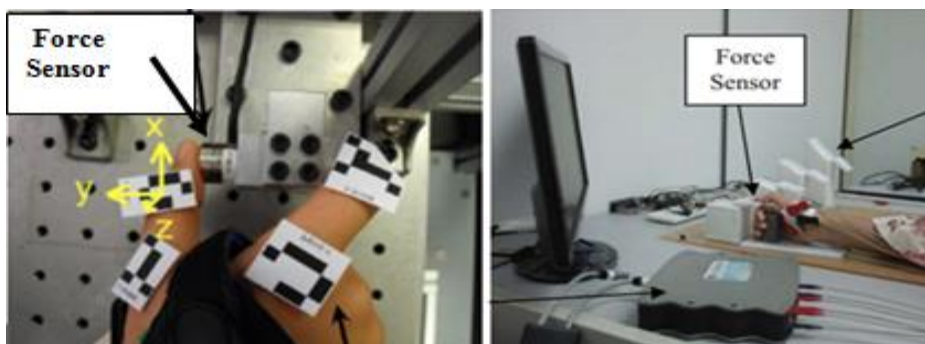
شکل ۲-۲۱ چگالی طیفی توان یک نمونه سیگنال EMG سطحی [۳۲]

۵.۲ اندازه‌گیری تجربی نیروی عضله

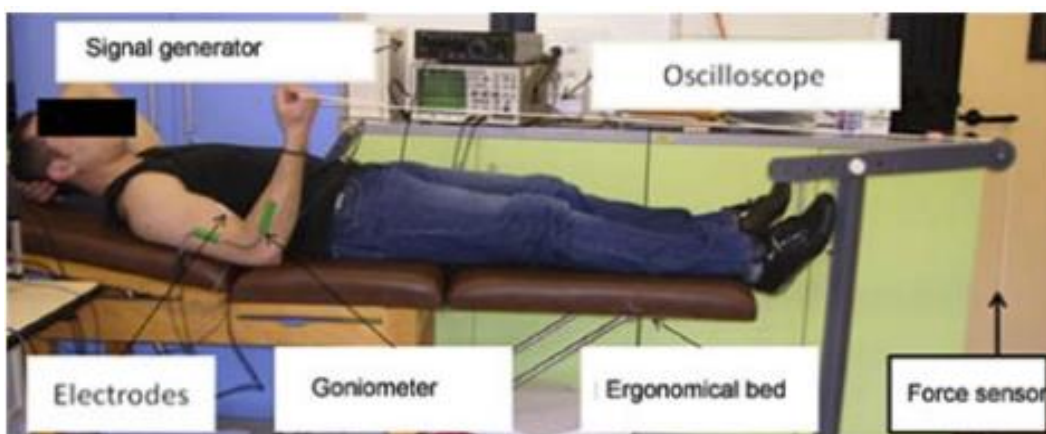
نیرو و قدرت عضلات را می‌توان با لودسل‌ها و سنسورهای نیرو، اندازه‌گیری کرد. لودسل‌ها در انواع مختلف فشاری، کششی و خمشی و در شکل و اندازه‌های متفاوت وجود دارند (شکل ۲-۲۲). برای اندازه‌گیری نیروی عضله، بسته به نوع و شکل اندام موردنظر و جهت حرکت آن و میزان نیروی وارده از طرف اندام، نوع، شکل و میزان تحمل و حساسیت سنسور تعیین می‌گردد. معمولاً خروجی این سنسورها ولتاژ بوده و مقدار نیرو طبق یک رابطه خطی یا غیرخطی با آن، قابل محاسبه است. مکان قرارگیری سنسور نیز در اندازه‌گیری صحیح و دقیق نیروی عضله نقش مهمی دارد. برای مثال برای اندازه‌گیری نیروی انگشت شست، بازو و زانو لودسل به ترتیب مطابق شکل‌های ۲-۲۳، ۲-۲۴ و ۲-۲۵ نصب می‌گردد.



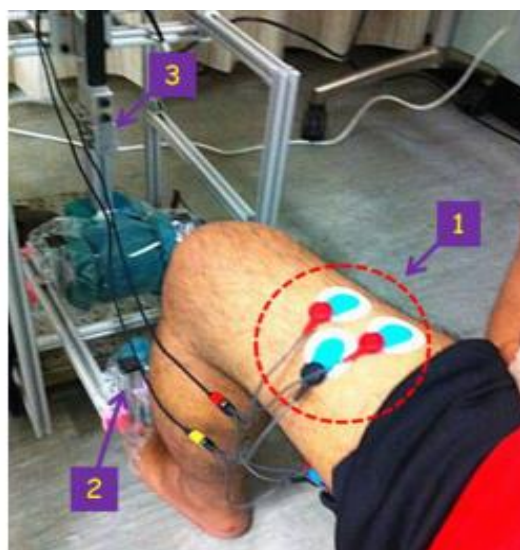
شکل ۲-۲۲ به ترتیب از راست به چپ: لودسل فشاری، کششی و خمشی



شکل ۲-۲۳ محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی انگشت شست [۱۰، ۲۳]



شکل ۲-۲۴ محل سنسور نیرو برای اندازه‌گیری نیروی بازو [۳۴]



شکل ۲-۲۵ محل سنسور نیرو در اندازه‌گیری نیروی زانو. ۱. الکتروود ۲. پدال ۳. سنسور نیرو [۳۵]

۶.۲ پیش‌پردازش^۱ سیگنال‌های EMG و نیرو

سیگنال خام EMG به راحتی توسط عوامل خارجی مانند نویز الکتروود، درستنماهای حرکتی، نویز خطوط انتقال، نویز محیط و برق شهری و نویز ذاتی موجود در تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی، آلوده می‌شود. همچنین بدلیل وجود تقویت‌کننده‌های قوی موجود در الکتروودها یا دستگاه اثر این نویزها نیز بیشتر می‌شود. به همین خاطر برای حذف نویز، تمیز کردن و آماده کردن سیگنال برای پردازش و تحلیل و بررسی‌های بعدی مانند تشخیص نوع و جهت حرکت عضله یا اندام، تخمین گشتاور مفصل و نیروی عضله و ... لازم است تا پیش‌پردازش‌هایی بر روی سیگنال انجام شود. مطابق با تحقیقات، پژوهش‌ها و مقالاتی که اخیراً منتشر شده‌اند، پیش‌پردازش‌هایی که بر روی سیگنال الکترومایوگرام سطحی انجام می‌شود شامل همه یا برخی از موارد ذیل می‌باشد:

۱. حذف مؤلفه‌ی dc سیگنال،

۲. گذر از یک فیلتر پایین‌گذر 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،

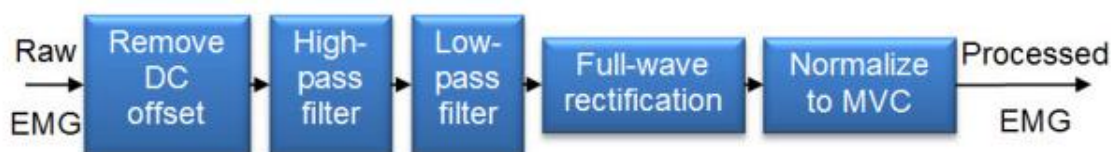
۶. نرم‌کنندگی سیگنال،

۷. نرمال‌سازی (با MVC هر فرد).

¹ Signal Pre-Processing

❖ بیشینه انقباض ارادی^۱ (MVC): بیشترین انقباض یک عضله که یک فرد می‌تواند انجام دهد، MVC آن فرد گویند. معمولاً از این مقدار برای نرمال‌سازی داده‌های EMG هر فرد استفاده می‌شود.

در شکل ۲-۲۶ یک نمونه از روش‌های پیش‌پردازش سیگنال EMG مشاهده می‌شود.



شکل ۲-۲۶ مراحل پیش‌پردازش سیگنال EMG [۲۴]

سیگنال خام نیرو نیز 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 پیش‌پردازش‌های ساده‌ای مانند زیر انجام می‌شود:

۱. حذف مقدار بایاس سیگنال،

۲. حذف نویز برق شهری،

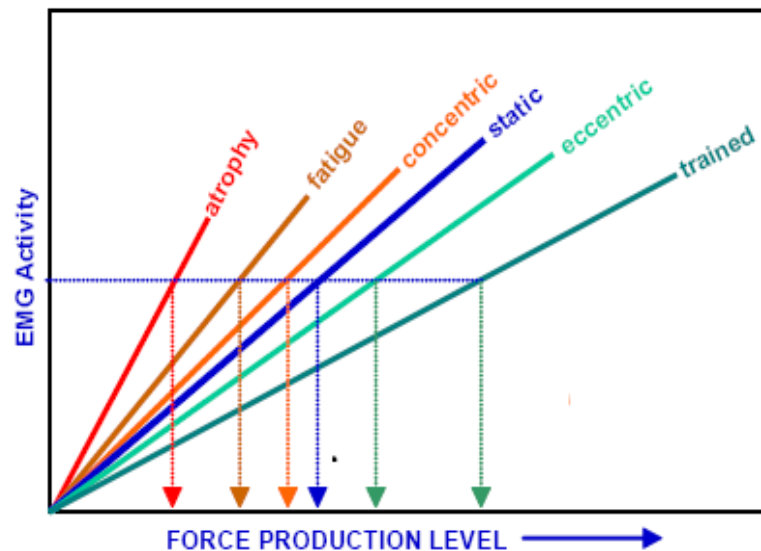
۳. نرم‌کنندگی سیگنال،

۴. نرمال‌سازی.

¹ Maximum Voluntary Contraction

۷.۲ رابطه EMG و نیرو

ماهیچه‌های اسکلتی برای حرکت اندام‌ها یا حفظ تعادل بدن در حالت ایستا یا در حین حرکت، نیرویی تولید می‌کنند که این نیرو با شکل هندسی ماهیچه، نوع و شدت انقباضات آن، خواص الاستیک بافت ماهیچه، تاندون‌ها و رباط‌ها، الگوی حرکت اندام و وضعیت سلامت فرد متناسب است. همچنین وضعیت خستگی^۱ عضله از پارامترهای بسیار مؤثر در میزان نیروی تولید شده می‌باشد. بنابراین در حالت کلی رابطه EMG و نیرو یک رابطه غیرخطی است. اما در یک حالت خاص و با حذف دیگر پارامترها، تقریباً یک رابطه تناسبی با هم دارند که ضریب تناسب آن نیز در شرایط مختلف، متفاوت است. این رابطه در شکل ۲-۲۷ نمایش داده شده است.



شکل ۲-۲۷ رابطه تناسبی بین EMG و نیروی عضله در حالت‌های مختلف [۳۲]

^۱ Fatigue

۸.۲ تخمین نیروی عضله مبتنی بر sEMG

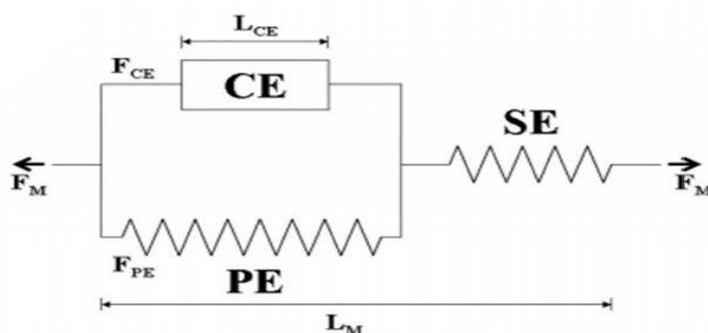
این مسلم است که sEMG، که نشان دهنده درجه فعالسازی^۱ ماهیچه است، به شدت با نیروی ماهیچه در ارتباط است. با این حال بزرگترین نقطه ضعف در پیش بینی نیروی عضلانی از داده sEMG این واقعیت هست که نیروی تولید شده توسط عضله را نمی توان بطور مستقیم اندازه گیری کرد. اندازه گیری غیرمستقیم نیروی عضلانی همراه است با سایر عوامل غیرقابل پیش بینی مؤثر بر نیروی شناسایی شده و نه لزوماً داده sEMG. علاوه بر این اغلب شناسایی و تفسیر صحیح sEMG دشوار است. در انقباضات ایزومتریک رابطه sEMG و نیرو، برای هر عضله و هر وضعیت هندسی که در آن انقباض رخ می دهد متفاوت است. اگر انقباضات دینامیکی در نظر گرفته شوند وضعیت بسیار پیچیده تر می شود [۳۶].

برای برآورد اندازه نیروی ماهیچه ای توسط سیگنال های الکترومایوگرام سطحی، روش های زیادی در مقالات ارائه شده است. از جمله این روش ها می توان به روش های فیزیولوژیکی و مدل سازی ماهیچه و پارامترهای آن (مانند مدل Hill)، و روش های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی مبتنی بر ورودی-خروجی مانند الگوریتم ژنتیک (GA)، الگوریتم شناسایی آبخاری موازی (PCI)، شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و روش های مختلف رگرسیون خطی و غیرخطی اشاره کرد. در ادامه چند نمونه از این روش ها بیان شده است.

¹ activation

۱.۸.۲ مدل هیل (Hill)

مدلسازی عملکرد عضله تقریباً از سال ۱۹۵۰ گسترش یافته است؛ ولیکن بررسی رفتار مکانیکی ماکروسکوپی عضله از اوایل سال ۱۹۲۰ با کار هیل و همکارانش آغاز شده بود. اولین کوشش‌ها در جهت کمی کردن مشخصات مکانیکی عضله مدل‌های لوین^۱ (۱۹۲۷ م) و هیل (۱۹۳۰ م) بوده است. مدل لوین شامل یک واحد کششی نامیرا و یک واحد کششی میرا (ترکیب موازی فنر و ضربه‌گیر) می‌باشد. در سال ۱۹۳۸ نظریه چسبنده-کشسان مدل لوین، بوسیله هیل رد شد [۳۷]. مدل هیل شامل یک واحد کششی سری و یک واحد کششی موازی (واحد انقباضی) است (شکل ۲-۲۸) که ساختار داخلی واحد انقباضی نیز شامل نیروی حالت فعال و نیروی داخلی شبه فعال می‌باشد و این واحد خاصیت کششی غیرفعال عضله تحریک نشده را بیان می‌کند.



شکل ۲-۲۸ مدل هیل (Hill)

مدل عضلانی هیل یک مدل پدیدارشناختی ساده است که انقباض عضلات را توصیف می‌کند و اجازه می‌دهد که قدرت عضلات و نیروی حاصل از آن با توجه به فعالیت‌های عصبی فرآوری شده، تغییر طول عضله و سرعت انقباض برآورد شود [۳۸]. این مدل نشان دهنده یک عضله فعال است و

¹ Levin

متشکل از سه المان: عنصر انقباضی (CE)، عنصر سریال (SE)، و عنصر موازی (PE) می‌باشد. CE و PE نشان‌دهنده یک فیبر عضلانی فعال و غشای خارجی عناصر انقباضی هستند.

هنگامی که از عنصر الاستیک سریال در پل‌های عرضی^۱ CE صرف‌نظر شده است، به دلیل اینکه انرژی ذخیره شده در SE پل‌های عرضی بسیار کوچک است [۳۹]، SE را می‌توان به عنوان تاندون در نظر گرفت. هنگامی که نوروهای حرکتی، عضلات را تحریک به انقباض می‌کنند، CE شروع به کوتاه شدن می‌کند و نیروی کل عضله توسط معادله ۱-۲ محاسبه می‌شود:

$$F_{muscle} = F_{CE} + F_{PE} \quad (1-2)$$

CE عنصر اصلی مدل هیل است. تحت شرایط انقباض ایزومتریک، نیروی خروجی را می‌توان توسط معادله ۲-۲ توصیف کرد که a در آن ضریب فعالیت ماهیچه^۲ است و معیار اندازه در منحنی سهمی فعال است، f_L تابع نرمال شده نیرو-طول است و F_{CEmax} حداکثر نیروی عضلانی است که در بیشینه فعالیت تولید می‌شود. معادله نیرو-طول توسط رابطه ۳-۲ تعریف شده است که در آن L_{CE} طول عنصر CE، L_{CE0} طول فیبر مطلوب که در آن بیشترین قدرت عضله تولید می‌شود و ψ یک پارامتر موثر بر واریانس گاوسی است [۲۶].

$$F_{CE} = a \cdot f_L \cdot F_{CEmax} \quad (2-2)$$

$$f_L = e^{(-0.5(((\Delta L_{CE} / \Delta L_{CE0}) - 1) / \psi)^2)} \quad (3-2)$$

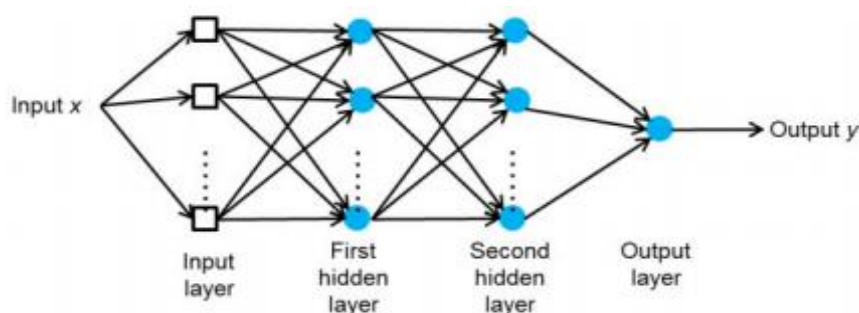
معادلات مفصل‌تر محاسبه نیرو توسط مدل عضلانی هیل، در مقالات [۸، ۳۸] شرح داده شده است.

¹ Cross-bridges

² muscle activation

۲.۸.۲ مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

یکی از روش‌های پرکاربرد در تخمین نیرو استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) است که ابزارهایی مهم در میان مباحث هوش محاسباتی^۱ به حساب می‌آیند. ANN یک مدل ریاضی با الهام از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مانند مغز انسان است. این شبکه از اتصالات لایه‌های متعددی از سلول‌های عصبی مصنوعی تشکیل شده است. واحدهای پردازش آن نرون نامیده می‌شود که به هم متصل و در لایه‌ها توزیع شده‌اند (شکل ۲-۲۹). هر واحد نرون از برخی واحدهای دیگر و یا از یک منبع خارجی ورودی دریافت می‌کند و خروجی نرون در هر لایه به ورودی نرون لایه دیگر متصل شده است. در حالت کلی یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها (لایه ورودی، لایه‌های پنهان، لایه خروجی) و وزن‌ها (خطوط اتصال و ارتباط بین نرون‌ها) می‌باشد و رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین نرون‌ها و الگوریتم آموزشی آن‌هاست.

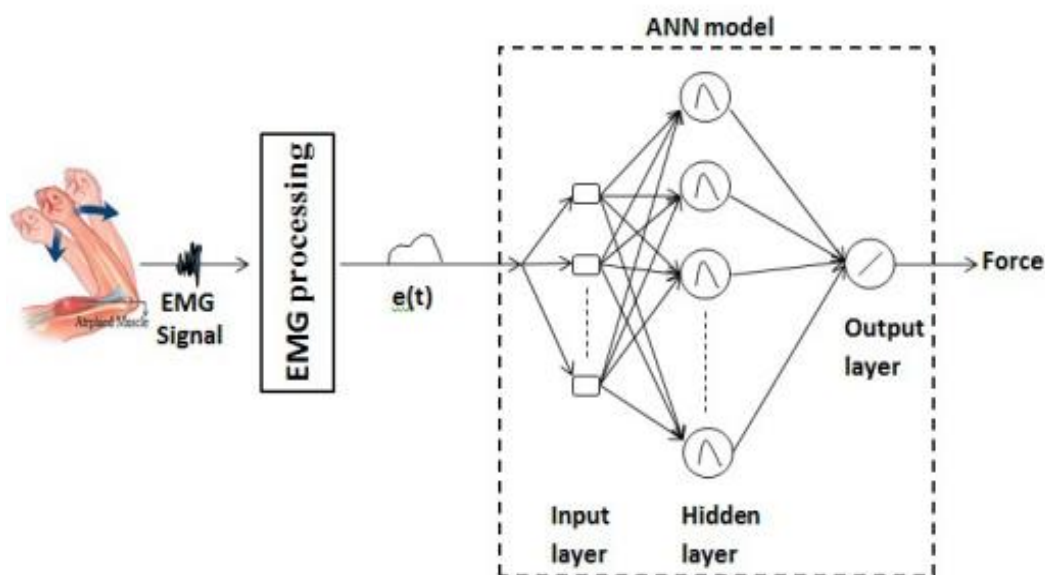


شکل ۲-۲۹ معماری گراف یک شبکه عصبی چندلایه [۳۵]

شبکه عصبی یک ابزار قدرتمند برای گرفتن ویژگی‌های ضروری از روابط EMG- نیروی عضله قابل انقباض بصورت پویا است و می‌تواند بطور گسترده برای پیش‌بینی نیروهای عضلانی بر اساس سیگنال‌های EMG، مورد استفاده قرار گیرد [۱۱]. مدل‌های شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی دقیق‌تری

¹ Computational Intelligence

از میزان نیرو انقباض عضلانی در شرایط غیرایزومتریک نسبت به مدل‌های پایه هیل هستند. دقت پیش‌بینی شبکه عصبی به ساختار شبکه بستگی دارد. از این رو مدل‌های مختلف شبکه عصبی از جمله شبکه عصبی پیشخور^۱ (شکل ۲-۳۰)، پس‌انتشار^۲ (BPNN)، بازگشتی^۳ NARX، تأخیر زمانی^۴ (TDNN) و فازی برگشتی^۵ (RFNN)، در مقالات متعددی برای تخمین نیروی عضلات مختلف توسط EMG در حالت استاتیکی و دینامیکی بکار رفته و نتایج قابل قبولی حاصل شده است [۱۱، ۲۷، ۳۳، ۴۰-۴۲].



شکل ۲-۳۰ مدل ANN در تخمین نیرو مبتنی بر EMG [۳۳]

- 1 Feedforward Neural Network
- 2 Back Propagation Neural Network
- 3 Nonlinear autoregressive exogenous model
- 4 Time Delay Neural Network
- 5 Recurrent Fuzzy Neural Network

۳

فصل سوم

روش پیشنهادی برای تخمین

نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر sEMG

۱.۳ پروتکل انجام آزمایش

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

۱. ابتدا تجهیزات لازم (مانند ربات فیزیوتراپ، دستگاه ثبت EMG، لودسل اندازه‌گیری نیرو، مبدل A/D، کامپیوتر، نقاله مندرج، الکتروود و ژل رسانا و ...) را آماده کرده و تنظیم و تست شوند.

۲. از چند فرد سالم و داوطلب برای انجام آزمایش دعوت شود.

۳. متناسب با عملکرد و کاربرد ربات مربوطه (FUM-PHYSIO) یک تمرین فیزیوتراپی مناسب برای زانو در نظر گرفته شود.

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

۵. پس از چسباندن الکتروودها و برقراری اتصالات لازم با انجام تمرین سیگنال‌های EMG و نیرو توسط نرم‌افزار متلب در مانیتور ربات مشاهده و در صورت داشتن صحت و اعتبار لازم، در کامپیوتر ثبت و ضبط می‌شوند.

قرار است داده‌های EMG ثبت شده و نیروی اندازه‌گیری شده توسط لودسل به عنوان ورودی و خروجی مدل پیشنهادی مورد استفاده قرار بگیرند. اما لازم به ذکر 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.

۱.۱.۳ سوژه‌های آزمایش

از ۶ فرد سالم (۳ مرد و ۳ زن) که سابقه هیچگونه بیماری، فعالیت ورزشی منظم، رژیم غذایی یا مصرف داروی خاصی را نداشته‌اند، برای انجام تست‌ها دعوت شد. افراد بطور داوطلبانه شرکت کردند و قبل از آزمایش، با نوع ثبت و نحوه انجام آن آشنا شدند. مشخصه‌های سن، وزن و قد افراد اندازه‌گیری شد که میانگین و انحراف معیار آن‌ها به ترتیب $22/5 \pm 5/01$ و $62/03 \pm 3/88$ و $170/33 \pm 8/21$ می‌باشد. افراد پای راست خود را موزدایی کرده و با چند تمرین اولیه و سبک برای انجام تست آماده شدند.

۲.۱.۳ روش تمرین فیزیوتراپی

در این آزمایش دو نوع تمرین ایزومتریک (کشش^۱ و خمش^۲) زانو در زاویه ۳۰ درجه بر روی ۶ فرد سالم انجام شد. ابتدا هر فرد بر روی صندلی فیزیوربات نشسته و پای راست خود را در داخل لینک نگهدارنده‌ی پا قرار می‌دهد. پا توسط دو تسمه، در داخل لینک ربات کاملاً ثابت می‌شود. سپس لینک مربوطه توسط موتور و نقاله مندرج، در یک زاویه مشخص قرار می‌گیرد. در ابتدای تمرین سه انقباض بیشینه از هر فرد ثبت شد و میانگین آن‌ها به عنوان مقدار بیشینه انقباض ارادی (MVC) آن فرد در نظر گرفته شد. در تمرین اول از فرد خواسته شد تا در جهت کشش و باز کردن زانو، به مدت ۴ ثانیه به لودسل بالایی لینک ربات، نیرو وارد کند و ۶ ثانیه استراحت نماید. این روند ۴ بار متوالی (بدون خستگی) انجام شد و سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی (sEMG) انقباضات عضلات چهارسر رانی و نیروی متناظر آن ثبت گردید. بطور مشابه در تمرین دوم، انقباضات در جهت خمش و بستن

¹ Extension

² Flexion

زانو صورت گرفت و سیگنال‌های sEMG عضله همسترینگ و نیروی وارد شده بر لودسل پایینی لینک، جمع‌آوری شد. در هر دو حالت سیگنال‌های sEMG و نیروی وارده به لودسل‌ها در زاویه ۳۰ درجه و در دو سطح ۳۰٪ و ۶۰٪ مقدار MVC هر فرد ثبت گردید.

۳.۱.۳ ربات FUM-PHYSIO

ربات FUM-PHYSIO یک ربات یک درجه آزادی با مفصل دورانی است که به منظور توانبخشی مفصل زانو و عضلات پا طراحی و پیاده‌سازی شده است (شکل ۳-۱). این ربات از تجهیزات مکانیکی، الکتریکی، کنترلی و پزشکی تشکیل شده است. قسمت مکانیکی شامل صندلی قابل تنظیم، سیستم محرک، نمایشگر انیمیشن، نقاله مندرج و مکانیزم اندازه‌گیری نیرو می‌باشد. در مکانیزم اندازه‌گیری نیرو از دو سنسور نیرو در بالا و پایین لینک دورانی استفاده شده است. قسمت کنترلی نیز شامل درایور موتور، برد کنترل حرکت و برد واسط می‌باشد. از تجهیزات پزشکی ربات می‌توان به دستگاه ثبت ECG و EMG، الکترودهای سطحی کلریدنقره، ژل رسانایی و ... اشاره کرد. جهت ارسال فرامین و دریافت داده‌ها از یک رایانه شخصی متصل به برد کنترل حرکت استفاده شده است. به منظور انجام تمرینات فیزیوتراپی و بازتوانی، بیمار بر روی صندلی می‌نشیند و پا را داخل لینک قرار می‌دهد. هم‌محوری زانوی بیمار با محور مفصل دورانی ربات در اندازه‌گیری صحیح زاویه زانوی بیمار، بسیار مهم است. سپس فرایند انجام تمرینات به دو صورت (ایزومتریک و ایزوتونیک) قابل انجام است. در حین تمرینات، سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی با دستگاه EMG و نیروی متناظر توسط سنسورهای نیرو ثبت و ضبط می‌شود. جهت تشویق بیمار برای انجام کامل تمرینات، میزان فعالیتش در صفحه نمایشگر بصورت یک بازی انیمیشنی قابل رؤیت است.



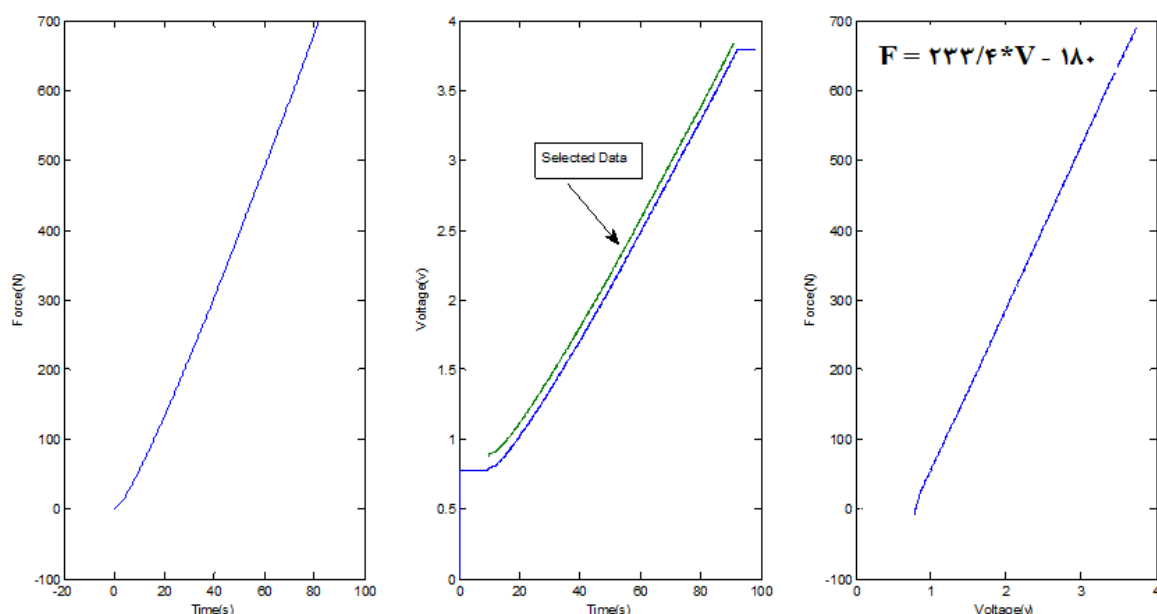
شکل ۱-۳ ربات FUM PHYSIO

۴.۱.۳ کالیبراسیون سنسورهای نیرو

برای تعیین رابطه دقیق ولتاژ-نیرو در دو سنسور نیروی فشاری Physio_Front و Physio_Back (مارک Dacell مدل CMM2_K100) که بر روی ربات FUM-PHYSIO نصب بود، لازم بود تا این دو سنسور کالیبره شوند. کالیبره کردن این دو سنسور، به کمک یک دستگاه فشار در آزمایشگاه خواص مکانیکی انجام شد. به این صورت که ابتدا توسط دستگاه فشار، از نیروی صفر تا ۷۰۰ نیوتن بطور پیوسته در طول زمان به سنسور اعمال شد و خروجی سنسور که ولتاژ است در هر لحظه از زمان بوسیله PC ثبت گردید. ضمن اینکه بطور همزمان مقدار نیروی اعمال شده (F) نسبت به میزان جابجایی (X) دستگاه که با سرعت ثابت ۰/۰۷ میلی‌متر بر دقیقه حرکت می‌کرد، توسط نرم

افزار مربوطه ثبت شد. لازم به ذکر است دستگاه فشار دارای یک $\text{Pre-load}=1 \text{ N}$ بوده که این مقدار از کل مقادیر نیروهای ثبت شده، کم شد.

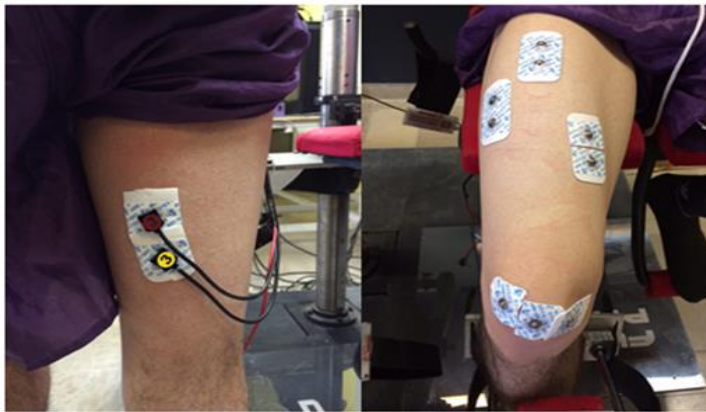
این آزمایش برای هر سنسور ۳ بار تکرار شد و داده‌های این ۶ آزمایش که شامل اطلاعات ولتاژ-زمان هر سنسور و متناظر با آن اطلاعات نیرو-جابجایی دستگاه فشار است، ثبت و ضبط گردید. سپس توسط داده‌های فوق و با کدنویسی در نرم‌افزار متلب، برای هر سنسور به یک منحنی Force-Voltage که بیان‌کننده‌ی رابطه‌ی بین ولتاژ خروجی سنسور و نیروی معادل آن می‌باشد، دست یافتیم. منحنی F-V هر سنسور توسط یک تابع خطی تقریب زده شد و مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های اولیه یک نمونه از این تست‌ها و منحنی F-V و رابطه تقریب زده شده آن پس از کالیبراسیون در شکل ۲-۳ نشان داده شده است.



شکل ۲-۳ از چپ به راست: منحنی‌های F-T, V-T, و F-V سنسور نیروی Physio_Back

۵.۱.۳ ثبت داده‌ها

برای ثبت سیگنال‌های الکترومایوگرام از دستگاه ثبت EMG چهار کاناله مدل EAK-em12 rev.01 (CMRR=110db، امپدانس ورودی = 10 Gohm و مبدل آنالوگ به دیجیتال 12 بیتی) و الکترودهای سطحی Ag-AgCl استفاده شده است. سیگنال‌های sEMG مطابق با استاندارد SENIAM، در حالت کشش زانو از سه عضله چهارسر رانی: واستوس مدیالیس^۱ (VM)، واستوس لترالیس^۲ (VL) و رکتوس فموریس^۳ (RF) و در حالت خمش زانو از عضله بایسپس فموریس^۴ (BF)، با فرکانس یک کیلو هرتز جمع‌آوری و ثبت شده‌اند (شکل ۳-۳). قبل از چسباندن الکترودها، برای کاهش امپدانس الکتریکی بین پوست و الکترودها، پوست افراد موزدایی و با الکل تمیز گردید. سیگنال‌های نیرو نیز با فرکانس مشابه و بطور همزمان توسط سنسور نیروی فشاری Dacell مدل CMM2_K100 (۱۰۰۰ نیوتن)، توسط نرم افزار متلب نمونه‌برداری و برای تحلیل و آنالیز offline روی کامپیوتر ذخیره شده‌اند.



شکل ۳-۳ محل قرارگیری الکترودها (تصویر سمت راست: در حالت کشش زانو، تصویر سمت چپ: در حالت خمش زانو)

- ¹ Vastus Medialis
- ² Vastus Lateralis
- ³ Rectus Femoris
- ⁴ Biceps Femoris

۶.۱.۳ پیش‌پردازش سیگنال‌های EMG و نیرو

سیگنال خام EMG و نیرو به راحتی توسط عوامل خارجی مانند نویز الکتروود، درست‌نماهای حرکتی، نویز خطوط انتقال، نویز محیط و نویز ذاتی موجود در اطراف تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی، آلوده می‌شوند. به همین خاطر برای حذف نویز و آماده کردن سیگنال EMG برای تخمین نیرو، مراحل ذیل به ترتیب انجام شدند:

۱. حذف مقدار dc سیگنال؛
 ۲. گذر از یک فیلتر میان‌گذر با فرکانس‌های قطع ۲۰ و ۵۰۰ هرتز؛
 ۳. گذر از فیلتر حذف برق شهری (Notch Filter)؛
 ۴. یکسوسازی نیم‌موج سیگنال فیلتر شده؛
 ۵. نرم‌کنندگی؛
 ۶. نرمالیزه کردن سیگنال با مقدار بیشینه انقباض ارادی (MVC) برای هر فرد.
- پیش‌پردازش‌های اعمال شده بر سیگنال نیرو نیز به شرح زیر است:

۱. گذر از فیلتر حذف برق شهری (Notch Filter)؛
 ۲. حذف بایاس سیگنال؛
 ۳. نرم‌کنندگی با یک فیلتر باترورث مرتبه دو با فرکانس قطع ۱۵ هرتز.
- سیگنال‌های EMG و نیروی ناشی از این پیش‌پردازش‌ها به ترتیب به عنوان ورودی و خروجی آموزش و تست مدل تخمین‌گر پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفتند.

۲.۳ مدل پیشنهادی برای تخمین نیروی عضله

از بین روش‌های موجود برای تخمین نیروی عضله توسط EMG، روشی که در این پایان‌نامه پیشنهاد می‌گردد، روشی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان می‌باشد. ماشین بردار پشتیبان یک تکنیک جدید از روش‌های یادگیری ماشین است 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. ویژگی مهم ماشین بردار پشتیبان این است که برخلاف الگوریتم‌های کلاسیک و رگرسیون‌های خطی که به وسیله کمینه کردن قدرمطلق خطا یا توان دوم خطا عمل می‌کنند، ریسک عملیاتی را کمینه می‌کند [۴۳]. ماشین بردار پشتیبان بر خلاف شبکه‌های عصبی با مشکل گیر افتادن در کمینه‌های محلی تابع خطا مواجه نمی‌باشد. همچنین با استفاده از هسته‌های غیرخطی قادر به تصمیم‌گیری غیرخطی نیز می‌باشد. انتخاب هسته‌های مناسب برای ماشین بردار پشتیبان، منجر به برتری آن نسبت به سایر رویکردهای مبتنی بر تصمیم‌گیری خطی شده است [۴۴].

مدل‌های ماشین بردار پشتیبان به دو گروه عمده مدل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVC) و مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR)، تقسیم‌بندی می‌شوند. از مدل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان جهت حل مسائل دسته‌بندی داده‌هایی که در کلاس‌های مختلف قرار می‌گیرند، استفاده می‌گردد و مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان که به دو روش ε -SVR و U -SVR استفاده می‌شود، در حل مسائل پیش‌بینی و تخمین کاربرد دارد.

در اینجا از مدل رگرسیون بردار پشتیبان به دو روش ε -SVR و U -SVR برای تخمین نیروی عضله توسط سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی طی انقباضات ایزومتریک، استفاده شده است.

۱.۲.۳ ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت^۱ است که برای طبقه بندی^۲ و رگرسیون^۳ استفاده می‌شود. ماشین بردار پشتیبان برای اولین بار در سال ۱۹۹۲ در کنفرانس COLT به وسیله وپنیک^۴ و همکارانش بر پایه تئوری یادگیری آماری^۵ معرفی گردید [۴۵]. مبنای کار دسته بندی کننده SVM جداسازی خطی داده‌هاست. اگر هر داده را به صورت یک بردار p بعدی در نظر بگیریم، داده‌های دو کلاس را می‌توان با یک ابرصفحه در فضای p بعدی جدا کرد. در این صورت عمل جداسازی خطی نامیده می‌شود. ابرصفحه‌های زیادی وجود دارند که می‌توانند داده‌ها را جدا کنند. مفهوم آموزشی که اشیا بتوانند به عنوان نقاط در یک فضای با ابعاد بالا دسته بندی شوند و پیدا کردن خطی که آن‌ها را جدا کند منحصر به فرد نیست. آنچه ماشین بردار پشتیبان را از سایر جداکننده‌ها متمایز می‌کند، چگونگی انتخاب ابرصفحه است. در ماشین بردار پشتیبان بیشینه کردن حاشیه بین دو کلاس مدنظر است. بنابراین ابرصفحه‌ای را انتخاب می‌کند که فاصله‌ی آن از نزدیک ترین داده‌ها در هر دو طرف جداکننده خطی، بیشینه باشد. اگر چنین ابرصفحه‌ایی وجود داشته باشد، ابرصفحه بیشینه حاشیه^۶ شناخته می‌شود [۴۶].

تابع تصمیم گیری برای جدا کردن داده‌ها توسط زیرمجموعه‌ای از نزدیک ترین داده‌های آموزشی به ابرصفحه جدا کننده که بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند، تعیین می‌شود. در واقع ابرصفحه بهینه

¹ Supervised learning

² Classification

³ Regression

⁴ Vapnik

⁵ Statistical learning theory

⁶ Maximum margin

در ماشین بردار پشتیبان، جداکننده‌ای بین بردارهای پشتیبان است. در صورت استفاده مناسب از svm این الگوریتم قدرت تعمیم خوبی خواهد داشت [۴۶].

۲.۲.۳ ماشین بردار پشتیبان برای سیستم‌های خطی جداپذیر

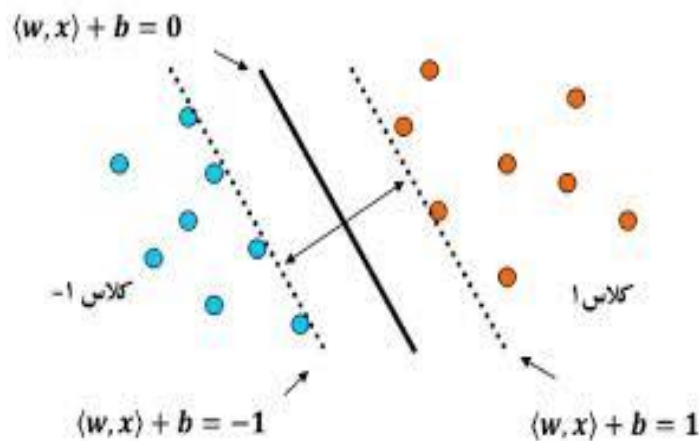
فرض کنید نمونه‌های آموزش به صورت x_1, x_2, \dots, x_n باشند در این حالت Y به صورت معادله

۱-۳ تعریف می‌شود.

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_i \text{ in class 1} \\ -1 & \text{if } x_i \text{ in class 2} \end{cases} \quad (۱-۳)$$

خط جداسازی که تمام داده‌ها را جدا می‌کند، بصورت معادله ۲.۳ می‌باشد. این خط در شکل ۴-۳ نمایش داده شده است.

$$W^T x + b = 0 \quad (۲.۳)$$



شکل ۴-۳ صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه

در این صورت تابعی به صورت معادله ۳-۳ تعریف می‌شود.

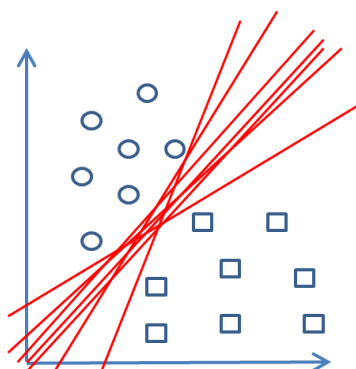
$$f(x) = \text{sgn}(W^T x + b = 0) \quad \begin{array}{l} (W^T x_i) + b > 0 \quad \text{if } Y_i = 1 \\ (W^T x_i) + b < 0 \quad \text{if } Y_i = -1 \end{array} \quad (3-3)$$

تعداد زیادی انتخاب برای w و b وجود دارد که هر کدام یک خط جداساز مانند شکل ۳-۵ می‌دهد. اما تنها یک انتخاب بهینه برای خط جداساز وجود دارد [۴۶]. 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.

بر این اساس، پارامترهای w و b باید به گونه‌ای محاسبه گردند که دو شرط ذکر شده برقرار باشد.



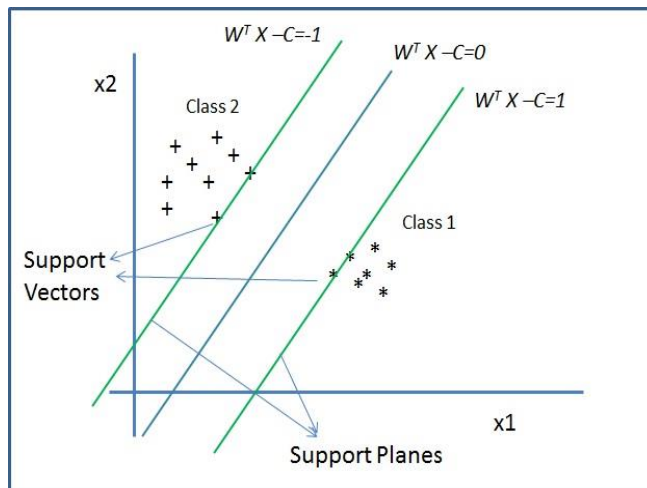
شکل ۳-۵ خطوط جداساز مختلف برای مقادیر مختلف w و b

جهت حل این مسئله و برای کنترل جدایی‌پذیری داده‌ها نیز معادله ۳-۴ برای حاشیه بیان می‌گردد.

گردد.

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

در شکل ۳-۶ معادلات در نظر گرفته شده برای حاشیه‌ها و صفحه جداساز بهینه، مشاهده می‌شود.



شکل ۳-۶ صفحه جداساز بهینه و حاشیه‌ها

نکته قابل توجه در شکل ۳-۶ داده‌هایی است که روی حاشیه‌ها قرار گرفته‌اند، این داده‌ها همان بردارهای پشتیبان هستند که ماشین برداری برای طبقه‌بندی صحیح داده‌ها از آن‌ها 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 ۳-۵ استفاده می‌شود.

$$M = \frac{|(W^T x + b - 1) - (W^T x + b + 1)|}{\|W\|} = \frac{2}{\|W\|} \quad (۳-۵)$$

در این رابطه $\|W\|$ نرم تابع نامیده می‌شود. بر اساس خروجی محاسبه شده از معادله ۳-۱، اگر $\frac{2}{\|W\|}$ بیشینه گردد، حاشیه مورد نظر بیشینه خواهد شد. اما برای سادگی کار می‌توان 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 بیشینه نمودن فاصله حاشیه‌ها و یافتن بهینه‌ترین ابرصفحه جداساز از معادله ۳-۶ استفاده می‌شود.

$$f(x) = \frac{1}{2} W^T W \quad (6-3)$$

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

در اینجا هدف کمینه سازی تابع $f(x)$ با توجه به محدودیت $g(x) \geq 0$ می‌باشد، 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 ۶-۳ به معادله ۷-۳ می‌رسیم.

$$l(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} W^T W - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{Y_i(W^T x + b - 1)\} \quad (7-3)$$

اگر از معادله ۷-۳ نسبت به w و b مشتق جزئی گرفته شود و مساوی صفر قرار داده شود، مقدار بهینه w به دست خواهد آمد. این کار در معادله ۸-۳ انجام شده است.

$$\begin{aligned} \frac{\partial l}{\partial w} = 0 &\rightarrow w_0 = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i Y_i \\ \frac{\partial l}{\partial b} = 0 &\rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i = 0 \end{aligned} \quad (8-3)$$

حال اگر مقدار w به دست آمده از معادله ۸-۳ در معادله ۷-۳ قرار داده شود، معادله اساسی ماشین-برداری به صورت رابطه معادله ۹-۳ معرفی می‌شود. بنابراین، هدف در ماشین‌برداری حل معادله ۹-۳ با توجه به محدودیت‌های مشخص شده است. در ماشین‌برداری سیستم‌های خطی جداپذیر، مقدار ضریب لاگرانژ باید بزرگتر از صفر باشد [21].

$$\text{Max } L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_j x_i^T ; \text{ S.t } \left\{ \begin{array}{l} \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i = 0 \end{array} \right\} \quad (9-3)$$

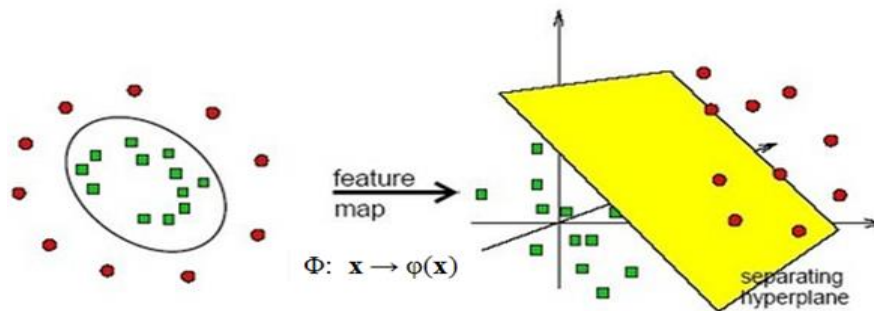
مقدار بهینه b نیز از طریق رابطه $b = y_i - W^T x_i$ و میانگین‌گیری از تمامی مقادیر بدست آمده محاسبه می‌شود. معادله کلی محاسبه مقدار بهینه b را می‌توان به صورت معادله ۱۰-۳ بیان نمود.

$$b_0 = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N (y_s - W^T x_s) \quad (10-3)$$

با حل معادله بهینه‌سازی ۳-۹ و استفاده از معادله ۳-۱۰ می‌توان به صفحه بهینه جداساز دست یافت.

۳.۲.۳ ماشین بردار پشتیبان غیرخطی

در بسیاری از موارد داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نیستند که در شکل ۳-۷ نمونه‌ای نمایش داده شده است. در این حالت از تابعی استفاده می‌شود 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 ۳-۷ جداسازی داده‌ها در حالت غیرخطی در فضایی با ابعاد بالاتر

درحالتی که داده بصورت خطی جداپذیر باشند از معادله ۳-۱۱ استفاده می‌شود ولی در حالت

غیر خطی این معادله به معادله ۳-۱۲ تبدیل می‌شود.

$$W = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i Y_i \quad (11-3)$$

$$W = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i \phi(x_i) \quad (12-3)$$

در این حالت تابع لاگرانژ بصورت معادله ۳-۱۳ می‌باشد.

$$L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j \Phi_j \Phi_i^T \quad (13-3)$$

و تابع کرنل بصورت معادله ۱۴-۳ تعریف می‌شود. توابع کرنل متداول در جدول ۱-۳ آورده شده‌اند.

$$k(x_i, x_j) = \Phi^T(x_i) \Phi(x_j) \quad (14-3)$$

جدول ۱-۳ توابع کرنل در ماشین بردار پشتیبان غیرخطی

تابع کرنل	نوع طبقه بندی
$K(x_i, x_j) = (x_i^T, x_j)$	تابع خطی
$k(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)$	تابع چند جمله ای
$k(x_i, x_j) = e^{-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}}$	تابع گوسی
$k(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + \mu)$	تابع پرسپترون چند لایه
$k(x_i, x_j) = \frac{\sin((n + \frac{1}{2})(x_i - x_j))}{2 \sin(\frac{(x_i - x_j)}{2})}$	تابع دریگله

بنابراین تابع اساسی لانگراژ بصورت معادله ۱۵-۳ می‌باشد.

$$\text{Max } L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (15-3)$$

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

در نهایت اگر داده‌ها به صورت خطی مجزا از هم باشند، یک سطح بهینه که داده‌ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله میان صفحه و نزدیک‌ترین نقاط آموزشی (بردارهای پشتیبان) تفکیک می‌نماید، آموزش می‌دهد. اگر نقاط آموزشی را به صورت x_i, y_i و بردار ورودی $x \in R^n$ تعریف کنیم، در حالتی که داده‌ها به صورت خطی قابل تفکیک باشند، معادله به صورت زیر است:

$$y = f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i < x_i, x > + b] \quad (16-3)$$

که در آن y خروجی معادله و y_i ارزش طبقه نمونه آزمایشی x_i می‌باشد. بردار $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ نشان‌دهنده یک داده ورودی و بردارهای $x_i ; i = 1, 2, \dots, N$ بردارهای پشتیبان هستند. اگر داده‌ها به صورت خطی قابل تفکیک نباشند، می‌توان با اعمال پیش‌پردازش، نمونه‌ها را به فضایی بالاتر برد. در این حالت رابطه ۱۶-۳ به رابطه ۱۷-۳ تغییر می‌یابد:

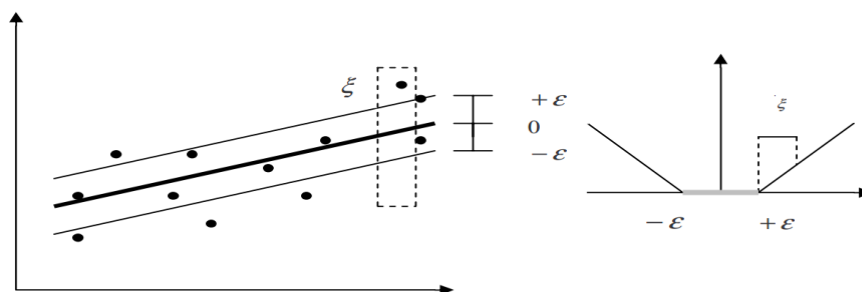
$$y = f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i k(x_i, x) + b] \quad (17-3)$$

۴.۲.۳ رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

وپنیک و همکارانش در سال ۱۹۹۵ ماشین‌های بردار پشتیبان را برای کاربرد در مسایل رگرسیون توسعه دادند [۴۵]. مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان که معمولاً به دو روش ε -SVR و ν -SVR استفاده می‌شود، در حل مسائل پیش‌بینی و تخمین کاربرد دارد. وپنیک 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 [۴۴]. این تابع به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$L(y, f(x, a)) = |y - f(x, a)| = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x, a)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x, a)| - \varepsilon & \text{if } |y - f(x, a)| > \varepsilon \end{cases} \quad (۱۸-۳)$$

با توجه به رابطه ۱۸-۳، می‌توان دریافت که خطاهایی با مقادیر کمتر از ε در نظر گرفته نشده‌اند (شکل ۸-۳).



شکل ۸-۳ تابع خطای ε -insensitive.

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

$$D = \{(x^1, y^1), \dots, (x^t, y^t)\}, \quad \{x \in R^n, y \in R\} \quad (۱۹-۳)$$

تابع رگرسیون به وسیله تابع ۲۰-۳ تخمین زده می‌شود:

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b \quad (۲۰-۳)$$

که $\langle \rangle$ مشخص‌کننده ضرب داخلی دو بردار (w بردار وزن و x فضای ورودی) در فضای هیلبرت است. تابع بهینه رگرسیون به وسیله کمینه تابع زیر بیان می‌گردد:

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

$$\text{subject to } \begin{cases} y_i - (\langle w, x_i \rangle + b) \leq \varepsilon + \xi_i^- \\ (\langle w, x_i \rangle + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ \xi_i^-, \xi_i^+ \geq 0 \end{cases} \quad (21-3)$$

که C یک مقدار از پیش تعیین‌شده بوده و ξ_i^-, ξ_i^+ متغیرهای شل هستند که قيود بالا و پایین خروجی سیستم را تعیین می‌کنند.

در این حالت تابع لاگرانژ بصورت معادله ۲۲-۳ می‌شود.

$$\text{Max } L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + \langle w, x_i \rangle + b)$$

$$- \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + y_i - \langle w, x_i \rangle - b) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (22-3)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \\ \eta_i, \eta_i^* \geq 0 \end{cases}$$

اگر از معادله ۲۲-۳ نسبت به w و b مشتق جزئی گرفته شود و مساوی صفر قرار داده شود، مقدار بهینه w به دست خواهد آمد:

$$W = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \phi(x_i) \quad (23-3)$$

بنابراین تابع بهینه رگرسیون بصورت معادله ۲۳-۳ خواهد بود.

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (23-3)$$

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 عبارتند از: خطی، درجه دوم، گوسی و چندجمله‌ای. معمولاً تابع کرنل گوسی (پایه شعاعی) برای پیش‌بینی، عملکرد بهتری دارد [۴۵]. معادله این تابع کرنل به صورت زیر است:

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۱۶-۳)$$

۵.۲.۳ کتابخانه Libsvm

برای ماشین بردار پشتیبان پیاده‌سازی‌های گوناگونی در طول سال‌های اخیر تهیه شده است. یکی از این نرم‌افزارها نرم افزار LibSVM است که به دلیل استفاده از روش‌های جدید در پیاده‌سازی و نیز سهولت کار با آن، بسیار پرکاربرد و مفید است. این نرم‌افزار توسط آقای چان‌چنگ و همکارانش در دانشگاه تایوان با هدف طراحی یک کتابخانه برای انجام عملیات یادگیری، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان پیاده‌سازی شده و به زبان‌های C++، MATLAB و Java ارائه گردیده است.

این نرم‌افزار علاوه بر استفاده در دسته‌بندی و طبقه‌بندی داده‌ها در دو کلاس، حالت چند کلاسه را نیز پشتیبانی می‌کند. ضمن اینکه قابلیت رگرسیون و تخمین را نیز داراست. دقت شود داده‌های ورودی باید به بازه $[0, 1]$ و $[-1, 1]$ نرمالیزه شود. برای این کار می‌توان از برنامه‌ای که در بسته LibSVM است، استفاده کرد. این مسأله تأثیر فراوانی بر روی خروجی دارد. به علاوه در برخی موارد بهتر است که واریانس داده‌ها نیز ۱ شود که این مورد اختیاری است.

۴

فصل چهارم

نتایج تخمین نیرو و

مقایسه روش‌ها

در این فصل به ارائه نتایج روش‌های پیشنهادی ε -SVR و ν -SVR در تخمین نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر sEMG می‌پردازیم. بدین‌منظور برای پیاده‌سازی مدل تخمین‌گر SVR، از کتابخانه LIBSVM در متلب استفاده شد. این کتابخانه بسیار جامع است و برای حالت‌های طبقه‌بندی، رگرسیون و برآورد توزیع به کار می‌رود.

داده‌های ثبت شده از ۶ فرد سالم، پس از مرحله پیش‌پردازش به عنوان داده‌های ورودی و هدف مدل مورد استفاده قرار گرفتند. مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE) با دستور rms در متلب، ضریب همبستگی^۲ (CC) با دستور corrcoef در متلب و نیز مدت زمان لازم برای آموزش و تست مدل (T)، برای هر شخص محاسبه شد. همچنین برای مقایسه و ارزیابی روش پیشنهادی SVR، از مدل‌های متداول شبکه عصبی پیشخور (MLP) و تابع پایه شعاعی (RBF) نیز برای تخمین نیرو استفاده گردید. در انتها دقت تخمین و صحت عملکرد چهار روش ε -SVR، ν -SVR، MLP و RBF، در دو حالت کشش و خمش زانو، توسط میانگین مقادیر RMSE، CC و مدت زمان آموزش و تست (T)، برای ۶ فرد مورد آزمایش، با یکدیگر مقایسه شد. همه این مقادیر، نتایج و ارزیابی‌ها در ادامه ارائه خواهد شد.

لازم به ذکر است در این تحقیق کلیه برنامه‌ها و شبیه‌سازی‌ها در محیط نرم‌افزاری MATLAB

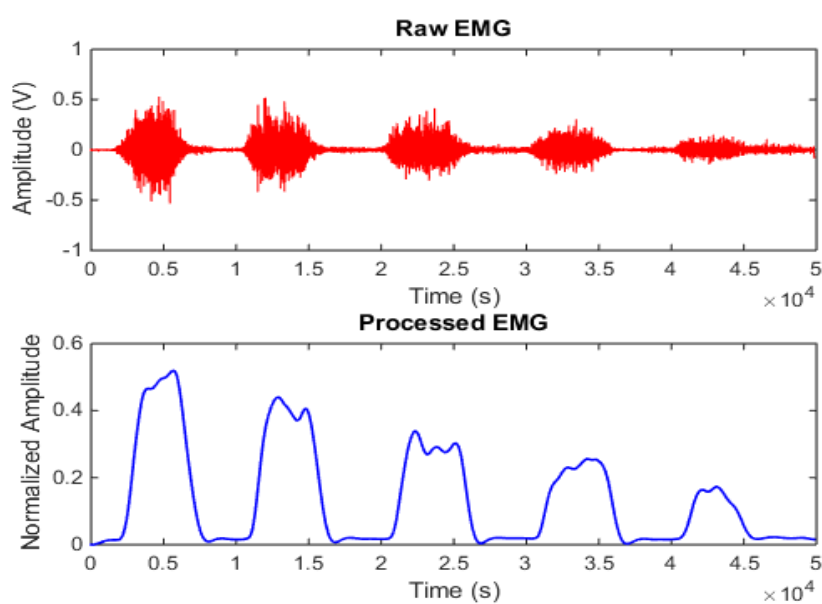
R2014b انجام شده است.

¹ Root Mean Square Error

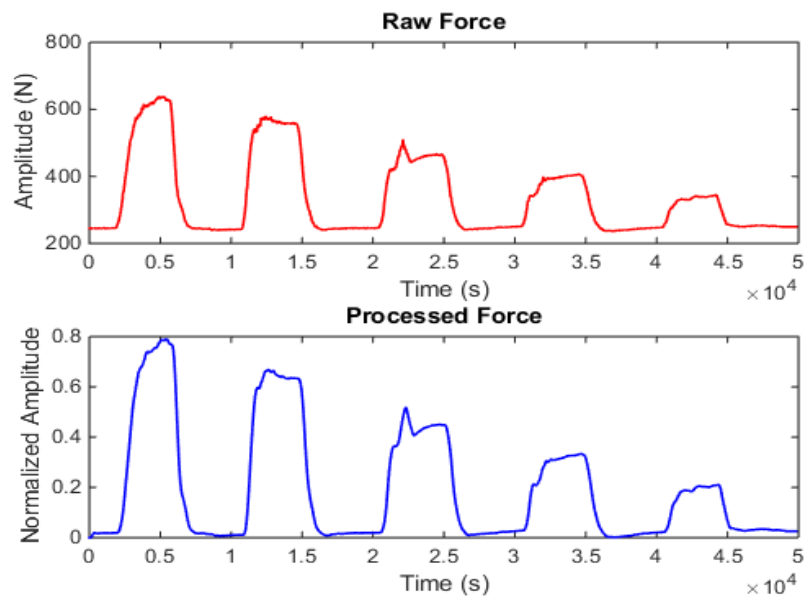
² Correlation Coefficient

۱.۴ نتایج پیش پردازش سیگنال

یک نمونه سیگنال خام sEMG و نیروی اندازه‌گیری شده‌ی متناظر آن، به همراه نتیجه پیش-پردازش این سیگنال‌ها در شکل‌های ۱-۴ و ۲-۴ نشان داده شده است. سیگنال‌های sEMG و نیروی اندازه‌گیری شده متناظر آن‌ها، به ترتیب به عنوان داده‌های ورودی و هدف فاز آموزش و تست مدل استفاده شده‌اند.



شکل ۱-۴ سیگنال خام و پیش پردازش شده sEMG



شکل ۲-۴ سیگنال خام و پیش‌پردازش شده نیرو

۲.۴ تنظیم پارامترهای مدل رگرسیون بردار پشتیبان

در پیاده‌سازی یک مدل کارآمد رگرسیون بردار پشتیبان، پارامترهای مدل باید با استفاده از یک روش بهینه‌سازی به طور دقیق محاسبه گردند. این پارامترها عبارتند از: نوع تابع کرنل، پارامتر تابع کرنل (σ^2) ، پارامتر جریمه (C)، پارامتر ν و پارامتر دقت (ϵ) مربوط به حداکثر خطا در ناحیه ϵ -insensitive. در این تحقیق برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل از روش اعتبارسنجی متقابل^۱ بهره گرفته شد.

^۱ cross-validation

۱.۲.۴ نتایج تخمین مدل ϵ -SVR

در این مدل با تنظیم پارامترهای $\epsilon=0.001$ ، $C=35$ و $\sigma^2=5$ و انتخاب کرنل RBF نتایج خوبی

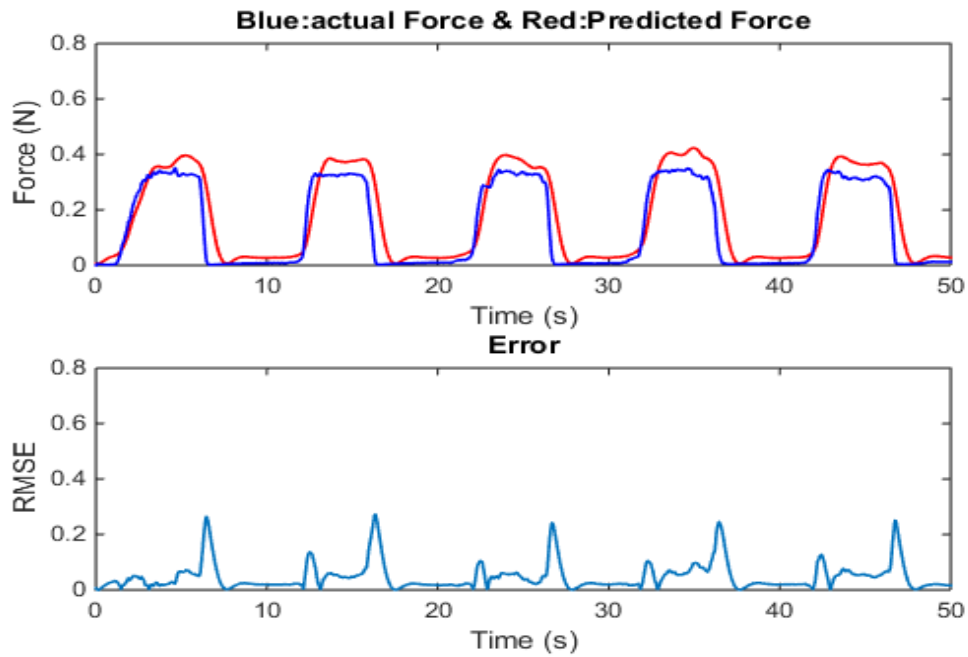
حاصل شد که در جدول ۴-۱ ارائه شده است.

جدول ۴-۱ نتایج تست مدل ϵ -SVR در تمرینات ایزومتریک زانو

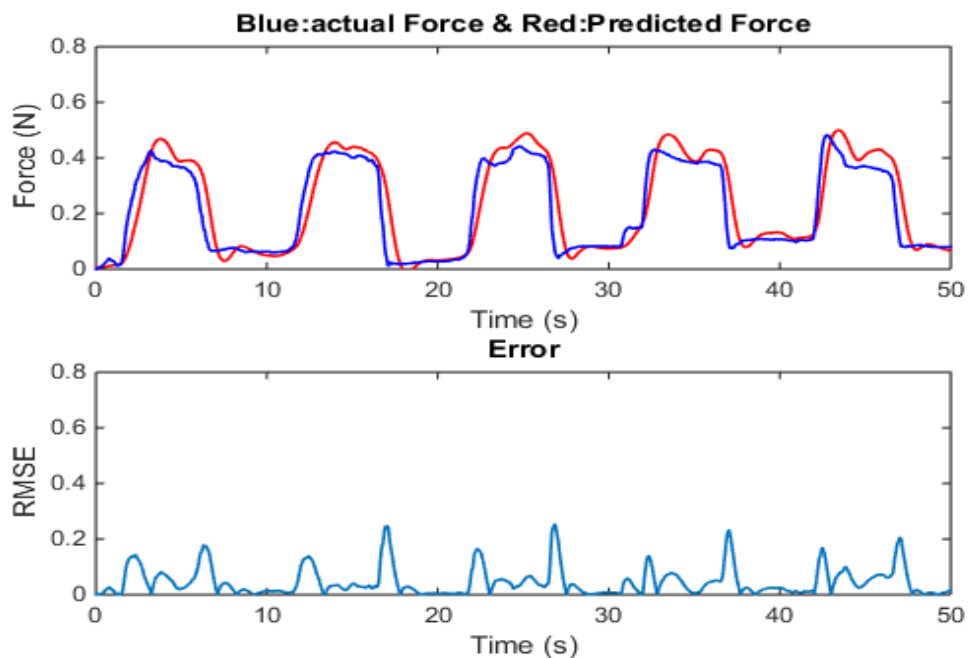
تمرین ایزومتریک خمش زانو		تمرین ایزومتریک کشش زانو		نوع تمرین سوژه‌ها
CC	RMSE	CC	RMSE	
۰.۹۲۰۳	۰.۰۶۸۳	۰.۹۲۸۴	۰.۰۶۸۳	سوژه ۱
۰.۸۳۴۶	۰.۲۶۲۰	۰.۸۹۳۵	۰.۱۷۹۴	سوژه ۲
۰.۸۳۵۳	۰.۲۴۹۷	۰.۹۰۳۰	۰.۱۵۳۱	سوژه ۳
۰.۹۱۲۴	۰.۲۵۵۲	۰.۹۳۵۸	۰.۱۱۲۴	سوژه ۴
۰.۹۱۸۴	۰.۱۲۹۸	۰.۹۱۰۹	۰.۱۵۳۲	سوژه ۵
۰.۸۸۹۶	۰.۱۴۴۶	۰.۸۸۲۱	۰.۱۷۲۸	سوژه ۶

نیروی اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده توسط این مدل، در تمرینات کششی و خمشی

زانوی سوژه ۱، به ترتیب در شکل‌های ۴-۳ و ۴-۴ نمایش داده شده است.



شکل ۳-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش ϵ -SVR



شکل ۴-۴ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش ϵ -SVR

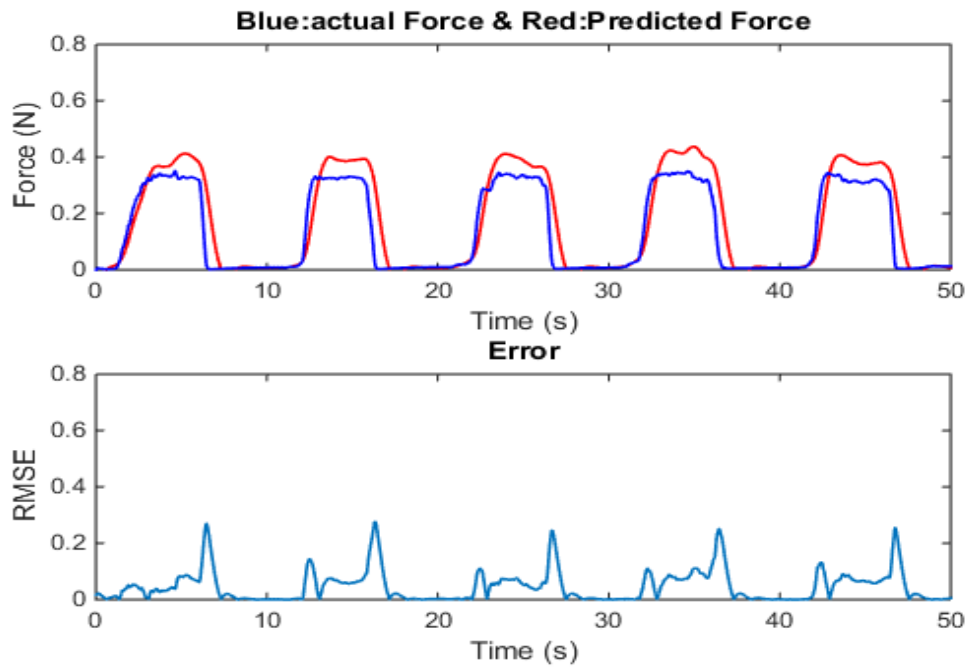
۲.۲.۴ نتایج تخمین مدل ν -SVR

نتایج این مدل نیز پس از تنظیم پارامترهای $\nu=0.5$ ، $C=35$ و $\sigma^2=5$ و انتخاب کرنل RBF، قابل قبول بوده و در جدول ۲-۴ ارائه شده است.

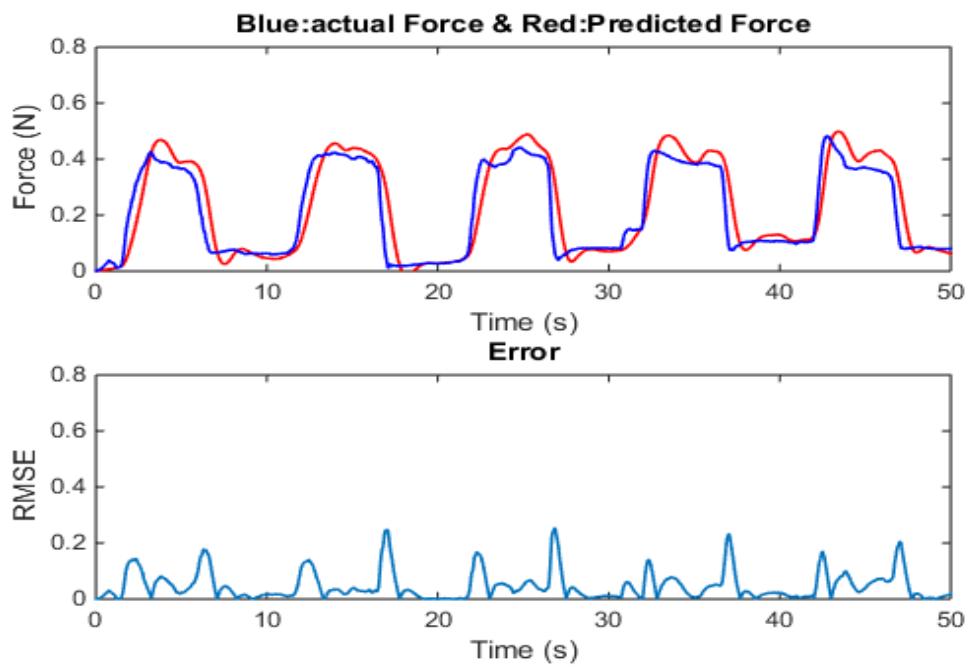
جدول ۲-۴ نتایج تست مدل ν -SVR در تمرینات ایزومتریک زانو

تمرین ایزومتریک خمش زانو		تمرین ایزومتریک کشش زانو		نوع تمرین سوژه‌ها
CC	RMSE	CC	RMSE	
۰.۹۲۰۳	۰.۰۶۸۷	۰.۹۲۹۵	۰.۰۷۱۲	سوژه ۱
۰.۸۳۲۸	۰.۲۶۶۷	۰.۸۹۶۷	۰.۱۷۶۹	سوژه ۲
۰.۸۳۷۳	۰.۳۰۶۶	۰.۹۰۲۹	۰.۱۵۲۹	سوژه ۳
۰.۹۱۲۶	۰.۲۶۱۳	۰.۹۳۳۰	۰.۱۱۴۸	سوژه ۴
۰.۹۱۸۵	۰.۱۲۹۳	۰.۹۰۹۷	۰.۱۵۳۴	سوژه ۵
۰.۸۸۹۷	۰.۱۴۴۵	۰.۸۸۱۷	۰.۱۷۳۱	سوژه ۶

نیروی اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده توسط این مدل، در تمرینات کششی و خمشی زانوی سوژه ۱، به ترتیب در شکل‌های ۴-۵ و ۴-۶ نمایش داده شده است.



شکل ۴-۵ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش ν -SVR



شکل ۴-۶ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش ν -SVR

۳.۴ تنظیم پارامترهای شبکه عصبی

در اینجا، برای پیاده‌سازی مدل مبتنی بر شبکه عصبی، از دو شبکه پیشخور متداول تابع پایه شعاعی (RBF) و پرسپترون چند لایه (MLP) استفاده گردید. از این دو شبکه علاوه بر دسته‌بندی و خوشه‌بندی، می‌توان برای تقریب توابع و تخمین نیز استفاده کرد. نوع شبکه عصبی و انتخاب بهینه پارامترهای شبکه عصبی از جمله الگوریتم آموزشی تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های آن، توابع فعال‌سازی، وزن‌ها و بایاس اولیه، هدف اجرایی (میانگین مربعات خطا) و ... برای رسیدن به دقت خوبی از تخمین، مهم می‌باشد. قبل از آموزش شبکه‌های عصبی، داده‌های ورودی و هدف کل مجموعه آموزش و تست، توسط مقدار MVC هر فرد، بین مقادیر صفر و یک نرمالیزه شدند.

۱.۳.۴ نتایج تخمین مدل شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی (MLP)

شبکه MLP مورد استفاده در این تحقیق، یک شبکه پیشخور با یک لایه مخفی شامل ده نرون، با تابع فعال‌سازی سیگموئید در لایه میانی و تابع خطی در لایه خروجی است. این شبکه در 1000 دوره^۱، با هدف اجرایی^۲ ۰/۰۰۱ و با الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکوآرت^۳، با استفاده از nftool متلب پیاده‌سازی شد. خروجی مدل مبتنی بر MLP پس از تست، توسط دو مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی ارزیابی شد و نتایج در جدول ۳-۴ ارائه گردیده است.

¹ Epoch

² Goal Performance

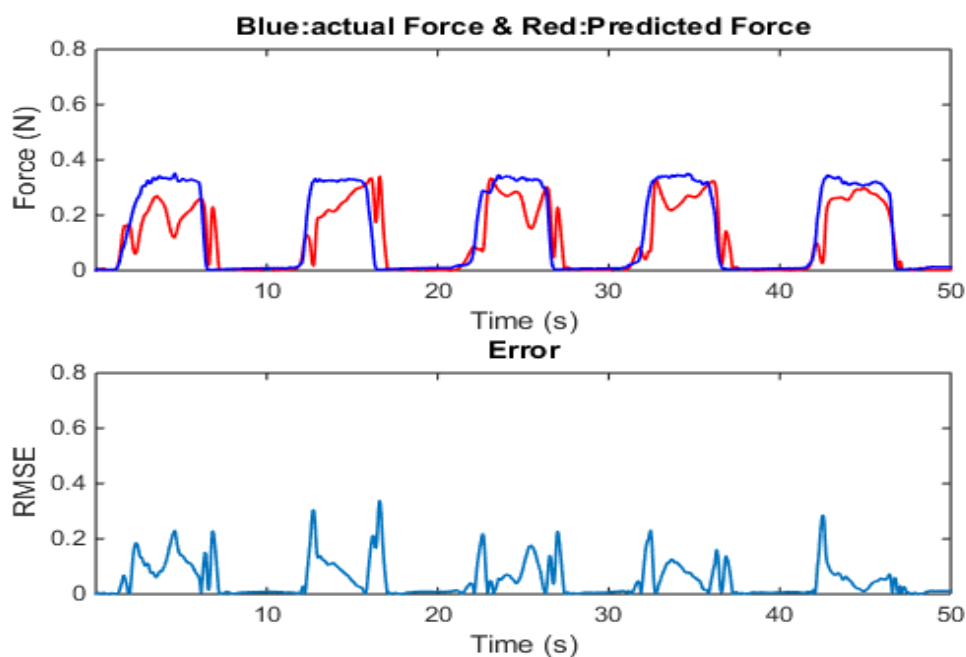
³ Levenberg-Marquardt

جدول ۳-۴ نتایج تست مدل MLP در تمرینات ایزومتریک زانو

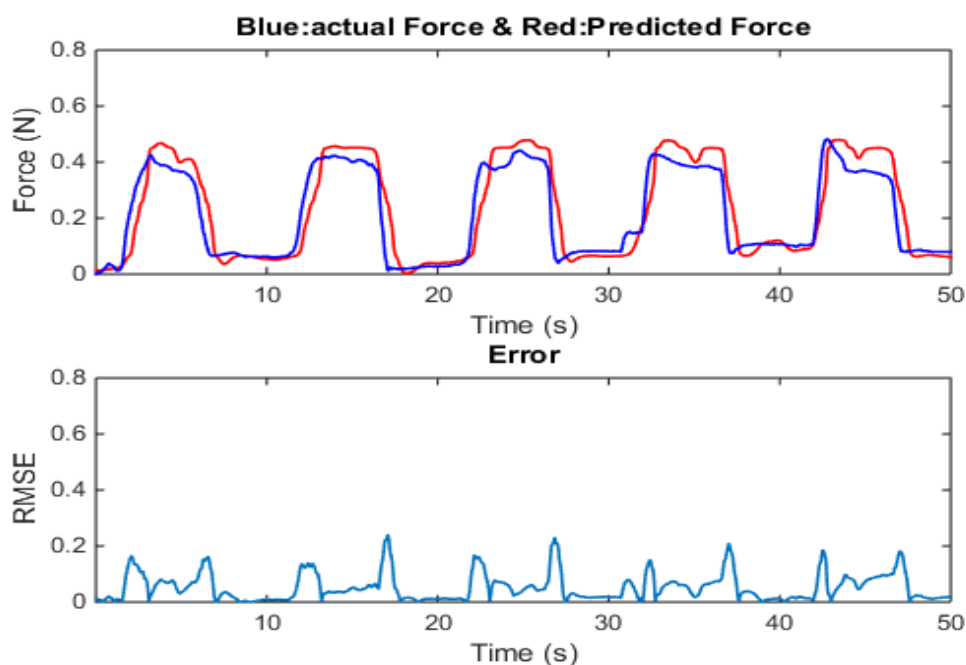
تمرین ایزومتریک خمش زانو		تمرین ایزومتریک کشش زانو		نوع تمرین سوژه‌ها
CC	RMSE	CC	RMSE	
۰.۹۲۰۴	۰.۰۷۱۷	۰.۸۶۰۸	۰.۰۸۰۴	سوژه ۱
۰.۸۹۶۱	۰.۲۰۱۰	۰.۸۷۶۲	۰.۲۱۶۹	سوژه ۲
۰.۵۸۴۱	۰.۳۳۹۰	۰.۷۰۵۹	۰.۲۵۲۰	سوژه ۳
۰.۸۴۴۹	۰.۲۷۴۰	۰.۵۹۱۸	۰.۳۲۳۴	سوژه ۴
۰.۸۷۶۰	۰.۱۴۹۵	۰.۷۶۸۳	۰.۲۴۲۴	سوژه ۵
۰.۸۹۳۸	۰.۱۴۱۷	۰.۹۱۰۱	۰.۱۵۰۱	سوژه ۶

نیروی تخمین زده شده توسط این مدل به همراه نیروی اندازه‌گیری شده توسط لودسل، در دو

حالت کشش و خمش زانو برای سوژه ۱ به ترتیب در شکل‌های ۷-۴ و ۸-۴ نمایش داده شده است.



شکل ۴-۷ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش MLP



شکل ۴-۸ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش MLP

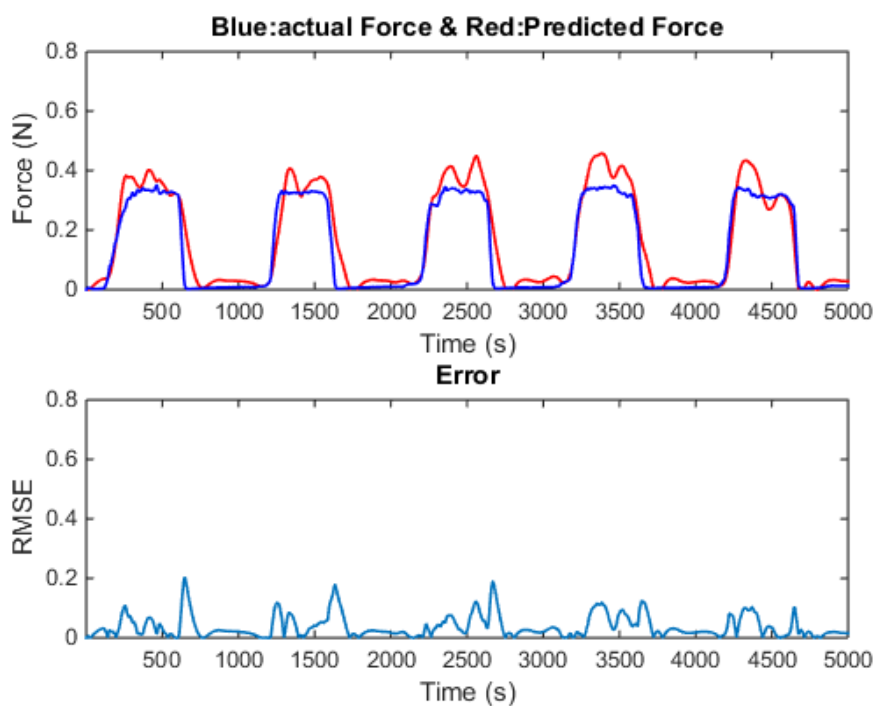
۲.۳.۴ نتایج تخمین مدل شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)

RBF یک نوع شبکه عصبی پیشخور است با سه لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی که در لایه میانی از توابع پایه شعاعی و در لایه خروجی از تابع خطی به عنوان تابع فعالیت استفاده می‌کند. این مدل توسط دستور newrbe در متلب با مقدار $\text{Spread}=5$ پیاده‌سازی گردید و با مجموعه داده‌ها آموزش دید. خروجی مدل مبتنی بر RBF پس از تست، توسط دو مقدار مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی ارزیابی شد و نتایج در جدول ۴-۴ ارائه گردیده است.

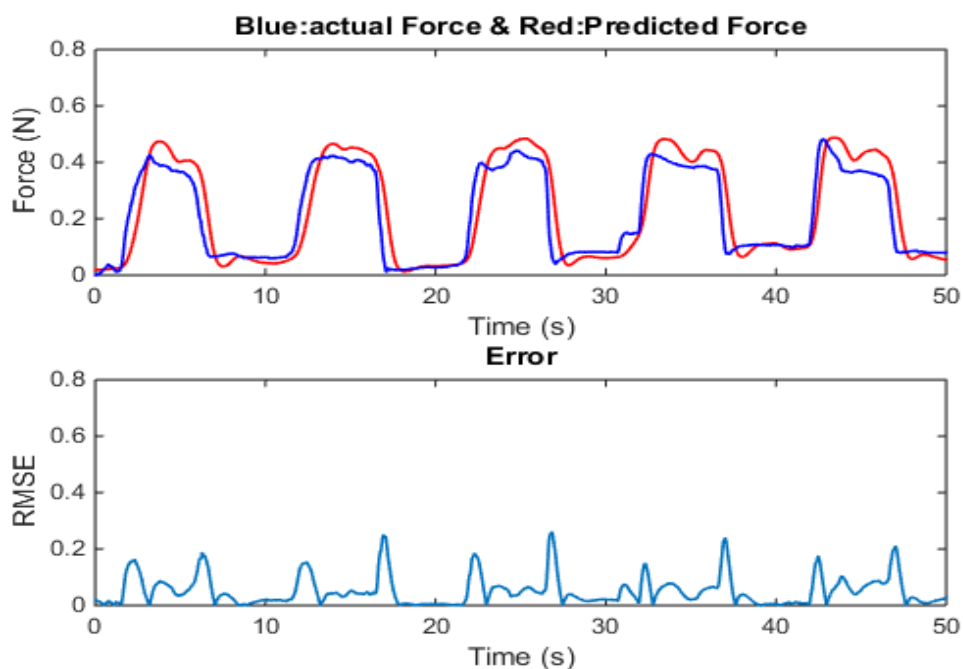
جدول ۴-۴ نتایج تست مدل RBF در تمرینات ایزومتریک زانو

تمرین ایزومتریک خمش زانو		تمرین ایزومتریک کشش زانو		نوع تمرین سوژه‌ها
CC	RMSE	CC	RMSE	
۰.۹۱۸۱	۰.۰۷۲۷	۰.۲۸۵۲	۰.۱۷۷۱	سوژه ۱
۰.۹۰۱۷	۰.۲۰۹۷	۰.۶۳۳۷	۰.۶۶۱۸	سوژه ۲
۰.۶۷۴۶	۰.۴۹۶۶	۰.۴۳۰۰	۰.۳۵۶۰	سوژه ۳
۰.۴۲۱۳	۰.۴۴۷۴	۰.۷۸۱۹	۰.۲۵۳۷	سوژه ۴
۰.۹۱۷۰	۰.۱۲۳۱	۰.۸۰۵۷	۰.۲۳۰۲	سوژه ۵
۰.۸۹۲۷	۰.۱۴۲۴	۰.۹۰۴۹	۰.۱۵۴۳	سوژه ۶

نیروی تخمین زده شده توسط این مدل به همراه نیروی اندازه‌گیری شده توسط لودسل، در دو حالت کشش و خمش زانو برای سوژه ۱ به ترتیب در شکل‌های ۴-۹ و ۴-۱۰ نمایش داده شده است.



شکل ۴-۹ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین کشش زانو به روش RBF



شکل ۴-۱۰ نیروی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در تمرین خمش زانو به روش RBF

۴.۴ مقایسه مدل‌های فوق:

به منظور مقایسه‌ی دو روش پیشنهادی تخمین نیروی عضله (شبکه عصبی و رگرسیون بردار پشتیبان)، میانگین و انحراف معیار مقادیر ارزیابی RMSE، CC و مدت زمان آموزش و تست (Time) برای ۶ سوژه موردنظر در هر ۴ مدل (RBF، MLP، ϵ -SVR و ν -SVR) و در هر دو نوع تمرین ایزومتریک زانو (کشش و خمش) محاسبه شده و در جدول ۴-۵ ارائه گردیده است.

جدول ۴-۵ مقایسه روش‌های پیشنهادی در تخمین نیروی عضلات زانو مبتنی بر sEMG

تمرین ایزومتریک خمش زانو			تمرین ایزومتریک کشش زانو			تمرین مدل
Time (s)	CC	RMSE	Time (s)	CC	RMSE	
۲.۳۸ ±۰.۶۰	۰.۹۰۸۹ ±۰.۰۱۹۶	۰.۱۴۰۴ ±۰.۰۴۰۴	۱.۴۴ ±۰.۴۸	۰.۹۰۹۰ ±۰.۰۲۰۵	۰.۱۳۹۹ ±۰.۰۴۲۱	ϵ -SVR
۳.۱۸ ±۰.۷۹	۰.۸۸۵۲ ±۰.۰۴۰۴	۰.۱۹۶۰ ±۰.۰۹۴۷	۲.۷۰ ±۰.۶۳	۰.۹۰۰۲ ±۰.۰۲۸۷	۰.۱۴۳۰ ±۰.۰۴۱۹	ν -SVR
۴.۳۸ ±۱.۳۷	۰.۸۳۵۹ ±۰.۱۲۵۹	۰.۱۹۶۲ ±۰.۰۹۷۱	۱۷.۹۵ ±۹.۶۶	۰.۷۹۱۵ ±۰.۱۲۶۵	۰.۲۳۲۱ ±۰.۰۵۷۲	MLP
۷۱.۴۵ ±۱۰.۱۶	۰.۷۸۷۶ ±۰.۲۰۲۴	۰.۲۴۸۷ ±۰.۱۷۹۲	۶۹.۹۷ ±۹.۳۴	۰.۶۴۰۲ ±۰.۲۳۹۹	۰.۳۰۵۵ ±۰.۱۸۸۳	RBF



فصل پنجم

جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۱.۵ جمع‌بندی

هدف در این تحقیق پیش‌بینی نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی (sEMG) طی تمرینات ایزومتریک ربات فیزیوتراپ زانو (FUM_PHYSIO)، توسط مدل پیشنهادی رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) به دو روش ϵ -SVR و ν -SVR می‌باشد. بدین منظور سیگنال‌های sEMG و نیروی اندازه‌گیری شده متناظر آن در تمرینات ایزومتریک کشش و خمش زانو ثبت و جمع‌آوری شد، و پس از مرحله پیش‌پردازش، سیگنال‌ها به ترتیب به عنوان داده‌های ورودی و هدف مدل پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفتند. برای پیاده‌سازی مدل تخمینگر SVR، از کتابخانه LIBSVM در متلب استفاده شد. این کتابخانه بسیار جامع است و برای حالت‌های طبقه‌بندی، رگرسیون و برآورد توزیع به کار می‌رود.

در ادامه برای ارزیابی و مقایسه مدل پیشنهادی با روش‌های متداول موجود مانند شبکه‌های عصبی (ANN)، از دو روش شبکه عصبی پیشخور (MLP) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) نیز برای برآورد نیرو استفاده گردید (با همان مجموعه داده‌های پیش‌پردازش شده در مدل SVR).

سپس خروجی تخمین هر یک از چهار روش ϵ -SVR، ν -SVR، MLP و RBF، در دو حالت کشش و خمش زانو، توسط مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE)، ضریب همبستگی^۲ (CC) و مدت زمان لازم برای آموزش و تست مدل، برای هر شخص محاسبه شد. در انتها دقت تخمین و صحت عملکرد چهار روش فوق توسط این مقادیر با یکدیگر مقایسه گردید.

¹ Root Mean Square Error

² Correlation Coefficient

۲.۵ نتیجه‌گیری

با توجه به خروجی‌های پیش‌بینی شده توسط مدل‌ها، و مقادیر ارزیابی RMSE، CC و مدت زمان تخمین، مشاهده می‌شود مدل مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی دارد. در واقع کمتر بودن مقدار خطا (RMSE) و بیشتر بودن ضریب همبستگی (CC) در مدل‌های SVR نسبت به مدل‌های ANN، بیانگر این موضوع است که مدل رگرسیون بردار پشتیبان دقت بهتر و تعمیم‌دهندگی بیشتری نسبت به شبکه عصبی در تخمین نیروی عضله دارد و این برتری عمدتاً به دلیل اصل حداقل کردن ساختاری خطا در SVR است که توانایی تعمیم وسیع‌تری نسبت به اصل حداقل کردن تجربی خطا در شبکه عصبی دارد. علاوه بر این از نظر مدت زمان آموزش و تست، SVR سرعت عمل بسیار بالاتری (تقریباً ۱۰ برابر) نسبت به شبکه عصبی RBF دارد.

همچنین با مقایسه دو مدل تخمینگر ϵ -SVR و ν -SVR، ملاحظه می‌شود هر دو دارای دقت بالا و عملکرد خوبی هستند. اما اختلاف جزئی که در مقادیر ارزیابی دو روش وجود دارد و نیز تعداد تکرارها و مدت زمان آموزش که در مدل ϵ -SVR کمتر از مدل ν -SVR است، بیانگر این موضوع است که مدل ϵ -SVR در برآورد نیروی عضله، بالاخص در حالت online، بهتر و کارآمدتر است. در ضمن در مدل پیشنهادی SVR، با وجود اینکه حجم داده‌ها در تمرین کششی زانو سه برابر تمرین خمشی آن است (بدلیل سه کانال ثبت سیگنال sEMG)، دقت تخمین نیرو مطلوب است؛ اما نتایج نشان می‌دهد مدل‌های شبکه عصبی در تمرین کششی زانو تخمین ضعیف‌تری نسبت به حالت خمش زانو دارند و این بدان معناست که این دو مدل در حجم داده با ابعاد بالا عملکرد خوبی ندارند.

با توجه به نتایج عملی فوق و نیز برتری‌های دیگر ماشین بردار پشتیبان از جمله:

۱- فرآیند آموزش این ماشین آسان است (نسبت به شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی)؛

۲- مانند شبکه‌های عصبی در نقاط کمینه محلی، گیر نمی‌افتد؛

- ۳- عملکرد خوبی در سیستم‌های غیرخطی و در انتقال داده‌ها به فضای بالاتر دارد؛
 - ۴- نیاز به تعداد نمونه‌های کم آموزشی از جمله نقاط قوت اصلی این روش است؛
 - ۵- برای داده‌ها با ابعاد بالا نیز تقریباً خوب جواب می‌دهد؛
 - ۶- برخلاف شبکه عصبی، در تخمین با داده‌های نویزی نیز نتایج مطلوبی دارد؛
- می‌توان مدل رگرسیون بردار پشتیبان را در تخمین نیروی ماهیچه‌ای مبتنی بر sEMG، نسبت به شبکه عصبی، دقیق‌تر، سریع‌تر و کارآمدتر دانست.

۳.۵ پیشنهادات

از آنجایی که مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) مبتنی بر سیگنال‌های الکترومایوگرام (EMG)، از دقت خوب و تعمیم‌دهندگی بالایی 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 مانند چانه استفاده گردد. در این صورت فیزیوربات مبتنی بر این مدل، در درمان گسترده وسیعی از بیماران و توان‌یابان جسمی را مفید واقع خواهد شد.

همچنین اگر این مدل به حالت online ارتقا داده شود، و نیز قابلیت ربات مربوطه برای انجام تمرینات ایزوتونیک علاوه بر تمرینات ایزومتریک توسعه داده شود، سیستم درمانی حاصل کاربردی‌تر شده و تاثیر بسزایی در بهبود عملکرد ربات‌های فیزیوتراپی و فرایند درمان خواهد داشت.

در ادامه نیز پیشنهاد می‌گردد برای دستیابی به پارامترهای بهینه در فاز آموزش مدل تخمینگر SVR، از روش‌ها و الگوریتم‌های بهینه‌سازی مناسبی چون الگوریتم PSO، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم کلونی مورچگان استفاده شود. با این کار می‌توان خطای تخمین را تا حد مطلوبی کاهش داد.

منابع و مراجع

- [1] D. Erol and N. Sarkar, "Coordinated control of assistive robotic devices for activities of daily living tasks," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 16, pp. 278-285, 2008.
- [2] H. I. Krebs, N. Hogan, M. L. Aisen, and B. T. Volpe, "Robot-aided neurorehabilitation," *IEEE transactions on rehabilitation engineering*, vol. 6, pp. 75-87, 1998.
- [3] 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, pp. 247-257, 2009.
- [4] S. Moughamir, J. Zaytoon, N. Manamanni, and L. Afilal, "A system approach for control development of lower-limbs training machines," *Control Engineering Practice*, vol. 10, pp. 287-299, 2002.
- [5] P. Métrailler, V. Blanchard, I. Perrin, R. Brodard, R. Frischknecht, C. Schmitt, *et al.*, "Improvement of rehabilitation possibilities with the MotionMaker TM," in *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics, 2006. BioRob 2006.*, 2006, pp. 359-364.
- [6] T. Sakaki, S. Okada, Y. Okajima, N. Tanaka, A. Kimura, S. Uchida, *et al.*, "TEM: Therapeutic exercise machine for hip and knee joints of spastic patients," in *Proceeding of Sixth International Conference on Rehabilitation Robotics*, 1999, pp. 183-186.
- [7] D. Staudenmann, K. Roeleveld, D. F. Stegeman, and J. H. Van Dieën, "Methodological aspects of SEMG recordings for force estimation—a tutorial and review," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 20, pp. 375-387, 2010.
- [8] F. E. Zajac, "Muscle and tendon Properties models scaling and application to biomechanics and motor," *Critical reviews in biomedical engineering*, vol. 17, pp. 359-411, 1989.
- [9] C. J. Gatti, L. C. Doro, J. E. Langenderfer, A. G. Mell, J. D. Maratt, J. E. Carpenter, *et al.*, "Evaluation of three methods for determining EMG-muscle force parameter estimates for the shoulder muscles," *Clinical Biomechanics*, vol. 23, pp. 166-174, 2008.
- [10] C. Choi, S. Kwon, W. Park, H.-d. Lee, and J. Kim, "Real-time pinch force estimation by surface electromyography using an artificial neural network," *Medical engineering & physics*, vol. 32, pp. 429-436, 2010.
- [11] M. M. Liu, W. Herzog, and H. H. Savelberg, "Dynamic muscle force predictions from EMG: an artificial neural network approach," *Journal of electromyography and kinesiology*, vol. 9, pp. 391-400, 1999.
- [12] Y. Koike and M. Kawato, "Estimation of dynamic joint torques and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model," *Biological cybernetics*, vol. 73, pp. 291-300, 1995.
- [13] E. A. Clancy, O. Bida, and D. Rancourt, "Influence of advanced electromyogram (EMG) amplitude processors on EMG-to-torque estimation during constant-posture, force-varying contractions," *Journal of biomechanics*, vol. 39, pp. 2690-2698, 2006.
- [14] R. M. Singh, S. Chatterji, and A. Kumar, "Trends and challenges in EMG based control scheme of exoskeleton robots—a review," *International Journal of Scientific and Engineering Research*, vol. 3, pp. 1-8, 2012.
- [15] M. A. Oskoei and H. Hu, "Myoelectric control systems—A survey," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 2, pp. 275-294, 2007.

- [16] T. Kikuchi, K. Oda, and J. Furusho, "Leg-robot for demonstration of spastic movements of brain-injured patients with compact magnetorheological fluid clutch," *Advanced Robotics*, vol. 24, pp. 671-686, 2010.
- [17] J. Nikitczuk, B. Weinberg, P. K. Canavan, and C. Mavroidis, "Active knee rehabilitation orthotic device with variable damping characteristics implemented via an electrorheological fluid," *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, vol. 15, pp. 952-960, 2010.
- [18] G. S. Sawicki and D. P. Ferris, "A pneumatically powered knee-ankle-foot orthosis (KAFO) with myoelectric activation and inhibition," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 6, p. 1, 2009.
- [19] H. I. Krebs, J. J. Palazzolo, L. Dipietro, M. Ferraro, J. Krol, K. Rannekleiv, *et al.*, "Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy," *Autonomous robots*, vol. 15, pp. 7-20, 2003.
- [20] K. Kiguchi and Y. Hayashi, "An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 42, pp. 1064-1071, 2012.
- [21] Q. Li, Y. Song, and Z. Hou, "Estimation of lower limb periodic motions from sEMG using least squares support vector regression," *Neural Processing Letters*, vol. 41, pp. 371-388, 2015.
- [22] L. Wang and T. S. Buchanan, "Prediction of joint moments using a neural network model of muscle activations from EMG signals," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 10, pp. 30-37, 2002.
- [23] J.-J. Luh, G.-C. Chang, C.-K. Cheng, J.-S. Lai, and T.-S. Kuo, "Isokinetic elbow joint torques estimation from surface EMG and joint kinematic data: using an artificial neural network model," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 9, pp. 173-183, 1999.
- [24] A. Ziai and C. Menon, "Comparison of regression models for estimation of isometric wrist joint torques using surface electromyography," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 8, pp. 56-56, 2011.
- [25] R. Song, K. Tong, X. Hu, and W. Zhou, "Myoelectrically controlled wrist robot for stroke rehabilitation," *J Neuroeng Rehabil*, vol. 10, p. 52, 2013.
- [26] W. Park, S. Kwon, and J. Kim, "Real-time estimation of thumb-tip forces using surface electromyogram for a novel human-machine interface," in *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, 2010, pp. 205-210.
- [27] C. Loconsole, S. Dettori, A. Frisoli, C. A. Avizzano, and M. Bergamasco, "An EMG-based approach for on-line predicted torque control in robotic-assisted rehabilitation," in *Haptics Symposium (HAPTICS), 2014 IEEE*, 2014, pp. 181-186.
- [28] A. Oyong, S. Parasuraman, and V. L. Jauw, "Robot assisted stroke rehabilitation: Estimation of muscle force/joint torque from EMG using GA," in *Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2010 IEEE EMBS Conference on*, 2010, pp. 341-347.
- [29] J. Hashemi, E. Morin, P. Mousavi, and K. Hashtrudi-Zaad, "Enhanced dynamic EMG-force estimation through calibration and PCI modeling," *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 41-50, 2015.
- [30] 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 *Systems, Man and Cybernetics (SMC), 2014 IEEE International Conference on*, 2014, pp. 2198-2203.
- [31] S. Purkayastha, J. T. Cramer, C. A. Trowbridge, A. L. Fincher, and S. M. Marek, "Surface electromyographic amplitude-to-work ratios during isokinetic and isotonic muscle actions," *Journal of athletic training*, vol. 41, p. 314, 2006.
- [32] P. Konrad, "The ABC of EMG – A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography," ed: Noraxon U.S.A, Inc., 2006, p. 44.

- [33] N. A. Jalaludin, S. Na'im Sidek, A. U. Shamsudin, and A. M. Aibinu, "Electromyography (EMG)-based thump-tip force estimation for prosthetic thumb," in *Computer and Communication Engineering (ICCCE), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 783-786.
- [34] 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," *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, vol. 18, pp. 1014-1023, 2015.
- [35] 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.
- [36] C. Disselhorst-Klug, T. Schmitz-Rode, and G. Rau, "Surface electromyography and muscle force: limits in sEMG-force relationship and new approaches for applications," *Clinical biomechanics*, vol. 24, pp. 225-235, 2009.
- [37] E. Marsolais and R. KOBETIC, "Functional walking in paralyzed patients by means of electrical stimulation," *Clinical orthopaedics and related research*, vol. 175, pp. 30-36, 1983.
- [38] J. M. Winters, "Hill-based muscle models: a systems engineering perspective," in *Multiple muscle systems*, ed: Springer, 1990, pp. 69-93.
- [39] S. L. Delp, J. P. Loan, M. G. Hoy, F. E. Zajac, E. L. Topp, and J. M. Rosen, "An interactive graphics-based model of the lower extremity to study orthopaedic surgical procedures," *IEEE Transactions on Biomedical engineering*, vol. 37, pp. 757-767, 1990.
- [40] U. J. Naeem, C. Xiong, and A. A. Abdullah, "Emg-muscle force estimation model based on back-propagation neural network," in *2012 IEEE International Conference on Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS) Proceedings*, 2012, pp. 222-227.
- [41] Q. Zhang, M. Hayashibe, P. Fraisse, and D. Guiraud, "FES-induced torque prediction with evoked EMG sensing for muscle fatigue tracking," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 16, pp. 816-826, 2011.
- [42] Y. Hou, J. M. Zurada, W. Karwowski, W. S. Marras, and K. Davis, "Estimation of the dynamic spinal forces using a recurrent fuzzy neural network," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 37, pp. 100-109, 2007.
- [43] G. Liu, D. Zhou, H. Xu, and C. Mei, "Model optimization of SVM for a fermentation soft sensor," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 2708-2713, 2010.
- [44] D. Basak, S. Pal, and D. C. Patranabis, "Support vector regression," *Neural Information Processing-Letters and Reviews*, vol. 11, pp. 203-224, 2007.
- [45] A. J. Smola and B. Schölkopf, "A tutorial on support vector regression," *Statistics and computing*, vol. 14, pp. 199-222, 2004.
- [46] م. پرهیزگاری, "تشخیص اثر انگشت به روش جدیدی مبتنی بر قطاع بندی," پایان نامه دوره کارشناسی ارشد, مهندسی برق الکترونیک, دانشگاه شاهرود, ۱۳۹۱.

Abstract

Rehabilitation is one of the extensive subsets of robotics, and physiotherapy is one of the most common methods of rehabilitation. Muscle force estimation has many applications in physiotherapy, rehabilitation and making auxiliary equipment. Estimated force using surface electromyography (sEMG) signals used, in some physiotherapist assistant robots, to control the robot, diagnose the disease, determine the type of treatment and physiotherapy methods. In this study, a model based on support vector regression (SVR) is proposed in two ways and to estimate muscle force with surface electromyogram signals. To evaluate and compare the proposed model, the common method of artificial neural network (ANN) was used to estimate the force. sEMG signals record from the quadriceps and hamstrings muscles, during isometric muscle contractions (knee extension and flexion) that is done by FUM-PHYSIO robot, and also corresponding force is measured by a force sensor at the same time. these signals are used respectively as the input and the target data in training the SVR and ANN models.

Finally, these models tested on healthy people and evaluated by the values of root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (CC) between the predicted and the measured force. The results indicate that both methods SVR and ANN have a good performance in estimating muscle force, but the SVR model is more generalizable, more accurate and quicker than the neural network. ϵ -SVR model also can be seen is more accurate and faster than ν -SVR.

Keywords:

Force estimation, Surface electromyogram (sEMG) signal, Support vector regression (SVR), Knee physiotherapy robot



Shahrood University of technology

Faculty of Mechanical and Mechatronic Engineering

MSc Thesis in Mechatronic

Muscular force estimation using sEMG in knee

Physio-Robot

By: Fahime Khatibi

Supervisors:

Dr. Alireza Ahmadifard

Dr. Alireza Akbarzade tootoonchi

August 2016