یازدهمین کنگره ملی سراسری
فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران
11th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran
senaconf.ir

بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی-فازی در تشخیص سیگنالهای الکتریکی قلب

سهیل جعفریزاده[1] ، بهزاد یثربی[2]
[1] دانشجوی دکتری تخصصی گروه مهندسی پزشکی- دانشگاه آزاد اسلامی- واحد تبریز-ایران soheil13888@iaut.ac.ir
[2] استادیار گروه مهندسی پزشکی - دانشگاه آزاد اسلامی - واحد تبریز-ایران b_yasrebi@iaut.ac.ir

چکیده

عضلات قلب برای ایجاد انقباض و انبساط لازم است جهت پمپ نمودن خون به نقاط مختلف بدن و یا به عبارت دیگر ایجاد فشار خون مناسب برای به حرکت در آوردن خون در سیستم انتقال خون در بدن، نیاز به یک سیستم مستقل تحریک الکتریکی دارد. یکی از مشخصه های مهم که بیانگر سلامت و یا بیماری قلبی می‌باشد، چگونگی عملکرد این سیستم است. برای اینکه بتوان نحوه کارکرد این سیستم را مورد مطالعه قرار داد، راههای گوناگونی وجود دارد. یکی از قدیمی‌ترین و پر کاربردترین روشها مطالعه چگونگی انتشار سیگنالهای الکتریکی قلب می‌باشد. بوسیله الکتروکاردیوگرام می‌توان سیگنالهای الکتریکی حاصل از عملکرد قلب را با نمونه برداری از نحوه انتشار این سیگنال در نواحی مختلف بدن مورد مطالعه و سنجش قرار داد. سیگنال فلب همیشه به عنوان یک ابزار مورد اطمینان در تشخیص بیماری‌های قلبی بکار رفته است. اما به علت حجم زیاد اطلاعات در مونیتورینگ‌های طولانی سیگنال قلب و یا به علت وجود نویز و بسیاری از علل دیگر آنالیز کامپیوتری سیگنال قلب از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است انفارکتوس میوکارد یا ایسکمی قلبی نیز به عنوان یکی از عوامل مرگ ناگهانی در دهه‌های اخیر همواره مورد توجه پژوهشگران این حوزه بوده است. لذا از مراحل پیش پردازش سیگنال قلب و استخراج ویژگی‌ها از این سیگنال سعی بر تشخیص ضربان‌های ایسکمی به کمک روش‌های هوشمند فازی_عصبی RBF ، PNN و ANFIS ، LOLIMOT شده است که در این در تحقیق به بررسی آنها خواهیم پرداخت.

واژه های کلیدی

الکتروکاردیوگرام ، شبکه های عصبی ، مونیتورینگ ، انفارکتوس میوکارد ، ضربان‌های ایسکمی

مقدمه

عضله قلب برای ایجاد انقباض و انبساط لازم است جهت پمپ نمودن خون به نقاط مختلف بدن و یا به عبارت دیگر ایجاد فشار خون مناسب برای به حرکت در آوردن خون در سیستم انتقال خون در بدن، نیاز به یک سیستم مستقل تحریک الکتریکی دارد. برای اینکه بتوان نحوه کارکرد این سیستم را مورد مطالعه قرار داد یکی از پر کاربردترین روشها مطالعه چگونگی انتشار سیگنالهای الکتریکی قلب می باشد. بوسیله الکتروکاردیوگرام می‌توان سیگنالهای الکتریکی حاصل از عملکرد قلب را با نمونه برداری از نحوه انتشار این سیگنال در نواحی مختلف بدن مورد مطالعه و سنجش قرار داد. نوار قلبی در بررسی و تشخیص انواع بیماریهای قلبی از جمله سکته قلبی به کار برده می‌شود که نوار قلبی دچار تغییرات خاصی می‌شود و حتی می‌تواند محل سکته و شدت آنرا بازگو نماید. به علاوه در افرادی که تمام یا قسمتی از قلبشان بزرگ شده است نیز نوار قلبی در تشخیص آن کاربرد دارد و همچنین در تشخیص دقیق آریتمی یا بی‌نظمی قلبی نیز با انجام نوار قلب میسر می‌شود.

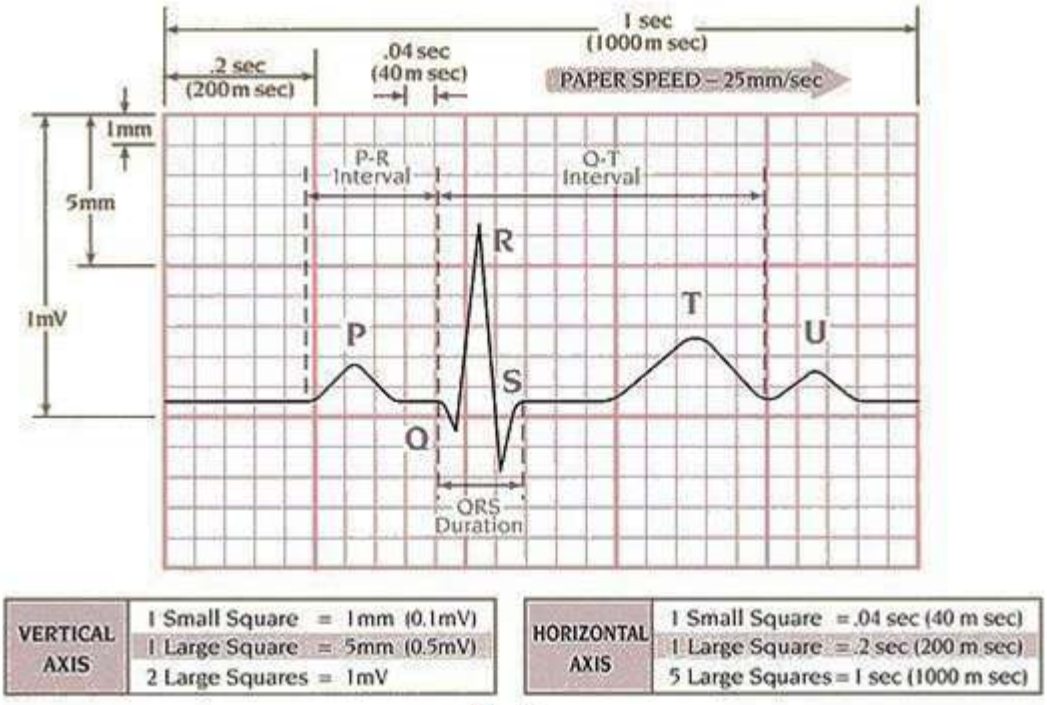
برداشت ECG می‌تواند اختلالات هدایتی و عضلانی قلب را بخوبی نشان دهد و در بررسی وضعیت کلی بدن نیز حائذ اهمیت است. میزان پتاسیم خون تاثیر مستقیم روی نوار قلبی می‌گذارد و از سوی دیگر در سکته‌های مغزی و بیماریهای ریوی و مسمومیت‌های دارویی نیز نوار قلب ممکن است تغییرات خاصی را نشان دهد که تشخیص آن به عهده پزشک است. سیگنال قلب شامل بخش‌های کمپلکس QRS موج P و موج T می‌باشد، در این سیگنال ناحیه ST (قسمتی از منحنی بین انتهای موج S تا ابتدای موج T) نقش بسیار مهمی در تشخیص بیماری ایسکمی دارد زیرا بالا رفتن و یا پایین آمدن این ناحیه، نشانه اصلی این بیماری محسوب می‌شود و در واقع تغییر شکل ST به معنی وضعیت غیر عادی بطن است. با توجه به مدت طولانی ثبت نوار و مقادیر زیاد اطلاعات که مطالعه این سیگنال را دشوار میسازد. آنالیز کامپیوتری این اطلاعات، به تشخیص هر چه دقیقتر بیماری قلبی بسیار کمک کرده و در روش‌های دسته‌بندی و در تفسیر این سیگنال حیاتی همیشه یکی از مشکلات اساسی تفاوتها و تغییرات زیاد در سیگنال قلب بوده است که حتی از فردی به فرد دیگر نیز بسیار متفاوت می‌باشد.

دهلیزها کوچکتر از بطن‌ها هستند و دیواره نازکتری دارند. این به این دلیل است که دهلیزها بایستی بر یک فشار کمتری فائق آیند تا بتوانند خون را پمپ کنند. بطن‌ها خون را در میان جریان خون سیستمیک و ریوی پمپ می‌کنند و بنابراین بایستی آنقدر قوی باشند تا که بتوانند بر مقاومت درون این سیستم پیروز شوند. سیکل قلبی مدت زمانی است از پایان یک ضربه قلب تا انتهای ضربه قلبی بعدی که بوسیله تغییر توالی در فشار و حجم مشخص می‌شود. قلب منقبض (سیستول) و شل (دیاستول) می‌شود. به طور متوسط قلب ۷۰ بار در دقیقه ضربان دارد، هر سیکل قلبی ۰,۶۸ ثانیه طول می‌کشد که مرحله دیاستول (۰,۵۲) کمی بیشتر از مرحله سیستول طول می‌کشد.

الکتروکاردیوگرام، فعالیت الکتریکی قلب را که منجر به انقباض عضله ی قلب می‌شود را ثبت میکند همچنین اطلاعات با ارزشی در باره ی تعداد ضربان و ریتم ضربان قلب در اختیار ما می‌گذارد. درون سلول های عضله قلبی در حال استراحت، بار منفی وجود دارد و در هنگام دپولاریزه شدن داخل آنها دارای بار مثبت می‌شود و سلولها منقبض میگردند. دپولاریزاسیون مانند موجی در داخل عضله قلب حرکت می کند. بدین صورت که موج دپولاریزاسیون سلول عضله ی قلب را تحریک می‌کند و بدین ترتیب داخل آنها بار مثبت پیدا کرده و منقبض می‌شود. دپولاریزاسیون را می توان موجی پیشرونده از بارهای مثبت در داخل سلولهای عضله قلب در نظرگرفت. انتقال سلول به سلول دپولاریزاسیون در طی میوکارد به وسیله ی حرکت سریع یونهای سدیم صورت می گیرد و باعث انقباض قلب می شود. موج دپولاریزاسیون ودرپی آن مرحله ی رپولاریزاسیون به صورت شکل (۱) در الکتروکاردیوگرام ثبت می شود. مرحله ریپولاریزاسیون پدیده الکتریکی است که بدون وقفه پس از دپولاریزاسیون آغاز می شود، برآمدگی وسیعی در شکل (۱) فعالترین مرحله ی ریپولاریزاسیون را تشکیل می دهد. در زمان انتقال جریان الکتریکی از درون قلب، الکترودهای حساس که روی پوست قرار داده می‌شوند، جریان را دریافت و دستگاه الکتروکاردیوگرافی آن را ثبت می‌نماید. زمانی که موج مثبت دپولاریزاسیون در داخل میوسیت ها به سمت الکترود مثبت پیش می‌رود، انحنای مثبتی روی ECG ثبت خواهد شد پس در حالت عادی وقتی که موج رو به بالایی روی ECG مشاهده می‌شود نشان دهنده موج دپولاریزاسیونی است که به طرف یک گیرنده ی حساس الکترود مثبت حرکت می‌کند.

گره سینوسی دهلیزی که در دیواره ی خلفی فوقانی دهلیز راست قرار دارد، شروع کننده ی تحریکات الکتریکی در فواصل منظم بوده و مسئولیت ضربان سازی را بر عهده دارد و دارای قدرت تحریک ضربان سازی است موج شروع شده از این گره به شکل موجی حلقوی به اطراف گسترش می‌یابد و بدین ترتیب دهلیزها را برای انقباض تحریک میکند و باعث تشکیل موج P بر روی ECG می‌شود. دستگاه هدایت دهلیزی از سه رشته بین گرهی قدامی، میانی و خلفی در دهلیز راست برای انتقال دپولاریزاسیون به گره AV و یک رشته هدایتی به نام دسته باخمن که دپولاریزاسیون را به دهلیز چپ هدایت می‌کند تشکیل شده است. دریچه های دهلیزی بطنی هنگام انقباض بطن-ها از برگشت خون از بطن ها به داخل دهلیزها جلوگیری می‌کنند و همچنین این دریچه ها عایق الکتریکی بین دهلیزها و بطن‌ها هستند و تنها راه ارتباط الکتریکی بین دهلیزها و بطن ها گره AV است.

موج P نشان دهنده ی دپولاریزاسیون و انقباض دهلیز هاست که باعث هدایت خون از طریق دریچه های دهلیزی بطنی به داخل بطن ها می‌شود. موج Q نخستین انحنای رو به پایین در کمپلکس QRS است و در پی آن یک موج R رو به بالا می‌آید. اگر چه موج Q غالبا در ECG ظاهر نمی‌شود اگر هرگونه انحنای رو به بالایی در QRS پیش از موج Q وجود داشته باشد، این موج دیگر Q نیست. موج R اولین انحناء رو به بالا در QRS است و موج S هر موج رو به پایین بعد از موج رو به بالا R می‌باشد. قطعه ST نیز خط افقی که در پی کمپلکس QRS می‌آید و هم سطح با سایر نواحی خط زمینه است و چنانچه بالاتر یا پایین تر از سطح طبیعی باشد معمولا نشانه ای از یک آسیب جدی است که ممکن است به زودی رخ دهد. این قطعه نشان دهنده ی ابتدای ریپولاریزاسیون بطنی است. موج T موج کوتاه و عریض، نشان دهنده ی ریپولاریزاسیون سریع بطنی است که با خروج سریع یون های پتاسیم همراه است. یک سیکل قلبی شامل سیستول دهلیزی P و در پی آن سیستول بطنی QRS و T و سپس مرحله ی استراحت تا آغاز سیکل بعدی است.



VERTICAL AXIS	1 Small Square = 1mm (0.1mV)	HORIZONTAL AXIS	1 Small Square = .04 sec (40 m sec)
	1 Large Square = 5mm (0.5mV)		1 Large Square = .2 sec (200 m sec)
	2 Large Squares = 1mV		5 Large Squares = 1 sec (1000 m sec)

شکل (1)

مواد و روش ها

شبکه های عصبی به دلیل ویژگی هایی همچون پردازش موازی، هوشمندی و انعطاف پذیری جایگاه چشمگیری درمسائل پیچیده از قبیل شناخت الگو، خوشه بندی، مدل سازی، تخمین شناسایی و پیش بینی برای خود بازکرده است. شبکه عصبی همانند یک ذهن زنده عمل می کند به این معنا که از مشاهدات انتزاعی خود به قضاوت می پردازد. لذا شبکه عصبی مدتی را صرف آموزش کرده و سپس به صورت عملیاتی به کارگرفته می‌شود. در آموزش شبکه عصبی، هر چه مشاهدات کامل تر باشد آنچه انتزاع شده است ، صحیح تر خواهد بود. این احتمال نیز وجود دارد که برخی مشاهدات گمراه کننده بوده و با روش کلی مشاهدات هماهنگ نباشد. بنابراین آنچه که به عنوان نمونه های آموزشی در اختیار شبکه عصبی قرار می‌گیرد تا حد امکان باید پالایش شده و همسان باشند. شبکه عصبی آنچه را مشاهده می کند در قالب پارامترهای درونی خود به خاطر می‌سپارد و در واقع تکرار هر یک از مشاهدات موجب تغییر پارامترهای درونی شبکه در جهت حفظ روابط حاکم بر مشاهدات است. مشاهدات یا همان نمونه های آموزشی شبکه عصبی می تواند همراه با یک پیش پردازش اولیه و یا بدون پردازش اولیه باشد. به عبارتی آموزش شبکه عصبی می‌تواند همراه با ناظر و یا بدون ناظر باشد. در آموزش همراه با ناظر آنچه به شبکه به عنوان مجموعه آموزشی آموزش داده می شود همراه با پردازشی است که ناظر انتظار دارد، لذا نمونه ها همراه با پردازش از پیش تعیین شده آموزش داده می شود تا در آینده شبکه در صورت برخورد با نمونه های جدید با توجه به روالی که آموزشی دیده است عمل کند. درمواردی نیز نمونه ها بدون پردازش اولیه در اختیار شبکه عصبی قرار می گیرد تا خود با مشاهدات پیاپی به دسته بندی و نهایتاً انتزاع کلی از آنها اقدام کند. [3]

شبکه عصبی از خصوصیات درونی برخوردار است که این خصوصیات نشان دهنده استعداد و گنجایش آن است. همان گونه که یک ذهن زنده در برخی موارد بسیار مستعد پیشرو و موفق و در برخی موارد بسیار کند و ناموفق عمل می کند. یک شبکه عصبی چه بسا در حل یک مسئله بسیار خوب و در حل مسئله ای دیگر بسیار بد عمل کند. لذا انتخاب ساختار شبکه متناسب با موضوع مسئله از اهمیت بسیار بالایی برخورداراست. یک شبکه عصبی پس از مدتی کاربرد، نیاز به آموزش های مجدد برای تعمیق و گسترش دانایی خود دارد. آموزش چنانچه شامل نمونه های جدید و یا نمونه هایی که قبلاً خوب آموزش داده نشده است باشد، بسیار مؤثر خواهد بود.

شبکه‌های عصبی تابع شعاع پایه

شبکه RBF (Radial Basis Function) که در واقع یک تابع نگاشت غیر خطی چند بعدی می‌باشد که وابسته به فاصله میان بردار ورودی و بردار مرکز است. یک شبکه RBF با ورودی $X\in R^n$ که n بعدی و یک خروجی $Y\in R$ را در نظر می‌گیریم که به فرم ریاضی زیر تعریف می‌شود:

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^{n} w_i \emptyset_i(\|x - c_i\|)$$

به طور معمول شبکه‌های عصبی RBF از سه لایه تشکیل می‌شوند. لایه ورودی، یک لایه پنهان که نرونهای آن دارای تابع RBF هستند و لایه خروجی به طوریکه $\emptyset_i(\|x - c_i\|)$ یک تابع شعاع پایه از x می‌باشد که با شیفت دادن $\emptyset_i(\|x\|)$ توسط c_i بدست می‌آید. برای راحتی همه توابع شعاع پایه را برای یک شبکه یکسان فرض می‌کنیم.

در این معادله $\emptyset(0)$ یک تابع غیر خطی دلخواه و $\|0\|$ مشخص کننده یک نرم می‌باشد که معمولاً اقلیدسی است و بردار $C_i\in R^n$ مرکز RBF و w_i پارامتر وزن می‌باشد. به طور مثال تابع $\emptyset_i(\|x - c_i\|)$ در $x=c_1$ دارای ماکزیمم می‌باشد و زمانیکه $(\|x - c_i\|)$ به سمت بی-نهایت میل می‌کند به طور یکنواخت به صفر کاهش می‌یابد. واژه RBF از این واقعیت که این توابع به صورت شعاعی متقارن می‌باشد گرفته شده است، یعنی اینکه هر نود یک خروجی یکسان برای ورودیهایی که در فاصله شعاعی ثابت از مرکز قرار گرفته‌اند تولید می‌کنند. به عبارت دیگر یک تابع شعاع پایه یعنی $\emptyset_i(\|x - c_i\|)$ مقدار یکسانی برای همه ورودیهای عصبی x که روی یک ابر کره با مرکزیت c_i می‌باشند، دارد. اگر عناصر مجزا از بردار ورودی x متعلق به کلاسهای متفاوت باشد، بهتر است که شبکه RBF را با وزنی مناسب‌تر به صورت زیر معرفی کنیم:

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^{\infty} w_i \, \emptyset(\|x - c_i\| k_i)$$

به طوریکه $K_i \in R^{n\times n}$ ماتریس وزن اقلیدسی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\|x - c_i\|^2 k_i = \|k_i(x - c_i)\|^2 = (x - c_i)^T K_i^T (x - c_i)$$

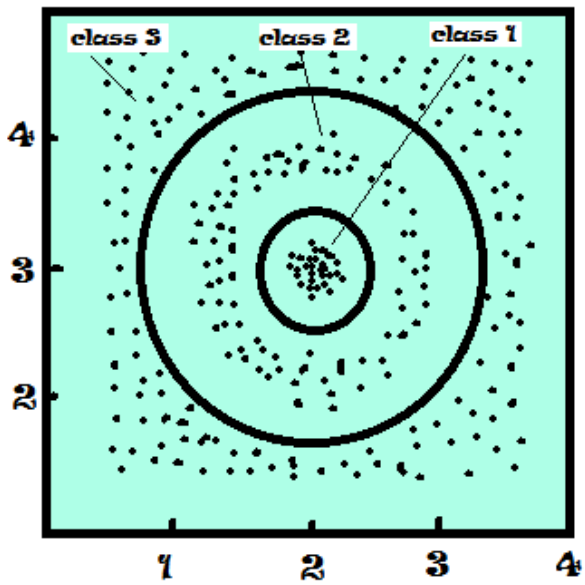
در یک نمونه ساده، k_i یک ماتریس قطری است و به صورت $k_i = \mathrm{diag}[k_{i1}, k_{i2}, \ldots\ldots, k_{in}]$ و عناصر قطری k_y به یک وزن خاصی به هر مختصات ورودی نسبت داده می‌شود و هنگامی که k_i به یک ماتریس همتا مقداردهی شود بوجود می‌آید.[4]

دسته‌بندی با استفاده از شبکه‌های RBF

شبکه‌های RBF برای کلاس‌بندی و تقویت توابع بکار برده می‌شوند. برای مثال کلاس‌بندی شکل۲ نشان داده است که سه کلاس از الگوها با استفاده از واحد عصبی RBF، کلاس‌بندی می‌شوند.

و توابع تصمیم‌گیری به صورت زیر می‌باشد:

$$\emptyset(\|x - c\|) < r_1: \quad class\ 1$$
$$r_1 < \emptyset(\|x - c\|) < r_2: \quad class\ 2$$
$$\emptyset < (\|x - c\|) > r_2: \quad class\ 3$$



شکل (2)

به طوریکه c مرکز الگوها می‌باشد و r_2 r_1 شعاع تصمیم‌گیری هستند همان طور که مشخص می‌باشد یک نرون معمولی با تابع فعال‌ساز سیگموبید قادر به انجام چنین کلاس‌بندی نمی‌باشد. برای حالتی که شامل چندین خروجی باشد، شبکه RBF تعریف شده به صورت زیر تغییر می‌یابد. [4]

$$y_j = f_j(x) = \sum_{i=1}^{\infty} w_{ij} \, \emptyset''(\|x - c_i\|)$$

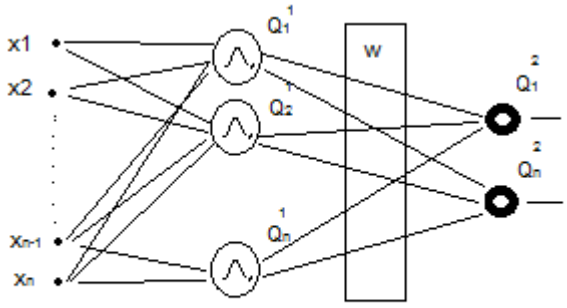
به طوریکه: $j=1,2,\ldots,m$

$$W=\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & & w_{2n} \\ & & & \\ w_{n1} & w_{n2} & & w_{nn} \end{bmatrix} \qquad \phi=\begin{bmatrix} \phi\|x-c_1\| \\ \phi\|x-c_2\| \\ \\ \phi\|x-c_n\| \end{bmatrix}$$

شبکه‌های عصبی احتمالی و نحوه دسته‌بندی در آنها

در شکل (۳) ساختار یک شبکه PNN (Probabilistic Neural Networks) نشان داده شده است. شبکه PNN فضای ورودی را به یک فضای غیر خطی نگاشت میکند و در این فضای جدید احتمال جداسازی نمونه‌ها بصورت خطی بیشتر میگردد. شبکه عصبی PNN در واقع یک شبکه پیشروی دو لایه است. معمولاً توابع انتخاب شده برای نرون‌های لایه پنهان را گوسی انتخاب میکنند. نرون‌های لایه پنهان این شبکه یک پاسخ محلی برای یک الگوی ورودی ایجاد می‌کنند به این صورت که خروجی هر نرون به مقدار آتش شدن تابع گوسی آن نرون به ازای آن ورودی (فاصله ورودی تا مرکز تابع گوسی و واریانس آن تابع) بستگی دارد. همانند شبکه‌های MLP (Multi layer perceptron) خروجی وزن‌دار نرون‌های لایه پنهان به نرون های خروجی وارد می‌شوند. برای آموزش این شبکه روش‌های مختلفی موجود است که در اکثر این روش‌ها ابتدا پارامترهای لایه میانی (مرکز و واریانس تابع گوسی هر نرون) را به دست می‌آورند و سپس پارامترهای لایه خروجی (وزن و بایاس‌ها) با روش کمترین مربعات یا با یک روش با ناظر تخمین زده میشوند. برای آموزش پارامترهای لایه میانی دو روش عمده وجود دارد در روش اول که معمولاً در خوشه‌بندی استفاده میگردد سعی میشود که با استفاده از داده‌های آموزشی در فضای ورودی تعدادی تابع گوسی قرار داده شود. به این ترتیب هدف روش-های خوشه‌بندی به دست آوردن مرکز و واریانس این توابع و در صورت نیاز تعداد این توابع است. تابع شعاعی بکار رفته معمولاً از نوع گوسی میباشند که خروجی این شبکه از رابطه زیر بدست می آید:

$$O_j^2(\bar{x}) = g(\sum_{i=1}^{\infty} w_{ij} \times O_i^1(\bar{x}))$$



شکل (3)

تابع g(0) یک تابع احتمالی چند ورودی است که بزرگترین ورودی انتخاب میکند. در روش دوم آموزش این شبکه‌ها مراکز توابع شعاعی در محل بردارهای آموزش قرار داده میشود و وزن‌های لایه دوم به گونه‌ای است که سهم هر یک از سلول‌ها برای هر کلاس با یکدیگر جمع گردد. در نتیجه لایه اول میزان نزدیکی ورودی را به بردارهای آموزش میسنجد و در لایه دوم برداری از احتمالات برای هر کلاس بدست می‌آید در نهایت کلاسی که بیشترین احتمال را دارد انتخاب می‌شود. در واقع در شبکه‌های عصبی PNN لایه خروجی یک لایه

رقابتی است. حال باید ماتریسW را تعیین نمود. اگر در ماتریسی خروجی‌های هدف T نامیده شود که در هر ستون آن متناظر با کلاس هدف عدد ۱ قرار داده شده و سایر المان‌های آن صفر باشد ماتریس W=T قرار داده می‌شود. بنابراین خطای داده‌های آموزشی در این روش صفر میباشد. در صورتیکه تعداد نمونه‌های کافی در اختیار باشد شبکه PNN به دسته‌بندی کننده بیز (Bayes) همگرا میشود و این شبکه از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار است.[6]

شبکه‌های عصبی – فازی

از اشکالات عمومی شبکه‌های عصبی می‌توان به غیر شفاف بودن نحوه ذخیره شدن اطلاعات در آنها اشاره نمود به این معنی که اطلاعات در مجموعه وسیعی ازضرایب نگهداری شده و رابطه مستقیم و قابل درکی با پارامترهای شبکه ندارد. سیستمهای فازی به مدلسازی کمیتها به صورت کیفی و شهودی پرداخته (بجای استفاده از مقادیر کمی) که از مزایای بزرگ سیستم‌های فازی، سادگی و قابلیت فهم بودن آنها می‌باشد که استفاده و درک آنها را بسیار ساده می‌کند و قابلیت استنتاج تقریبی و دقت قابل تنظیم در برخورد با مسایل از دیگر مزایای این سیستم‌ها می‌باشد اما متاسفانه این سیستم‌ها دارای قابلیت یادگیری نمی‌باشند و در مواجهه با سیستم‌های پیچیده ، مشکل تنظیم کردن زمانبر و طاقت فرسای توابع عضویت و قوانین لازم را دارند. اگرچه که توانایی سیستم‌های فازی نیز در حل مسایل پیچیده‌ی مدل‌سازی و پیش‌بینی، کنترل و هوش مصنوعی با استفاده از مثال‌های متعدد مورد تایید قرار گرفته است. توسعه سیستم‌های فازی– عصبی گاهی در این راستا می‌باشد که با ترکیب روش های مکمل و رقابتی از قابلیت یادگیری و پردازش موازی شبکه‌های عصبی و استنتاج تقریبی فازی استفاده می‌کند و در نتیجه یک سیستم هوشمند که در برخورد با یک سیستم بدون در دست داشتن معادلات دیفرانسیل حاکم و با داشتن حداقل امکانات ممکن (مثلا داشتن توصیف تقریبی و زبانی و یا داشتن مقادیری خاص ازیک متغیر) توانایی تجهیز و تحلیل دارد و قابلیت تطبیق پذیری آن مشکل ما را در مواجهه با سیستم‌های تغییر پذیر حل نماید. سیستم‌های فازی در یک نگاه کلی مجموعه‌ای از قواعد شرطی فازی هستند که توسط شخص خبره طراحی شده و با استفاده از قواعد (متنوع) استنتاج فازی قادر به ارائه تصمیم‌گیری و پاسخ می‌باشند. نقش شخص خبره در طراحی یک سیستم فازی انکارناپذیر است و کیفیت نهایی سیستم طراحی شده شدیدا وابسته به نحوه طراحی آن توسط شخص خبره است و در واقع یکی از اصلی‌ترین مشکلات در طراحی سیستم‌های فازی از همین وابستگی ناشی می‌شود. برای حل این مشکل غالبا ازروش‌هایی نظیر تنظیم قواعد با استفاده ازروش آزمون و خطا، روشهای بهینه-سازی (مانند الگوریتم ژنتیکی) و یا تکنیکهای یادگیری استفاده می‌گردد. برای ترکیب سیستم‌های فازی با شبکه‌های عصبی دو روش کلی وجود دارد که روش اول مجموعه‌های فازی را به صورت شبکه‌های عصبی تحقق بخشیم و در واقع شبکه عصبی بر پایه سیستم فازی قرار می‌گیرد. در این حالت یک تقسیم فازی که دارای خواص شبکه‌های عصبی است به دست می‌آوریم. در این رویکرد علاوه بر قابلیت استنتاج فازی، سادگی و قابلیت تفسیر نیز به خواص شبکه عصبی اضافه می‌شود و در صورت نیاز، شخص خبره به راحتی می‌تواند تغییرات لازم را در ساختار و پارامترهای سیستم (با برخورداری ازساختار شفاف) اعمال کند. رویکرد دوم در بحث سیستم‌های هوشمند بسیار مورد استفاده قرار گرفته است و انواع بسیار متنوعی ازساختارهای مختلف در این استراتژی ترکیبی وجود دارند که بر حسب نوع سیستم فازی (مثلاً فازی خالص، تاکاگی-سوگنو-کانگ، سیستم فازی با فازی‌ساز و غیر فازی‌ساز)، نوع ساختار شبکه عصبی (چند لایه پیشرو ، برگشتی و ...)، نوع روش آموزشی (با سرپرست ، تقویتی و ...) تقسیم می‌گردند که در اینجا به دو نوع بسیار معروف و پایه‌ای که در نوع سیستم فازی متفاوت می‌باشند می‌پردازیم.[6]

شبکه‌های فازی عصبی تطبیقی

سیستم استنتاج فازی–عصبی ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) با فرض استفاده از یک مجموعه داده ورودی–خروجی در جعبه ابزار ANFIS سیستم استنتاج فازی‌ای را میسازد که پارامترهای تابع عضویت آن توسط الگوریتم پس از انتشار خطا و یا ترکیبی از آن با روش حداقل مربعات تعیین می‌شود. در واقع با این کار سیستم فازی با استفاده از داده‌هایی که قرار است مدل کند، آموزش میبیند. این روش به سیستم فازی این امکان را می‌دهد که از اطلاعاتی که مدل شده استفاده کند. ساختار شبکه این مدل ورودی‌ها ازطریق توابع عضویت به سیستم می‌دهد و سپس ازطریق توابع عضویت خروجی وپارامترهای تنظیم شده به خروجی می‌توان

ورودی را از خروجی تفسیر کرد و پارامترهایی ازطریق توابع عضویت طی فرآیند آموزش تغییر می‌کند. ANFIS فقط ازسیستم‌های فازی تاکاگی–سوگنو استفاده میکند که باید خصوصیات زیر را داشته باشد.

۱. سیستم TS (Takagi-Sugeno) مرتبه صفر یا یک باشد.
۲. باید خروجی واحدی داشته باشد که با استفاده از غیر فازی‌ساز میانگین وزنی بدست می‌آید.
۳. همه توابع خروجی باید از یک نوع خطی و یا ثابت باشند.
۴. دارای قوانین مشترک نباشند. (بخاطر اینکه قوانین مختلف مشترک نمی‌توانند خروجی یکسان داشته باشند یعنی به تعداد توابع عضویت خروجی قانون وجود داشته باشد.)
۵. کلیه قانونها وزن واحد داشته باشند.

خطا هنگامی اتفاق می‌افتد که ANFIS شرایط بالا را نداشته باشد. همچنین ANFIS اجازه اعمال کلیه اختیاراتی که کاربر در مورد سیستم استنتاج فازی پایه دارد را نمیدهد. این بدان معنی است که کاربر ANFIS نمیتواند توابع عضویت و توابع غیر فازی کننده دلخواه خود را داشته باشد و مجبور به انتخاب یکی از گزینه-های موجود می‌باشد.

الگوریتم یادگیری درخت مدل خطی محلی

الگوریتم LOLIMOT (local linear model trees) یک الگوریتم ساختار درختی است که فضای ورودی را با استفاده از یک تعامد محوری به دونیم تقسیم می‌کند. در هر تکرار یک قانون جدید با مدل خطی محلی به مدل اضافه می‌شود. این الگوریتم یک جستجوی اکتشافی برای ساختار بخش مقدم قوانین انجام می‌دهد و از اتلاف زمان در بهینه‌سازی غیر خطی اجتناب می‌کند. در هر تکرار الگوریتم تابع اعتبار جدید محاسبه می‌شود و بخش تالی قوانین با استفاده از الگوریتم حداقل مربعات متعامد بهینه می‌شود. در روش یادگیری درخت مدل خطی محلی (LOLIMOT) به جای بهینه سازی غیر خطی پرهزینه ، از یک جستجوی ساده و سازنده برای پارامترهای مقدم قوانین استفاده میکند. مدل اولیه بصورت یک تقریب بهینه خطی حداقل مربعات ساخته میشود و نرونها تنها در صورتی اضافه میشوند که خطای پیش‌بینی کاهش یابد.

الگوریتم LOLIMOT شامل پنج مرحله است:

الف) از یک مدل اولیه آغاز می‌شود: بطور اصولی و بدون دانشی اولیه، مدل بصورت یک تقریب خطی حداقل مربعات (از تنها یک LLM) آغاز می‌شود، یعنی مدل خطی اولیه در سراسر فضای ورودی بطور یکنواخت معتبر است.

ب) بدترین مدل خطی انتخاب می‌شود: شاخص خطایی مثل MSE (mean square error) برای هر یک از مدلهای LLM (local linear models) موجود محاسبه می‌شود و بدترین LLM که بیشترین MSE را داراست، انتخاب می‌شود.

ج) راههای مختلف تقسیم مدلهای خطی محلی بررسی می‌شوند: بدترین LLM برای تقسیم شدن به دو مدل محلی انتخاب شده است. ابر مکعب مربوط به این مدل LLM را می‌توان روی فضای یکی ورودیها به دونیم تقسیم کرد . بدین منظور تمام P حالت ممکن شکستن این ابر مکعب آزمایش می‌شوند و در هر مورد عملیات زیر انجام می‌شود.

– توابع اعتبار فازی دو مدل جدید محاسبه می‌شوند.
– تخمین محلی پارامترهای دو مدل جدید LLM انجام می‌شود.
– شاخص خطای کلی مدل فعلی محاسبه می‌شود.
– بهترین شکل تقسیم انتخاب می‌شود: بهترین حالت ازبین P حالتی که در مرحله ۳ آزمایش شد وکمترین شاخص خطای کلی مدل را ایجاد کرد، انتخاب می‌شود. در صورتیکه شاخص خطای کل روی داده یادگیری و داده ارزیابی کاهش ، LLM انتخاب شده در مرحله ۲ در فضای ورودی منتخب در این مرحله به دومدل جدید تقسیم می‌شود:M=M+1

– بررسی A شرط خاتمه الگوریتم: در صورتیکه شرط خاتمه برقرار باشد، الگوریتم متوقف می‌شود و در غیر اینصورت از مرحله ب تکرار می‌شود.

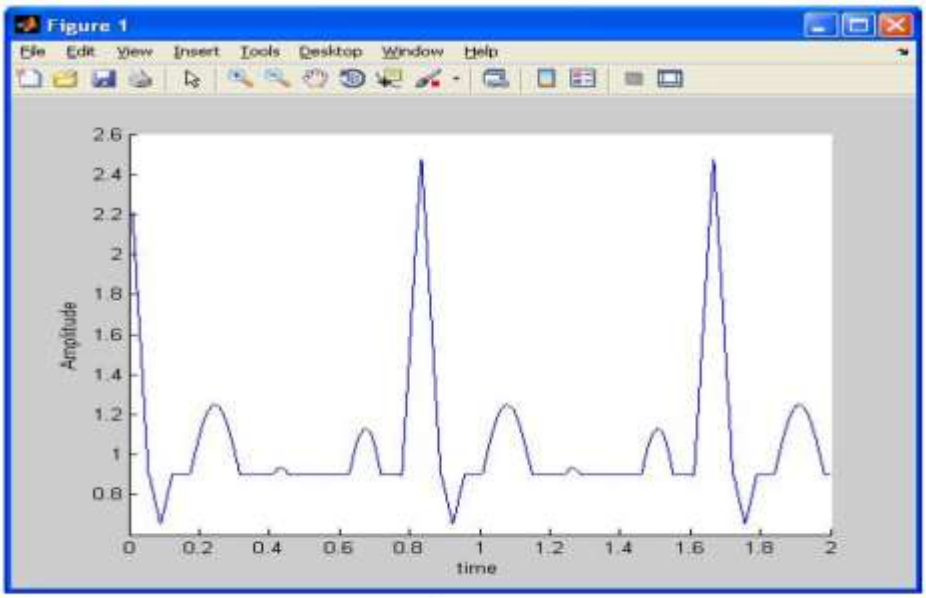
در هر تکرار الگوریتم شاخصهای خطا روی چند مجموعه داده ارزیابی محاسبه می‌شوند و الگوریتم یادگیری وقتی متوقف می‌شود که شاخص خطای متوسط روی این مجموعه داده‌ها شروع با افزایش کند.[7]

نتیجه و بحث

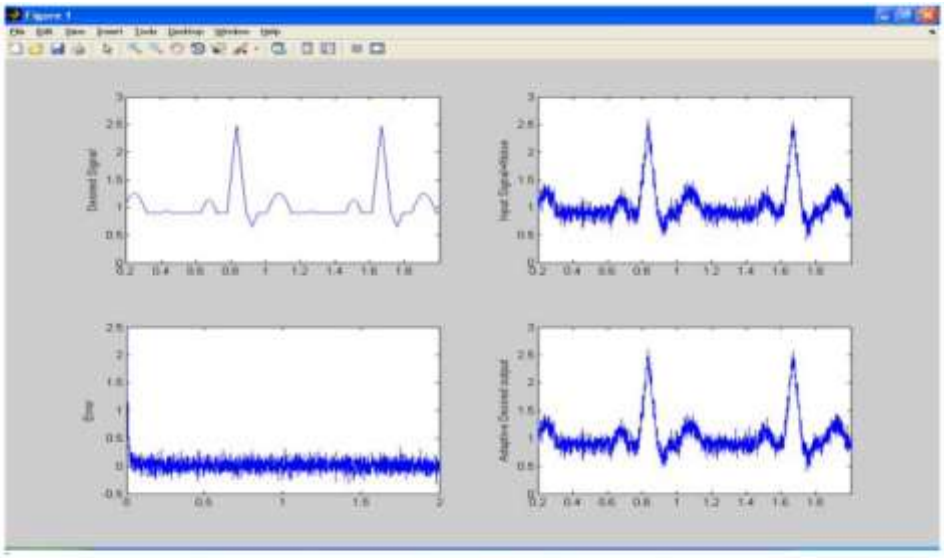
سیگنال الکتریکی قلب یک ابزار مورد اطمینان در تشخیص بیماری‌های قلبی است و آنالیز کامپیوتری به روش‌های هوشمند فازی– عصبی ANFIS و LOLIMOT عصبی RBF و PNN در مونیتورینگ‌های طولانی سیگنال قلب موجب کاهش نویز و تشخیص زود هنگام می‌شود. هدف از پردازش اولیه سیگنال‌ها حذف اغتشاش فرکانس بالا و همچنین بهبود کیفیت آن است. همچنین، علاوه بر حذف اغتشاش، باید تاثیرات ابزاری و محیطی در شکل موج ECG ثبت شده را نیز تا حد امکان کاهش داد. در این مرحله ابتدا الگوها فیلتر و سپس مقیاس‌بندی می‌شوند.

شبکه عصبی RBF، قادر به دسته‌بندی دیتاهای ورودی میباشد. این شبکه بر اساس دو پارامتر تعداد نرون‌های لایه ورودی لایه میانی و نرونهای لایه مخفی و نوع تابع تبدیل نرون‌ها به یادگیری می‌پردازد که در آموزش شبکه‌های عصبی با بهینه‌سازی شکل خاصی از توابع غیر خطی مواجهیم و در اغلب موارد تابع هزینه، از درجه دوم (یا درجه دوم وزن‌دار) میباشد که به عنوان کمترین مربعات غیر خطی(LMS) یاد می‌شوند. بنابراین می‌توان از روش‌هایی استفاده کرد که در آنها روابط و فرمول‌ها برای بهینه‌سازی بدست آمده‌اند. یکی از روش‌های معروف در این زمینه روش LM است که یکی از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشد. چون آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را حداقل می‌سازد. در واقع این الگوریتم برای افزایش سرعت یادگیری شبکه طراحی شده که بر مبنای ماتریس هسیان می‌باشد. روش LM با تصحیح ماتریس ژاکوبین این درجه آزادی را به وجود می‌آورد که بتوان مساله را با روش تندترین شیب (تقریب مرتبه اول تا بع هزینه) شروع و به سمت روش گوس– نیوتن (تقریب مرتبه دو تابع هزینه) در نزدیکی نقطه بهینه حرکت کرد.

شبکه عصبی PNN نیز حالت خاصی از شبکه عصبی RBF است که به منظور افزایش سرعت آموزش، تغییراتی در آن داده شده است و اغلب برای طبقه بندی از آن استفاده می شود. لایه ورودی شامل واحدهایی است که به بردار ورودی متصل هستند. لایه مخفی از واحد هایی ترکیب یافته که بر اساس تحریکات توابع شعاع پایه عمل میکنند و لایه خروجی شامل گره هایی است که به بردار خروجی متصل هستند و گره های ورودی به طور کامل با اتصالات با وزن واحد به شده میدان های پذیرنده در لایه مخفی متصل هستند و میدان های پذیرنده به طور کامل با اتصالات وزن دار به واحد های خروجی متصل هستند. در دسته‌بندی ضربان‌ها با استفاده از شبکه فازی– عصبی تطبیقی ANFIS وLOLIMOT نیز برای هر ورودی سه تابع عضویت گوسی در نظر در نظر گرفته می‌شود این شبکه با روش ترکیبی حداقل مربعات خطا و روش گردایان نزولی آموزش میبینند.



شکل (4) سیگنالECG



شکل (5) استفاده از
الگوریتم LMS

مراجع

[1] سهیل فاطری،"پیش بینی هوا بر اساس مدل های ریاضی و با استفاده از شبکه های نرو فازی "پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد علوم تحقیقات تهران ۱۳۸۴.

[2] دلیری، ایوب.جعفری، سجاد.مرادی، محمدحسن. پیش بینی سیگنال تغییر پذیری نرخ ضربان قلب با استفاده از مدل سازی تطبیقی دینامیکی فازی، انجمن سیستم های فازی ایران ۱۳۸۴.

[3] منهاج،محمد باقر، مبانی شبکه های عصبی،تهران:دانشگاه امیرکبیر، چاپ هشتم۱۳۹۱.

[4] محمد باقر منهاج ،هوش محاسباتی- مبانی شبکه های عصبی،جلد اول،مرکز نشر دکتر پروفسور حسابی ۱۳۷۷.

[5] “Biomedical signal processing principles and techniques” by DC Reddy, Tata McGraw- Hill Publishing Company Limited, New Delhi, first Edition 2005.

[6] Adaptive Neural Filter” IEEE EMBS Cité International, Lyon, France August 23-26, 2007, pp 2552-2555.

[7] K. V. L. Narayana and A. Bhujanga Rao,”A Knowledge-Based Approach to Cardiac Signal Analysis using LabVIEW” IEEE international conference on power, control and embedded systems , Nov/Dec.2010, ISBN:978-1-4244-8541-3/2010 ,pp.78-80

[8] Qureshi R, Rizvi SA, Musavi SH, Khan S,Khurshid K. Performance analysis of adaptive algorithms for removal of low frequency noise from ECG signal. International Conference on Innovations in Electrical Engineering and Computational Technologies (ICIEECT); 2017 Apr 5; Karachi, Pakistan: IEEE; 2017. p. 1-5.doi: 10.1109/ICIEECT.2017.7916551

[9] M. Djahida, K.Talha and S. Slimane, “Neural Networks and SVM for Heartbeat Classification”, 11th International Conference on Information Sciences, Signal Processing and their Applications, pp. 830-835, 2012.

[10] Singh P, Srivastava I, Singhal A, Gupta A. Baseline wander and power-line interference removal from ECG signals using Fourier decomposition method. Machine Intelligence and Signal Analysis Singapore: Springer; 2019. p. 25-36. p. 25-36.

[11] ECG Library, http://www.ecglibrary.com/ecghist.html