



ارائه شده توسط :

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معابر

شناسایی آریتمی به کمک الکتروکاردیوگرام 2 لید با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان برای یک دستگاه مانیتور ECG دستی

چکیده

یک پیکربندی به صورت اتوماتیک که می تواند از روی سیگنالهای پیوسته الکتروکاردیوگرام (ECG) در بانک داده های اریتمی MIT-BIH موقعیت امواج R را شناسایی نماید، و ریتم نرمال سینوسی NSR و چهار نوع دیگر اریتمی را طبقه بندی نماید، در این نوع پیکربندی، یک ماشین بردار پشتیبان SVM برای شناسایی و علامتگذاری ضربان قلب ECG به کمک سیگنالهای خام و سیگنالهای افتراقی یک ECG لید بکار گرفته شده است. یک الگوریتم مبتنی بر علامتگذاری های استخراجی کار تقسیم بندی شکل امواج 2 لید و 6 لید را به عنوان خصوصیات طبقه بندی الگو انجام می دهد. یک شبکه استنباطی فازی عصبی خودسازه SoNFIN برای طبقه بندی NSR و چهار نوع اریتمی بکار برده شد از جمله انقباضات زودرس بطئی PVC، انقباضات زودرس دهلیزی PAC، انسداد دسته شاخه چپ LBBB، و انسداد دسته شاخه راست RBBB. در یک شرح وضعیت واقعی، نتایج طبقه بندی نشان داده که صحت کسب شده برابر با 96.4% می باشد. این عملکرد برای یک دستگاه مانیتور ECG دستی جهت اهداف مراقبت خانگی مناسب است.

کلیدواژه ها: SVM، ضربان قلب، شناسایی آریتمی

۱- مقدمه

پژوهشی از راه دور اخیرا وسیعاً مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. در تحقیقات گذشته، امکان مانیتورینگ بیماری در منزل به بیماران مبتلا به نارسایی قلبی احتقانی باعث مزیت های اقتصادی زیادی گردیده است. الکتروکاردیوگرام ECG یک ابزار مهم است که اطلاعات مفیدی را درباره وضعیت کارکرد قلب بدست می دهد. یک روش خودکار که به طور صحیحی بیماری های قلبی را از طریق تحلیل سیگنالهای ECG تشخیص بدهد در حوزه بهداشت و درمان بویژه برای پردازش در زمان واقعی ضروری می باشد. تحقیقات گذشته مسائل شناسایی نبض و طبقه بندی ریتم قلبی را مطرح کرده است. سیگنال نبض موج QRS را در ECG شناسایی نموده و

فوائل بین ضربانی را محاسبه می کند. طبقه بندی ریتم های قلبی براساس شناسایی انواع مختلف اریتمی از شکل امواج ECG می باشد.

ولیکن، سیگنالهای ECG نویزهای مزدوجی هم دارد که به دلیل عواملی مانند سیگنالهای خط برق 50/60 Hz انحراف از خط پایه به دلیل تنفس بیمار، الکترودهای بد، مکان نامناسب الکترود یا الکترومویوگرام می باشد. این نویزها منجر به شناسایی موج QRS کاذب می گردد. از اینرو، برخی مطالعات به مقایسه عملکرد مستحکم الگوریتم های متفاوت برای شناسایی موج QRS پرداخته اند. Widrow و همکارانش فیلتر سازشی را برای کاهش نویز بکار بسته اند که منجر به خطوط برق 60 هرتزی و انحراف از خط پایه گردیده و بعد موج QRS شناسایی شده است. Pan & Tompkins به طراحی فیلتری دیجیتالی برای کاهش نویز پرداختند و از یک حداستانه دینامیک برای شناسایی موج QRS استفاده نمودند. Trahanias از مورفولوژی ریاضی کمپلکس QRS برای شناسایی نیض استفاده نمود. Chang از تجزیه مدل تجربی مجموعه برای کاهش نویز در ECG های اریتمی استفاده نمود. Fan از انتروپی تقریبی ApEn و کمپلکس Kempel-Ziv به عنوان یک کمیت غیرخطی برای اندازه گیری عمق بیهوده استفاده کرد. در این گونه مطالعات، سیگنال ECG سینوس نرمال به اضافه انواع نویز مختلف و انرژی برای ارزیابی عملکرد این الگوریتم ها بکار برده شده است. چندین محقق استخراج خصوصیات شکل امواج ECG را برای شناسایی کمپلکس های QRS مبتنی بر پایگاه داده های اریتمی انجام داده اند. Li و همکارانش روش تغییر شکل های موجک را برای شناسایی کمپلکس QRS از روی امواج بلند P یا T، نویز و انحراف از خط پایه مطرح داشته اند. Yeh & Wang روش عملیات تفاوت را برای شناسایی امواج کمپلکس QRS مطرح کرده اند. Mehta & Lingayat از روش ماشین بردار پشتیبان یا SVM برای شناسایی کمپلکس های QRS از یک 12 لیده استفاده نمودند. ایشان نیز از الگوریتم میانگین K برای شناسایی کمپلکس های QRS در سیگنالهای ECG استفاده کرده اند.

آریتمی را می توان یا به شکل یک ضربان قلب تکی نامنظم یا گروهی از ضربان های قلب تعریف کرد. برخی تکنیک های طبقه بندی مبتنی بر طبقه بندی ضربان به ضربان در ECG می باشند و هر ضربان به چندین نوع ضربان اریتمی متفاوت طبقه بندی می شود. اینها شامل شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه های عصبی فازی، عملیات Hermite همراه با نقشه های خودسازماندهی و تحلیل موجک همراه با شبکه های عصبی عملیات پایه

شعاعی می باشد. در این روشها، شکل موج ECG در هر ضربان به طور دستی انتخاب شده و خصوصیات مختلف برای طبقه بندی انواع اریتمی استخراج گردید. Tsipouras و همکارانش از سیگنال فاصله RR برای طبقه بندی برخی انواع اریتمی مبتنی بر یک گروه از ضربان های قلب استفاده نمودند. کلیه روشهای فوق دارای صحت های طبقه بندی بالایی است که برپایه مورفولوژی کامل ECG یا فاصله صحیح RR بدست آمده که به طور دستی شناسایی گردید.

در این مطالعه، ما یک پیکربندی خودکار را همراه با پردازش سیگنال دیجیتال و نیز یک روش هوش مصنوعی را برای شناسایی موقعیت ضربان های قلب و شناسایی این ضربان های قلب با طبقه بندی به عنوان ریتم سینوسی، NSR یا چهار نوع اریتمی مطرح کرده ایم. چهار نوع اریتمی عبارتند از انقباضات زودرس بطئی، PVC، انقباضات زودرس دهلیزی PAC، انسداد دسته شاخه چپ LBBB، و انسداد دسته شاخه راست RBBB. سیگنالهای ECG توسط پایگاه داده های اریتمی MIT-BIH فراهم گردیده است. این پیکربندی خودکار دارای سه مرحله به ترتیب ذیل می باشد:

1- سیگنال های 2 لید برای کاهش نویز مزدوج نرمالسازی و فیلتره شده اند (بخش 2-2).

2- موقعیت های کمپلکس QRS در لید 2 شناسایی گردید و از طریق یک SVM خوب آموزش دیده علامتگذاری شد. دو شکل امواج در هر ضربان قلب در لید 2 و V1 به طور تکی طبق علائم در لید 2 استخراج گردید (بخش 2-3).

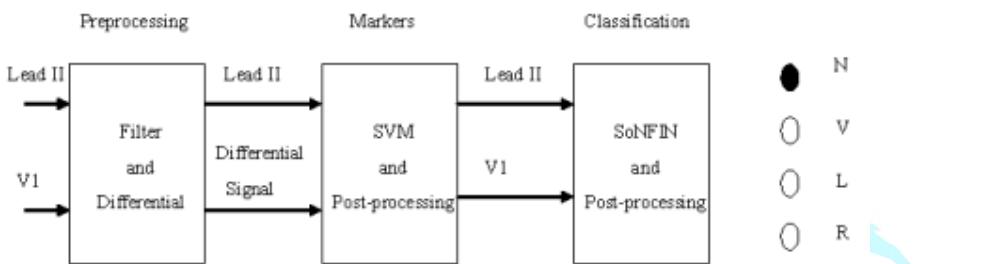
3- شکل موج استخراجی به شکل خصوصیتی برای شناسایی نوع اریتمی یک ضربان قلب استفاده شده است. در این پیکربندی، یک شبکه استنباطی فازی عصبی خودسازه SONFIN برای تشخیص نوع اریتمی ضربان قلب با استفاده از سیگنالهای خام لید 2 و V1 (بخش 2-4) استفاده گردیده است.

وانگهی، صحت شناسایی ضربان قلب طبق نتایج طبقه بندی SONFIN افزایش یافته است.

2- بخش روش اجرا

شکل 1 نشان دهنده دیاگرام شماتیک این مطالعه می باشد. سیگنالهای ECG 2 لید، لید 2 و V1 ورودی هایی هستند که با فیلترهای دیجیتالی برای کاهش نویز مزدوج پردازش می شوند. سیگنال فیلتره لید 2 متمايز گردیده تا کمپلکس QRS تقویت گردد. لید 2 و سیگنال افتراقی آن برای علامتگذاری ضربان قلب (کمپلکس

(QRS) به کمک SVM استفاده می شود. برخی علامت گذارهای زیادی که در اثر نویز مزدوج بوده توسط پسا پردازشگر شناسایی گردید. طبق علامتگذار، شکل امواج دو قسمتی که دارای کمپلکس QRS یکسانی می باشد از روی سیگنالهای لید 2 و V1 به طور جداگانه استخراج گردیده است. SoNFIN از این شکل امواج به عنوان ورودی برای تشخیص نوع ضربان قلب استفاده نمودند. SVM از این علامتگذارها برای شناسایی فاصله های RR استفاده کردند. کلیه الگوریتم های مطرح شده برای شناسایی و طبقه بندی سیگنالهای ECG روی پلتفرم MATLAB اجرا گردیده است.



شکل ۱- مراحل یک سیستم طبقه بندی خودکار

۱- پایگاه داده ها

پایگاه داده های اریتمی MIT-BIH شامل 48 ثبت ECG می باشد که هر یک 30 دقیقه طول دارد و تعداد کل فواصل R-R آن برابر با 109 هزار می باشد. هر فایل دارای سیگنالهای دولیده یعنی لید 2 و لیدهای V1 و V2 و V3 یا V5 می باشد. سرعت نمونه گیری 360 هرتز می باشد و در 11 بیت دیجیتالی شده که از 0 تا 10mV ادامه دارد. در این مطالعه، چون تنها بر سیگنالهای لید 2 و V1 جهت پیش پردازش متمرکز می باشیم، تعداد 33 تا از 48 فایل برای تست عملکرد SVM و SoNFIN انتخاب گردید. هر فایل پنج دقیقه داده را جمع اوری نموده که تنها دارای سیگنالهای NSR، PAC و PVC و LBBB و RBBB می باشند. جدول ۱ نشان دهنده شماره فایل و نوع ضربان با تعداد کل 12776 ضربان می باشد.

جدول ۱- 33 فایل انتخابی و تعداد هر نوع اریتمی

	N	V	R	L	A	total		N	V	R	L	A	total
105	401	15	0	0	0	416	208	242	245	0	0	0	487
106	312	2	0	0	0	314	209	365	0	0	0	178	543
108	275	5	0	0	2	282	212	140	0	319	0	0	459
109	0	7	0	411	2	420	213	501	48	0	0	0	549
111	0	0	0	343	0	343	214	0	33	0	346	1	380
112	428	0	0	0	0	428	219	364	15	0	0	0	379
113	288	0	0	0	1	289	220	352	0	0	0	1	353
115	316	0	0	0	0	316	221	327	80	0	0	0	407
116	384	11	0	0	0	395	222	366	0	0	0	0	366
118	0	3	347	0	11	361	223	390	16	0	0	0	406
119	245	80	0	0	0	325	228	312	18	0	0	0	330
121	301	0	0	0	0	301	230	392	0	0	0	0	392
122	421	0	0	0	0	421	231	13	1	287	0	0	301
201	441	0	0	0	0	441	232	0	0	330	0	0	330
202	261	4	0	0	0	265	233	372	138	0	0	4	514
205	449	3	0	0	0	452	234	462	0	0	0	0	462
207	0	0	0	349	0	349	Total	9,120	724	1,283	1,449	200	12,776

N is NSR, V is PVC, L is LBBB, R is RBBB, and A is PAC. The first column denotes the file number.

2-فیلترسازی و نرمالسازی

یک فیلتر پایین گذر با پاسخ محدود ضربان برای کاهش تداخل نویز با فرکانس بالا استفاده شده است. فیلتر پایین گذر از رده 10 بوده و فرکانس حد آن برابر 40 هرتز بوده است. یک فیلتر سازی برای خارج سازی سرگردانی در خط پایه هنگامی که ورودی مرجع ثابت بود، استفاده گردید. فیلتر شکافی یک پاسخ صفر را در DC با یک پهنهای باند با دامنه از 0 تا 0.5 Hz داشته است. چون سیگنال افتراقی EGC مقادیر بزرگتری را در ناحیه QRS نسبت به ناحیه غیرQRS داشته، به شکل یک خصوصیت برای علامتگذاری ضربان های قلب استفاده گردیده است. سیگنالهای خام EGC (لید 2 و V1) و سیگنالهای افتراقی به شکل زیر نرمالسازی گردیده است:

$$Output_data = 2 \times \frac{input_data - min}{max - min} - 1$$

که در آن min یعنی مقدار مینیمم و max یعنی مقدار ماکزیمم.

3-شناسایی کمپلکس های QR و استخراج شکل امواج

این بخش یک توضیح مختصری درباره SVM برای مسئله دو رده ای می باشد و فاز اموزشی را برای معرفی می کند. هدف این عملیات همان استفاده از SVM برای علامتگذاری کمپلکس های QRS با استفاده از

سیگنالهای نرمالسازی شده لید 2 و سیگنالهای افتراقی آن می باشد. بعد از مرحله تست، پس اپردازش برای حذف یا ادغام علامتگذاری های زیادی که در اثر نویز مزدوج پیش آمده بود، بکار رفت.

3-1-ماشین بردار پشتیبان یا SVM

SVM یک پارادیگم سیستم یادگیری نوین می باشد که به طور وسیعی برای حل مسائل طبقه بندی نظارت شده به دلیل توانایی تعمیمی آن استفاده شده است. در واقع، SVM به طبقه بندی ماکریم حاشیه برای داده های اموزشی با یک ابرصفحه جداکننده می پردازد که می توان به شکل یک مسئله بهینه سازی معادله درجه دوم در فضای ویژگی فرمولسازی گردد. زیرمجموعه های الگوهایی که به مرز تصمیم نزدیک ترین می باشند بردار پشتیبان نام دارند. با درنظر گیری مجموعه داده های قابل جداسازی خطی $\{\bar{X}_i, D_i\}$ ، که در آن الگوی \bar{X}_i ورودی برای i امین مثال می باشد و D_i خروجی مطلوب متناظر (1 یا -1) می باشد، یک ابرصفحه به عنوان سطح تصمیم گیری پیدا می شود. می تواند به شکل ذیل نوشته شود:

$$\begin{aligned} W^T \bar{X}_i + b &\geq 0 \text{ then, } D_i = 1 \\ W^T \bar{X}_i + b &< 0 \text{ then, } D_i = -1 \end{aligned} \quad (2)$$

که در آن W بردار ضریب های همبستگی تابع ابرصفحه می باشد. حاشیه میان ابرصفحه و نزدیکترین نقطه به ماکریم رسیده و یک مسئله بهینه سازی معادله درجه دوم درنظر گرفته می شود:

$$\min \frac{1}{2} (W^T W) \quad (3)$$

$$\text{subject to } D_i (W^T \bar{X}_i + b) \geq 1 \quad (4)$$

وقتی W و b مجددا مقیاس بندی می شوند، نزدیکترین نقطه به ابرصفحه یک فاصله $\frac{1}{\|W\|}$ را دارد. با استفاده از ضرایب لاگرانژ $\alpha_i \geq 0$ و قضیه Kuhan-Tuker، حل مسئله اینگونه معین می شود:

$$W = \sum D_i \alpha_i \bar{X}_i \quad (5)$$

تنها یک فراکسیون کوچک از ضرایب همبستگی α_i غیرصفر می باشد. جفت های متناظر \bar{X}_i تحت عنوان بردارهای پشتیبان شناخته می شوند و مرز تصمیم گیری را تعریف می کنند. کلیه الگوهای ورودی دیگر ضربدر

مقادیر α_i صفر به شکل نامربوط شناخته شده اند.تابع تصمیم گیری ابرصفحه برای بردار الگوی ورودی \bar{X}_i را

می توان به شکل ذیل نوشت:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum D_i \alpha_i (\bar{X}_i^T \bar{X}_i) + b) \quad (6)$$

با جایگزینی حاصل داخلی $K(x, x_i)$ با تابع هسته، الگوهای ورودی به فضای ابعادی بالاتری متناظر می شوند. در این بعد بالاتر، یک ابرصفحه جداکننده ساخته شده و حاشیه را به حداقل می رساند.

2-3-2- فاز آموزشی SVM

ما SVM را برای شناسایی کمپلکس های QRS برای موقعیت های ضربان قلب آموزش داده ایم. در این مطالعه، تابع پایه شعاعی گاوی برای ساخت تابع هسته به ترتیب ذیل استفاده گردید:

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2) \quad (7)$$

که در آن $\gamma = 2.5$ به عنوان اندازه شعاعی نگریسته می شود. برای داشتن بهترین نتیجه، ما SVM را برای مقادیر مختلف C آموزش داده ایم. بهترین نتیجه زمانی یافت شد که $C=200$ در فاز آموزشی بود.

در عملیات مرحله به مرحله آموزشی، ویژگی های ورودی SVM لید نرمالسازی شده 2 و سیگنالهای افتراقی آن بودند. در هر موضوع، ما تنها یک شکل امواج ECG یک چرخه ای را برای هر نوع اریتمی و یک NSR را به عنوان ورودی استخراج کرده ایم. در دامنه استخراج، لید 2 به عنوان سیگنال مرجع بکار گرفته شد که در آن موج R به عنوان نقطه مرکزی در شکل امواج یک چرخه ای تعیین گردید. طبق جدول 1، NSR دارای 27 فایل، PVC دارای 18 فایل، LBBB دارای چهار فایل و RBBB دارای چهار فایل بود. چون شکل امواج PAC نرمال بود، هیچ یک از آنها برای عنوان آموزش انتخاب نگردید. ما به طور منفرد شکل امواج یک چرخه ای را از میان این فایل ها استخراج کردیم که در داده های تست پنج دقیقه ای برای اهداف آموزشی گنجانده نشده بود. قابل ذکر است که داده های تست (تعداد کل 12776 ضربان) خیلی بزرگتر از داده های آموزشی بود. در کل، تنها 53 ضربان قلب (NSR دارای 27 ضربان، PVC دارای 18 ضربان، RBBB دارای چهار ضربان و LBBB دارای چهار ضربان بودند) برای آموزش جمع آوری گردیدند.

3-3-مراحل تست و پسا پردازش SVM

در مرحله تست، هر فایل برای فراهم سازی داده های پنج دقیقه ای به عنوان نمونه تست که پیش پردازش شده بود (بخش 2-2) استخراج گردید. تعداد 33 فرد مورد مطالعه و تعداد کل 12776 ضربان قلب برای تست وجود داشت. به طور طبیعی طول داده های کمپلکس QRS دست کم حاوی 60 ms بود. با اینحساب اگر یک طول مدت علامتگذاری کننده (فاصله RR) کمتر از 10 نقطه بود (سرعت نمونه گیری: 360Hz)، این علامتگذاری کننده به عنوان یک علامتگذاری کننده زیادی به دلیل نویز مزدوج درنظر گرفته خواهد شد و حذف خواهد گردید. بعلاوه، اگر فاصله میان دو علامتگذاری کننده مجاور کمتر از 5 نقطه بود آنگاه این دو علامتگذاری کننده با هم به شکل یک علامتگذاری کننده ادغام خواهد شد.

4-طبقه بندی اریتمی

در این بخش، ما از SoNFIN به عنوان طبقه بندی کننده برای تشخیص هر نوع ضربان قلب ECG استفاده کردیم. ضربان های حاصل از ECG که بوسیله SVM علامتگذاری شده اند، می توانند شامل ضربان های اشتباه باشد. دلیلش این است که SoNFIN متعلق به مدل Takagi-Sugeno-Kang یا TSK می باشد. ما برخی علامتگذاری کننده های اشتباه را حذف کردیم که متعلق به ضربان های قلب طبق مقدار خروجی SoNFIN نمی باشد.

4-1-شبکه استنباطی فازی عصبی خودسازه یا SoNFIN

یک مدل پیوندگرای کلی از یک سیستم استنباطی فازی می باشد که ساختارش در شکل 2 نشان داده شده است. شبکه پنج لایه مزبور یک مدل فازی را به شکل ذیل تحقق می دهد:

Rule j : If l_i is A_{1j} and ... and l_n is A_{nj}

$$\text{Then } z_j \text{ is } w_{0j} + \sum_{i=1}^n w_{ij} l_i$$

که در آن l_i متغیر ورودی می باشد، z_j متغیر خروجی می باشد، A_{ij} یک مجموعه فازی است، و

$$w_{0j} + \sum_{i=1}^n w_{ij} l_i$$

مدل TSK قدیمی می باشد. پنج لایه در ذیل توضیح داده شده است.

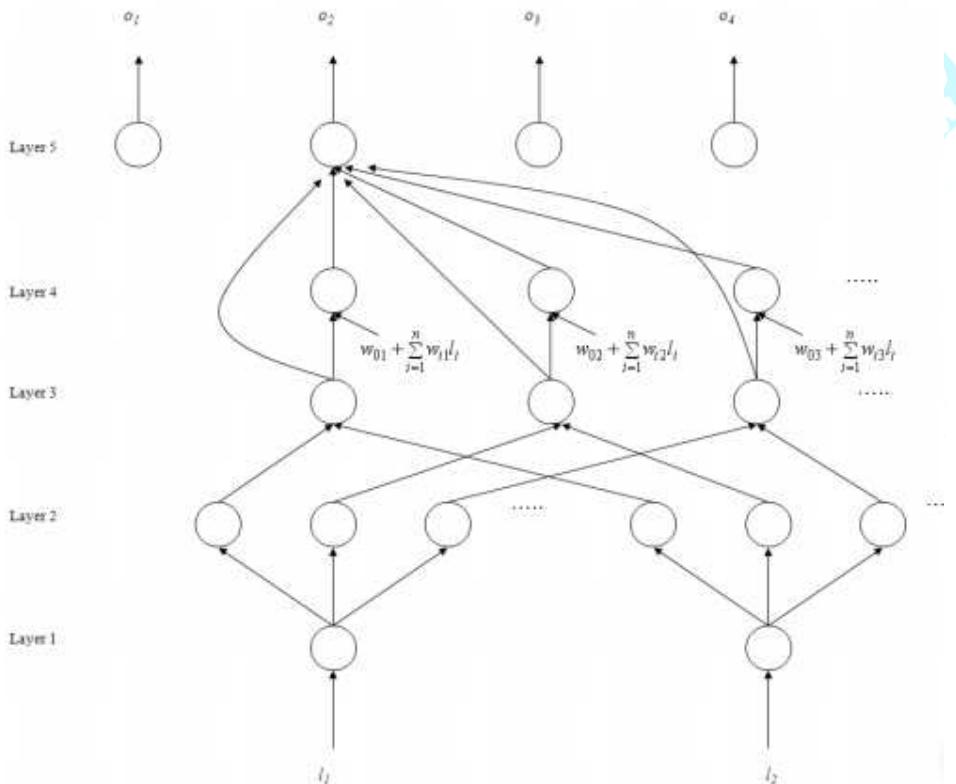
لایه ۱: هیچ گونه محاسبات کامپیوتری در این لایه اجرا نشده است. هر گره در این لایه نظیر یک متغیر ورودی می باشد. تنها مقادیر ورودی انتقالی به لایه بعد به طور مستقیم فرستاده می شود:

$$u_i^{(1)} = l_i \quad (8)$$

لایه ۲: برای مجموعه فازی $A_{ij}^{(2)}$ ، یک تابع عضویت گاوسی برای توضیح درجه استفاده شده است که متغیر ورودی l_j متعلق به مجموعه فازی Ω می باشد. تابع ریاضی آن به شکل ذیل تعریف شده است:

$$u_{ij}^{(2)} = \exp\left(-\frac{[u_i^{(1)} - m_{ij}]^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad (9)$$

که در آن m_{ij} و σ_{ij} به ترتیب همان مرکز و عرض تابع عضویت می باشند. این تابع توسط هر گره اجرا می شود.



شکل 2- ساختار SoNFIN

لایه ۳: یک گره در این لایه نمایانگر یک قانون منطق فازی است و تطابق پیش شرط یک قانون را اجرا می کند.

در اینجا از عملیات حاصل ذیل برای هر گره لایه ۳ استفاده می کنیم:

$$u_j^{(3)} = \prod_i u_{ij}^{(2)} \quad (10)$$

لایه 4: گره ها در این لایه گره های نتیجه نامیده می شوند. هر گره به خروجی لایه 3 پیوند زده می شود، و رابطه خطی سنجش در این لایه به ترتیب ذیل می باشد:

$$u_j^{(4)} = u_j^{(3)}(w_{0j} + \sum_{i=1}^n w_{ij}l_i) \quad (11)$$

لایه 5: هر گره در این لایه منطبق بر یک متغیر خروجی می باشد. گره کلیه اقدامات توصیه شده توسط لایه 5 را ضمیمه می کند و به عنوان یک غیرفازی ساز بنا به رابطه ذیل عمل می کند:

$$o = u^{(5)} = \frac{\sum_{j=1}^p u_j^{(4)}}{\sum_{j=1}^p u_j^{(3)}} = \frac{\sum_{j=1}^p u_j^{(3)}(w_{0j} + \sum_{i=1}^n w_{ij}l_i)}{\sum_{j=1}^p u_j^{(3)}} \quad (12)$$

تعداد خروجی های شبکه معادل تعداد ردۀ هایی است که باید تشخیص داده شود (چهار تا در این مطالعه). خروجی های مطلوب d عبارت بودند از:

$$(1, -1, -1, -1), (-1, 1, -1, -1), (-1, -1, 1, -1), (-1, -1, -1, 1)$$

دو نوع آموزش (آموزش ساختار و آموزش پارامتر) به طور همزمان برای ساخت SONFIN استفاده گردید. در اول کار هیچ گونه قوانینی در SONFIN وجود نداشته و کلیه قوانین با آموزش ساختار انلاین ساخته شده بود. برای آموزش ساختار، یک حدآستانه از پیش تعريف شده، H به عنوان معیاری برای تولید قوانین فازی بکار گرفته شد.

وقتی ماکزیمم $u_j^{(3)}$ زیر H برای هر قانونی بود، یک قانون جدید تولید گردید. بنابراین قوانین بیشتری برای یک مقدار بزرگتر H تولید شدند. درباره عرض اولیه هر مجموعه فازی گاوی تولید شده از روی یک ثابت از قبل تعريف شده σ تصمیم گرفته شد.

برای آموزش پارامترها، هدف به حداقل رسانی تابع خطابود:

$$V_{error} = \sum_{i=1}^4 (d_i - o_i)^2 \quad (13)$$

پارامترهای بخش نتیجه با الگوریتم مربعات حداقل بازگشتی تنظیم گردیده است. پارامترهای مجموعه فازی با یک الگوریتم شیب نزولی تنظیم گردید. جزئیات الگوریتم آموزشی را می‌توان در رفرانس 26 یافت.

2-4-2-مراحل آموزش و تست SoNFIN

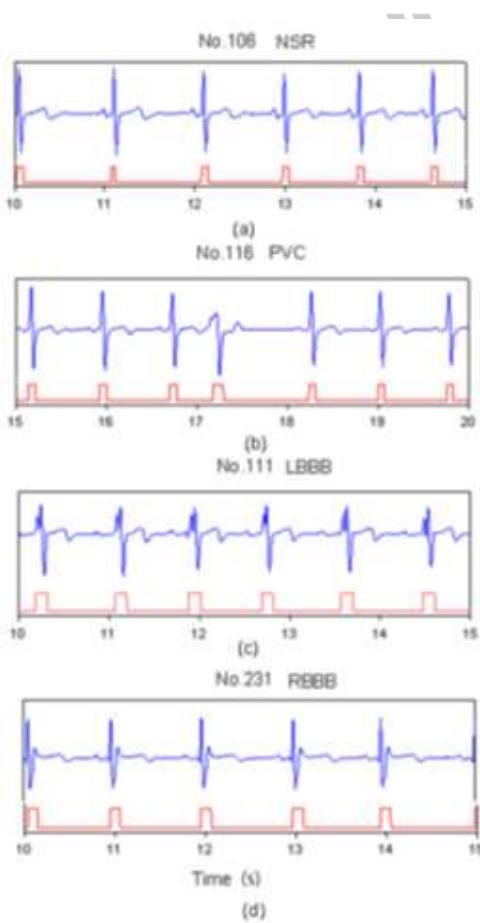
ویژگی‌های ورودی SoNFIN شکل امواج لید 2 و V1 نرمالسازی شده بودند. چون طول کمپلکس QRS حدود 150 ms بوده است، قسمت دیجیتالی سازی شده حدود 100 نقطه می‌باشد. موج R به عنوان نقطه میانی تعیین می‌شود و V1 در همان بخش استخراج می‌شود. ازاینرو، بعد بردار ورودی برابر 200 بوده (برای لید 2 و V1). در فاز آموزشی، برای هر نوع ضربان قلب (NSR, PVC, LBBB, RBBB) 26 الگو از 33 فایل استخراج گردید که متعلق به داده‌های تست پنج دقیقه‌ای نبود. در تنظیم پارامترهای SoNFIN، ما بهترین تلاش خود را برای کسب پارامترهای بهینه با $H=0.1$ و $\sigma = 0.6$ انجام داده‌ایم. آموزش در هزار تکرار انجام گردید.

سرعت آموزش بخش‌های نتیجه و مجموعه فازی به ترتیب عبارت بود از 0.01 و 0.05. در مرحله تست، یک الگوریتم خودکارسازی شده برای طبقه بندی هر نوع ضربان قلب در 33 فایل استخراجی از داده‌های پنج دقیقه‌ای طراحی گردید. روش کار این الگوریتم در ذیل شرح داده می‌شود. اول اینکه ما از حاشیه مثبت علامتگذاری کننده‌های لید 2 استفاده کرده‌ایم که در بخش 2-3 تعیین شده بود که برابر با نقطه مرجع بوده است. دوم اینکه با شروع از این نقطه مرجع، ما پیش‌اپیش یک نقطه می‌نیم را درون 100 نقطه در لید 2 یافته‌ایم. طبق این نقطه حداقل، یک نقطه ماکزیمم درون 50 نقطه جستجوی رو به عقب گردید. سوم اینکه نقطه ماکزیمم (موج R) به عنوان نقطه میانی برای استخراج 100 نقطه استفاده گردید. V1 در همان بخش استخراج گردید.

در نتایج تست، خروجی واقعی SoNFIN با علائم (o_1, o_2, o_3, o_4) نشان داده شد. سپس گره خروجی با ارزش ماکزیمم یافت گردید. اگر o_i مقدار ماکزیمم باشد، آنگاه تشخیص داده شد که ضربان نامعین متعلق به رده A می‌باشد. ولی، برخی علامتگذاری کننده‌های اشتباه در سیگنال ECG به SoNFIN وارد شده تا رده را شناسایی نماید. مقدار خروجی علامتگذاری کننده اشتباه بالاتر از ضربان قلب حقیقی بوده است. با اینحساب، ما یک حداستانه‌ای را برای خروجی طراحی نمودیم تا علامتگذاری کننده اشتباه حذف شود.

3-نتایج و بحث

در نتایج علامتگذاری ضربان قلب، شکل 3 نشان دهنده علامتگذاری کننده های ضربان قلب ECG برای چهار نوع (NSR, PVC, LBBB, RBBB) می باشد. در شکل 3a، چون NSR یک کمپلکس QRS استاندارد دارد، دامنه علامتگذاری کننده شامل یک کمپلکس کامل QRS می باشد. در شکل 3b، ضربان PVC یک کمپلکس وارونه QRS دارد. علامتگذاری کننده تنها در موقعیت پیک مثبت رخ می دهد. برای مورد LBBB، موج Q از دست رفته و دو پیک مثبت مجاور در یک ضربان بنا به شکل 3c داشت. از اینرو پس اپردازش عمل ادغام را برای این موقعیت انجام داده است. جدول 2 نشان دهنده تعداد علامتگذاری کننده های صحیح TP، علامتگذاری کننده های از دست رفته FN، و علامتگذاری کننده های اشتباه FP در کلیه فایل ها می باشد. یک تعداد کل 22 علامتگذاری کننده از دست رفته وجود داشت و تعداد 572 علامتگذاری کننده اشتباه از کلیه فایل ها وجود داشت. نسبت FN برابر 0.17% بود و نسبت FP برابر 4.48% بود.



شکل 3 SVM-3 ضربان قلب را در ECG علامتگذاری کرده است (a) ضربان های NSR برای فایل شماره 106 (b) ضربان PVC برای فایل شماره 116، (c) ضربان LBBB برای فایل شماره 111، و (d) ضربان RBBB برای فایل شماره 231.

جدول 2-نتایج شناسایی علامتگذاری کننے با استفاده از SVM

No.	TP	FN	FP	No.	TP	FN	FP
105	416	0	24	208	480	7	11
106	312	2	26	209	541	2	52
108	282	0	37	212	455	4	9
109	419	1	10	213	548	1	4
111	343	0	186	214	376	4	8
112	428	0	81	219	378	1	9
113	289	0	0	220	353	0	0
115	316	0	0	221	407	0	0
116	395	0	4	222	366	0	5
118	361	0	11	223	406	0	0
119	325	0	12	228	330	0	1
121	301	0	20	230	392	0	0
122	421	0	0	231	301	0	41
201	441	0	0	232	330	0	3
202	265	0	1	233	514	0	4
205	452	0	0	234	462	0	0
207	349	0	13	Total	12,754	22	572

TP: true positive, FN: false negative, FP: false positive. We define TN = 0.

نتایج طبقه بندی SoNFIN دو شرط دارد. اولین شرط درباره FN و FP در شناسایی ضربان قلب کاری ندارد.

شکل 4 نشان دهنده نتایج علامتگذاری شده و طبقه بندی شده برای فرد بیمار با فایل شماره 212 می باشد.

این فایل دارای ضربان LBBB پیوسته و ضربان NSR پیوسته می باشد. در شکل 5، فرد بیمار با فایل شماره

221 دارای ضربان PVC ناپیوسته در ضربان NSR پیوسته می باشد. شکل 6 نشان دهنده ضربان PVC پیوسته

در ضربان های RBBB برای فرد بیمار با فایل شماره 231 می باشد. نتایج تست طبقه بندی شده در جدول 3

نشان داده شده است که در آن هر خانه حاوی تعداد خام مثالهای طبقه بندی شده برای ترکیب متناظر خروجی

های مطلوب و حقیقی می باشد. در این جدول، تعداد 9189 ضربان به طور صحیح به شکل NSR، تعداد 684

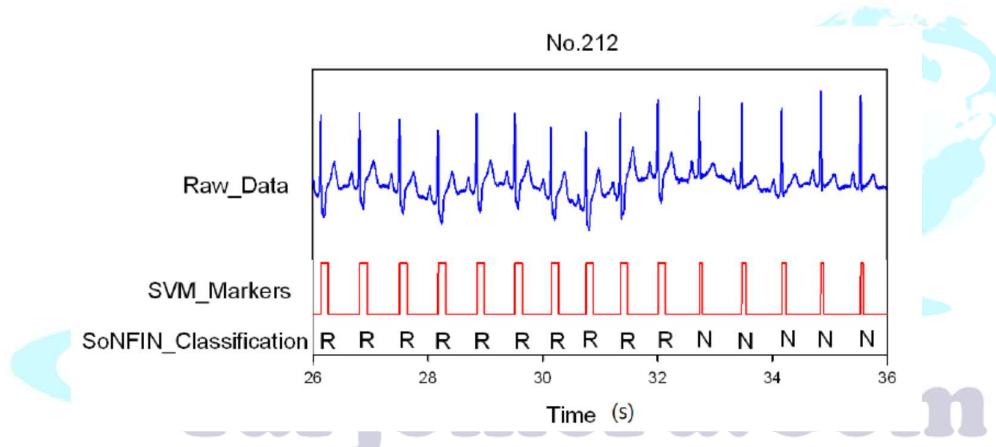
ضربان به طور صحیح به شکل PVC، تعداد 1287 ضربان به طور صحیح به شکل RBBB، و تعداد 1419

ضربان به طور صحیح به شکل LBBB طبقه بندی گردیدند. عملکرد طبقه بندی SoNFIN براساس حساسیت،

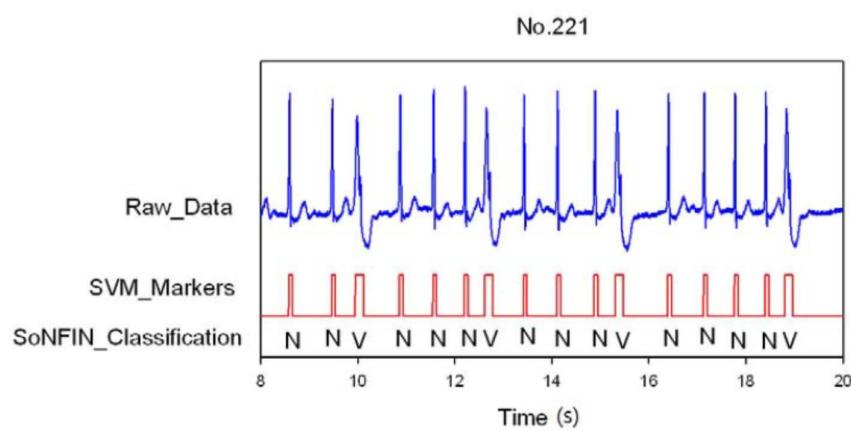
اختصاصی بودن، و صحت طبقه بندی کل بررسی گردیده است. حساسیت همان تعداد TP تقسیم بر تعداد موارد

مثبت حقیقی می باشد. اختصاصی بودن همان تعداد TN تقسیم بر تعداد موارد منفی حقیقی می باشد.

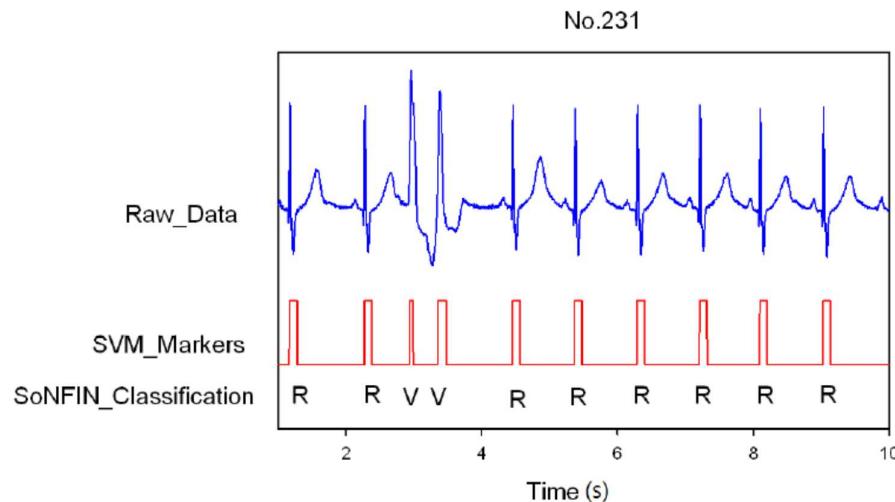
صحت طبقه بندی کل تعداد تصمیمات صحیح تقسیم بر تعداد کل موارد بیماری می باشد. جدول 3 حساسیت، اختصاصی بودن و صحت میانگین گیری شده را نشان داده است. تحت این شرایط، متوسط صحت برابر با 98.8% بوده است. در یک شرح وضعیت واقعی، FN و FP در شناسایی ضربان قلب باید رخ بدهد. از اینرو، شرط دوم همان طبقه بندی کلیه امواج علامتگذاری شده از جمله 572 ضربان قلب کاذب می باشد. مقدار خروجی ضربان قلب کاذب بالاتر از مال ضربان قلب حقیقی بوده است. با اینحساب، ما یک حدآستانه ای را طراحی کردیم که به اندازه 2.5، تا ضربان قلب کاذب متعلق به نویز را بنا به جدول 4 تعیین نماییم. ضربان قلب کاذب به 301 کاهش یافته است. صحت طبقه بندی تنها 96.4% می باشد. بعلاوه، اختصاصی بودن ضربان قلب کاذب برابر 100% در طبقه بندی ضربان قلب می باشد. و FP نیز به 2.4% در شناسایی ضربان قلب کاهش یافته است.



شکل 4-SVM ضربان قلب را در ECG علامتگذاری کرده است و سپس SoNFIN به طبقه بندی ضربان های NSR و RBBB برای فایل شماره 212 پرداخته که در آن R و N به ترتیب نشانه RBBB و NSR می باشند.



شکل 5 SVM-5 ضربان قلب را در ECG علامتگذاری کرده است و سپس SoNFIN به طبقه بندی ضربان های PVC برای فایل شماره 221 پرداخته که در آن N و V به ترتیب نشانه NSR و PVC می باشند.



شکل 6 SVM-5 ضربان قلب را در ECG علامتگذاری کرده است و سپس SoNFIN به طبقه بندی دو ضربان PVC پیوسته پرداخته که در ضربان های RBBB برای فایل شماره 231 وجود داشته است.

جدول 3- مقادیر آماری نتایج طبقه بندی SoNFIN در مرحله تست در اولین شرط

N		Estimate		Sensitivity	Specificity	Accuracy
		N	Non_N			
Real	N	9,189	107	98.8%	99.2%	98.9%
	Non_N	25	3,433			
V		Estimate		95.1%	99.4%	99.1%
		V	Non_V			
Real	V	684	35	99.7%	99.8%	99.8%
	Non_V	72	11,998			
R		Estimate				
		R	Non_R			
Real	R	1,287	3			
	Non_R	20	11,444			
L		Estimate		97.9%	99.4%	99.3%
		L	non_L			
Real	L	1,419	30			
	Non_L	58	11,247			
Averaged accuracy						98.8%

جدول 4- مقادیر آماری نتایج طبقه بندی SoNFIN در مرحله تست در دومین شرط

N		Estimate		Sensitivity	Specificity	Accuracy
		N	Non_N			
Real	N	9,189	107	98.8%	96.9%	98.2%
	Non_N	121	3,909			
V		Estimate		95.1%	98.1%	97.9%
		V	Non_V			
Real	V	684	35	99.7%	99.7%	99.7%
	Non_V	239	12,368			
R		Estimate		99.7%	99.7%	99.7%
		R	Non_R			
Real	R	1,287	3	97.9%	99.2%	99.1%
	Non_R	31	12,005			
L		Estimate		47.7%	100%	97.7%
		L	non_L			
Real	L	1,419	30	47.7%	100%	97.7%
	Non_L	85	11,792			
noise		Estimate		47.7%	100%	97.7%
		noise	Non_noise			
Real	n	271	301	47.7%	100%	97.7%
	Non_noise	0	12,754			
Averaged accuracy						96.4%

4-نتیجه گیری ها

روش پردازش دیجیتالی برای تعیین ضربان های قلب در زمان واقعی همان تقویت کمپلکس QRS در یک سیگنال ECG یک لید با یک روش افتراقی و نیز تعیین یک حداستانه برای یافتن موقعیت موج R بوده است. در تقویت امواج کمپلکس QRS، روش‌های غیرافتراقی مانند تغییرشکل Hilber، تغییرشکل موجک، جابجایی میانگین گیری ترکیب ادغام با موجک، اصل آنالیز محتوایی، و تغییر شکل Karhunen-Loeve بکار گرفته شده است. اخیرا Mehta و همکارانش از روش SVM و الگوریتم میانگین k برای سیگنالهای ECG 12 لید جهت شناسایی ضربان قلب استفاده کرده اند. SVM یک ابرصفحه را برای جداسازی حاشیه ماکریم مجموعه طبقه بندي شده یافته است. Lingayat و Mehta از تعداد 1488 ضربان قلب برای ارزیابی عملکرد الگوریتم هایشان استفاده کرده اند. چون روش SVM به سهولت موجهای بزرگتر P یا T را به شکل ضربان قلب علامتگذاری می کنند، روش Mehta 24 مارکر اشتباه و چهار مارکر از دست رفته بوده است. بعلاوه، اینها از سیگنال های 12 لید برای شناسایی ضربان های قلب استفاده کرده اند که آسانتر از استفاده از یک سیگنال ECG یک لید بوده است. اندازه گیری سیگنالهای 12 ECG لید برای یک دستگاه دستی یا زمان واقعی مناسب نبوده است.

اهمیت مطالعه ما می تواند به ترتیب ذیل خلاصه بندي گردد:

ما تنها از ECG یک لید، لید 2 و سیگنال افتراقی اش به عنوان ورودی برای علامتگذاری کمپلکس های QRS استفاده کردیم. طرح شماتیک مطرح شده برای یک دستگاه دستی مناسب بوده است. یک تعداد کل 12776

ضریان قلب برای تست عملکرد طرح شماتیک ما استفاده گردیده است. ابرصفحه SVM در دو بعد به شکل یک حدآستانه برای شناسایی کمپلکس QRS عمل کرده است. از اینرو شناسایی و ترکیب فرایندها برای کاهش علامتگذاری های اشتباهی که به دلیل نویزها یا بیماریهای قلبی ایجاد شده بود، استفاده گردید. نتایج نشان داده است که حساسیت روش ما برابر 99.8% بوده است، نسبت FN برابر 0.17% بوده و نسبت FP برابر 4.48% بوده است. وقتی کلیه امواج علامتگذاری شده توسط SoNFIN طبقه بندی گردید، امواج P بزرگتر، امواج T یا نویزها توانست فیلتر شود. بنابراین تعداد علامتگذاری های اشتباه به 301 کاهش یافت هاست. FP به 2.4% کاهش یافته است و صحت به 97.5% افزایش یافته است. جدول 5 نشان دهنده مقایسه الگوریتم های شناسایی مختلف با همان روش ورودی می باشد. هرچند برخی مطالعات قبلی عملکرد بهتری را بنا به جدول 5 نشان داده است، ولیکن همانگونه که تاکید کرده ایم، روش ما از سیگنال خام و سیگنال افتراقی تنها ECG یک لید به عنوان ورودی استفاده کرده است. تفاوت عمدی این بود که به طور موققیت امیزی یک دستگاه مانیتورینگ ECG دستی را برای استفاده بیمار در منزل تولید کرده ایم.

جدول 5- مقایسه با سایر الگوریتم های شناسایی QRS

منبع	روش کار	صحت (%)
الگوریتم مطرح شده		
J. Pan, and W. J. Tompkins [4]	SVM	97.5%
P. E. Trahanias [5]	حدآستانه پویا	99.3%
F. Gritzali [7]	مورفولوژی ریاضی	99.48%
Y. -C. Yeh, and W. -J. Wang [8]	تغییر شکل طول و انرژی	99.6%
M. Adnane <i>et al.</i> [28]	روش عملیات تفاوت	99.81
M. Paoletti and C. Marchesi [32]	ویژگی های مورفولوژیکی	99.64%
S. S. Mehta and N. S. Lingayat [9]	تغییر شکل Karhunen-Loeve	99.15%
S. S. Mehta <i>et al.</i> [17]	SVM	98.12%
	میانگین K	98.66%

شکل 7 نشان دهنده این است که چگونه SoNFIN صحت شناسایی ضربان قلب SVM را افزایش داده است.

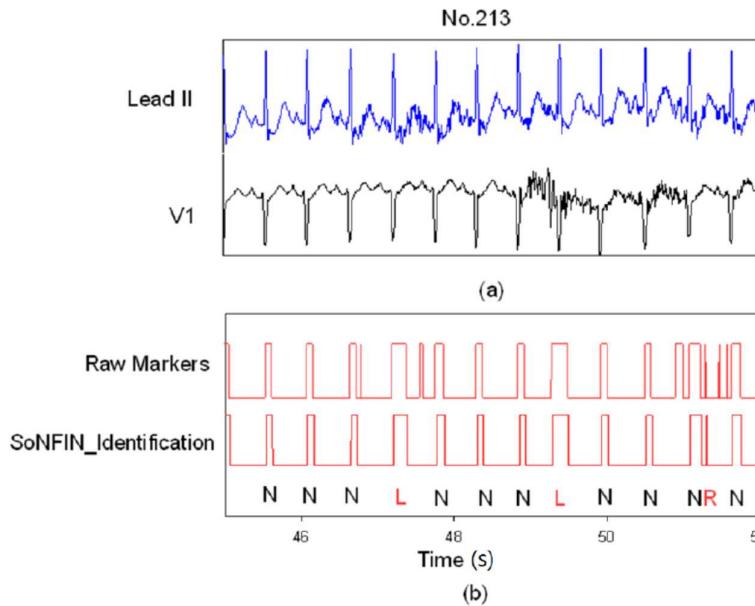
شکل 7a نشان دهنده سیگنالهای فیلتره شده و نرمالسازی شده لید 2 و V1 از 47s به 51s برای فرد بیمار با

فایل شماره 213 می باشد.

چون سیگنالهای ECG فیلتره اندکی نویز دارند، پنج علامتگذاری کننده اشتباه در شکل بالایی 7a وجود دارد.

این علامتگذاری کننده های اشتباه (چهار علامتگذاری کننده اشتباه) از طریق SoNFIN بنا به شکل پایینی 7b

حذف گردیده است. علامتگذاری کننده اشتباه باقیمانده به شکل ضربان قلب RBBB طبقه بندی گردیده است.



شکل 7-7 به فیلترسازی علامتگذاری کننده های اشتباه برای فایل شماره 231 پرداخته است (a)

سیگنالهای خام لید 2 و V1 (b) علامتگذاری کننده های خام بوسیله SVM و علامتگذاری کننده های

فیلترسازی شده توسط SoNFIN

چون قلب یک اندام الاستیک ارجاعی و نسبتاً توپر است، تشخیص بالینی نیازمند سیگنالهای ECG 12 لید برای

شناسایی بیماریهای قلبی مختلف می باشد. بنابراین، هر چه تعداد سیگنال لید کمتری وجود داشته باشد، انواع

طبقه بندی کمتری دریافت می کند. از اینرو، شناسایی و طبقه بندی دشوارتر می باشد.

در خاتمه یک شما خودکار را برای ترکیب SVM و SoNFIN مطرح می داریم و از تنها ECG یک لید (لید 2)

برای شناسایی ضربان قلب استفاده می کنیم. ECG دولید (لید 2 و V1) برای شناسایی نوع اریتمی بکار گرفته

شد. در یک شرح وضعیت واقعی، متوسط صحت برای شناسایی اریتمی برابر با 96.4% بوده است. این صحت از

لحاظ بالینی برای یک دستگاه مانیتور دستی تنها برای ورودی ECG دولید قابل قبول می باشد. پیکربندی مطرح

شده برای مراقبت خانگی یا تشخیص قلبی سرپایی خودکار طولانی مدت کاربرد داشته است.

References

1. Hii, P.-C.; Chung, W.-Y. A comprehensive ubiquitous healthcare solution on an android mobile device. *Sensors* **2011**, *11*, 6799–6815.
2. Friesen, G.M.; Jannett, T.C.; Jadallah, M.A.; Yates, S.L.; Quint, S.R.; Troynagle, H. A comparison of the noise sensitivity of nine qrs detection algorithms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1990**, *37*, 85–98.
3. Okada, M. A digital filter for the ors complex detection. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1979**, *26*, 700–703.
4. Pan, J.; Tompkins, W.J. A real-time qrs detection algorithm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1985**, *32*, 230–236.
5. Trahanias, P.E. An approach to qrs complex detection using mathematical morphology. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1993**, *40*, 201–205.
6. Li, C.-W.; Zheng, C.-X.; Tai, C.-F. Detection of ecg characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1995**, *42*, 21–28.
7. Gritzali, F. Towards a generalized scheme for qrs detection in ecg waveforms. *Signal Process.* **1988**, *15*, 183–192.
8. Yeh, Y.-C.; Wan, W.-J. Qrs complexes detection for ecg signal: The difference operation method. *Comput. Methods Programs Biomed.* **2008**, *91*, 245–254.
9. Mehta, S.S.; Lingayat, N.S. Identification of qrs complexes in 12-lead electrocardiogram. *Expert Syst. Appl.* **2009**, *36*, 820–828.
10. Throne, R.D.; Jenkins, J.M.; DiCarlo, L.A.A. Comparison of four new time-domain techniques for discriminating monomorphic ventricular tachycardia from sinus rhythm using ventricular waveform morphology. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1991**, *38*, 561–570.
11. Clayton, R.H.; Murray, A.; Campbell, R.W.F. Recognition of ventricular fibrillation using neural networks. *Med. Biol. Eng. Comput.* **1994**, *32*, 217–220.
12. Tsipouras, M.G.; Fotiadis, D.I.; Sideris, D. An arrhythmia classification system based on the rr-interval signal. *Artif. Intell. Med.* **2005**, *33*, 237–250.
13. Moavenian, M.; Khorrami, H. A qualitative comparison of artificial neural networks and support vector machines in ecg arrhythmias classification. *Expert Syst. Appl.* **2010**, *37*, 3088–3093.
14. Thakor, N.V.; Zhu, Y.-S. Applications of adaptive filtering to ecg analysis: Noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1991**, *38*, 785–794.
15. Chang, K.-M. Arrhythmia ecg noise reduction by ensemble empirical mode decomposition. *Sensors* **2010**, *10*, 6063–6080.
16. Fan, S.-Z.; Yeh, J.-R.; Chen, B.-C.; Shieh, J.-S. Comparison of eeg approximate entropy and complexity measures of depth of anaesthesia during inhalational general anaesthesia. *J. Med. Biol. Eng.* **2011**, *31*, 359–366.
17. Mehta, S.S.; Shete, D.A.; Lingayat, N.S.; Chouhanc, V.S. K-means algorithm for the detection and delineation of qrs-complexes in electrocardiogram. *IRBM* **2010**, *31*, 48–54.
18. Osowski, S.; Linh, T.H. Ecg beat recognition using fuzzy hybrid neural network. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **2001**, *48*, 1265–1271.
19. Lagerholm, M.; Peterson, C.; Braccini, G.; Ebendrhardt, L.; Sormmo, L. Clustering ecg complexes using hermite functions and self-organizing maps. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **2000**, *47*, 838–848.
20. Al-Fahoum, A.S.; Howitt, I. Combined wavelet transformation and radial basis neural networks for classifying life threatening cardiac arrhythmias. *Med. Biol. Eng. Comput.* **1999**, *37*, 566–573.
21. MIT-BIH. *Database Distribution*; Massachusetts Institute of Technology: Cambridge, MA, USA, 1998.



IM

22. Widrow, B.; Glover, J.R.; McCool, J.M.; Kaunitz, J.; Williams, C.; Hearn, R.H.; Zeidler, J.R.; Dong, E.; Goodlin, R.C. Adaptive noise cancelling: Principles and applications. *Proc. IEEE* **1975**, *63*, 1692–1716.
23. Vapnik, V. *Statistical Learning Theory*; Wiley: New York, NY, USA, 1998.
24. Burges, C.J.C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Min. Knowl. Discov.* **1998**, *2*, 955–971.
25. Chang, C.-C.; Lin, C.-J. *LIBSVM: A Library for Support Vector Machines*; National Taiwan University: Taipei, Taiwan, 2004.
26. Jung, C.-F.; Lin, C.-T. An on-line self-constructing neural fuzzy inference network and its application. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* **1998**, *6*, 12–32.
27. Arzeno, N.M.; Poon, C.S.; Deng, Z.D. Quantitative analysis of qrs detection algorithms based on first derivative of the ecg. In *Proceedings of 28th IEEE EMBS Annual International Conference*, New York, NY, USA, 2006; pp. 1788–1791.
28. Adnane, M.; Jiang, Z.; Choi, S. Development of qrs detection algorithm designed for wearable cardiorespiratory system. *Comput. Methods Programs Biomed.* **2009**, *93*, 20–31.
29. Benitez, D.; Gaydecki, P.A.; Zaidi, A.; Fitzpatrick, A.P. The use of hilbert transform in ecg signal analysis. *Comput. Biol. Med.* **2001**, *31*, 399–406.
30. Chen, S.W.; Chen, H.C.; Chan, H.L. A real time qrs detection method based on moving-averaging incorporating with wavelet denoising. *Comput. Methods Programs Biomed.* **2006**, *82*, 187–195.
31. Israel, S.A.; Irvine, J.M.; Cheng, A.; Wiederbold, M.D.; Wiederbold, B.K. Ecg to identify individuals. *Pattern Recognit.* **2005**, *38*, 133–142.
32. Paoletti, M.; Marchesi, C. Discovering dangerous patterns in long-term ambulatory ecg recordings using a fast qrs detection algorithm and explorative data analysis. *Comput. Methods Programs Biomed.* **2006**, *82*, 20–30.



برای خرید فرمت ورد این ترجمه، بدون واتر مارک، اینجا کلیک نمایید.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

✓ لیست مقالات ترجمه شده

✓ لیست مقالات ترجمه شده رایگان

✓ لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI

سایت ترجمه فا؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معترض خارجی