طبقه‌بندي اختلالات قلبي با استفاده از شبكه كوانتيزه كننده برداري و بر اساس ويژگي‌هاي استخراج شده از تبديل ويولت

جمال اسماعيل‌پور[۱*]، ستار ميرزاكوچكي[۲]، جليل سيفعلي هرسيني[۳]، عبدالرحيم كدخدامحمدي[۴]

[۱] مربي گروه برق، دانشگاه آزاد اسلامي مركز بوكان- بوكان

[۲] دانشيار دانشكده مهندسي برق، دانشگاه علم و صنعت ايران، تهران m_kuchaki@iust.ic.ir

[۳] مربی گروه برق، دانشكده فني، دانشگاه گيلان، رشت seifi@email.com

[۴] مربي گروه برق، دانشگاه آزاد اسلامي مركز بوكان- بوكان kadkhoda@comp.ui.ac.ir

چكيده

در اين مقاله كاركرد شبكهٔ عصبي كوانتيزه‌كننده برداري(LVQ) در طبقه‌بندي شش نوع سيگنال الكتروكارديو گرام (ECG) با استفاده از ويژگي‌هاي استخراج شده به‌وسيله تبديل ويولت مرتبهٔ شش خانوادهٔ دابيچي بررسي شده است. شش سيگنال مورد نظر عبارت‌اند از: ECG نرمال و ECG مربوط به اختلالات بلوك شاخهٔ چپ دستهٔ دهليزي بطني، بلوك شاخهٔ راست دستهٔ دهليزي بطني، انقباض زودرس بطني، ضربانات كند، و تركيب ضربانات نرمال با آرام.

داده‌هاي به‌كار رفته، داده‌هاي MIT/BIH اند. ابتدا با استفاده از فايل‌هاي تفسير، الگوهاي مربوط به شش نوع سيگنال ECG جدا شده‌است. سپس به منظور استخراج هر چه بهتر ويژگي‌ها، الگوها فيلتر و مقياس‌بندي شده‌اند. آنگاه انرژي پنج سيگنال جزئيات دوم تا ششم حاصل از اعمال تبديل ويولت تا شش سطح به عنوان ويژگي‌هاي استخراج شدهٔ از الگوها، براي آموزش و امتحان شبكهٔ LVQ به‌كار رفته‌است. از هر دسته، ۵۰۰ الگو براي آموزش شبكه و ۱۰۰ الگو براي امتحان آن به‌كار رفته است. نتايج به‌دست آمده بيانگر دقت ۹۳/۱ % براي شش دسته، و بالاي ۹۴/۳ % براي كمتر از شش دسته (۲ تا ۵ دسته) است. در ادامه ميزان تفاوت و تشابه سيگنال‌هاي ECG از منظر ويژگي‌هاي به‌كار رفته بررسي شده است. سرانجام اين روش از نظر دقت با چند روش ديگر طبقه‌بندي كننده اختلالات قلبي مقايسه شده است.

واژه‌هاي كليدي: الكتروكارديوگرام؛ اختلالات قلبي؛ طبقه‌بندي؛ شبكهٔ عصبي كوانتيزه كننده برداري؛ تبديل ويولت

* عهده‌دار مكاتبات

نشاني: آذربايجان غربي، بوكان، بلوار كردستان، صندوق پستي ۱۶۳

تلفن: ۰۹۱۴۱۸۵۳۸۶۲، **دورنگار:** ۰۴۸۲۶۲۴۴۱۱۱، **پيام نگار:** jesmaelpoor@gmail.com

۱- مقدمه

الکتروکاردیوگرام[1] (ECG) ظهور الکتریکي فعالیت‌هاي انقباضي قلب است، وبه آساني مي‌تواند به‌وسیله الکترودهاي سطحي روي اندام‌هاي حرکتي (دست و پا) یا سینه ثبت شود. از این پدیده به‌منظور اطلاع از کارکرد قلب و کنترل آن استفاده مي‌شود[۱].

روش‌هاي گوناگوني براي تشخیص و طبقه‌بندي اختلالات مختلف قلبي به‌وسیله سیگنال‌هاي ECG ارائه شده است. براي نمونه مي‌توان به این موارد اشاره کرد: آنالیز طیف توان [۲، ۳]، آنالیز تبدیل هیلبرت[2] [۴، ۵]، آنالیز سیگنال‌هاي خطاي پسماند[3] [۶]، استفاده از فیلترهاي تطبیقي[4][۷]، شبکه‌هاي عصبي پس‌انتشار[5][۸]، شبکه‌هاي عصبي رقابتي[6] [۱]، شبکه‌هاي عصبي ART2[7][۱] و ARTMAP[8] [۸].

در اینجا روش جدیدي براي طبقه‌بندي سیگنال‌هاي قلبي با استفاده از شبکة کوانتیزه کننده برداري[9] (LVQ) و تبدیل ویولت[10] ارائه شده است. یک محدودیت اکثر الگوریتم‌هاي ارائه شده براي طبقه‌بندي سیگنال‌هاي ECG عدم انعطاف‌پذیري آنها در طبقه‌بندي سیگنال‌هاي ECG به تعداد گوناگون است.

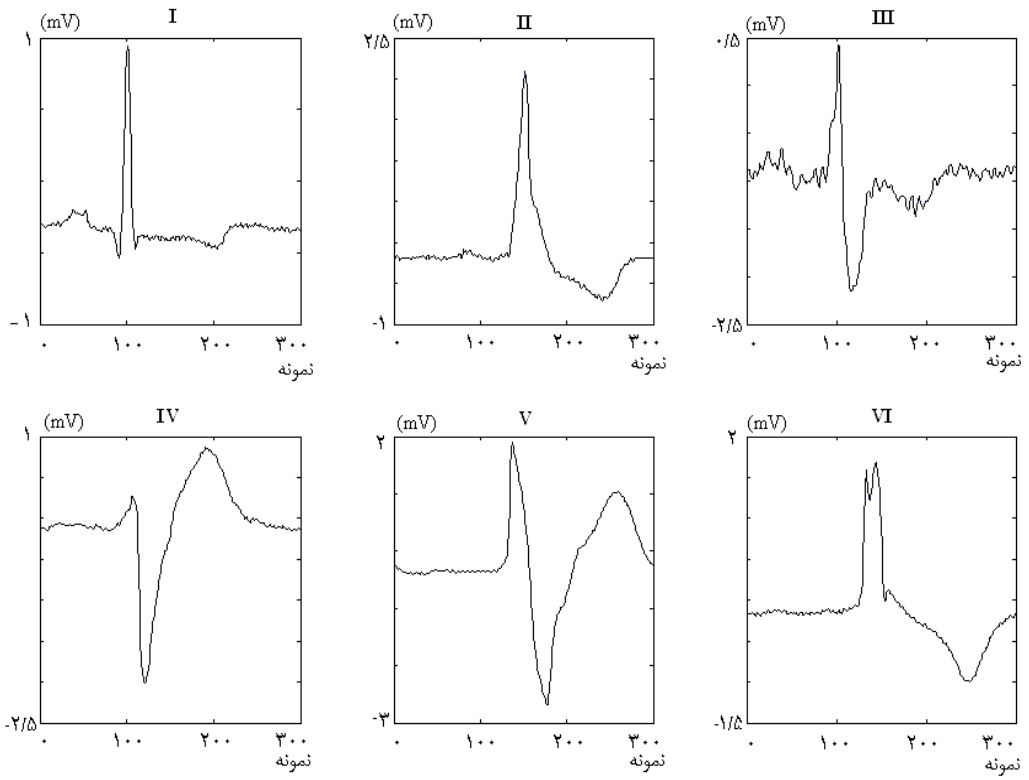
در الگوریتم ارائه شده، به آساني مي‌توان تعداد ویژگي‌هاي استخراج شده از الگوها را بسته به تعداد دسته‌هاي ECG تغییر داد. سیگنال‌هاي مورد نظر در این مقاله عبارت‌اند از: ECG نرمال و ECG مربوط به اختلالات بلوك شاخة چپ دستة دهلیزي بطني، بلوك شاخة راست دستة دهلیزي بطني، انقباض زودرس بطني، ضربانات کند، و ترکیب ضربانات نرمال با آرام.

شبکة LVQ بردارهاي ورودي را به وسیلة یك لایة رقابتي براي پیدا کردن زیر کلاس‌هاي ورودي، و سپس ترکیب زیر دسته‌ها به‌وسیله یک لایه خطي در کلاس‌هاي هدف، طبقه‌بندي مي‌کند. بر خلاف شبکه‌هاي پرسپترون[11] که تنها بردارهاي مجزا شدة خطي را طبقه بندي مي‌کنند، شبکه LVQ این توانایي را دارد که هر دسته از بردارهاي ورودي را طبقه‌بندي کند، البته لازم است که لایه رقابتي به اندازه کافي نرون[12] داشته باشد، تا به هر طبقه تعداد کافي نرون تعلق بگیرد [۹].

ویژگي‌ها به‌وسیله تبدیل ویولت مرتبة شش خانوادة دابیچي[13] استخراج مي‌شوند. تبدیل ویولت تبدیلي در حوزة زمان-مقیاس[14] است. این تبدیل طوري طراحي شده است که در فرکانس‌هاي بالا قدرت تفکیك[15] زماني خوب و قدرت تفکیك فرکانسي ضعیف، و برعکس در فرکانس‌هاي پایین، قدرت تفکیك فرکانسي خوب و قدرت تفکیك زماني ضعیف داشته باشد. این خاصیت در مورد سیگنال‌هاي داراي فرکانس‌هاي بالا در بازه‌هاي زماني کوتاه و داراي فرکانس‌هاي پایین براي بازه‌هاي زماني طولاني، مانند اغلب سیگنال‌هاي بیوپزشکي، مثل ECG ، الکتروانسفالوگرام[16] و الکترومیوگرام[17] با چنین خاصیتي مفید خواهد بود. انرژي پنج سیگنال جزئیات[18] دوم تا ششم حاصل از اعمال تبدیل ویولت تا شش سطح، ویژگي‌هاي به‌کار رفته به‌منظور ارائه به شبکة LVQ در الگوریتم ارائه شده خواهند بود.

ممکن است در نگاه اول، چنین به نظر برسد که استفاده از تبدیل ویولت، به علت حجم نسبتاً زیاد محاسباتي آن، ما را از داشتن یك آنالیز زمان- حقیقي محروم کند. اما با توجه به اینکه سرعت ضربان‌هاي قلب معمولاً کمتر از ۱۲۰ضربه در دقیقه است، سرعت اطلاعات ورودي به اندازة کافي کم خواهد بود تا به کمك یك سخت افزار و نرم‌افزار مناسب بتوان یك آنالیز زمان حقیقي داشت؛ به این معنا که قبل از تکمیل شدن الگوي بعدي ECG آنالیز آخرین الگوي دریافتي به اتمام رسیده باشد [۱۰].

[1] **E**lectro**C**ardio**G**ram
[2] Hilbert transform analysis
[3] Hysteresis error signal analysis
[4] Adaptive filter
[5] Back-propagation neural network
[6] Competitive neural network
[7] **A**daptive **R**esonance **T**heory
[8] **A**daptive **R**esonance **T**heory **M**apping
[9] **L**earning **V**ector **Q**uantizer Network
[10] Wavelet Transform
[11] Perceptron Networks
[12] Neuron
[13] Daubechies
[14] Time-Scale Domain
[15] Resolution
[16] **E**lectro**E**ncephalo**G**ram
[17] **E**lectro**M**yo**G**ram
[18] Detailed Signals



شکل۱- نمونه‌اي از سيگنال‌هاي مورد نظر براي طبقه‌بندي (طول هر الگو ۳۰۰ نمونه با فركانس نمونه‌برداري ۳۶۰ Hz معادل۰/۸ ثانيه است)

۲- انتخاب سيگنال‌ها

سيگنال‌هاي مورد بررسي از داده‌هاي MIT/BIH انتخاب شده‌اند[۱۱]. داده‌هاي MIT/BIH، تعداد محدودي ركورد كاملاً بزرگ (بعضي به اندازة يك مگا بايت و حتي بزرگتر) را شامل مي‌شود. هر ركورد از سه فايل تشكيل شده است، كه اين فايل‌ها عبارت‌اند از: سيگنال‌ها، تفسير و توصيف خصوصيات. اسم هر فايل شامل اسم ركورد به عنوان قسمت اول است. ركوردهاي ثبت‌شده از نمونه‌برداري سيگنال‌هاي چند كانالة پيوسته و ثبت آنها بصورت فايل‌هاي سخت افزاري به‌دست آمده‌اند. نرخ نمونه‌برداري در اين فايل‌ها ۳۶۰Hz است. هر ركورد شامل ثبت پيوسته‌اي از كار قلب يك فرد مي‌باشد. ركوردهاي MIT/BIH [۱۹] هر كدام ۳۰ دقيقه‌اند و به‌طور كل تفسير شده‌اند، بدين شكل كه هر كمپلكس QRS [۲۰] در فايل تفسير به‌وسيلة يك برچسب به‌نام تفسير، توصيف شده است. زمان يك تفسير معادل شمارة نمونه‌اي است كه تفسير به آن تعلق دارد [۱۱].

با استفاده از فايل‌هاي تفسير داده‌ها، الگوهايي به طول ۳۰۰ نمونه (تقريباً ۰/۸ ثانيه اي) از شش نوع سيگنال ECG جدا شده‌است (شكل ۱).

اسامي دسته‌هاي مورد نظر در اين مقاله و شماره‌اي كه در ادامه براي آنها به‌كار خواهد رفت در جدول۱ داده شده است. اين جدول همچنين تعداد الگوهاي جدا شده براي هر دسته را نيز نشان مي‌دهد.

جدول۱- اسامي دسته‌ها و تعداد الگوهاي جدا شده از هر كدام

	سيگنال ECG	تعداد الگوها
I	نرمال[۲۱]	۱۷۳۳
II	بلوك شاخة چپ دستة دهليزي بطني[۲۲]	۱۴۳۲
III	بلوك شاخة راست دستة دهليزي بطني[۲۳]	۱۵۶۱
IV	انقباض زودرس بطني[۲۴]	۶۷۰
V	ضربانات كند[۲۵]	۱۵۰۱
VI	تركيب ضربانات نرمال با آرام[۲۶]	۹۲۱

[19] MIT/BIH database
[20] QRS Complex
[21] Normal
[22] Left bundle Branch block
[23] Right Bundle Branch Block
[24] Premature ventricular contraction
[25] Paced beat
[26] Fusion of paced and normal beat

۳- پردازش سیگنال‌هاي ECG

هدف از پردازش اولیهٔ سیگنال‌ها حذف اغتشاش[۲۷] فرکانس بالا و همچنین بهبود کیفیت آن براي استخراج ویژگي‌هاي مناسب‌تر است. براي رسیدن به این اهداف، علاوه بر حذف اغتشاش، باید تاثیرات ابزاري و محیطي در شکل موج ECG ثبت شده را نیز تا حد امکان کاهش داد. در این مرحله ابتدا الگوها فیلتر و سپس مقیاس‌بندي مي‌شوند.

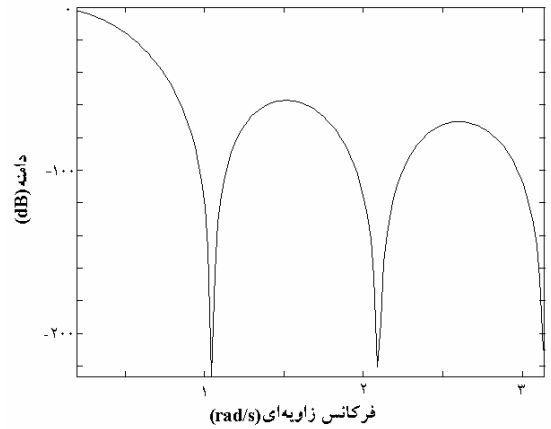
۳-۱ فیلتر کردن

داده‌هاي MIT/BIH با نمونه‌برداري از سیگنال‌هاي پیوسته به‌دست مي‌آیند. قبل از نمونه‌برداري، سیگنال‌هاي پیوسته به‌وسیلهٔ یك فیلتر میان‌گذر[۲۸] با باند عبور ۰/۱ تا ۱۰۰هرتز فیلتر مي‌شوند، تا از تداخل[۲۹] ناشي از نامحدود بودن پهناي باند فرکانسي جلوگیري به‌عمل آید [۱۲].

افزون بر آن، در اینجا یك فیلتر پایین‌گذر[۳۰] با ضرایب صحیح که به‌وسیله لئو و دیگران پیشنهاد شده است به منظور حذف اغتشاش‌هاي فرکانس بالا، به‌ویژه اغتشاش منبع تغذیه (اغتشاش ۶۰Hz)، به‌کار رفت [۸]. از آنجاکه فرکانس نمونه‌برداري ۳۶۰Hz است، تابع تبدیل فیلتر پایین‌گذر مطلوب به شکل زیر به‌دست مي‌آید

$$L(z)=\frac{1-2z^{-6}+z^{-12}}{1-2z^{-1}+z^{-2}} \qquad (۱)$$

فرکانس قطع ۳dB برابر ۲۰Hz است. اولین صفر در فرکانس ۶۰Hz روي مي‌دهد. بنابراین تداخل ۶۰Hz ناشي از منبع تغذیه کاملاً حذف مي‌شود.



شکل۲- اندازهٔ پاسخ فرکانسي فیلتر پایین‌گذر

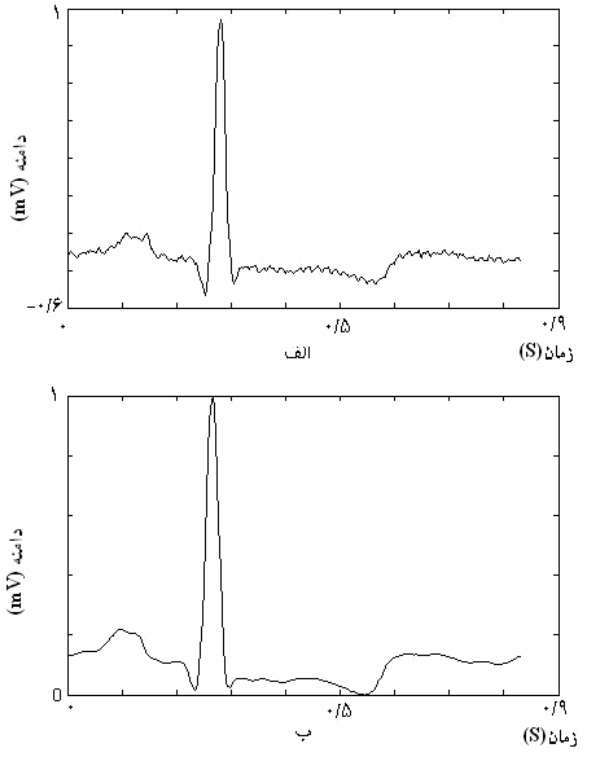
شکل۲ اندازه پاسخ فرکانسي این فیلتر را بر حسب فرکانس زاویه‌اي نمایش میدهد. توجه کنید که با فرکانس نمونه‌برداري ۳۶۰ هرتز، فرکانس ۶۰ هرتز در حوزهٔ پیوسته، تقریباً معادل فرکانس زاویه‌اي ۱ رادیان بر ثانیه در حوزهٔ گسسته خواهد بود.

چون فرکانس‌هاي خیلي پایین سیگنال جهت استخراج ویژگي‌ها به‌کار نمي‌روند، نیازي به استفاده از فیلتر بالا گذر[۳۱] براي حذف اغتشاش فرکانس پایین ایجاد شده در اثر تغییرات خط مبنا نخواهد بود.

۳-۲- مقیاس‌بندي

بعد از فیلتر کردن سیگنال، آن را در بازهٔ حداکثر- حداقل یک تا صفر قرار مي‌دهیم. این عمل (مقیاس بندي) در استخراج ویژگي‌هاي مناسب‌تر براي هر الگو، بسیار موثر است.

شکل ۳ نتیجهٔ اعمال فیلترپایین‌گذر و عملیات مقیاس‌بندي را روي یك سیگنال ECG نرمال نشان مي‌دهد.



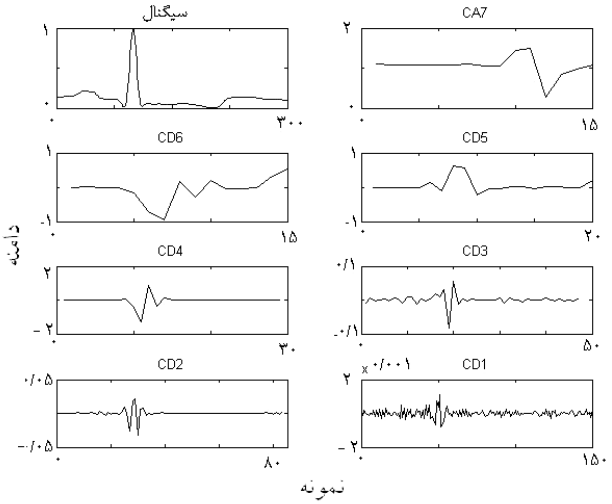
شکل۳- الف) یك الگوي ECG نرمال و ب) پردازش شدهٔ آن.

[27] Noise [28] Bandpass filter [29] Aliasing [30] Lowpass filter
[31] Highpass filter

۴- اعمال تبدیل ویولت و استخراج ویژگی‌ها

تجزیه توسط تبدیل ویولت با عبور سیگنال (دنباله) از یک فیلتر پایین گذر نیم باند دیجیتال شروع می‌شود. این فیلتر تمام فرکانس‌های بیشتر از π (rad/s) را حذف می‌کند. در صورت نمونه‌برداری از سیگنال پیوسته با نرخ نایکوییست[۳۲] (که دو برابر بیشترین فرکانس سیگنال پیوسته است)، بالاترین فرکانس سیگنال گسسته π (rad/s) خواهد بود. یعنی، فرکانس نایکوییست در حوزهٔ فرکانسی گسسته مطابق با π (rad/s) است. طبق نظریهٔ نایکوییست بعد از عبور سیگنال از یک فیلتر پایین گذر نیم باند، می‌توان نصف نمونه‌ها را حذف کرد، زیرا سیگنال بعد از اعمال این فیلتر بیشترین فرکانس $\pi/2$(rad/s) را خواهد داشت. به این ترتیب سیگنال حاصل دارای طولی به اندازهٔ نصف طول سیگنال اولیه خواهد بود [۱۳].

این عملیات شش مرتبه تکرار می‌شود و سیگنال‌هایی که به‌وسیله فیلتر پایین‌گذر نیم باند در هر مرحله کنار گذاشته می‌شوند به عنوان سیگنال جزئیات در نظر گرفته می‌شود. انرژی پنج سیگنال جزئیات دوم تا ششم، ویژگی‌های استخراج شده از الگوها برای ارائه به شبکه، در این تحقیق خواهند بود.



شکل۴- الگوی یک سیگنال ECG نرمال پردازش شده، سیگنال تقریب(CA7) و سیگنال‌های جزئیات (CD1 تا CD6).

شکل۴ الگو یک سیگنال ECG نرمال همراه با شش سیگنال جزئیات و سیگنال تقریب[۳۳] حاصل از اعمال تبدیل ویولت مرتبهٔ شش خانوادهٔ دابیچی را نشان می‌دهد. انرژی سیگنال‌های جزئیات CD2 تا CD6 ویژگی‌های ارائه شده به شبکه خواهند بود. طبق تعریف،انرژی هر سیگنال گسسته مثل x(n) چنین تعریف می‌شود (N طول سیگنال):

$$E(x) = \sum_{n=<N>} |x(n)|^2 \qquad (۲)$$

از آنجا که با فیلتر کردن سیگنال در مرحله قبل مؤلفه‌های فرکانسی بالاتر از ۶۰Hz فیلتر شده است، اولین سیگنال جزئیات نمی‌تواند حاوی اطلاعات درستی در مورد سیگنال باشد. به همین دلیل برای استخراج ویژگی به‌کارگرفته نشده است.

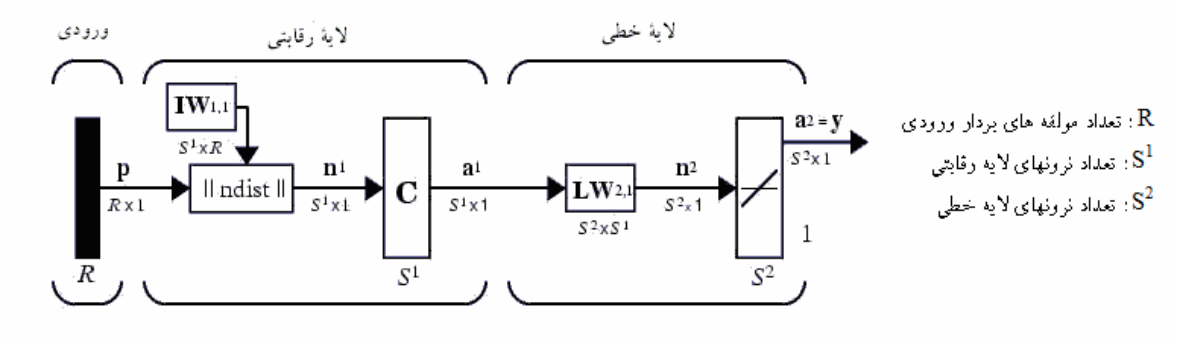
۵- شبکه کوانتیزه کننده برداری

یک شبکهٔ LVQ در لایهٔ اول از یک شبکهٔ رقابتی و در لایهٔ دوم از یک لایه خطی تشکیل شده است. لایهٔ رقابتی بردارهای ورودی را به همان روش شبکه‌های رقابتی طبقه‌بندی می‌کند. لایهٔ خطی نیز کلاس‌های لایهٔ رقابتی را به‌صورت کلاس‌های مورد نظر کاربر طبقه‌بندی می‌کند. کلاس‌هایی که لایهٔ رقابتی جدا کرده است زیر کلاس و کلاس‌هایی که لایهٔ خطی مشخص می‌کند، کلاس‌های هدف نامیده شده‌اند. لایه‌های رقابتی و خطی دارای یک نرون برای هر زیر کلاس یا کلاس هدف‌اند. تعداد دسته‌های هدف همواره از تعداد زیردسته‌ها کمتر است [۹].

معماری شبکه LVQ در شکل۵ نشان داده شده است. در این شکل P بردار ورودی با R مؤلفه و $IW^{1,1}$ ماتریس وزن نرون‌های لایه رقابتی است. هر سطر این ماتریس به یک نرون مربوط می‌شود. بلوک ||ndist|| فاصله بردار ورودی P را از بردار وزن هر نرون محاسبه می‌کند. بنابراین اگر تعداد نرون‌های لایه رقابتی s^1 باشد، برای بردار ورودی با R مؤلفه ابعاد ماتریس $IW^{1,1}$، $s^1 \times R$ خواهد بود. در این حالت خروجی بلوک ||ndist|| که در شکل با n^1 مشخص شده است، نیز یک بردار s^1 مؤلفه‌ای است که هر مؤلفه آن برابر فاصله یک نرون تا بردار ورودی است.

[32] Nyquist's rate

[33] Approximation Signal



شکل۵- معماري شبكة عصبي يادگيري كوانتيزه كننده برداري [۹].

بلوک C یک تابع رقابتي است كه خروجي آن (a^1) برداري است كه یک مؤلفه آن ۱ و سایر مؤلفه‌هاي آن صفر است. مؤلفه یک آن متناظر با كمترین مؤلفه n^1 است. مؤلفه یک از بردار a^1 بیانگر زیر دسته‌اي است كه بردار ورودي P به آن تعلق دارد [۱۴].

در لایه خطي دسته هدف متناظر با زیر دسته لایه رقابتي مشخص مي‌شود. تعداد نرون‌هاي لایه خطي(s^2) با تعداد دسته‌هاي هدف برابر است. بلوک $IW^{2,1}$ ماتریس وزن نرون‌هاي لایه خطي و مؤلفه‌هاي آن ۱ یا صفر میباشد. این لایه زیردسته‌هاي قرار گرفته در هر دسته هدف را مشخص مي‌كند. براي مثال فرض كنید كه نرون‌هاي ۱، ۲ و ۳ در لایه رقابتي، زیر كلاس‌هایي از ورودي را یاد مي‌گیرند كه به كلاس هدف شمارهٔ ۲ لایه خطي تعلق دارند. آنگاه نرون‌هاي رقابتي ۱،۲و۳ داراي وزن‌هاي یك در نرون دوم لایهٔ خطي، و وزن‌هاي صفر در بقیهٔ نرون‌هاي لایهٔ خطي خواهند بود. بنابراین این نرون لایه خطي در صورت برنده شدن هر یك از نرون‌هاي ۱، ۲ و ۳ لایهٔ رقابتي دارای مقدار یك در خروجي خود خواهد بود. به این ترتیب زیركلاس‌هاي لایهٔ رقابتي به‌صورت كلاس‌هاي هدف تركیب خواهند شد.

ماتریس $IW^{2,1}$ در ابتدا به وسیله كاربر مقداردهي مي‌شود و برخلاف $IW^{1,1}$ در جریان یادگیري تغییر نمي‌كند. در پایان براي به دست آوردن بردار خروجي لایه خطي بردار به‌دست آمده از ضرب ماتریس a^1 در $IW^{2,1}$ یعني a^2 به یک تابع همانی اعمال مي‌شود.

۵-۱- روش یادگیري LVQ [۹]

یادگیري شبكهٔ LVQ در لایهٔ رقابتي بر اساس یك دسته از جفتهاي ورودي/ هدف مي‌باشد(یادگیري با ناظر):

$$\{p_1,t_1\},\{p_2,t_2\},\ldots,\{p_Q,t_Q\} \qquad (۳)$$

بردارهاي p ورودي و بردارهاي t هدف مي باشند. هر بردار هدف شامل یك مؤلفه ۱ است و بقیهٔ عناصر آن صفرند. عدد ۱ نمایانگر طبقهٔ بردار ورودي است. براي مثال، جفت آموزشي زیر را در نظر بگیرید

$$\left\{p_1=\begin{bmatrix}3\\2.1\\1.3\\0.4\\0.1\end{bmatrix},t_1=\begin{bmatrix}0\\0\\1\\0\\0\\0\end{bmatrix}\right\} \qquad (۴)$$

در اینجا بردارهاي ورودي پنج مؤلفه‌اي داریم، و هر بردار ورودي باید به یكي از شش كلاس تعلق گیرد. شبكه باید طوري آموزش یابد كه این بردار ورودي را در سومین كلاس طبقه‌بندي كند.

به منظور آموزش شبكه، یك بردار ورودي p ارائه و فاصله p با هر سطر ماتریس وزن ورودي $IW^{1,1}$ محاسبه مي‌شود. نرون‌هاي مخفي لایهٔ اول به رقابت مي‌پردازند. فرض كنید كه i امین مؤلفه از n^1 داراي كمترین مقدار است، پس نرون i رقابت را مي‌برد. آنگاه تابع تبدیل رقابتي i امین مؤلفه از a^1 را یک و سایر مؤلفه‌هاي آن را صفر مي‌كند. هنگام ضرب a^1 در ماتریس وزن نرون‌هاي لایهٔ

دوم يعني $IW^{2,1}$، يك موجود در a^1، كلاس K را براي بردار ورودي p انتخاب مي‌كند. به اين ترتيب، شبكه بردار ورودي p را در كلاس K قرار داده و a^2_k يك شده است. البته اين دسته به‌دست آمده براي بردار p به‌وسيله شبكه مي‌تواند درست يا غلط باشد. اگر تشخيص شبكه درست باشد سطر i ام از $IW^{1,1}$ را طوري تصحيح مي‌كنيم كه اين سطر به بردار ورودي نزديك‌تر شود و برعكس، در صورت غلط بودن تشخيص، تصحيح به گونه‌اي صورت مي‌گيرد كه اين سطر ماتريس وزن $IW^{1,1}$ از ورودي دورتر مي‌شود. فرض كنيد بردار p، qامين بردار ارائه شده به شبكه براي آموزش باشد. اگر p به‌وسيله شبكه درست طبقه‌بندي شود، داريم

$$a^2_k = t_k = 1 \qquad (۵)$$

در اين مرحله ما مقدار جديد i امين سطر از $IW^{1,1}$ را چنين تنظيم مي‌كنيم:

$$IW^{1,1}_i(q)=IW^{1,1}_i(q-1)+\alpha(p(q)-IW^{1,1}_i(q-1)) \qquad (۶)$$

در اين رابطه α نرخ يادگيري است كه مقدار آن بين صفر و يک است، $IW^{1,1}_i(q-1)$ مقدار قبلي و $IW^{1,1}_i(q)$ مقدار جديد iامين رديف ماتريس وزن نرون‌هاي لايه رقابتي است. از طرفي، اگر طبقه بندي اشتباه باشد يعني

$$a^2_k = 1 \neq t_k = 0 \qquad (۷)$$

مقدار جديد i امين رديف از $IW^{1,1}$ طبق رابطه زير تغيير داده شد:

$$IW^{1,1}_i(q)=IW^{1,1}_i(q-1)-\alpha(p(q)-IW^{1,1}_i(q-1)) \qquad (۸)$$

اين اصلاحات سبب مي‌شود وزن نرون مخفي برنده به سوي بردار ورودي كه در كلاس مربوطه قرار دارد، حركت كند؛ و از سوي ديگر از ساير بردارها فاصله بگيرد.

۶- پياده‌سازي شبكه عصبي LVQ

شبكه عصبي كوانتيزه كننده برداري براي طبقه‌بندي تعداد دسته‌هاي مختلف (۲ تا ۶ دسته) پياده‌سازي شد. نرخ يادگيري ۰/۰۱ انتخاب شد. نرخ يادگيري بيشتر هر چند كه سرعت رسيدن به تعادل وزن‌هاي لاية رقابتي را افزايش مي‌داد، ولي نوسانات را زياد مي‌كرد. تعداد نرون‌ها در لاية رقابتي دو برابر تعداد كلاس‌هاي هدف انتخاب شده بود. افزايش بيشتر تعداد نرون‌هاي اين لايه در كاركرد بهتر شبكه تاثير محسوسي نداشت. به منظور يادگيري از هر دسته ۵۰۰ الگو در ۵۰ اپوچ[34] به شبكه اعمال شد.

۶-۱ نتايج به‌دست آمده از الگوريتم

پس از آموزش، براي امتحان شبكه از هردسته مورد نظر ۱۰۰ الگو صرف نظر از الگوهاي به‌كار رفته براي آموزش، انتخاب و به شبكه اعمال گرديد. در طبقه بندي كمتر از پنج دسته، حالت‌هاي ممكن به تعداد برابر در نظر گرفته شده است. ميانگين و انحراف معيار دقت الگويتم در تشخيص تعداد مختلف دسته‌ها در جدول۲ آمده است. دقت[35] به صورت زير تعريف مي‌شود

$$\text{٪ دقت} = \frac{\text{(تعداد تشخيص درست)} \times ۱۰۰}{\text{تعداد الگوهای ارائه شده به شبکه}} \qquad (۹)$$

جدول۳ نتايج حاصل از پنج بار اجراي الگوريتم براي طبقه‌بندي هر دو دسته ممكن از بين شش دسته را نشان مي‌دهد. طبق تعريف، حساسيت[36] و تشخيص[37] در طبقه‌بندي دو دسته ۱ و ۲ از روابط زير به‌دست مي‌آيند:

$$\text{٪ تشخيص} = \frac{\text{(تعداد تشخيص درست الگوهای ارائه شده دسته ۱)} \times ۱۰۰}{\text{تعداد الگوهای ارائه شده از دسته ۱}} \qquad (۱۰)$$

$$\text{٪ حساسيت} = \frac{\text{(تعداد تشخيص درست الگوهای ارائه شده دسته ۲)} \times ۱۰۰}{\text{تعداد الگوهای ارائه شده از دسته ۲}} \qquad (۱۱)$$

جدول۲- ميانگين و انحراف معيار درصد دقت الگوريتم

	دو كلاس	سه كلاس	چهار كلاس	پنج كلاس	شش كلاس
ميانگين دقت	%۹۷/۸	%۹۶/۱	%۹۵/۷	%۹۴/۳	%۹۳/۱
انحراف معيار	۴/۷۲	۵/۲۷	۶/۲۱	۳/۸۰	۴/۲۳

[34] Epoch [35] Accuracy [36] Sensitivity [37] Specificity

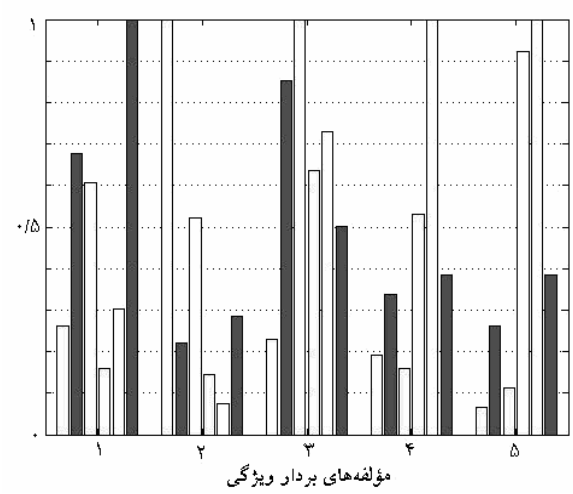
۲-۶ تحلیل نتایج به‌دست آمده از الگوریتم

مقادیر معیارهاي جدول۳، میزان تشابه و تفاوت سیگنال‌هاي ECG را از منظر ویژگي‌هاي انتخاب شده نمایان مي‌کند. از این جدول مشخص است که الگوریتم در طبقه‌بندي دسته‌هاي II و VI کمترین دقت را داشته است. این امر به آن علت است که بردارهاي ویژگي این دو دسته بیشترین شباهت را به هم دارند. این موضوع در شکل۶ نشان داده شده است. در این شکل میانگین مؤلفه‌هاي بردارهاي ویژگي، براي شش دسته به صورت نرمالایز شده[38] نشان داده شده است. در هر دسته، مستطیل‌ها از چپ به راست به دسته‌هاي I تا VI مربوطند. مستطیل دسته‌هاي II و VI در هر دسته تیره‌تر نشان داده شده است. از این شکل مشخص است که ویژگي‌هاي این دو دسته بسیار به یکدیگر شبیه‌اند.

شکل ۷ نیز انرژي (توان دوم) دو نمونه از سیگنال‌هاي دسته‌هاي II و VI را نشان مي‌دهد. با این شکل به راحتي مي‌توان شباهت زیاد دو سیگنال از نظر انرژي را مشاهده کرد. شایان ذکر است دو سیگنال I و V نسبت به هم کمترین شباهت را دارند زیرا طبق جدول۳، دقت الگوریتم در طبقه‌بندي این دو دسته حداکثر است.

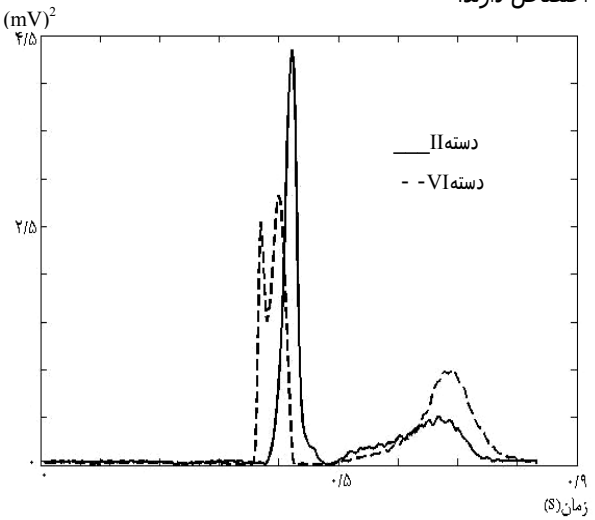
جدول۳- دقت، تشخیص و حساسیت الگوریتم براي هر دو دسته ممکن از شش دسته

ردیف	دسته‌هاي طبقه‌بندي شده	% دقت	% تشخیص	% حساسیت
۱	II-I	۹۹/۸۶	۹۹/۷۲	۱۰۰
۲	III-I	۹۹/۵۶	۹۹/۳۳	۹۹/۶۶
۳	IV-I	۹۹/۲۷	۱۰۰	۹۸/۶۶
۴	V-I	۹۹/۸۸	۹۹/۷۷	۱۰۰
۵	VI-I	۹۸/۴۴	۹۹/۵۶	۹۸/۱۳
۶	III-II	۹۹/۳۳	۹۸/۶۷	۹۹/۳۳
۷	IV-II	۹۹/۰۰	۹۹/۷۷	۹۸/۲۲
۸	V-II	۹۹/۲۲	۹۹/۷۶	۹۸/۷۷
۹	VI-II	۸۱/۴۴	۹۹/۱۶	۶۲/۴۶
۱۰	IV-III	۹۸/۵۵	۹۸/۴۵	۹۸/۶۴
۱۱	V-III	۹۹/۷۷	۹۹/۷۷	۹۹/۷۷
۱۲	VI-III	۹۸/۶۵	۹۹/۳۵	۹۸/۷۷
۱۳	V-IV	۹۷/۱۱	۹۷/۶۵	۹۶/۶۱
۱۴	VI-IV	۹۷/۳۳	۹۵/۹۸	۹۸/۳۳
۱۵	VI-V	۹۹/۵۵	۹۹/۷۶	۹۹/۳۶

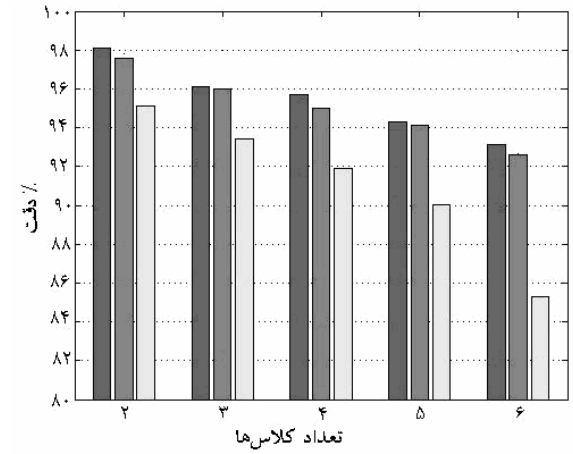


شکل۶- مقایسه میانگین مؤلفه‌هاي متناظر بردارهاي ویژگي شش دسته به‌صورت نرمالایز شده

دسته‌هاي شش‌تایي از چپ به راست مربوط به ویژگي‌هاي اول تا پنجم‌اند و در هر دسته مستطیل‌ها از چپ به راست به دسته‌هاي I تا VI اختصاص دارند.



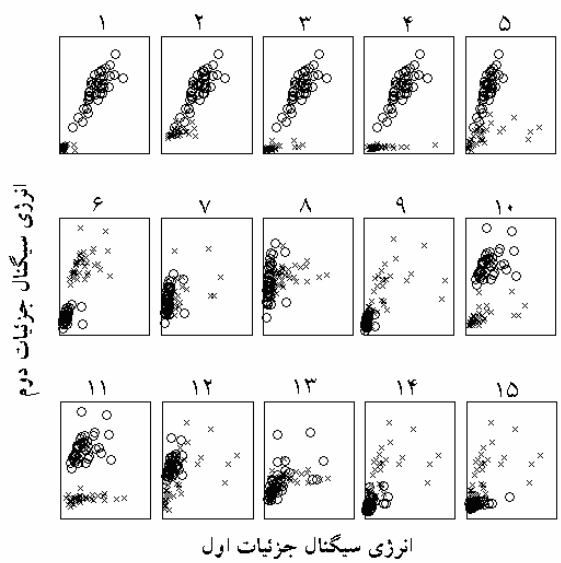
شکل۷- انرژي دو نمونه از سیگنال‌هاي دسته‌هاي II و VI



شکل۸- از چپ به راست میانگین درصدهاي دقت براي سه شبکه LVQ، ART2 و رقابتي

[38] Normalized

این شبکه در مقایسه با دو شبکه رقابتي و نظریه رزونانس تطبیقي سریع، در تشخیص همین دسته‌ها دقت بهتري داشته است (شکل۸). براي دو شبکه اخیر، انرژي شش سیگنال جزئیات حاصل از اعمال تبدیل ویولت مرتبة چهارم خانوادة دابیچي به‌عنوان بردار ویژگي به‌کار رفته است. چنان‌که پیشتر اشاره شد، انرژي اولین سیگنال جزئیات، به فرکانسهاي فیلتر شده الگو مربوط است؛ بنابراین نمي‌تواند حاوي اطلاعات درستي در مورد سیگنال باشد. این امر در شکل ۹ نشان داده شده است. هر نمودار، انرژي سیگنال‌هاي جزئیات اول و دوم مربوط به چهل نمونه از دو دسته ذکر شده در یک سطر جدول۳ را نشان مي‌دهد. شماره هر نمودار، متناظر با یک ردیف از همان شماره در جدول ۳ است. همان‌طورکه در شکل مشخص است، برخلاف انرژي سیگنال‌هاي جزئیات دوم، انرژي سیگنال‌هاي جزئیات اول دسته‌هاي مختلف تفاوت چنداني باهم ندارند. بنابراین استفاده از آنها به عنوان ویژگي نمي‌تواند درست باشد. در عمل هنگامي که انرژي سیگنال جزئیات اول نیز به‌عنوان ویژگي به شبکه اعمال شد، براي شش دسته، دقت طبقه‌بندي ۴/۵% کاهش یافت.



شکل۹- انرژي سیگنال جزئیات اول و دوم براي دو سیگنال هر سطر جدول۳.

علامت دایره براي سیگنال اول و ضربدر براي سیگنال دوم به‌کار رفته است.

جدول۴- مقایسه شبکه هاي مختلف در تشخیص الگوهاي ECG

شبکه عصبي به‌کار رفته	تعداد دسته‌ها	دقت
LVQ	۶	%۹۳/۱
هیبرید فازي	۷	%۹۶/۰۶
پرسپترون	۱۳	%۸۴/۵
پرسپترون	۲	%۹۰
نگاشت خود سازمانده	۴	%۹۲/۲
پرسپترون- فوریه	۳	%۹۸
ARTMAP	۲	%۹۸/۶

در جدول۴ مقایسه‌اي بین نتایج این تحقیق با نتایج گزارش شده در چند مجله بین‌المللي صورت گرفته است. این مقایسه دقت بالاي روش ارائه شده رابه‌خوبي نشان میدهد. اما باید توجه کرد که در هر الگوریتم تعداد دسته‌هاي مختلفي مد نظر بوده است. همچنین سیگنال ECG به‌کار رفته یکسان نیستند، به همین دلیل مقایسه نتایج به آساني امکان‌پذیر نیست. شبکه‌هاي عصبي به‌کار رفته در این تحقیقات عبارت‌اند از: شبکه هیبرید فازي[39] [۱۵]، پرسپترون [۱۶]، نگاشت خودسازمانده[40] [۱۷]، پرسپترون- فوریه[41] [۱۸] و شبکه ARTMAP [۸].

در الگوریتم ارائه شده جهت طبقه بندي دو نوع سیگنال با استفاده از شبکه ARTMAP، که دقت آن در جدول۲ ذکر شده است، سیگنال‌هاي مورد نظر دسته‌هاي I و IV این تحقیق است و بردار ویژگي هر الگو شامل سه مؤلفه مقدار متوسط توان دوم کمپلکس QRS، و دو ضریب LPC[42] است.

۷- نتیجه‌گیري

در الگوریتم ارائه شده از تبدیل ویولت و شبکه عصبي LVQ براي طبقه‌بندي سیگنال‌هاي ECG تا شش دسته استفاده شد. به دلیل نوع طراحي تبدیل ویولت که در فرکانس‌هاي بالا قدرت تفکیک زماني خوب و قدرت تفکیک فرکانسي ضعیف، و برعکس در فرکانس‌هاي

[39] Fuzzy hybrid [40] Self-organizer mapping [41] Perceptron-Fourier [42] **L**inear **P**redictive **C**oding

پایین، قدرت تفکیک فرکانسي خوب و قدرت تفکیک زماني ضعیف دارد، استفاده از آن براي استخراج ویژگي‌هاي سیگنال‌هاي ECG بسیار مفید است. همچنین شبکه انتخاب شده این توانایي را دارد که دسته‌هاي داراي بردارهاي ویژگي غیرخطي و پیچیده در فضاي چندبعدي را طبقه‌بندي کند. هر اندازه که این پیچیدگي بیشتر باشد فقط باید تعداد نرون‌هاي لایه رقابتي را افزایش داد.

شبکه حتي در تشخیص الگوهایي که در یادگیري از آنها در این مطالعه استفاده نشده است دقت قابل قبولي داشته است. این امر اهمیت عملي الگوریتم را بیشتر نمایان مي‌کند.

کمترین دقت در هر تعداد از کلاس‌هاي ارائه شده، هنگامي روي داده است که دو سیگنال II و VI یعني بلوك شاخة چپ دستة دهلیزي بطني و ترکیب ضربانات نرمال با آرام، با هم به شبکه اعمال شده‌اند.

مراجع

[۱] اسماعیل‌پور جمال، پیاده‌سازي پیس‌میکر با استفاده از پردازنده‌هاي سیگنال‌هاي دیجیتال، پایان‌نامة کارشناسي ارشد الکترونیك دانشگاه گیلان ۱۳۸۳، ۱۲۵-۱۳۶.

[2] B. N. Hung, Y. S. Tsai, and T. H. Chu; FFT algorithm for PVC detection using IBM PC; in Proc. IEEE Eng. Med. And Biol Soc., 8th Annu. Int., Conf., 1986: 292-295.

[3] B. N. Hung, H. F. Cheng, and Y. S. Tsai; An application of fast Walsh transform in ECG diagnosis; in Proc, IEEE Eng. Med. And Biol. Soc. 9th Annu. Int. Conf., 1987: 497-498.

[4] W. H. Chang, K. P. Lin, and S. Y. Tseng; ECG analysis based on Hilbert Transform descriptor; in Proc. IEEE Eng. Med. And Biol. Soc. 10th Annu. Int. Conf., 1988: 36-37.

[5] Yu, Liu, and Lee; Hilbert transform in computer electrocardiografic diagnosis; J. BMES R.O.C., vol. 5, no. 3, Spet. 1985: 39-54.

[6] K. P. Lin and W. H. Chang; QRS feature extraction using linear prediction; IEEE Trans. Biomed. Eng.; vol. 36, no. 10, Oct. 1989: 1050-1055.

[7] J. Nadal and R. B. Paneral; Classification of cardiac arrhythmias using principal component analysis of the ECG; in Proc. IEEE Eng. Med. And Biol. Soc. 13th Annu. Int., Conf.; 1991: 580-581.

[8] Fredric M. Harm and Soowham Han, Classification of Cardiac Arrhythmias Using Fuzzy ARTMAP; IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 43, NO. 4, 1996: 425-430.

[9] Howard Demuth and Mark Beale; Neural Network Toolbox. Math Work, Version 4; 2004.

[10] Rangaraj M. Rangayyan, Biomedical Signal Analysis. IEEE Press 2002: 55-91.

[11] George B. Moody; WFDB Programmer's Guide. Harvard MIT 2003:15-30.

[12] Alan V. Oppenheim, Discrete-Time Signal Processing. Prentice Hall 1999: 180-220.

[13] [13] ECG processing using Wavelets, http://cyber. felk.cvut.cz.

[۱۴] منهاج محمدباقر، هوش محاسباتي. مرکز نشر دانشگاه صنعتي امیرکبیر؛ ۱۳۸۱: ۲۲۱-۲۵۴.

[15] Stanislaw Osowski and Tran Hoai Linh; ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network; IEEE Trans. Biomed, Eng., vol. 48, NO.11, Novmb 2001: 1265-1271.

[16] Y. H. Hu, W. Tompkins, J. L. Urrusti, and V. X. Alfonso; Application of artificial neural networks for ECG signal detection and classification; J. Electocardiol. Vol 26; 1994: 66-73.

[17] Y. H. Hu, S. Palerddy, and W. Tompkins; A patient adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach; IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 44, Sept.1997: 891-900.

[18] K. Minami, H. Nakajima, and T. Toyoshima; Real time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier- transform neural network; IEEE Trans. Biomed. Eng; vol. 46; Feb. 1999: 179-18.