



کاربرد یک ویژگی ساده و مقاوم دو بعدی هندسی-تصویری در شناسایی دیپلاریزاسیون بطنی

سیدامیر حسینی سبزواری^۱، مجید معاونیان^{۲*}

۱- دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد

۲- دانشیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد

* moaven@um.ac.ir، ۴۸۹۷۴-۹۱۷۷۹

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: ۱۸ مرداد ۱۳۹۲

پذیرش: ۱۱ آبان ۱۳۹۲

ارائه در سایت: ۲۵ مرداد ۱۳۹۳

کلید واژگان:

استخراج ویژگی

سیگنال الکتریکی قلب

دیپلاریزاسیون بطنی

عیب‌یابی

چکیده

در این مقاله یک روش مبتکرانه به منظور شناسایی دیپلاریزاسیون بطنی معرفی شده است. بدین منظور یک فضای ویژگی هندسی دو بعدی از سیگنال الکتروکاردیوگرام (طول بردار ویژگی برابر ۲ است) استخراج می‌گردد. در روش پیشنهادی یک پنجره با طول مشخص بر روی سیگنال خام (بدون پیش‌پردازش) حرکت می‌نماید. در هر حرکت از سیگنال واقع شده در داخل پنجره عکسی گرفته می‌شود. هر تصویر به وسیله یک ماتریس 300×300 پیکسلی تخمین زده می‌شود. سپس به منظور ایجاد فضای ویژگی مناسب، به ازای هر تصویر، بردار ویژگی بر اساس طول منحنی آن توسعه می‌یابد. در نهایت از روش طبقه‌بندی K امین همسایگی نزدیک به منظور طبقه‌بندی و شناسایی دیپلاریزاسیون بطنی استفاده می‌شود. روش پیشنهادی به داده‌های طولانی مدت بانک اطلاعاتی هولتر بیمارستان دی تهران اعمال و مقادیر حساسیت و پیش‌بینی مثبت به ترتیب $99/93$ و $99/88$ حاصل شده‌اند.

Application of a simple robust 2-D pictorial-geometrical feature on QRS complex detection

Seyed Amir Hoseini Sabzevari, Majid Moavenian*

Mechanical Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

* P.O.B. 48974-91779 Mashhad, Iran, moaven@um.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 09 August 2013
Accepted 02 November 2013
Available Online 16 August 2014

Keywords:

Feature Extraction
Electrocardiogram
QRS Complexes
Fault Detection

ABSTRACT

In this paper a heuristic method aimed for detecting of QRS complexes was developed. Toward this objective, a new simple 2-D geometrical feature space (feature space dimension was equal to 2) was extracted from the original electrocardiogram (ECG) signal. In this method, a sliding window was moved sample-by-sample on the preprocessed ECG signal. During each forward slid of the analysis window an artificial image was generated from the excerpted segment allocated in the window. Each image estimated by a 300×300 pixels matrix. Then, a pictorial-geometrical feature extraction technique based on curve-length was applied to each image for establishment of an appropriate feature space. Afterwards the K -Nearest Neighbors (KNN) Classification method was designed and implemented to the ECG signal. The proposed methods were applied to DAY general hospital high resolution holter data. For detection of QRS complex the average values of sensitivity $Se = 99.93\%$, positive predictivity $P+ = 99.88\%$ were obtained.

۱- مقدمه

عیب‌یابی و درمان بیماری‌های قلبی نهفته است. از آنجایی که این سیگنال، تغییرات الکتریکی در حین ضربان را نشان می‌دهد رفتار آن مشابه یک سیگنال متناوب است. سیگنال مربوط به هر ضربان به وسیله حروف P، Q، R، S و T همان طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، نام‌گذاری می‌شود. از مهم‌ترین رخدادها موجود در سیگنال الکتریکی قلب می‌توان به موج P، موج T و کمپلکس QRS (دیپلاریزاسیون بطنی) اشاره کرد. شناسایی دیپلاریزاسیون بطنی در سه دهه گذشته مورد توجه بسیاری از محققان در این زمینه بوده است [۱]. شناسایی این کمپلکس به علت ماهیت نویزی سیگنال الکتریکی قلب و همچنین شباهت دیگر موج‌ها به آن دارای پیچیدگی‌های خاص خود است.

سیگنال الکتریکی قلب^۱ فعالیت الکتریکی قلب را که منجر به انقباض عضله آن می‌شود، ثبت می‌کند. این سیگنال الکتریکی، اطلاعات با ارزشی در رابطه با عملکرد و ساختمان قلب و تعداد ضربان آن ارائه می‌دهد. انقباض تمام ماهیچه‌های بدن در اثر یک تغییر الکتریکی به نام دیپلاریزاسیون^۲ ایجاد می‌شود. این تغییرات الکتریکی به وسیله الکترودهایی که بر روی سطح پوست نصب می‌شوند، ثبت و اندازه‌گیری می‌شوند. اهمیت بررسی سیگنال الکتریکی قلب در نقش مهم آن به عنوان یک روش غیرتهاجمی در تشخیص،

1- Electrocardiogram (ECG)

2- Depolarization

Please cite this article using:

S.A. Hoseini Sabzevari, M. Moavenian, Application of a simple robust 2-D pictorial-geometrical feature on QRS complex detection, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 7, pp. 117-121, 2014 (In Persian)

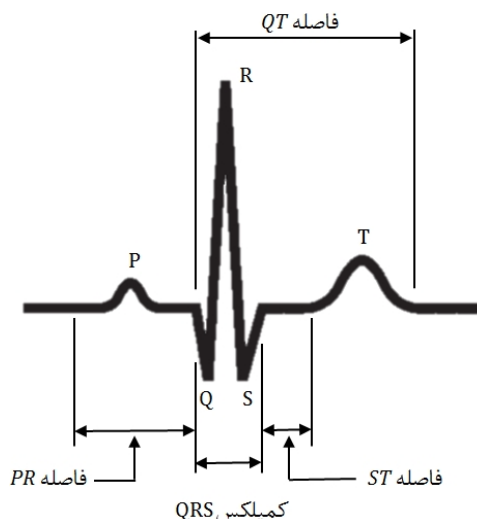
برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

S.A. Hoseini Sabzevari, M. Moavenian, Application of a simple robust 2-D pictorial-geometrical feature on QRS complex detection, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 7, pp. 117-121, 2014 (In Persian)

۳- نمونه (۳) قطعه‌ای از سیگنال الکتروکاردیوگرام بدون کمپلکس (شکل ۲-ج).

۴- نمونه (۴) انطباق کامل کمپلکس در پنجره (شکل ۲-د).

برای یافتن یک روش ریاضی به منظور نمایش تفاوت بین این تصاویر، وضوح کلیه تصاویر ۳۰۰ در ۳۰۰ پیکسل انتخاب شده است. برای هر تصویر، یک ماتریس متناظر با آن همراه است که ماتریس A نامیده می‌شود. این ماتریس از مقادیر پیکسل‌ها تولید می‌شود. با تبدیل المان‌های ماتریس A از یک به صفر و از صفر به یک، ماتریس Ac تولید می‌شود. در شکل ۳ تفاوت بین ماتریس A و ماتریس Ac و تصاویر متناظر آن‌ها نشان داده شده است. برای هر ماتریس همراه با هر تصویر مصنوعی تولیدشده از سیگنال الکتروکاردیوگرام دو ویژگی بر طبق معادله (۱) محاسبه می‌شود.



شکل ۱ فواصل بااهمیت سیگنال الکتروکاردیوگرام در یک ضربان

تاکنون روش‌های مختلفی جهت شناسایی این کمپلکس توسعه داده شده‌اند که از آن جمله می‌توان به استفاده از تبدیل موجک گسسته و پیوسته [۲-۵]، تبدیل فوریه [۶]، تبدیل هیلبرت [۷]، محاسبات نرم [۸،۹] و مدل‌های ریاضی و گشتاورهای آماری [۱۰-۱۲] اشاره نمود. تقریباً در تمامی کارهای گذشته از پیش پردازشگرهایی مانند فیلترهای FIR، تبدیل موجک و دیگر روابط آماری استفاده شده است. استفاده از پیش پردازشگرها علاوه بر پیچیدگی‌های محاسباتی، باعث افزایش بار محاسباتی و در نتیجه کاهش دقت پاسخ‌های نهایی می‌گردد.

در این مقاله یک روش ساده و کاربردی به منظور تشخیص و شناسایی کمپلکس QRS که پنجره متحرک K امین همسایگی نزدیک^۱ (MW-KNN) نامیده می‌شود، ارائه شده است. روش پیشنهادی بدون نیاز به پیش‌پردازش، یک فضای ویژگی دو بعدی از کمپلکس ایجاد می‌نماید. در MW-KNN یک پنجره با طول مشخص بر روی سیگنال الکتریکی حرکت کرده و از هر حرکت سیگنال واقع شده در داخل پنجره عکسی گرفته می‌شود. هر تصویر به وسیله یک ماتریس 300×300 پیکسلی تخمین زده می‌شود. به ازای هر تصویر، بردار ویژگی بر اساس طول منحنی آن، باهدف ایجاد فضای ویژگی مناسب توسعه می‌یابد. در نهایت از روش طبقه‌بندی KNN^۲ (K امین همسایگی نزدیک) به منظور طبقه‌بندی و شناسایی دیپلاریزاسیون بطنی استفاده می‌شود. ارزیابی تجربی پیشنهاد ارائه شده با استفاده از بانک اطلاعاتی داده‌های طولانی مدت هولتر بیمارستان دی تهران (DAYHD) انجام پذیرفته است.

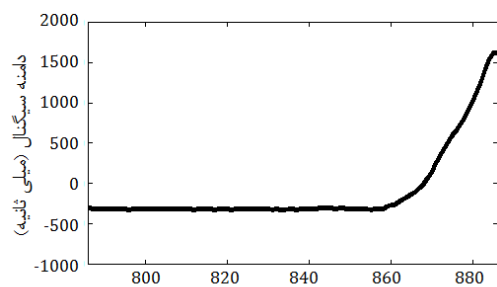
۲- روش‌ها

۲-۱- شناسایی عملکرد بطن در سیگنال الکتریکی

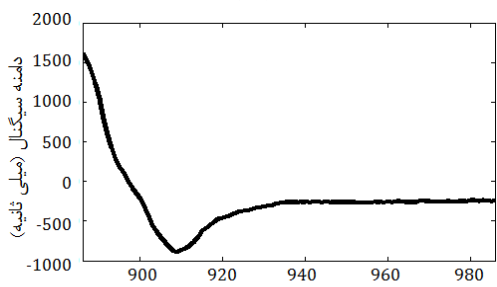
در این روش، از سیگنال الکتروکاردیوگرام اصلی (بدون هیچ پیش‌پردازشی) برای تولید بردار ویژگی استفاده می‌شود. یک پنجره لغزان با طول ۱۰۰ میلی‌ثانیه که پنجره تحلیل نامیده می‌شود، نمونه به نمونه بر روی سیگنال پیش‌پردازش نشده حرکت داده می‌شود. در طول هر حرکت رو به جلو، یک تصویر مجازی از قطعه منتخب درون پنجره ایجاد می‌شود. این تصاویر می‌توانند به چهار دسته تقسیم‌بندی شوند:

۱- نمونه (۱) مرحله ورود کمپلکس به پنجره (شکل ۲-الف).

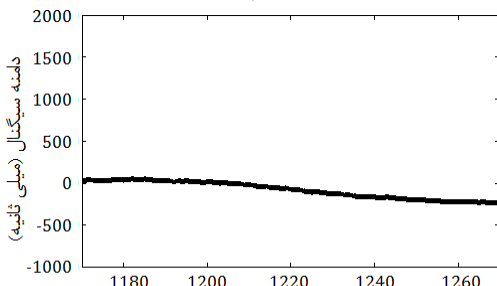
۲- نمونه (۲) مرحله خروج کمپلکس از پنجره (شکل ۲-ب).



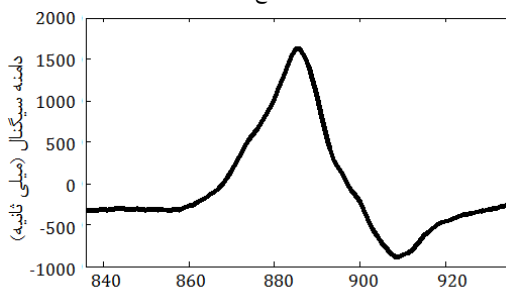
زمان (میلی ثانیه)
(الف)



زمان (میلی ثانیه)
(ب)



زمان (میلی ثانیه)
(ج)

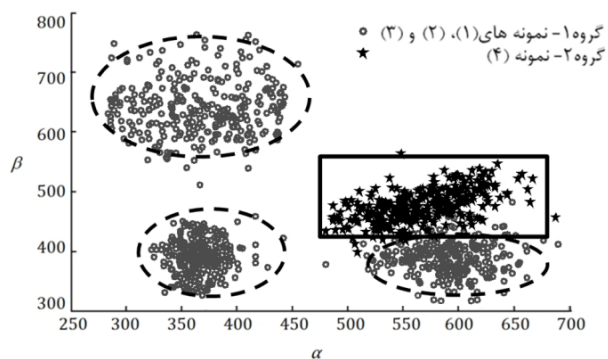


زمان (میلی ثانیه)
(د)

شکل ۲ چهار الگوی متفاوت ایجادشده در پنجره. (الف) نمونه-۱ (ب) نمونه-۲ (ج)

نمونه-۳ (د) نمونه-۴

1- Moving Window KNN
2- K-Nearest Neighbors



شکل ۴ فضای ویژگی مجموعه آموزش

اگر بردار فاصله $D(i)$ به شکل معادله (۴) تعریف شود:

$$D(i) = \{d(i, j) | i = 1, \dots, N_t, j = 1, \dots, N_r\} \quad (4)$$

که در آن N_t و N_r به ترتیب تعداد بردار ویژگی آموزشی و آزمایشی است. هنگامی که عناصر بردار $D(i)$ به شیوه صعودی، مرتب شوند، اولین المان این بردار، K ، کمین همسایگی نزدیک نامیده می‌شود که مطابق معادله (۵) داریم:

$$V = \{\delta(D_N(i)(1)), \dots, \delta(D_N(i)(K))\} \quad (5)$$

بر طبق الگوریتم کمین همسایگی نزدیک، ویژگی x_j به کلاسی تعلق دارد که بیشترین رای را در بردار V دارا است. برای تعیین K بهینه که بهترین پاسخ به ازای آن محاسبه شود، یک روش ساده، جایگزینی K با مقادیر از ۱ تا مقادیر به اندازه کافی بزرگ است (در این مطالعه، بیشینه K مساوی ۲۰ است).

به منظور اعمال کمین همسایگی نزدیک باهدف آشکارسازی دپلاریزاسیون بطنی، یک مجموعه آموزشی مناسب فراهم می‌شود. ۱۲۰۰ تصویر از چندین گونه سیگنال الکتروکاردیوگرام اخذ شده از DAYHD برای تولید مجموعه آموزشی، ۳۰۰ تصویر مشابه هر یک از نمونه‌های شکل ۲، به کار گرفته می‌شود. برای هر تصویر، بردار ویژگی f_p استخراج می‌شود. به منظور تولید طبقه‌بند کمین همسایگی نزدیک، همه بردارهای ویژگی باید به یک نوع مناسب منتصب گردند. از این رو، اگر تصویر مشابه نمونه (۴) باشد عنوان بردار ویژگی ۱ خواهد بود (گروه ۲). در غیر این صورت نوع صفر به آن‌ها منتصب خواهد شد (گروه ۱). طبقه‌بند کمین همسایگی نزدیک تولید می‌شود و تعداد نزدیک‌ترین همسایگی بعد از ارزیابی‌های بسیار بر روی سیگنال الکتروکاردیوگرام مقدار ۹ انتخاب می‌شود. شکل ۴ فضای ویژگی مجموعه آموزش را نشان می‌دهد.

سیگنال الکتروکاردیوگرام اصلی در طول پنجره می‌لغزد و در هر لغزش، بردار ویژگی f_p محاسبه می‌شود. این بردار به عنوان ورودی طبقه‌بند استفاده می‌شود. اگر خروجی مساوی یک بود، ابتدا و انتهای پنجره به ترتیب به عنوان ابتدا و انتهای کمپلکس علامت می‌خورد.

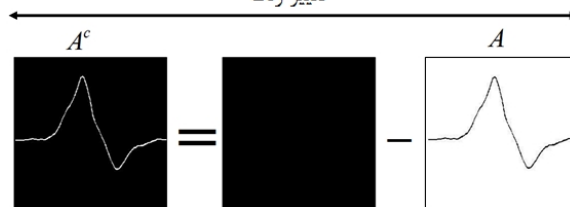
۳- بحث و نتیجه‌گیری

به منظور اطمینان از کاربردی بودن روش پیشنهاد شده، الگوریتم توصیف شده به DAYHD اعمال گردید. از مهم‌ترین ویژگی‌های این پایگاه داده علاوه بر تنوع و تعداد داده‌های ثبت شده موجود (۵۰۰۰۰۰ ضربان شامل بلوک شاخه دسته ۳، ضربان زودرس بطنی ۴ و ضربان زودرس دهلیزی ۵) می‌توان به فرکانس نمونه‌برداری ۱۰۰۰ داده در ثانیه اشاره نمود.

$$A^c = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} - A$$

(الف)

تغییر رنگ



(ب)

شکل ۳ (الف) تولید ماتریس A^c (ب) تولید تصویر متناظر با ماتریس A^c

$$\alpha = \sum_{i=1}^{300} \sum_{j=1}^{150} a_{i,j}, \quad \beta = \sum_{i=1}^{300} \sum_{j=151}^{300} a_{i,j} \quad (1)$$

که $a_{i,j}$ المان‌های ماتریس A^c را نشان می‌دهد و α و β به ترتیب مجموع المان‌های سمت راست و چپ ماتریس A^c هستند.

پارامترهای α و β نمایش مناسبی برای طول منحنی سیگنال محدود شده در داخل پنجره است. هر تصویر با بردار ویژگی $f_p = [\alpha_p, \beta_p]$ همراه است که α_p و β_p پارامترهای متناظر با تصویر P ام هستند.

۲-۲- روش طبقه‌بندی کمین همسایگی نزدیک

روش کمین همسایگی نزدیک یک روش طبقه‌بندی نظارتی است. این روش به دلیل استفاده از تئوری ساده، حجم محاسباتی کمتری نسبت به روش‌های طبقه‌بندی دیگری از قبیل شبکه عصبی مصنوعی دارد [۱۳]. به منظور فرمول بندی الگوریتم طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی، جفت $(x_j, \delta(x_j))$ در نظر گرفته می‌شود که بردار ویژگی x_j و متناظر آن $\delta(x_j)$ را در برمی‌گیرد که $i = 1, 2, \dots, N$ و $\delta \in \{1, 2, \dots, n\}$ است (که n به ترتیب تعداد کلاس‌ها و تعداد بردار ویژگی آموزشی است).

برای یک بردار ویژگی اختیاری x_j ، محاسبه فاصله تعریف شده بین این ویژگی و بردار ویژگی x_j به شکل معادله (۲) ممکن است:

$$d(i, j) = f(x_i, x_j) \quad (2)$$

که $f(x_i, x_j)$ یک تابع اسکالر فاصله می‌باشد. برای مثال، $f(x_i, x_j)$ که به شکل معادله (۳) تعریف می‌شود.

$$\begin{cases} f(x_i, x_j) = (x_i - x_j)^T \sum (x_i - x_j) \\ f(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^p (x_i(k) - x_j(k))^r \right)^{1/r} \\ f(x_i, x_j) = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p |x_i(k) - x_j(k)| \end{cases} \quad (3)$$

عبارت اول معادله (۳) فاصله تعمیم‌یافته نامیده می‌شود. عبارت دوم معادله (۳) معرف فاصله مینکوسکی^۱ از درجه r است. سومین عبارت معادله (۳) فاصله بلاک سیتی^۲ نامیده می‌شود و در نمونه‌های بسیاری برای بازشناسی تصویر استفاده می‌شود.

3- Bundle Branch Blocks
4- Premature Ventricular Complex
5- Premature Atrial Complex

1- Minkovski
2- City Block

جدول ۱ ارزیابی عملکرد الگوریتم آشکارسازی دپلاریزاسیون بطنیها

پایگاه داده	پیش‌بینی مثبت (%)	حساسیت (%)	تعداد رخداد تشخیص اشتباه	تعداد رخداد تشخیص داده نشده	تعداد رخداد تشخیص صحیح	تعداد ضربان	الگوریتم‌های استفاده شده
DAYHD	۹۹/۸۸	۹۹/۹۳	۱۲۳	۷۱	۱۰۰۱۶۰	۱۰۰۲۳۱	روش پیشنهاد شده در این مقاله (MW-KNN)
TWADB	۹۹/۸۴	۹۹/۸۹	۱۸	۱۳	۱۱۷۷۶	۱۱۷۸۹	غفاری و همکاران [۳]
MITDB	۹۹/۸۸	۹۹/۹۱	۱۲۹	۱۰۱	۱۰۹۳۲۷	۱۰۹۴۲۸	غفاری و همکاران [۳]
QTDB	۹۹/۸۹	۹۹/۹۲	۹۴	۷۳	۸۶۸۲۴	۸۶۸۹۲	غفاری و همکاران [۷]
TWADB	۹۹/۸۰	۹۹/۷۵	۲۴	۲۹	۱۱۷۶۰	۱۱۷۸۹	غفاری و همکاران [۷]
MITDB	۹۹/۸۵	۹۹/۸۰	۱۶۰	۲۱۳	۱۰۹۲۱۵	۱۰۹۴۲۸	غفاری و همکاران [۷]
QTDB	۹۹/۸۸	۹۹/۹۲	۱۰۷	۶۸	۸۶۸۲۴	۸۶۸۹۲	مارتینز و همکاران [۴]
MITDB	۹۹/۸۶	۹۹/۸۰	۱۵۳	۲۲۰	۱۰۹۲۹۸	۱۰۹۴۲۸	مارتینز و همکاران [۴]
QTDB	۹۹/۴۶	۹۷/۲۰	۴۵۹	۲۴۳۴	۸۴۴۵۸	۸۶۸۹۲	مودی و همکاران [۸]
MITDB	۹۹/۹۱	۹۸/۳۰	۹۴	۱۸۶۱	۱۰۷۵۶۷	۱۰۹۴۲۸	مودی و همکاران [۸]
MITDB	۹۹/۹۴	۹۹/۸۹	۶۵	۱۱۲	۱۰۴۰۷۰	۱۰۴۱۸۲	لی و همکاران [۵]
MITDB	۹۹/۷۷	۹۹/۶۹	۲۴۸	۳۴۰	۱۰۸۹۲۷	۱۰۹۲۶۷	همیلتون و همکاران [۶]
MITDB	۹۹/۵۴	۹۹/۷۵	۵۰۷	۲۷۷	۱۰۹۵۳۲	۱۰۹۸۰۹	پن و همکاران [۹]

نمایش گرافیکی دقت روش پیشنهادی در مشخص نمودن ابتدا و انتهای کمپلکس‌های شناسایی شده، ۳۷۰۰ کمپلکس فوق بر روی یکدیگر ترسیم شده‌اند.

مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی در این مقاله به منظور شناسایی دپلاریزاسیون بطنی با سایر مطالعات صورت گرفته، در جدول ۱ نمایش داده شده است.

در این جدول پژوهش‌های گذشته به تفکیک به همراه ذکر نتایج و پایگاه داده‌های مورد استفاده در آن، نمایش داده شده است. مقادیر حساسیت^۱ و پیش‌بینی مثبت^۲ گزارش شده در این جدول مطابق معادله (۶) محاسبه شده‌اند.

$$\text{حساسیت (درصد)} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100$$

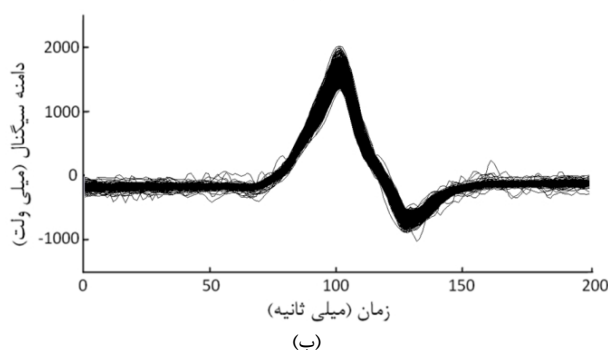
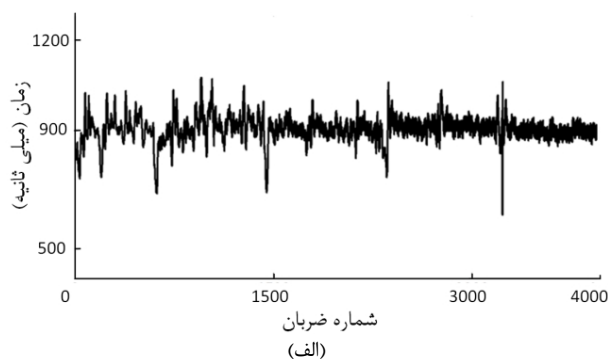
$$\text{پیش‌بینی مثبت (درصد)} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100 \quad (۶)$$

که در آن TP و FN و FP به ترتیب نشان‌دهنده تعداد رخداد صحیح تشخیص داده شده، تعداد رخداد تشخیص داده نشده و تعداد رخدادی که اشتباه تشخیص داده شده، است. به بیان دیگر مقدار حساسیت نشان‌دهنده تشخیص‌های درست و مقدار پیش‌بینی مثبت بیان گر عدم گمراه شدن الگوریتم در شناسایی رخداد مورد نظر است.

مطابق جدول ۱ روش پیشنهادی در این پژوهش به ۱۰۰۲۳۱ ضربان اعمال گردید، که در این میان ۱۰۰۱۶۰ کمپلکس QRS به درستی تشخیص داده شده است. ۷۱ کمپلکس تشخیص داده نشده و ۱۲۳ کمپلکس اشتباه تشخیص داده شده است. همان طور که در جدول ۱ نشان داده شده است، روش پیشنهادی بالاترین درصد مقدار حساسیت نسبت به پژوهش‌های مشابه را دارا است. درحالی‌که در بخش پیش‌بینی مثبت برخی از مطالعات مقدار بالاتری را گزارش کرده‌اند.

۳-۱- نتیجه‌گیری

در این مطالعه به شناسایی دپلاریزاسیون بطنی موجود در سیگنال الکتریکی قلب پرداخته شد. بدین منظور یک فضای ویژگی هندسی دو بعدی جدید از سیگنال الکتریکی قلب استخراج شد. روش نوین پیشنهادی MW-KNN، به داده‌های طولانی مدت با وضوح بالای بیمارستان دی اعمال گردید که در



شکل ۵ (الف) فاصله زمانی رخداد کمپلکس‌های تشخیص داده شده از یکدیگر (ب) ترسیم ۳۷۰۰ کمپلکس آشکار شده بر روی هم

فرکانس بالای نمونه برداری علاوه بر آن که سیگنالی با جزئیات بیشتر ارائه می‌دهد به همان نسبت نویزها و دیگر رخداد‌های مشابه را با دقت بیشتری ثبت می‌کند که باعث پیچیده تر شدن شناسایی کمپلکس QRS می‌شود.

از آن جا که نتایج تحقیقات قابل دسترس موجود از الگوی خاص عملیاتی استفاده نموده‌اند، در این تحقیق سعی گردیده است از الگوی مشترکی به منظور امکان پذیر ساختن ارزیابی اولیه استفاده شود. بدیهی است ارتقا این الگو مستلزم کار پژوهشی ویژه‌ای است که امید می‌رود در آینده موفق به انجام آن گردیم.

شکل ۵ بعضی از نتایج این الگوریتم را توسط نمودارهای گرافیکی نشان می‌دهد. در شکل ۵-الف اختلاف زمانی بین ۳۷۰۰ کمپلکس QRS شناسایی شده از یکدیگر، نمایش داده شده است. در شکل ۵-ب به منظور

1- Sensitivity
2- Positive Predictivity

- [5] C. Li, C. Zheng, and C. Tai, Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 42, No. 1, pp. 21-28, 1995.
- [6] P.S. Hamilton, W. Tompkins, Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 33, No. 1, pp. 1157- 1165, 1986.
- [7] A. Ghaffari, M. R. Homaeinezhad, M. Atarod, M. Akraminia, Parallel Processing of ECG and Blood Pressure Waveforms for Detection of Acute Hypertensive Episodes: A Simulation Study Using a Risk Scoring Model, *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, Vol. 13, No. 3, pp. 197-213, 2010.
- [8] G. B. Moody, R. G. Mark, Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis program, *The Proceeding of Computers in Cardiology*, Vol. 9, No. 4, pp. 39-44, 1982.
- [9] J. Pan, W. J. Tompkins, A real-time QRS detection algorithm, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 32, No. 3, pp. 230-236, 1985.
- [10] M. Eghbal, M. Saadatmand Tarzjan, A New Method Based on Parametric Deformable Models for QRS Complex Detection. *21st iranian conference on electrical engineering*, Mashhad, Iran, 2013. (In Persian)
- [11] V. Akhlilzad Sharghi, A. R. Talebpour, Automatic Assessment of Cardiac Artery Disease by Using DCAD Module. *Iranian Journal of Medical Physics*, Vol. 6, No. 2, pp. 27-40, 2009. (In Persian)
- [12] K. Shojaeiyan, R. Amirfatahi, F. Kolahdozan, Detection of acute atrial-ventricular arrhythmias based on ECG events clustering: evaluation based on standard database MIT. *Majlesi Journal of Electrical Engineering*, Vol. 1, No. 4, pp. 1-10, 2008. (In Persian)
- [13] A. Pirgholi, S. M. E. Derakhshani, K. Abrinia, F. Javanroodi, Akhlilzad Sharghi, A. R. Talebpour, Analyzing the result of effective parameters in precision of cutting using finite element and artificial neural network. *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 10, No. 1, pp. 15-27, 2010. (In Persian)

نتیجه امکان آشکارسازی دپلاریزاسیون بطنی با دقت ۹۹/۹۳٪ برای حساسیت و ۹۹/۸۸٪ برای پیش‌بینی مثبت میسر گردید. از جمله مزایای روش پیشنهادی می‌توان به حذف پیش پردازش‌گر و کاهش بعد فضای ویژگی که باعث تسریع زمان دسترسی به نتیجه نهایی می‌گردد، اشاره نمود.

۴- تشکر و قدردانی

نویسندگان از مجموعه کارکنان بیمارستان دی و همچنین سرکار خانم دکتر امکانجو که امکان دسترسی به بانک اطلاعاتی سیگنال الکتروکاردیوگرام را فراهم نمودند کمال تشکر را دارند.

۵- مراجع

- [1] M. Rezakhah, M. R. Hashemi Golpayegani, Analysing Heart parameters with respect to Level of anesthesia, *Medical Research*, Vol. 33, No. 3, pp. 141-145, 2009. (In Persian)
- [2] J. Esmailpour, S. Mirzakoochaki, Classification of Cardiac Arrhythmias by Learning Vector Quantizer Network and Based on the Extracted Features from the Wavelet Transformation, *Iranian journal of biomedical engineering*, Vol. 1, No. 3, pp. 167-176, 2007. (In Persian)
- [3] A. Ghaffari, M. R. Homaeinezhad, M. Akraminia, M. Atarod and M. Daevaeiha, A Robust Wavelet-based Multi-Lead Electrocardiogram Delineation Algorithm, *Medical Engineering & Physics*, Vol. 31, No. 10, pp. 1219-1227, 2009.
- [4] J. P. Martinez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha and P. Laguna, A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 4, pp. 570-581, 2004.