

Classification of Forearm Multichannel Electromyogram Signals by a Self-Organized Neuro-Fuzzy Structure

M.H. Moradi ^{1*}, B. Makki Abadi ²

¹ Associate Professor, Medical Instrumentation and Biomedical Signal Processing Lab., Biomedical Engineering School, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

² PhD Candidate, Centre of Digital Signal Processing, Cardiff University, Cardiff, UK, makkiabadib@Cardiff.ac.uk

Abstract

High rate classification of Electromyogram (EMG) signals for controlling of prosthetic hands is still a hot topic among the rehabilitation research titles. Specially, when the degree of freedom in artificial hands increases, the classification rate decreases dramatically. In this paper, a new five layer classifier based on Neuro-Fuzzy-Genetic structure was introduced to increase the classification accuracy of EMG signals. The proposed classifier has a self-organized structure, which adaptively creates new rules according to the input features and trains the fuzzy rule weights based on the back propagation method. Finally, the genetic algorithm (GA) was employed for the final tuning stage. In this study, six subjects were asked to perform 9 different movements and their EMG signals were caught during the tasks from the six different forearm muscles. In order to remove the noises, the signals were filtered. Then the integral absolute average (IAV), Cepstrum coefficients and Wavelet Packet Coefficients with entropy pruning were extracted from the filtered signals as features. We used principal components analysis (PCA) for dimensionality reduction (234 to 10). The dimensionality reduction by PCA simplifies the structure of the classifier and reduces the processing time for the pattern recognition. The proposed classifier was applied on the features and the results were led to higher than 96.7% classification rate for the 9 classes of movement. To make a comparison, support vector machine (SVM) was employed (76% classification rate for 9 classes) and the results showed a drastic supremacy of the proposed method.

Keywords: Electromyogram signal ; Integral absolute average (IAV); Cepstrum; Wavelet packet; Entropy pruning; Principal components analysis (PCA); Self-organized neuro-fuzzy structure ; Support vector machine (SVM); Genetic algorithm (GA)

* Corresponding author

Address: Mohammad Hassan Moradi, Medical Instrumentation and Biomedical Signal Processing Lab., Biomedical Engineering School, Amirkabir University of Technology, Hafez Ave, Tehran, Iran
Tel: +98 21 64542399
Fax: +98 21 66468186
E-mail: mhmoradi@aut.ac.ir

طبقه‌بندی سیگنال الکترومایوگرام سطحی چند کاناله ساعد با استفاده از یک ساختار خودسازمانده فازی-عصبی

محمد حسن مرادی^{۱*}، بهادر مکی‌آبادی^۲

^۱ دانشیار دانشکده مهندسی پزشکی، آزمایشگاه ابزار دقیق و پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران
^۲ دانشجوی دکتری مرکز پردازش سیگنال‌های دیجیتال، دانشگاه کاردیف، کاردیف، انگلستان makkiabadib@Cardiff.ac.uk

چکیده

طبقه‌بندی با دقت بالای سیگنال الکترومایوگرام سطحی برای کنترل دست مصنوعی از عناوین مهم تحقیق در حوزه توان بخشی است. به ویژه آنکه با افزایش درجات آزادی، نرخ تشخیص درست بشدت کاهش می‌یابد. در مقاله حاضر براساس یک ساختار خودسازمانده فازی-عصبی جدید پیشنهادی پنج لایه، طبقه‌بندی سیگنال الکترومایوگرام چند کاناله انجام شده است. در این ساختار متناظر با ویژگی‌های ورودی، قواعد جدید ایجاد و وزن آنها براساس الگوریتم پس انتشار خطا بهبود یافته و از الگوریتم ژنتیک برای تنظیم نهایی استفاده شده است. به دلیل تعداد درجات آزاد بالا در حرکات ناحیه زیر آرنج در مقایسه با ناحیه بالای آن، از شش جفت الکتروود برای برداشت سیگنال استفاده شده است. پس از حذف اغتشاش با فیلتر، ویژگی‌های رایجی چون متوسط قدر مطلق سیگنال، ضرایب کپستروم و ضرایب بسته ویولت هرس شده با آنتروپی به طبقه‌بندی کننده اعمال شده اند برای تضمین زمان واقعی بودن مرحله تشخیص (کمتر از ۱۰۰ms) و ساده‌تر شدن طبقه‌بندی، با استفاده از نگاشت آنالیز مؤلفه‌های اساسی، بُعد ویژگی‌ها از ۲۳۴ به ۱۰ کاهش یافته است. ثبت‌های مربوط به ۶ فرد در دو حالت ۶ کلاس و ۹ کلاس حرکتی ارزیابی شده و با طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان مقایسه شده است. در ۹ کلاس صحت متوسط ۹۶/۷٪ به دست آمد که نسبت به ماشین بردار پشتیبان (۷۶٪) بهبود قابل توجهی دارد.

واژه‌های کلیدی: سیگنال الکترومایوگرام؛ متوسط قدر مطلق سیگنال؛ کپستروم؛ بسته ویولت؛ هرس آنتروپی؛ آنالیز مؤلفه‌های اساسی؛ ساختار خودسازمانده فازی-عصبی؛ ماشین بردار پشتیبان؛ الگوریتم ژنتیک

*مهم‌دار مکاتبات

نشانی: تهران، خیابان حافظ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی، آزمایشگاه ابزار دقیق و پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی
تلفن: ۰۲۵۲۲۳۹۹، دورنگار: ۰۶۶۲۶۸۱۸۶، پیام نگار: mhmoradi@aut.ac.ir

۱- مقدمه

تحقیق برای سیگنال الکترومایوگرام از یک مدل خود بازگشتی^۴ مرتبه چهار استفاده شد و با استفاده از یک کانال برای دریافت سیگنال و به کمک توابع جدا کننده خطی، الگوهای حرکتی را تا حد زیادی تفکیک کردند.

از آن زمان تاکنون ویژگی‌های مختلفی از سیگنال الکترومایوگرام استخراج شده و طبقه‌بندی کننده‌های مختلفی برای آن به کار رفته‌اند. در این خصوص می‌توان به ویژگی‌های: دفعات عبور از صفر و قدرمطلق انتگرال سیگنال^۵، ضرایب فوریه سیگنال^۶، مقدار بیشینه دامنه پوش^۷، متوسط قدرمطلق شیب، طول موج یا پیچیدگی موج، ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس سیگنال، ضرایب ویولت^۸، ضرایب بسته ویولت^۹ و انرژی ویولت سیگنال در مقیاس‌های مختلف، واریانس^{۱۰}، دامنه ویلسون^{۱۱}، متغیرهای سری زمانی بر مبنای آمارگان مرتبه دوم (توابع همبستگی) و هیستوگرام، ضرایب کپستروم^{۱۲} و ویژگی‌های آمارگان مرتبه بالا^{۱۳} [۷-۴] را می‌توان نام برد. برای طبقه‌بندی نیز از: شبکه‌های عصبی، خوشه‌یابی فازی^{۱۴}، توابع فاصله و توابع تمایز خطی^{۱۵} و ماشین‌های بردار پشتیبان^{۱۶} (SVM) استفاده شده است [۸-۱۰]. در جدول ۱ مشخصات برخی از مطالعات به‌تازگی اجرا شده در این خصوص ارائه شده است.

جدول ۱- مشخصات برخی از مطالعات اجرا شده

در ده سال اخیر [۱۱]

سال	کاربرد	تعداد کلاس	تعداد کانال	طبقه‌بندی	ویژگی	مؤلف
۱۹۹۸	پروتز اندام فوقانی	۲	۲	MLP	.MAV .MAVS .SSC ZC WL	هاگینز [۱۲]
۲۰۰۱	پروتز اندام فوقانی	۶	۲	PCA/LDA	.STFT .WT WPT	انگلهارت [۱۳]
۲۰۰۲	پروتز اندام فوقانی	۲۱	۶	شبکه عصبی-فازی انفیس	.CEPS IAV.WT	مکی‌آبادی [۱۴]
۲۰۰۳	پروتز اندام فوقانی	۶	۱۱	شبکه عصبی-فازی انفیس	.MAV	کیکوشی [۱۵]
۲۰۰۵	پروتز اندام فوقانی	۲	۲	مطلق فازی	.RMS	اجهیری [۱۶]
۲۰۰۵	پروتز اندام فوقانی	۶	۲	GMM	.RMS AR	هانگ [۱۷]
۲۰۰۶	پروتز اندام فوقانی	۹	۲	PCA/SOFM/MLP	.WPT	پو [۱۸]
۲۰۰۷	پروتز اندام فوقانی	۲	۲	KNN	.HOS	ظفرپر [۱۹]
۲۰۰۸	پروتز اندام فوقانی	۲	۲	SVM/MLP/LDA	.MAV+ WL . ZC + SSC	اسکوی [۲۰]

^۱ Cybernetic Prostheses
^۳ Integral of Absolute Value
^۹ Wavelet Packet
^{۱۳} Higher Order Statistics

^۲ Weiner
^۵ Fourier
^{۱۰} Variance
^{۱۴} Fuzzy

در قرن اخیر شاهد کوشش‌های بسیاری در سراسر جهان برای تهیه اندام‌های مصنوعی برای معلولان بوده‌ایم. در حوزه پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی و توانبخشی یکی از مهمترین عناوین تحقیقاتی، پردازش سیگنال الکترومایوگرام سطحی به عنوان ابزاری غیرتهاجمی و مؤثر برای کنترل مستقیم و ارادی پروتز دست است. در دست سالم صدور فرمان‌های حرکتی به وسیله مغز، موجب انقباض عضلانی و در نتیجه حرکت مفاصل می‌گردد. در دست سیبرنتیکی^۱ نیز هدف این است که اندام مصنوعی، مشابه با وضعیت طبیعی، به وسیله همین فرامین حرکتی کنترل شود. پروتز سیبرنتیکی از یک استراتژی طبیعی بین اعصاب مرکزی انسان و پروتز ماشینی استفاده می‌کند و پس از تشخیص فرمان آن را برای ایجاد حرکت به پروتز ماشینی انتقال می‌دهد.

در سال ۱۹۶۳ وینر^۲ اظهار کرد: "این امکان وجود دارد که از یک ماهیچه قطع شده، پتانسیل‌های عمل را دریافت و از آنها به منظور کنترل دست مصنوعی استفاده کنیم"، به عبارت دیگر دست مصنوعی با اراده کنترل شود [۱]. پس از آن ایده استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام سطحی به عنوان طبیعی‌ترین رابط انسان و پروتز برای کنترل حرکات دست مصنوعی مطرح شد. از دهه ۶۰ به بعد کشورهای روسیه، انگلستان، سوئد، ژاپن، آمریکا، کانادا و ایران [۲] تحقیقات گسترده‌ای را در زمینه کنترل دست مصنوعی به‌وسیله سیگنال الکترومایوگرام شروع کردند و به این ترتیب پیشرفت‌های چشمگیری در امر کنترل پروتزهای مصنوعی حاصل شد. از خصوصیات یک پروتز مطلوب: سبک بودن، پیوستگی و مشابه بودن حرکات تولید شده، مقاوم و پایدار بودن و از همه مهم‌تر قدرت تفکیک بالا و خطای کم در تشخیص و انجام حرکات در زمان واقعی است. بر همین اساس به طور عمده از روش‌های کنترلی مبتنی بر شناسایی الگوری سیگنال الکترومایوگرام استفاده شده است.

یکی از اولین تحقیقات انجام شده در زمینه پردازش سیگنال الکترومایوگرام برای کنترل دست مصنوعی، به وسیله گراوپ^۳ و همکارانش در سال ۱۹۷۵ انجام شد [۳]. در این

^۳ Graupe
^۷ Maximum Of Envelope Amplitude
^{۱۱} Wilson Amplitude
^{۱۳} Linear Discriminant

^۴ Autoregressive
^۸ Wavelet Coefficients
^{۱۲} Cepstrum
^{۱۵} Support Vector Machine

استفاده از روش پسانتشار خطا^{۲۲}، متغیرهای شبکه حاصل از بخش آموزش ساختاری، برای کم نمودن خطای خروجی دوباره تنظیم شده است (یادگیری پارامتری).

۲- تجهیزات، روش و نحوه انجام آزمایش

به منظور اجرای آزمایش‌ها از مجموعه تجهیزات و ابزارهای زیر استفاده شده است:

۱. هشت جفت الکتروود سطحی از جنس نقره به قطر ۱۰mm برای برداشت سیگنال؛
۲. یک دستگاه تقویت کننده سیگنال الکترومایوگرام هشت کاناله با ورودی ۰/۵μV تا ۱۰mV امپدانس ورودی بسیار بالا و ضریب بهره خطی در محدوده فرکانسی سیگنال؛
۳. کارت آنالوگ به دیجیتال^{۲۳}، ۱۶ بیتی با هشت کانال آنالوگ برای نمونه برداری از سیگنال تقویت شده؛
۴. یک دستگاه کامپیوتر شخصی (سی‌پی‌یو^{۲۴} ۲/AGHz) با ۵۱۲MB حافظه رم^{۲۵} برای ذخیره سازی و پردازش اطلاعات. عضلات استفاده شده برای آزمایش‌ها در شکل ۱ و جدول ۲ آمده است. این عضلات شامل ۳ عضله باز کننده سطحی قدام دست و ۳ عضله جمع کننده سطحی خلفی ساعدند. علت انتخاب این عضلات، درگیری زیاد آنان در حرکات تعریف شده است.



شکل ۱- آناتومی عضلات و محل الکتروود مرجع

در این مقاله طبقه‌بندی سیگنال الکترومایوگرام سطحی چند کاناله برای تشخیص کلاس‌های حرکتی زیرآرنج مورد بررسی قرار گرفته است. به دلیل تعداد درجات آزادی بالا در حرکات ناحیه زیرآرنج در مقایسه با ناحیه بالای آن، تعداد الکتروودهای بیشتری برای برداشت سیگنال الکترومایوگرام نیاز است. الکتروودها بر روی عضلاتی قرار می‌گیرند که بیشترین اثر را حین انجام الگوهای حرکتی مورد نظر داشته باشند. برای تشخیص الگوهای حرکتی مورد نظر در این مطالعه، از ثبت سیگنال شش کاناله مبتنی بر الکتروود گذاری آناتومیکی؛ سه کانال در عضلات بازکننده^{۱۷} ساعد در سطح قدامی و سه کانال برای عضلات جمع کننده^{۱۸} سطحی خلفی ساعد استفاده و حرکات مختلف دست طبقه‌بندی شده است. کارایی سیستم پروتز مایوالکتریک مبتنی بر روش بازشناسی الگو به وسیله دو بلوک استخراج ویژگی و طبقه بندی کننده تعیین می‌شود. اگر بلوک انتخاب ویژگی بتواند نمایش خوبی از کلاس‌های حرکتی متفاوت، در فضای ویژگی ارائه دهد، بلوک طبقه‌بندی کننده با نتایج بسیار بهتری می‌تواند کلاس‌ها را طبقه‌بندی نماید. از ویژگی‌های متوسط انتگرال قدر مطلق سیگنال، ضرایب کپستروم و ضرایب بسته ویولت که در مطالعات قبلی [۴] کارایی مطلوبی را از خود نشان داده اند، استفاده شده است.

پس از استخراج ویژگی، می‌توان به منظور بهبود زمان تشخیص، با استفاده از روش‌های کاهش بُعد بردار ویژگی و انجام تبدیل‌هایی، الگوی ورودی را در فضای بهتری برای طبقه‌بندی بازنمایی نمود. برای کاهش بُعد از آنالیز مؤلفه‌های اساسی استفاده شده است [۱۹]. برای طبقه‌بندی از یک سیستم خودسازمانده^{۱۹} فازی-عصبی، با عنوان فیلتر فازی-عصبی و فقی^{۲۰} استفاده کرده‌ایم [۱۸] که قابلیت یادگیری پارامتری^{۲۱} و ساختاری را با هم داراست و به منظور کاربرد برای طبقه‌بندی تغییر و بهبود یافته است. این سیستم ساختار خود را از صفر و به وسیله داده‌های آموزشی ایجاد کرده و نیازی به تعیین توابع عضویت و تعداد قوانین ندارد. پس از ایجاد ساختار مناسب بر اساس خوشه‌بندی اطلاعات، با

¹⁷ Extensor

²¹ Parameter Learning

²⁵ Random Access Memory

¹⁸ Flexor

²² Error Back Propagation

¹⁹ Self Organizing

²³ Analog/Digital

²⁰ Adaptive Neuro-Fuzzy Filter

²⁴ Central Processing Unite

جدول ۲- عضلات استفاده شده برای ثبت سیگنال

عضله	کانال	عضله	کانال
جمع کننده رادیال میچ	۴	باز کننده اولنار میچ	۱
جمع کننده اولنار میچ	۵	باز کننده انگشتان	۲
جمع کننده انگشتان	۶	باز کننده کوتاه رادیال میچ	۳
⁴ Extensor Carpi Ulnaris		¹ Flexor Carpi Radialis	
⁵ Extensor Digtium		² Flexor Carpi Ulnaris	
⁶ Extensor Carpi Radialis Brevis		³ Flexor Digtium	

۵. جمع کردن همه انگشتان^{۳۱}؛

۶. حالت سکون^{۳۲}؛

۷. فشار دادن انگشت شست روی انگشتان نشانی و میانی؛

۸. دور کردن انگشت شست روی انگشتان نشانی و میانی؛

۹. جمع کردن انگشت‌های کوچک، سبابه، میانی، نشانه و

شست به سمت کف دست

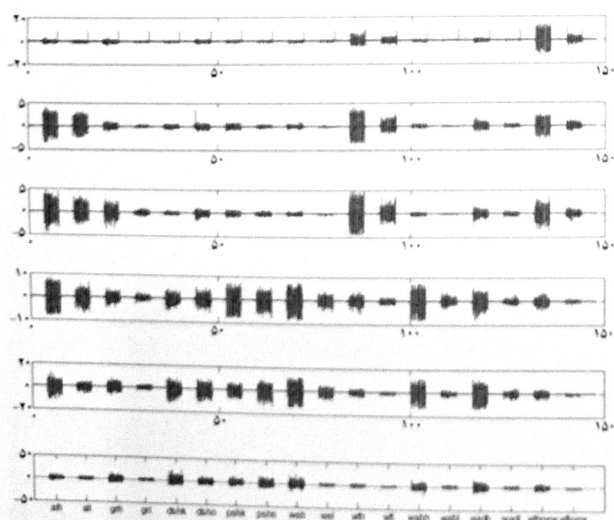
به علت بالینی نبودن محیط سیگنال‌گیری و وجود اغتشاش^{۳۳} برق شهر، از یکی از کانال‌ها برای ثبت اغتشاش ۵۰Hz برق شهر استفاده شد. سعی شد سیگنال اغتشاش با دامنه بالا و بدون اعوجاج قطع و اشباع ثبت شود. از این کانال برای حذف وقتی اغتشاش استفاده شده است. سیگنال‌ها با استفاده از یک فیلتر میان‌گذر باترورث^{۳۴} مرتبه ۸ در محدوده ۱۰ تا ۵۰۰Hz فیلتر شده و با فرکانس ۲kHz نمونه‌برداری شده‌اند. نمونه‌ای از سیگنال ۶ کانال در شکل ۳ رسم شده است.



شکل ۲- اجرای آزمایش ثبت سیگنال SEMG^{۲۶}

۳- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی مهم‌ترین و حساس‌ترین بخش برای تشخیص اراده حرکت است. از آنجاکه روش پردازش باید به صورت بلادرنگ عمل کند، استفاده از سیگنال خام به عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده امکان‌پذیر نیست و باید ویژگی‌های مناسب استخراج و انتخاب شوند تا طبقه‌بندی کننده بتواند به صورت آنی حرکت مورد نظر را تشخیص دهد.



شکل ۳- نمونه سیگنال EMG شش کاناله برای حرکات مختلف

آزمایش‌ها مطابق شکل ۲ در حالت نشسته بر روی صندلی انجام شده است، در حالتی که شانه در وضعیت خنثا قرار دارد و آرنج فرد به وسیله دسته صندلی در زاویه ۹۰° بوده و کف دست رو به بالا باشد. به منظور از بین بردن اثرات منفی خستگی عضلانی، سیگنال‌گیری با در نظر گرفتن زمان استراحت مناسب ۵ s بین انقباضات پی در پی، انجام شد. این آزمایش‌ها برای دو نفر در یک جلسه و برای هر فرد در دو جلسه با اختلاف دو روز انجام شده است. با نشانه‌گذاری بر روی دست سعی شده است که الکترودها تا حد ممکن در محلی ثابت قرار گیرند. از شش فرد سالم در رده سنی بین ۲۲ تا ۲۶ سال و هر فرد ۱۰ جلسه ثبت انجام شد. در هر جلسه برای هر کدام از حرکات ۱۰ تکرار ۴ ثانیه‌ای با استراحت دو دقیقه‌ای مابین آنها از هر فرد ثبت شده است. با در نظر داشتن عمومیت حرکات و کاربرد بیشتر آنها، حرکت به شرح زیر مورد آزمایش قرار گرفت:

۱. جمع کردن میچ^{۲۷}؛

۲. باز کردن میچ^{۲۸}؛

۳. چرخاندن مفصل میچ از پهلو به سمت خارج^{۲۹}؛

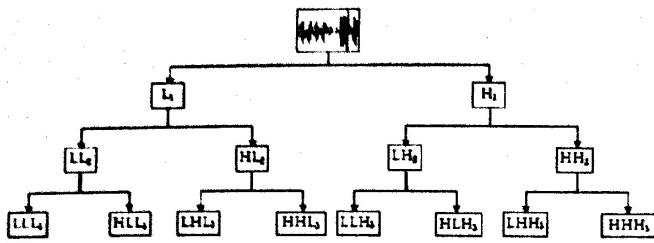
۴. چرخاندن مفصل میچ از پهلو به سمت داخل^{۳۰}؛

²⁶ Surface Electromyogram
³⁰ Wrist Adduction
³⁴ Butterworth

²⁷ Wrist Flexion
³¹ Grasp

²⁸ Wrist Extension
³² No Motion

²⁹ Wrist Abduction
³³ Noise



شکل ۵- نمودار بلوکی تجزیه بسته ویولت

۳-۳- ضرایب بسته ویولت

تبدیل بسته ویولت با تبدیل ویولت یک سری تفاوت‌های ساختاری دارد. در تبدیل بسته‌ای ویولت، در هر مرحله تجزیه هم در باند بالایی و هم در باند پایینی فرکانس انجام می‌شود. این در حالی است که در تبدیل ویولت، تجزیه در هر مرحله به صورت درختی در باندهای فرکانس پایین انجام می‌شود. شکل ۵ روند تجزیه بسته ویولت را نشان می‌دهد. برای تجزیه از ویولت متعامد کوایفلت با طول ۶ و تا ۸ سطح استفاده شده است. چون این نوع تجزیه دارای اضافات است، برای رسیدن به بهترین درخت تجزیه از هرس کردن ضرایب براساس آنتروپی استفاده شده است. در مجموع ۳۲ ضریب برای هر سیگنال انتخاب شده است.

۳-۴- کاهش بُعد

استخراج ویژگی از یک سیگنال، انتقال آن به فضای جدید در جهت افزایش چگالی اطلاعات موجود در سیگنال است. به طور ساده استخراج ویژگی می‌تواند، اعمال یک تبدیل ریاضی بر روی یک بازه زمانی از سیگنال و استخراج ضرایبی که مشخص‌کننده ویژگی‌های سیگنال از نقطه‌نظری خاص، تلقی شود. به طور کلی وظایف عمده بخش استخراج کننده ویژگی را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

۱. کاهش بُعد: ابعاد الگوهای ورودی را کاهش می‌دهد زیرا زیاد بودن ابعاد این الگوها هزینه طبقه‌بندی را بالا می‌برد.
۲. بازنمایی بهتر الگو: استخراج‌کننده ویژگی باید قادر باشد با انجام تبدیل‌هایی الگوی ورودی را در فضای بهتری برای طبقه‌بندی بازنمایی کند.

پس از حذف اغتشاش برق شهر، سیگنال‌ها با استفاده از یک پنجره همینگ^{۳۵} به فواصل ۲۰۰ms با همپوشانی ۵۰٪ تقسیم شده‌اند. این طول پنجره با توجه به مشخصات فیزیولوژیکی و فواصل زمانی برای اراده حرکت که به ۸۰ms برای تصمیم‌گیری و ۱۲۰ms برای رسیدن فرمان به عضله نیاز دارد، انتخاب شده است. با توجه به مطالعات پیشین از ویژگی‌های متوسط انتگرال قدرمطلق سیگنال، کپستروم و ویولت استفاده شده است [۴، ۵].

۳-۱- متوسط قدرمطلق سیگنال (IAV)

مقدار این ویژگی برابر متوسط یکسو شده سیگنال SEMG در یک پنجره زمانی است.

$$IAV = (1/N) \sum_{i=1}^N |x(i)| \quad (1)$$

این ویژگی در عین سادگی، در مورد سیگنال SEMG بسیار قوی و سریع عمل می‌کند.

۳-۲- ضرایب کپستروم

نتایج بررسی‌ها نشان‌دهنده برتری و کارایی این روش، نسبت به سری‌های زمانی بوده است. این ضرایب را می‌توان از تبدیل معکوس لگاریتم تبدیل فوری سیگنال به دست آورد. در شکل ۴ روش محاسبه مشاهده شود. برای محاسبه سریع ضرایب کپستروم از ضرایب مدل خود بازگشتی سیگنال مطابق روابط (۲) و (۳) استفاده شده است.

$$c_1 = a_1 \quad \text{and} \quad c_n = -\sum_{k=1}^n (1 - \frac{k}{n}) a_k c_{n-k} - a_n \quad (2)$$

$$x(n) = \sum_{k=1}^n a_k x(n-k) + e(n) \quad (3)$$

که a_k و e امین ضریب کپستروم، x سیگنال، اغتشاش سفید و a_n و e امین ضریب مدل خود بازگشتی است. براساس ارزیابی اطلاعاتی ویژگی‌ها و معیار جدایی‌پذیری خوشه‌ها و مدت زمان مورد نیاز برای محاسبات از مدل خود بازگشتی مرتبه چهار و از شش ضریب اول کپستروم هر سیگنال استفاده شده است.



شکل ۴- روند محاسبه ضرایب کپستروم

^{۳۵}Hamming Window

۳-۱ سیستم فازی-عصبی خودسازمانده

در سال ۱۹۶۵ آقای لطفی‌زاده اولین مقاله خویش را تحت عنوان "ارائه یک راه مشخص نمودن عدم قطعیت غیر احتمالی" که آن را مجموعه‌های فازی نامیده بود، ارائه کرد. منطق فازی که بر اساس تئوری مجموعه‌های فازی بنا شده، منطق بی‌نهایت ارزشی است که برای شبیه‌سازی ابهامات و عدم اطمینان‌های زندگی روزمره و بیانات انسانی در کامپیوترها استفاده می‌شود. تاکنون براساس تئوری فوق مباحث بسیار زیادی از جمله محاسبه قوانین فازی، درونیابی فازی، استدلال فازی، استنتاج فازی، مدلسازی فازی، خوشه‌بندی فازی و... مطرح شده است که هر یک از مباحث فوق در زمینه‌های مختلفی چون کنترل اتوماتیک، پیش‌بینی سری‌های زمانی، پردازش سیگنال و سیستم‌های مهندسی پزشکی، بینایی ماشین و سیستم‌های هوشمند تشخیص‌گر، و... به کار رفته‌اند و جواب‌های قابل قبولی به دست آمده است.

یکی از نکات مهم در سیستم‌های فازی چگونگی انتقال قوانین از شخص خبره به این سیستم‌هاست. در مجموع اطلاعات شخص خبره از قوانین حاکم بر سیستم‌های واقعی به‌ویژه سیستم‌های مرتبط با بدن انسان، بسیار کم است و در این باره ناچار به استخراج قوانین از داده‌های ورودی و خروجی مشاهده شده از سیستم خواهیم بود. ایجاد توانایی یادگیری در سیستم‌های فازی امری بسیار مهم است، برای رسیدن به چنین توانایی روش‌های مختلفی وجود دارد، یکی از روش‌های بسیار پرکاربرد و معمول‌ترین آنها تلفیق ساختار قانون‌مند فازی با شبکه‌های عصبی است که دارای قابلیت یادگیری خود به خود از داده‌های آموزشی‌اند. سیستم‌های فازی دارای قابلیت بسیار خوب حذف تغییرات از الگوهای اغتشاشی و قابلیت اثرپذیری از تجربیات شخص خبره هستند، اما از قدرت یادگیری از الگوهای آموزشی مانند شبکه‌های عصبی برخوردار نیستند. در این مقاله ساختار فیلتر وقفی فازی-عصبی به شکلی تغییر یافته است که برای طبقه‌بندی مناسب شود (ANFC)^{۳۸}. بنابراین ابتدا ساختار این سیستم را بررسی کرده و سپس نتایج حاصل از آن را ارائه

با توجه به شش کانال ثبت، در هر پنجره از سیگنال، بردار ویژگی دارای بُعد $234 = (1+6+32+6)$ است؛ بنابراین طراحی و آموزش هر طبقه‌کننده‌ای با استفاده از آن زمانبر و بسیار دشوار خواهد بود. برای کاهش بُعد با استفاده از روش تحلیل مؤلفه اساسی، بردار ویژگی به بُعد ۱۰ نگاشته شده است. این بُعد براساس تغییر قابل ملاحظه در شیب مقادیر ویژه ماتریس نمونه‌ها-ویژگی‌ها (منحنی L) و میزان بهبود در نتیجه طبقه‌بندی و قید کاهش زمان طبقه‌بندی انتخاب شده است، به طوری که کل زمان استخراج ویژگی و طبقه‌بندی کمتر از ۱۰۰ ms (نصف فواصل زمانی اراده حرکت) شود.

۴- طبقه‌بندی

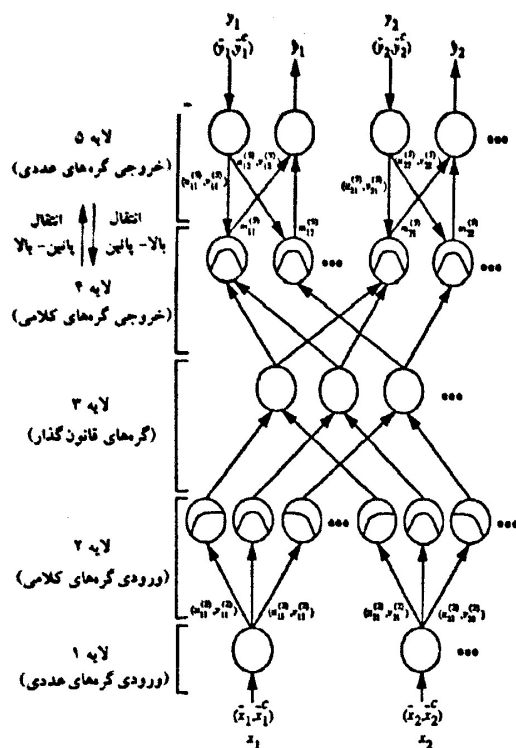
دستیابی به نرخ بازشناسی بالا برای ۹ طبقه، نیازمند روشی قدرتمند، کارا و سریع است. بنابراین استفاده از روش‌های دو کلاسی نظیر آنالیز تمایز خطی^{۳۶} (LDA) یا ماشین بردار پشتیبان به شبکه بزرگی از طبقه‌بندی‌کننده‌ها منجر می‌شود که پیچیده و زمانبر خواهد بود. در اینجا می‌توان از روش‌های چندکلاسی نظیر ساختارهای مختلفی از شبکه عصبی یا روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر فاصله (نظیر فاصله ماهالانوبیس)^{۳۷} استفاده کرد. در چنین ساختارهایی نیاز به مجموعه بزرگی از نمونه‌های ورودی برای تضمین تعمیم‌دهی است؛ درحالی که ثبت تعداد زیادی از بازه‌های سیگنال الکترومایوگرام در حرکت‌های مختلف گران و زمانبر خواهد بود. تقریباً تمام ساختارهای از پیش تعریف شده و فقط مبتنی بر یادگیری پارامتری برای رسیدن به ساختار بهینه و عبور از نقاط کمینه محلی، دچار مشکل فوق هستند. در این مقاله از یک ساختار خودسازمانده فازی-عصبی استفاده شده است که هم ساختار آن (قوانین فازی) و هم متغیرهای آن (مشخصات توابع عضویت ورودی و خروجی قوانین) در فرایند آموزش تولید و اصلاح می‌شوند تا نرخ مطلوب بازشناسی در زمان قابل قبول حاصل و نتایج آن با ماشین بردار پشتیبان که امروزه در کاربردهای متنوعی کارایی خود را نشان داده است، مقایسه شود.

^{۳۶} Linear Differential Analysis

^{۳۷} Mahalanobis

^{۳۸} Adaptive Neuro-Fuzzy Classifier

می‌کنیم.



شکل ۶- ساختار لایه به لایه (ANFF)

۲-۲- ساختار فیلتر وقفی فازی-عصبی خودسامانده

این سیستم دارای ۵ لایه همراه با اتصالات موجود در بین لایه‌هاست (شکل ۶). گره‌های موجود در لایه اول گره‌های ورودی است (گره‌هایی با ورودی عددی). این ورودی‌ها بعد از عبور از لایه‌های میانی ساختار به لایه‌های خروجی (لایه ۵) و به صورت عددی انتقال پیدا می‌کند. لایه‌های متغییرهای کلامی دوم و چهارم دارای گره‌هایی با عملکرد تابع عضویت‌اند. در لایه سوم هر گره یک گره قانون یا قانونگذار است که نماینده یک قانون فازی است. از این جهت کل گره‌های لایه سوم یک پایگاه قوانین را تشکیل می‌دهند.

ارتباطات بین لایه سوم و چهارم مانند یک موتور استنتاج و نتیجه‌گیری عمل می‌کند. اتصالات لایه ۳ شرایط اولیه گره‌های قوانین را تعریف کرده و اتصالات لایه‌ها حاصل گره‌های قانونگذاری را عرضه می‌کنند. بنابراین هر گره قانون و لایه سوم حداکثر با یک اتصال می‌تواند به یکی از گره‌های لایه دوم متصل شود و یا حتی می‌تواند هیچ ارتباطی با آن نداشته باشد و همچنین این موضوع در مورد اتصالات لایه سوم و لایه نتایج (لایه چهارم) نیز صادق است. اما در لایه دوم و پنجم گره‌های این دو لایه کاملاً با تمام ورودی‌ها و خروجی‌های عددی از لایه‌های ورودی و خروجی ارتباط دارند.

جهت پیکان‌های موجود در شکل، نمایشگر جهت محاسبات هنگام کار عادی سیستم است. ANFA^{۳۹} فاز روش کدینگ مکمل و روش فازی آرت^{۴۰} را برای نرمال کردن و خوشه‌بندی بردارهای آموزشی ورودی و خروجی استفاده می‌کند. کدینگ^{۴۱} مکمل یک فرایند نرمال شده است که در دوری جستن از مسأله زیاد شدن کلاس‌ها در طبقه‌بندی به روش فازی آرت کمک شایانی می‌کند. همچنین اطلاعات دامنه بردارهای آموزشی را نگه می‌دارد.

$$\bar{X}^T = (\bar{x}_1, \bar{x}_1^c, \bar{x}_2, \bar{x}_2^c, \dots, \bar{x}_n, \bar{x}_n^c) \\ = (\bar{x}_1, 1 - \bar{x}_1, \bar{x}_2, 1 - \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n, 1 - \bar{x}_n) \quad (4)$$

$$(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n) = \bar{X}^T = \frac{x}{\|x\|}, \bar{x}_i^c = 1 - \bar{x}_i \quad (5)$$

$$\bar{Y}^T = (\bar{y}_1, \bar{y}_1^c, \bar{y}_2, \bar{y}_2^c, \dots, \bar{y}_n, \bar{y}_n^c) \\ = (\bar{y}_1, 1 - \bar{y}_1, \bar{y}_2, 1 - \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_n, 1 - \bar{y}_n) \quad (6)$$

در اعمال روش کدینگ به ANFF تمام ورودی‌ها و همچنین خروجی‌ها در مرحله پیش پردازش اطلاعات به حالت مکمل کد می‌شوند و سپس از همین بردارهای تبدیل شده برای آموزش شبکه استفاده می‌شود. شایان ذکر است گره‌های لایه چهارم که آنها را گره‌های توابع عضویت خروجی می‌نامیم، دارای دو وضعیت کاری‌اند: وضعیت حرکت از بالا به پایین و حرکت از پایین به بالا.

در حالت پایین به بالا اتصالات گره‌های لایه چهارم بر روی خروجی‌های گره‌های قانون، عملی شبیه به "یا" فازی را انجام می‌دهند. در وضعیت کاری از بالا به پایین اتصالات موجود در لایه ۵، مانند اتصالات شبیه خود در لایه دوم عمل می‌کند. گره‌های لایه پنجم نیز دارای دو نوع گره‌اند: نوع اول از گره‌ها در حالت کاری بالا به پایین و برای دریافت و کدینگ خروجی مطلوب استفاده می‌شود که دقیقاً مانند

^{۳۹} Adaptive Neuro Fuzzy Architecture

^{۴۰} Fuzzy Art

^{۴۱} Coding

۲-۲- یادگیری پارامتری

بعد از تنظیم ساختار شبکه بر طبق الگوهای آموزشی در مرحله یادگیری ساختاری، لازم است متغیرهای شبکه با دقت بیشتری تنظیم گردند. عمل یاد شده نیز به وسیله همان داده‌های آموزشی انجام می‌شود و این تنظیمات نیز در جهت افزایش دقت خروجی شبکه انجام می‌پذیرد. این عمل به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا پس از محاسبه خروجی شبکه انجام می‌شود.

۵- ساختار پیشنهادی

ساختار کلی سیستم پیشنهادی با وجود برخی تفاوت‌ها مشابه ساختار ANFF است، که به بررسی آنها می‌پردازیم:

۱. در این سیستم هر یک از ابعاد سیگنال ورودی و خروجی به صورت جداگانه خوشه‌بندی می‌شوند و این موضوع از تکرار توابع عضویت برای ابعاد با تغییرات کم جلوگیری می‌کند؛

۲. برای اتصال هر تابع عضویت به هر گروه قانون، ضریب در نظر گرفته شده است. این ضریب می‌تواند با تکرار زیاد قانون تقویت شود و در صورت تعداد کم تکرار قانون، می‌توان ضریب مربوط را صفر فرض کرد. این عمل در خصوص وجود اغتشاش یا اشتباه در داده‌های آموزشی می‌تواند با حذف قانون ضعیف مؤثر باشد. همچنین برای از بین بردن احتمال همپوشانی کلاس‌ها می‌توان این ضرایب را به وسیله الگوریتم‌های بهینه‌سازی (به‌عنوان مثال ژنتیک) اصلاح کرد؛

۳. خوشه‌بندی اطلاعات ورودی با توجه به کلاس‌های خروجی انجام می‌شود.

۵-۱- طبقه‌بندی کننده فازی- عصبی و فسی

(ANFC)

ساختار فوق برای طبقه‌بندی کلاس‌های حرکتی به کار گرفته شد (شکل ۷). بدین صورت که برای هر کلاس یک خروجی مستقل در ابعاد خروجی در نظر گرفته شد و به ازای فعال

گروه‌های لایه اول کار می‌کند. نوع دوم از گروه‌های موجود در این لایه، گروه‌هایی با قابلیت کار در حالت کاری پایین به بالابند و نقش محاسبه سیگنال خروجی را برعهده دارند. این گروه‌ها و ارتباطات موجود در لایه پنجم به عنوان یک نافازی کننده عمل می‌کنند. شایان توجه است در الگوریتم ارائه شده هنگام شروع یادگیری سیستم، قانون اولیه و گروه‌های ورودی و خروجی وجود ندارند؛ بلکه در طول پیشرفت آموزش به صورت آنی و دینامیک به وجود می‌آیند. اما در مواردی که برخی اطلاعات اولیه طراحی سیستم موجود باشد، می‌توان این اطلاعات را به عنوان قوانین فازی اولیه در سیستم اعمال نمود. در مراحل پیشرفت آموزش، اگر قوانین تجربی اعمال شده نتواند به طور کامل خروجی مطلوب را عرضه کند، به صورت خودکار گروه‌های ورودی و خروجی یا قوانین فازی لازم به سیستم اضافه می‌شود.

۲-۳- یادگیری ساختاری

مرحله یادگیری ساختاری ۳ قدم مهم دارد: خوشه‌بندی فازی ورودی‌ها؛ خوشه‌بندی فازی خروجی‌ها و نگاشت نواحی ورودی به نواحی خروجی. بر این اساس دو عمل طبقه‌بندی همزمان در دو طرف شبکه انجام می‌شود:

قدم اول: خوشه‌بندی اطلاعات کد شده ورودی و ایجاد خوشه جدید در صورت لزوم به وسیله الگوریتم فازی آرت؛
قدم دوم: خوشه‌بندی فضای خروجی مانند قدم اول با این تفاوت که گروه‌های لایه ۴ و ۵ در حالت بالا به پایین کار می‌کنند؛

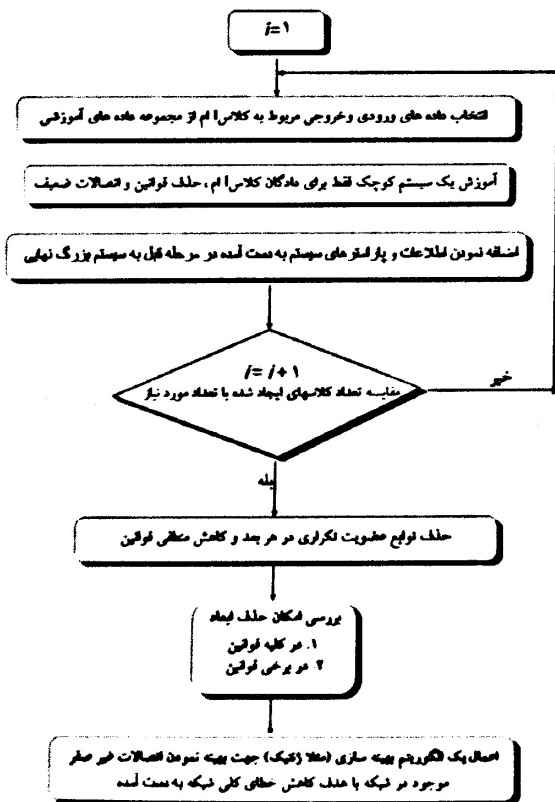
قدم سوم (فرایند نگاشت): بعد از انتخاب ابر جعبه^{۴۲} های ورودی و خروجی و عملیات خوشه‌بندی، قدم بعدی انتخاب ارتباط بین این ابر جعبه‌های ورودی و خروجی است که این عمل با مشخص کردن ارتباطات بین گروه‌های لایه سوم و چهارم انجام می‌گیرد. این کار، معادل با تصمیم‌گیری در مورد خروجی قوانین فازی است.

⁴²Hyper Box

۵-۲- آموزش و یادگیری سیستم

آموزش این سیستم نیز می‌تواند به صورت ساختاری و پارامتری باشد. خوشه‌بندی اطلاعات در هر بُعد به صورت با سرپرستی و با توجه به کلاس فعال انجام می‌شود. روند آموزش در شکل ۸ نشان داده شده است.

این الگوریتم بر روی کلیه قوانین و برای هر کلاس اجرا می‌شود. حاصل عمل فوق مجموعه قوانین کاهش یافته‌ای است که در لایه دوم یا توابع عضویت شرکت کننده در مقدم قوانین، تعداد توابع عضویت نسبت به حالت اولیه کمتر شده است. بعد از این مرحله در صورت نیاز، می‌توان با بررسی توابع عضویت موجود در لایه دوم، آنهایی که در تولید هیچ یک از توابع تعریف شده در لایه دوم نقشی ندارند را از مجموعه توابع عضویت حذف نمود. هم‌چنین می‌توان ابعاد اضافی یا بی‌تأثیر را در هر یک از قوانین یا حتی در کل قوانین در صورت وجود پیدا و حذف نمود.



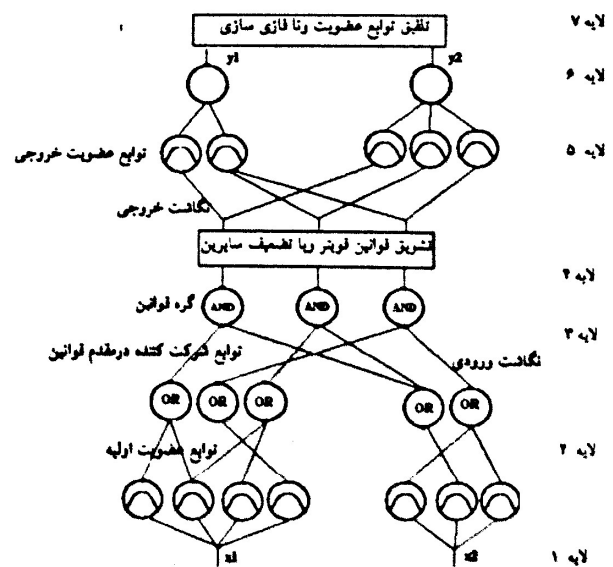
شکل ۸- روند آموزش

بودن این کلاس عدد ۱، در غیر این صورت صفر به خروجی تعلق می‌گرفت. البته جهت بالا بردن کیفیت کار سیستم چند نکته زیر را در طبقه‌بندی مورد توجه قرار داده ایم.

۱. به علت اینکه در فاز نرمال کردن بردارهای ورودی و روش کدینگ مکمل مشکل روی هم افتادگی کلاس‌های انقباضی ملایم و شدید وجود داشته است، به ابعاد سیگنال ورودی یک بُعد اضافی با مقداری برابر متوسط کلیه ابعاد سیگنال اضافه کرده‌ایم. این بُعد از روی هم افتادگی بردارهایی که ضریبی از یکدیگرند، جلوگیری می‌کند؛

۲. شیب دو ساق توابع عضویت ذوزنقه‌ای در فاز آزمون نسبت به مقدار در نظر گرفته شده در فاز آموزش، کمتر در نظر گرفته شده است. این امر سبب می‌شود خوشه‌بندی در فاز آموزش با دقت بیشتری انجام شود و در فاز آزمون قدرت تعمیم سیستم در قبال تغییرات افزایش یابد؛

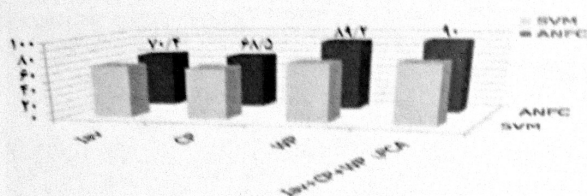
۳. احتمال استفاده سیستم به گونه‌ای است که هر خروجی به طور مستقل از سایر خروجی‌ها حرکت خاص خود را با توجه به مقدار خروجی مربوطه بتواند تولید نماید؛ بنابراین سعی شده است بعد از لایه سوم که مربوط به محاسبه درصد تحریک هر یک از قوانین‌اند یک لایه با وظیفه نگه داشتن قوانین قوی و حذف قوانین ضعیف‌تر به سیستم اضافه گردد، به این ترتیب خروجی به دست آمده در هر یک از ابعاد دارای صراحت بیشتری خواهد بود.



شکل ۷- ساختار لایه به لایه سیستم پیشنهادی (ANFC)

۳-۵- نتایج

قبل از بررسی نتایج شایان ذکر است در هر جلسه آزمایش برای هر کلاس حرکتی، ثبت سیگنال در بازه زمانی ۴ ثانیه‌ای و به تعداد ۱۰ مرتبه انجام پذیرفت. در هر یک از این بازه‌های زمانی ۴ ثانیه‌ای، پس از حذف قسمتی از ابتدا و انتهای سیگنال، ۶ پنجره ۲۰۰ میلی‌ثانیه‌ای استخراج شد. پس از مخلوط نمودن ۶۰ پنجره برای حرکت، ۲۰ پنجره به عنوان دادگان خام آموزشی و ۴۰ پنجره به عنوان دادگان خام آزمون به بخش استخراج ویژگی معرفی شدند. در ابتدای امر برای بررسی، شش کلاس اول مورد بررسی قرار گرفت و کم کم تعداد کلاس‌های آزمایشی افزایش یافت. نتایج تشخیص سیستم فوق برای دو طبقه‌بندی کننده SVM و ANFC در شکل‌های ۹ و ۱۰ و جدول‌های ۳ و ۴ نمایش داده شده است. برای اجرای SVM از جعبه ابزار LIBSVM^{۴۳} استفاده شده است [۲۰].



شکل ۹- متوسط صحت طبقه‌بندی برای شش فرد و نه کلاس حرکتی، با استفاده از SVM و ANFC



شکل ۱۰- مقایسه متوسط صحت طبقه‌بندی SVM و ANFC در شش کلاس حرکتی و نه کلاس حرکتی برای شش فرد و بر اساس بردار ویژگی ترکیبی کاهش بُعد یافته

جدول ۳- صحت طبقه‌بندی و زمان کل پردازش (استخراج ویژگی، کاهش بُعد و طبقه‌بندی) برای شش فرد و شش کلاس حرکتی، با استفاده از SVM و ANFC

	SVM				ANFC				
	IAV WP+CP+ PCA	WP	CP	IAV	IAV WP+CP+ PCA	WP	CP	IAV	
زمان پردازش (ms)	۸۰	۶۵	۴۵	۴۰	۹۵	۸۰	۶۰	۵۵	
فرد	صحت								
۱	۸۹	۸۳/۸	۷۶/۸	۸۰/۴	۹۷/۹	۹۱	۷۵	۸۴	
۲	۹۰/۶	۹۰/۱	۸۰/۲	۷۵/۸	۹۵/۷	۹۲/۳	۷۸/۳	۸۲/۷	
۳	۹۰/۲	۸۹/۷	۷۵/۴	۷۴/۳	۹۵/۳	۹۳	۷۶/۹	۸۰	
۴	۸۸/۹	۸۸/۲	۷۶/۳	۷۱/۵	۹۶/۴	۹۲/۸	۷۷/۲	۸۱	
۵	۹۱/۱	۹۰/۸	۸۰/۵	۸۱/۸	۹۸/۷	۹۴/۴	۷۷/۸	۸۶/۵	
۶	۸۸/۷	۸۶/۱	۷۶/۴	۸۰/۳	۹۷/۳	۹۰/۶	۷۸	۸۲	
متوسط	۸۹/۷۵	۸۸/۱	۷۷/۶	۷۷/۳۵	۹۶/۸۸	۹۲/۳۵	۷۷/۲	۸۲/۷	

⁴³ Library for Support Vector Machines

جدول ۴- صحت طبقه‌بندی و زمان کل پردازش (استخراج ویژگی، کاهش بُعد و طبقه‌بندی) برای شش فرد و نه کلاس حرکتی،

با استفاده از ANFC و SVM

	SVM			ANFC				زمان پردازش (ms)
	IAV WP+CP+ PCA	WP	CP	IAV	IAV WP+CP+ PCA	WP	CP	
	۸۹	۷۳	۵۵	۵۰	۹۸	۸۸	۷۰	۶۵
فرد	صحت							
۱	۷۸/۳	۷۵	۶۶/۳	۶۹/۸	۹۲/۶	۸۹/۱	۶۸/۹	۷۲/۳
۲	۷۵	۷۳/۷	۶۵/۶	۶۶	۹۲	۸۷/۷	۶۹/۸	۶۹/۴
۳	۷۴/۸	۷۲/۱	۶۱	۶۴/۲	۹۰/۷	۹۰/۴	۶۵/۴	۶۷
۴	۷۴/۵	۷۲/۸	۶۳/۳	۶۴	۹۱	۸۸/۳	۶۸/۹	۶۹/۸
۵	۷۷/۱	۷۵	۶۷/۹	۷۱/۴	۹۴/۴	۹۲/۸	۷۱/۲	۷۵
۶	۷۶/۵	۷۱/۸	۶۴/۳	۶۵/۷	۹۱/۲	۸۶/۶	۶۶/۲	۶۹
متوسط	۷۶	۷۳/۴	۶۴/۷	۶۶/۸۵	۹۲	۸۹/۲	۶۸/۵	۷۰/۴

ضرایب کم‌تر به تنهایی آنچنان مؤثر نبودند، حذف آنها از ترکیب باعث افزایش خطا شد. این امر نشان می‌دهد که هر دسته از ویژگی‌ها در کلاس‌های متفاوتی دارای خطایند و با ترکیب، مکمل یکدیگر شده و خطای همدیگر را پوشش می‌دهند. با استخراج مؤلفه‌های اساسی‌تر به عنوان تابعی از همه ابعاد (ویژگی‌ها) و تصویر به بُعد کمتر، بردار ویژگی نتیجه، در عمل محصول کل ویژگی‌هاست.

۴. طبقه‌بندی کننده ANFC با توجه به تطبیق ساختاری و پارامتری با داده‌ها، در هر چهار دسته از بردارهای ویژگی بهتر از SVM عمل کرده است. به‌ویژه با افزایش تعداد کلاس‌ها که همپوشانی بیشتر می‌شود (کلاس‌های ۵، ۷، ۸ و ۹)، انعطاف‌پذیری بیشتر ANFC نتایج بهتری را به همراه داشته است.

۶- اعمال الگوریتم ژنتیک به شبکه ANFC در جهت کاهش خطای محاسبات

همانگونه که پیش‌تر نیز بحث شد، در شبکه ANFC می‌توان در جهت کاهش خطای سیستم پس از اینکه مراحل آموزش و تولید قوانین به پایان رسید، ضرایب اتصالات موجود در سیستم (چه لایه‌های قبل از ساختن مقدم قوانین و چه در بین خروجی گروه‌های قوانین و توابع عضویت خروجی) را به وسیله الگوریتم ژنتیک تغییر داد. با انجام دادن این عمل امکان

طبق نتایج مندرج در دو جدول ۳ و ۴ و شکل‌های ۹ و ۱۰ مشاهده می‌شود:

۱. با اینکه در یک کانال، ویژگی IAV دارای بُعد یک و کم‌تر از آن کمتر است، خطای طبقه‌بندی آن کمتر از کم‌تر از دست می‌آید. با توجه به اینکه IAV از نظر محاسباتی ساده و بسیار سریع است، به طور کامل بر کم‌تر ترجیح دارد و حتی اغلب دست‌های مصنوعی ساخته شده امروزی بر اساس آن کار می‌کنند. البته لازم به تذکر است که ما از شش مقدار اولیه کم‌تر استفاده کرده‌ایم، در حالی که ممکن است آنها اطلاعاتی‌ترین مقادیر نباشند. همچنین برای تحلیل و مقایسه دقیق نیاز است که بر اساس معیارهایی نظیر دیویس-بولدین^{۴۴} مورد ارزیابی قرار گیرند؛

۲. ضرایب بسته ویولت کارایی بهتری نشان داده‌اند، که این امر علاوه بر آنکه می‌تواند ناشی از بُعد بالاتر بردار ویژگی باشد، ناشی از تطبیق بهتر و محلی ویولت انتخابی با سیگنال و انتخاب ضرایب بسته ویولت (هرس کردن) بر اساس معیار اطلاعاتی آنتروپی است.

۳. با ترکیب ویژگی‌ها و سپس کاهش بُعد بر اساس PCA، با بُعد محدود ۱۰، نتایج بسیار بهتری حتی نسبت به بسته ویولت تنها (بُعد ۱۹۲) حاصل شده است. حتی با اینکه

^{۴۴} Davies - Bouldin

۴. تقاطع^{۴۷}: به منظور تولید جمعیت جدید از بین جمعیت کروموزوم‌ها، از تابع تقاطع یکنواخت (استفاده از ماسک اتفاقی برای تلفیق ژن‌ها) استفاده شده است.

۵. جهش^{۴۸}: در جهت باقی نماندن الگوریتم در کمینه‌های محلی برای ایجاد جهش با تولید کروموزوم‌های جدید از کروموزوم‌های موجود که هر یک از ژن‌های آن به صورت اتفاقی تضعیف یا تقویت شوند، استفاده شده است. ضریب تضعیف ۰/۷ و ضریب تقویت ۱/۳ در نظر گرفته شده است.

۶. شرط خاتمه الگوریتم ژنتیک: شرط خاتمه الگوریتم تعداد اجرای الگوریتم به ازای تولید جمعیت فرض شده است.

۶-۱- نتایج اعمال الگوریتم

شبکه آموزش یافته با کلاس‌های تعریف شده، ساختاری با ۴ قانون برای خویش ایجاد نموده است. خطای تشخیص برای ۴ کلاس فوق به ازای دادگان آموزش ۱۷/۵٪ و به ازای دادگان آزمون ۲۶/۵٪ اندازه‌گیری شده است.

در این آزمایش معیار در نظر گرفته شده به عنوان تابع ارزیابی الگوریتم، خطای دادگان آزمون بوده است. بعد از اعمال الگوریتم ژنتیک به تعداد ۳۰ بار، خطای دادگان آموزش از ۱۷/۵٪ به ۹/۵٪ و خطای دادگان آزمون از ۲۶/۵٪ به ۱۲/۵٪ کاهش یافته است (جدول‌های ۵ تا ۸). بنابراین به خوبی می‌توان اثر الگوریتم ژنتیک را بر رشته ضرایب در شکل ۱۰ مشاهده کرد.

شکل ۱۱ بهبود بازشناسی را برای ۹ کلاس با ویژگی‌های ترکیبی کاهش بُعد یافته، بعد از اعمال ژنتیک نشان می‌دهد.

جدو ۵- ماتریس نرخ بازشناسی ۴ کلاس با بیشترین همپوشانی برای داده‌های آموزش (قبل از ژنتیک)

آموزش	کلاس ۵	کلاس ۷	کلاس ۸	کلاس ۹
کلاس ۵	۸۰	۰	۰	۲۰
کلاس ۷	۰	۸۰	۰	۲۰
کلاس ۸	۰	۰	۱۰۰	۰
کلاس ۹	۱۲	۲۰	۰	۶۸

کم شدن خطای کل خروجی بسیار زیاد خواهد شد. خصوصاً در مواردی که تداخل کلاس‌ها زیاد است (۹ کلاس و بین کلاس‌های ۵ و ۷ با ۸ و ۹) اعمال این الگوریتم می‌تواند در جهت تضعیف و تقویت کلاس‌های متداخل نتیجه بهتری از سیستم به دست دهد.

در این آزمایش از ۴ کلاس حرکتی پر تداخل مربوط به فرد اول برای آموزش سیستم ارائه شده استفاده شده است. پس از تکمیل آموزش برای ایجاد جمعیت اولیه برای الگوریتم ژنتیک، ماتریس ضرایب بین لایه توابع عضویت شرکت کننده در مقدم قوانین، لایه سازنده مقدم قوانین، ماتریس ضرایب بین خروجی گره‌های خروجی قوانین و توابع عضویت فازی در ابعاد خروجی در یک رشته قرارداد شده این رشته خود یک کروموزوم برای اعمال به الگوریتم ژنتیک خواهد شد. به منظور محاسبه خروجی، کل شبکه به گونه‌ای در نظر گرفته شده است که امکان فعال شدن چند خروجی به ازای یک ورودی، داده شده است. متغیرهای الگوریتم ژنتیک به شرح زیرند.

۱. جمعیت اولیه: برای تولید جمعیت اولیه علاوه بر کروموزوم اصلی (به عنوان متغیر اصلی شبکه)، سعی شده است در جهت کمک به الگوریتم ژنتیک، کروموزوم‌های دیگری که در هر کدام از آنها اثر هر یک از قوانین تضعیف شده است همراه با چند نسخه اغتشاش یافته از کروموزوم‌های یاد شده را ایجاد کنیم. تضعیف در هر یک از کروموزوم‌های تولید شده به صورت تضعیف ضرایب اتصال مابین گره‌های خروجی قوانین و گره‌های توابع عضویت در ابعاد خروجی انجام گرفته است.

۲. تابع برازندگی^{۴۹}: تابع برازندگی در این مسأله، خطای خروجی شبکه به ازای دادگان آموزشی با ضرایب اتصال محاسبه شده به وسیله الگوریتم ژنتیک تعریف شده است و هدف آن کم نمودن این خطاست.

۳. باز تولید^{۴۹}: درباره عملگر فوق، همواره ۳۰٪ از بهترین‌های جمعیت موجود به نسل بعد منتقل شده اند.

^{۴۷} Fitness Function

^{۴۸} Reproduction

^{۴۹} Cross Over

^{۴۹} Mutation

۷- نتیجه گیری و پیشنهادها

بر اساس نتایج به دست آمده از بخش های قبل، مشخص شد که:

۱. استفاده از ویژگی های با بُعد بیشتر، به شرطی که تطبیق محلی بهتری با سیگنال داشته باشند و دارای اضافات نباشند، می تواند نتایج طبقه بندی را بهبود بخشد، اما این امر به بزرگ شدن شبکه و وقت گیر بودن محاسبات منجر می شود که استفاده از روش های کاهش بُعد، در این خصوص مؤثر خواهد بود.

۲. اراده فرد در تولید کلاس های حرکتی با جدپذیری قابل قبول، بسیار مهم است. با مقایسه آزمایش های افراد مختلف، به خوبی این نکته مشخص گردید که با تأکيدات اعمال شده به فرد مبنی بر دقت بیشتر در تولید حرکات، نتایج بهتر می شود و این امر تأکیدی است بر اینکه آموزش اختصاصی و تمرین و تکرار فرد در بهبود نتایج برای او می تواند به طور کامل مؤثر باشد. همچنین وجود بازخوردهای چشمی از تشخیص سیستم در فاز آموزش نیز می تواند در تصحیح حرکات بسیار مؤثر باشد اما در این مطالعه چنین بازخوردی موجود نبوده است.

۳. شبکه خودسازمانده فازی-عصبی پیشنهادی در طبقه بندی کلاس های مختلف حرکتی دست بخوبی توانسته است هم از نظر دقت تشخیص و هم از نظر کار در فضاهای اغتشاشی، بهتر از سایر شبکه ها عمل کند. این شبکه توانایی یادگیری بسیار سریع تر از شبکه های عصبی و حتی ماشین بردار پشتیبان را داراست، دلایل این امر به قرار زیر است: در آنها الگوریتم یادگیری بر اساس تکرار آموزش برای کل داده های آموزشی مساوی است؛ سیستم قابلیت یادگیری همزمان را داراست و اضافه نمودن دانش جدید یا دانش تشخیص خیره به آن بسیار ساده است و لازم نیست کل الگوریتم آموزش دوباره از ابتدا اجرا شود، بلکه قوانین جدید به قوانین قبل اضافه می شوند یا دادگان جدید برای تکمیل آموزش به شبکه معرفی می شوند. خصوصیت آموزش سریع ساختار پیشنهادی، امکان آموزش سریع به وسیله فرد به ازای هر بار تعویض

جدول ۶- ماتریس نرخ بازشناسی ۴ کلاس با بیشترین همپوشانی

برای داده های آزمون (قبل از ژنتیک)

آزمون	کلاس ۵	کلاس ۷	کلاس ۸	کلاس ۹
کلاس ۵	۶۷/۲۷	۰	۰	۳۲/۷۳
کلاس ۷	۰	۷۵	۰	۲۵
کلاس ۸	۰	۰	۱۰۰	۰
کلاس ۹	۱۵	۲۳	۰	۶۲

جدول ۷- ماتریس نرخ بازشناسی ۴ کلاس با بیشترین همپوشانی

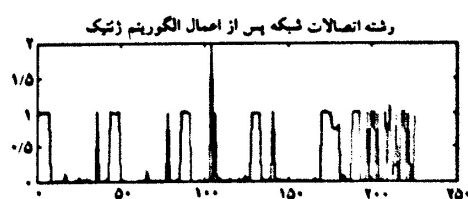
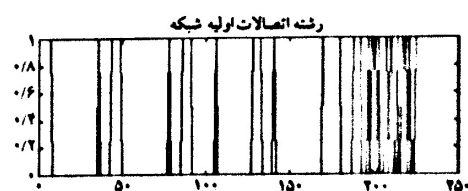
برای داده های آموزش (بعد از ژنتیک)

آموزش	کلاس ۵	کلاس ۷	کلاس ۸	کلاس ۹
کلاس ۵	۸۷	۰	۰	۱۳
کلاس ۷	۰	۸۴	۰	۱۶
کلاس ۸	۰	۰	۱۰۰	۰
کلاس ۹	۸	۱۵	۰	۷۷

جدول ۸- ماتریس نرخ بازشناسی ۴ کلاس با بیشترین همپوشانی

برای داده های آزمون (بعد از ژنتیک)

آزمون	کلاس ۵	کلاس ۷	کلاس ۸	کلاس ۹
کلاس ۵	۸۵	۰	۰	۱۵
کلاس ۷	۰	۸۲	۰	۱۸
کلاس ۸	۰	۰	۱۰۰	۰
کلاس ۹	۱۱	۱۷	۰	۷۲



شکل ۱۰- رشته اتصالات شبکه ANFC

قبل و بعد از الگوریتم ژنتیک



شکل ۱۱- بهبود بازشناسی برای ۹ کلاس با ویژگی های ترکیبی کاهش بُعد یافته، بعد از اعمال ژنتیک

- Signal Processing and Control, In press., Available online 7 November 2007.
- [10] Yuag Y.S., Lam F.K., Chan F.H.Y., Zhang Y.T., Parker P.A., New fuzzy approach for pattern recognition with application to EMG classification, IEEE International Conference on Neural Networks 1996; 2:1109-1114.
- [۱۱] بینشیان داریوش، آنالیز غیرخطی سیگنال الکترومایوگرام سطحی به منظور تشخیص الگوهای حرکتی دست، پیشنهاد رساله دکتری مهندسی پزشکی - بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۷.
- [12] Hudgins B., Parker P., Scott R.N., A new strategy for multifunction myoelectric control, IEEE Trans. Biomed. Eng. 1998; 40:82-94.
- [13] Englehart K., Hudgins B., Parker P.A., A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control, IEEE Trans. Biomed. Eng. 2001; 48: 302-311.
- [۱۴] مکی‌آبادی بهادر، طبقه‌بندی سیگنال الکترومایوگرام سطحی چندکاناله توسط روش‌های فازی - عصبی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی - بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹.
- [15] Kiguchi K., Tanaka T., Watanabe K., Fukuda T., Design and control of an exoskeleton system for human upper-limb motion assist, Proc. IEEE/ASME Int. Conf. Adv. Intell. Mechatron. (AIM) 2003: 926-931.
- [16] Ajibove A.B., Weir R.F.A., Heuristic fuzzy logic approach to SEMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control, IEEE Trans Neural Sys. and Rehab. Eng. 2005; 13:280-291.
- [17] Huang Y., Englehart K., Hudgins B., Chan A.D.C., A Gaussian Mixture Model Based Classification Scheme for Myoelectric Control of Powered Upper Limb Prostheses, IEEE Trans. Biomedical Engineering 2005; 52: 1801-1811.
- [18] Chu J.U., Moon I., Mun M.S., A Real-Time SFMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection for a Multifunction Myoelectric Hand, IEEE Trans on Biomed. Eng. 2006; 53: 2232-2240.
- [19] Lin C.T., Jung C., An Adaptive Neural Fuzzy Filter and Its Applications, IEEE Trans. On System Man And Cybernetics 1997; 27:635-647.
- [20] Chang C.C., Lin C.J., LIBSVM: A library for support vector machines [Online]; (2001: Available: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>).
- الکترودها را نیز فراهم می‌کند.
۴. در این ساختار روش‌های خوشه‌بندی غیرتکراری اطلاعات استفاده شده است که به ترتیب داده حساس است. در واقع یکی از مهمترین دلایل وجود تابع عضویت اضافی در ابعاد همین مسأله است. برای حل مشکل فوق، می‌توان با تغییر روش خوشه‌بندی به عنوان مثال استفاده از خوشه‌بندی‌های فازی، جواب بهتری به دست آورد، اما این روش‌ها از سرعت آموزش سیستم خواهد کاست.

مراجع

- [1] Dorcas D., Scott R.N., A three state myoelectric control, Med. Biol. Eng. 1966; 4:367-372.
- [2] Asghari Oskoei M., Hu H., Myoelectric control systems - A survey, Biomedical Signal Processing and Control 2007;4: 275-294.
- [3] Graupe D., Cline W.K., Functional Separation of EMG signals via ARMA Identification method for prosthesis control purposes, IEEE Tran. On System Man and Cybernetics 1975; 5: 252-259.
- [4] Boostani R., Moradi M.H., Evaluation of the forearm SFMG signal features for the control of a prosthetic hand, Physiol. Meas. 2003; 24: 309-319.
- [۵] بوستانی رضا، ارزیابی اطلاعاتی ویژگی‌های سیگنال الکترومایوگرام سطحی به منظور کنترل دست مصنوعی؛ پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی - بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۸.
- [6] Nazarpour K., Sharafat A.R., Firoozabadi S.M.P., Application of higher order statistics to surface electromyogram signal classification, IEEE Trans. Biomed. Eng. 2007; 54:1762-1770.
- [7] Zardoshti M., Wheeler B., Badie K. and Hashemi M.R., EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses, IEEE Trans Rehab. Eng. 1995; 3:324-333.
- [8] Asghari Oskoei M., Hu H., Support Vector Machine based Classification Scheme for Myoelectric Control Applied to Upper Limb, IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2008; 55:1956-1965.
- [9] Lucas M.F., Gautriaux A., Pascual S., Doncarli C., Farina D., Multi-channel surface EMG classification using support vector machines and signal-based wavelet optimization, Elsevier Journal of Biomedical