تصميم نظام لتشخيص حالات عدم الاتساق القلبي بالاعتماد على خوارزمية التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظمي MODWT والشبكات العصبونية العميقة ذات الذاكرة طويلة_قصيرة المدى LSTM

رشا قبيطري* ياسر استانبولي**

(الإيداع:9 شباط 2022، القبول: 8 حزيران 2022)

الملخص:

تمّ في هذا البحث تصميم وتنفيذ منظومة تقوم بتشخيص 12 حالة من حالات عدم الاتساق القلبي(arrhythmia) بالإضافة إلى الحالة الطبيعية، حيث تتألف هذا المنظومة من قسم مادي وقسم برمجي. القسم المادي عبارة عن دارة استحصال لإشارة التخطيط الكهربائي ECG، أما القسم البرمجي فهو واجهة تقوم بتحليل إشارات ECG (إما الملتقطة من الدارة المصممة أو من ملف خارجي) ومن ثم تقوم بتشخيص المرض. لقد تمّ التشخيص باستخدام أحد طرق التعلم العميق وهي الشبكة العصبونية ذات الذاكرة طويلة_ قصيرة المدى LSTM وذلك بعد اختيارها كمصنف أفضل.

تم إنجاز البحث وفق عدة مراحل: في المرحلة الأولى تمت المعالجة الأولية للإشارة باستخدام مرشح من النوع Savitzky_Golay وفي المرحلة الثانية تم استخلاص الميزات في المجال الزمني والمجال(الزمني_الترددي). أولاً: في المجال الزمني حُددت القمم في إشارة ECG بتطبيق التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظميMODWT من الدرجة الخامسة باستخدام التابع sym4 ، ومنها تم الحصول على 16 مميزة لإشارة التخطيط الكهربائي باستخدام التحليل الإحصائي. ثانياً: في المجال(الزمني_الترددي) تم استخراج 8 مميزات لإشارة ECG وذلك عن طريق الحصول على المعاملات التفصيلية والتقريبية لإشارة ECG من المستوى الخامس وتطبيق مجموعة من التوابع الإحصائية عليها. في المرحلة الثالثة تم إدخال كل من الميزات في المجال الزمني لمصنف من النوع LSTM والميزات في المجال (الزمني_الترددي) لمصنف آخر من نفس النوع، وكان أداء المصنف الذي مداخله المميزات المستنتجة في المجال الزمني أعلى من المصنف الآخر، حيث كانت الدقّة 97.77% والحساسية 97.36%% والنوعية100% للمصنف الذي مداخله الميزات المستنتجة في المجال الزمني في حين بلغت هذه القيم على التوالي 95.55%، 94.73%، 100% عند استخدام المصنف الذي مداخله الميزات المستنتجة في المجال الزمني–الترددي .لقد دُربت المصنفات وأُختبرت بواسطة 118 تسجيل لإشارة ECG تم أخذها من قاعدة بيانات MIT_BIH.

الكلمات المفتاحية: إشارة التخطيط الكهربائيECG، التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظمي MODWT،الشبكة العصبونية العميقة ذات الذاكرة (طويلة_ قصيرة)المدى LSTM.

*طالبة ماجستير – قسم الهندسة الكهربائية والالكترونية – كلية الهندسة الكهربائية والالكترونية – جامعة حلب.

** أستاذ – قسم الهندسة الكهربائية والالكترونية – كلية الهندسة الكهربائية والالكترونية – جامعة حلب.

Design of a System for Diagnosing Cardiac Arrhythmia based on Maximal Overlap Discrete wavelet transform(MODWT) and Long_Short Time Memory (LSTM)

Rasha Qubaitari* **Yasser Istanbul****

(Received: 9 February 2022 ,Accepied: 8 July 2022)

Abstract:

In this research, a system was designed and Implemented that diagnosis 12 cases of cardiac arrhythmia in addition to the normal condition, where this system is consisted of a hardware section and a software section. The hardware section is the ECG electrical electrographic cardiac signal acquisition circuit. The software is the interface that analyses ECG signal (either from the circuit or from an external file) and then disease is diagnosed. The diagnosis was made using one of deep learning methods, which is the neural network with Long_Short term memory (LSTM), after choosing it as a better classifier. This research has been accomplished according to several stages. In the first stage, the signal has been preprocessing using Savitzky_Golay filter .In the second stage the features were extracted in the time and time_frequencey domains. First, in the time domain, the peaks of the ECG signal were determined by applying Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT) with 5th level and sym4 wavelet transformation, from which 16 features of ECG signal were obtained using statistical analysis. Second in the time_frequency domain 8 features of ECG signal were extracted by obtaining the approximation and detail coefficients of ECG signal and then applying statistical analysis of them. In the third stage, the features in the time domain and (time_frequency) domain were used as inputs of two same classifiers type. The performance of classifier depending on features in time domain was better than the performance of classifier depending on features in (time_frequency) domain, where the accuracy, Sensitivity and specificity of first classifier were respectively: 97.77%, 97.36%, 100%, while the other classifier were 95.55%, 94.73%, 100% respectively. The classifiers were trained and tested with a database MIT_BIH of 118 ECG signals.

Key words: Electro Cardio Gram(ECG), Maximal Overlap Discrete wavelet transform(MODWT), Long_Short Time Memory (LSTM)

---

* Master's student – Department of Electrical and Electronic Engineering – Faculty of Electrical and Electronic Engineering – University of Aleppo.

** Professor – Department of Electrical and Electronic Engineering – Faculty of Electrical and Electronic Engineering – University of Aleppo.

1-مقدمة:

تعتبر أمراض القلب أحد الأسباب الرئيسية للوفيات في العالم. يلعب التشخيص المبكر والمعالجة الطبية لهذه الأمراض دوراً مهماً في الحد من حالات الوفاة المفاجئة هذه[1]. ثمة طرق عديدة مستخدمة في تشخيص أمراض القلب منها التخطيط الكهربائي للقلب ،التصوير بالإيكو القلبي بالإضافة إلى العديد من الطرق الأخرى. تعتبر إشارة التخطيط الكهربائي للقلب ECG أداة فعالة مستخدمة أمراض القلب حيث تحتوي هذه الإشارة على أهم المعلومات التي تعبر عن فترة عمل القلب بشكل سليم. يتم استحصال هذه الإشارة بطريقة غير غزويه وذلك عبر الكترودات يتم وضعها على سطح الجلد مباشرة في أماكن معينة[2].لقد تم إنجاز العديد من الأبحاث في مجال الكشف الآلي عن حالات عدم الاتساق القلبي باستخدام إشارة التخطيط الكهربائي ECG. قام الباحث Saumendra Kumar Mohapatra وزملاؤه في البحث [3] بإجراء عملية مقارنة بين تحويل فورييه السريع STFT والتحويل المويجي المتقطع DWT في استخلاص الميزات من إشارات التخطيط الكهربائي ECG المأخوذة من قاعدة بيانات MIT–BIH. لقد تم استخدام هذه الميزات للتمييز بين الحالة الطبيعية (Normal) وحالة مرضية عامة(Arrhythmia) تمت عملية التشخيص باستخدام شبكة عصبونية من النوع المفسر متعدد الطبقات MLP مع خوارزميتي تدريب GD(Gradient Descent) و GDM(Gradient Descent Momentum) ، وقد أثبتت النتائج أن التحويل المويجي المتقطع أكثر فعالية من تحويل فورييه السريع حيث بلغت دقة التشخيص عند استخدام التحويل المويجي وخوارزمية GDM 76.7% في حين بلغت دقة التشخيص عند استخدام تحويل فورييه السريع وخوارزمية GDM 50.7%. قدم الباحث Siva A وزملاؤه في البحث [4] طريقة لتصنيف ثلاث حالات من حالات عدم انتظام ضربات القلب بالإضافة إلى الحالة الطبيعية وذلك بالاعتماد على التحويل المويجي المتقطع والشبكات العصبونية، وقد تم تدريب هذه الشبكة وفق خوارزمية الانتشار الخلفي EBP وقد بلغت دقة النتائج 98.8%.استعرض الباحث Kroush Kiani وزملاؤه في البحث[5] طريقة لتصنيف 7 حالات من حالات عدم الاتساق القلبي .تم أخذ البيانات من خمس قواعد معطيات مختلفة من موقع Physionet وقد بلغ عدد التسجيلات 231 تسجيل. في البداية قام بالمعالجة الأولية للإشارة وذلك عن طريق إزالة الضجيج باستخدام التحويل المويجي المتقطع من المستوى التاسع ومن النوع Dual–Tree Complex Wavelet Transform، ومن ثم قام بعملية ملائمة لترددات أخذ العينات (normalization) كون كل قاعدة بيانات لها تردد أخذ عينات مختلف HZ(1000–360–250–128) تم تحويلها جميعاً إلى HZ 250. في المرحلة الثانية تم استحصال ميزات مورفولوجية وعدة ميزات أخرى من إشارة ECG ،أخيراً تمت عملية التصنيف باستخدام شبكة عصبونية أمامية ذات تغذية عكسية مع 20 عصبون في الطبقة المخفية وشبكة عصبونية من نوع المفسر متعدد الطبقات MLP. لقد بلغت الدقة 98.83%. قدمت الباحثة Amani Hardanفي البحث [6] طريقة لتصنيف 12 حالة قلبية بالإضافة للحالة الطبيعية باستخدام ANAFIS الذي يدمج بين الشبكات العصبونية والمنطق الضبابي وكانت دقة النتائج95.33%.

نقدم في هذا البحث طريقة للكشف الآلي عن 13 حالة من حالات عدم الاتساق القلبي بما فيها الحالة الطبيعية باستخدام خوارزمية التحويل المويجي المتقطع والشبكات العصبونية العميقة من النوع LSTM .

2- هدف البحث

يقدم هذا البحث:

- طريقة لتحليل إشارة التخطيط الكهربائي للقلب ECG والتي تعطي معلومات هامة ودقيقة لا يمكن الحصول بالعين المجردة ،حيث تم استبدال طريقة التحليل اليدوية لإشارة ECG التي يقوم بها الطبيب عند تشخيص بعض الأمراض القلبية بطريقة آلية يقوم بها الحاسب، مما يخفف الأخطاء البشرية التي يقع بها الطبيب.
- منظومة تستخدم كوسيلة تشخيصية غير غزويه سهلة الاستخدام ومنخفضة الكلفة مقارنة بغيرها كونه تم الاستعاضة عن جهاز التخطيط الكهربائي غالي الثمن بدارة الكترونية ذات كلفة منخفضة تم تصميمها لاستحصال إشارة التخطيط الكهربائي من المريض مباشرة.

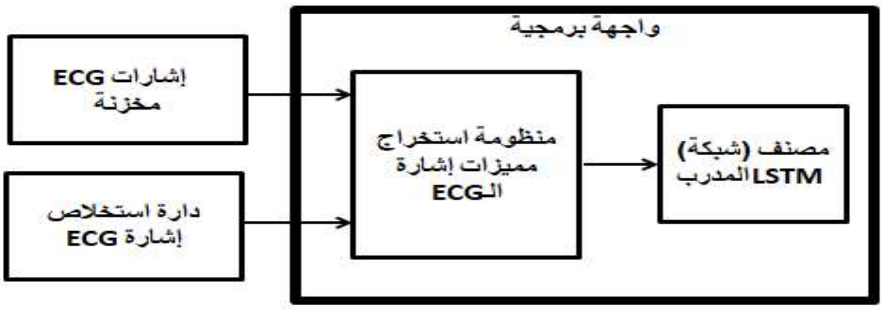
3- المواد وطرق البحث

3-1-مواد البحث

تم استخدام قاعدة بيانات MIT-BIH التي جمعت من تسجيلات حقيقية لإشارة ECG . بلغ عدد الإشارات المأخوذة 118 إشارة استخدمت للتدريب والاختبار، تم أخذ العينات من الإشارة بمعدل 360 عينة في الثانية ، كما تم استخدام برنامج MATLAB إصدار 2018 لبناء الخوارزميات في تنفيذ المعالجات وتحليل الإشارات، واستخدام حاسب بنظام تشغيل (Windows 7) ذو معالج (Intel® core™ i7-2670QM).

3-2-طرق البحث

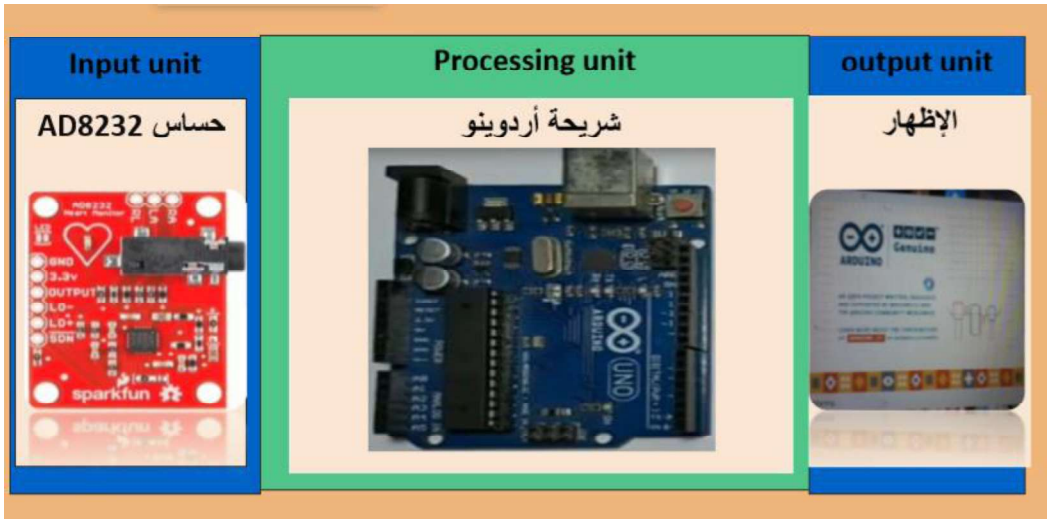
تتألف المنظومة التي تم تصميمها في هذا البحث من قسم مادي وقسم برمجي. القسم المادي عبارة عن دارة استحصال لإشارة التخطيط الكهربائي ECG، أما القسم البرمجي فهو واجهة تقوم بتحليل إشارات ECG (إما الملتقطة من الدارة المصممة أو من ملف خارجي) ومن ثم تقوم بتشخيص المرض. يبين الشكل(1) المخطط الصندوقي للمنظومة المصممة في هذا البحث.



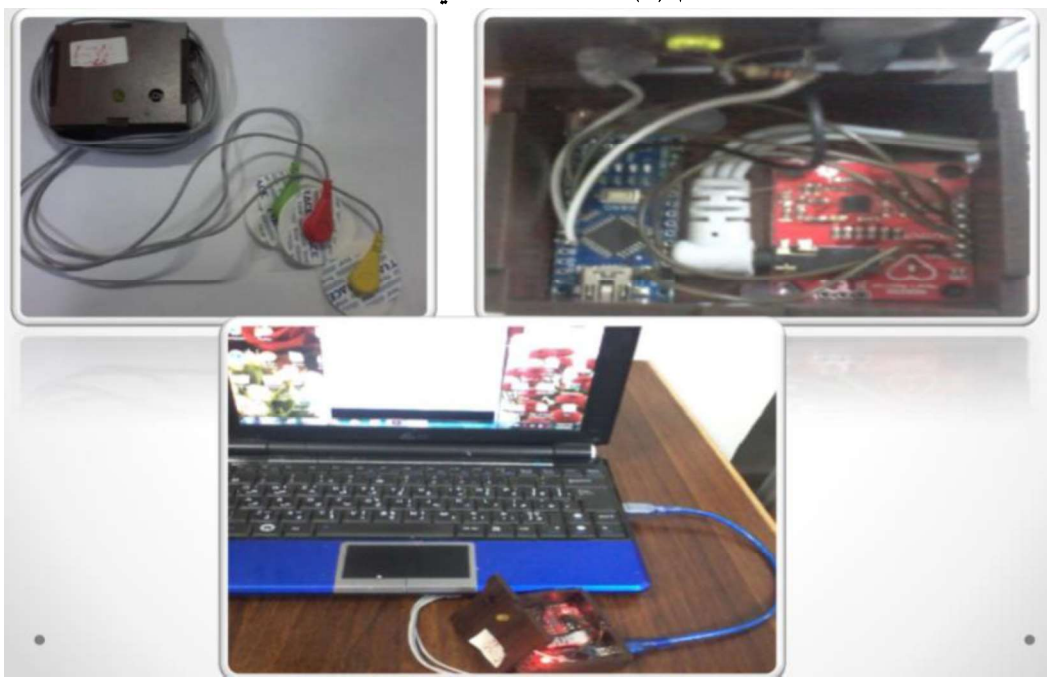
الشكل رقم(1): المخطط الصندوقي للمنظومة المصممة

3-2-1-دارة استخلاص إشارة ECG:

تتكون هذه الدارة من وحدة دخل عبارة عن حساس AD8232 يقوم بالتقاط إشارة ECG بواسطة ثلاث الكترودات يتم وضعها على سطح الجلد، ثم تليها وحدة معالجة عبارة عن دارة أردوينو يتم بعدها عرض الإشارة على الحاسب. يبين الشكل(2) المخطط الصندوقي لهذه الدارة، كما يبين الشكل(3) الدارة المصممة في هذا البحث.



الشكل رقم (2): المخطط الصندوقي للدارة المصممة



الشكل رقم(3): الدارة المصممة في هذا البحث

3-2-2-منظومة استخراج الميزات من إشارة ECG

تمت عملية تصميم منظومة استخراج الميزات من إشارة ECG وفق المراحل الآتية:

3-2-2-1-المعالجة الأولية : تم إزالة الضجيج من إشارة ECG باستخدام مرشح من نوع **Savitzky-Golay** ذو درجة ترشيح خامسة وحجم إطار 25.

3-2-2-2-استخراج الميزات في المجال الزمني:

3-2-2-2-1- التحويل الموجي

يعطى التحويل الموجي بالعلاقة[7]:

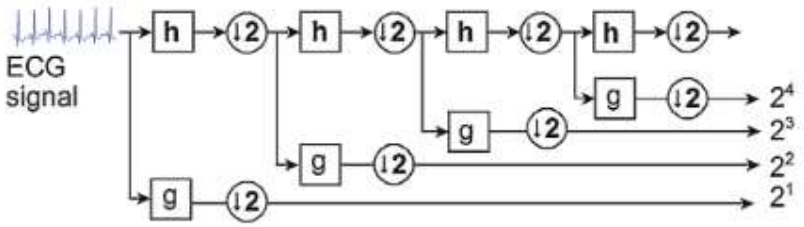
$$(\tau,s)=\int x(t).\psi*\tau,s(t)dt$$

حيثC :التحويل المويجي للتابع x(t)، τ معامل النقل (للدلالة على الزمن)، s معامل التقييس (للدلالة على التردد) ، $\psi^{*}_{\tau,s}(t)$التابع الأم (المويجة الأم) وهي عبارة عن إشارة محدودة الطول الزمني وتمتلك قيمة متوسطة تساوي الصفر.

3-2-2-2-2- تحليل الإشارة وإعادة تركيبها باستخدام التحويل المويجي

نقصد بالتحليل تقسيم الإشارة إلى العوامل التفصيلية والعوامل التقريبية ، إذ تشكل هذه العوامل المويجات التي يتم إنتاجها عن طريق ضرب الإشارة المدروسة بالمويجة الأم، وبما أنها عبارة عن أطياف مختلفة التردد من الإشارة الأصلية فيتم تحقيقها بإدخال الإشارة على مرشحات بحيث يتم استخدام مجموعة متتابعة من مرشحات التردد المنخفض ومرشحات التمرير المرتفع وهذا ما يسمى بشجرة مالات.

ينتج مرشح التمرير العالي العوامل التفصيلية بينما ينتج مرشح التمرير المنخفض العوامل التقريبية ويتم استخدام تابع التدريج للحصول على العوامل التفصيلية من العوامل التقريبية[8]. يبين في الشكل (4) عملية تحليل إشارة إلى أربع مستويات.



الشكل رقم (4): عملية تحليل الإشارة

في كل مرحلة تحليل ينتج مرشح تمرير نصف الحزمة (المرتفع والمنخفض) إشارات ذات مجال ترددي مساوٍ لنصف المجال الترددي للإشارة الأصلية، وهذا ما يضاعف الدقة الترددية للإشارة وهذا يعني إمكانية الحصول على المزيد من تفاصيل الإشارة في كل مرحلة تحليل، ويتم الحصول على الإشارة الأصلية بالتجميع المتسلسل لكل العوامل الناتجة سابقاً (التقريبية والتفصيلية) بدءاً من آخر مرحلة تحليل. تتم عملية إعادة تركيب الإشارة بإدخال المعاملات السابقة على مرشحات تركيب ذات تمرير منخفض ومرتفع ومن ثم تجمع، وتستمر هذه العملية بنفس عدد مراحل التحليل حتى الحصول على الإشارة الأصلية[9].

3-2-2-2-3-إيجاد القمم في إشارة ECG باستخدام التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظمي MODWT:

1- إيجاد القمة R:

1- نقوم بتطبيق التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظميIMODWT من الدرجة الخامسة باستخدام التابع sym4.

2- نقوم بإعادة تشكيل الإشارة من المستوى الخامس باستخدام التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظمي العكسي IMODWT باستخدام التابع sym4، مما يجعل القمم أكثر وضوحاً بعدها بسبب تخامد القمم الأصغر.

3- نقسم الإشارة الناتجة بعد تطبيق التحويل المويجي إلى مجالات ونكشف القمة الأعلى الموجودة في كل مجال على حدة.

2– إيجاد القمة S:

هي الذروة السفلى التي تقع مباشرة بعد القمة R، حيث يتمّ تحديد المجال الصغير الذي يبدأ بالقمة R ونوجد القمة S.

3– إيجاد القمة Q:

هي الذروة السفلى التي تقع مباشرة قبل القمة R، حيث يتمّ تحديد المجال الصغير الذي ينتهي بالقمة R ونوجد القمة Q.

4– إيجاد القمتين Tو P:

- يتمّ تحديد المجال الواقع بين كل من القمة S في أول الدور من الإشارة والقمة Q في الدور التالي للدور السابق لهذه الإشارة.
- نقوم بتطبيق التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظمي من الدرجة الخامسة ونقوم بإعادة تشكيل الإشارة للمستوى الخامس باستخدام التحويل المويجي المتقطع ذو التداخل الأعظمي العكسي مما يجعل القمم أكثر وضوحاً بسبب تخامد القمم الاصغر.
- نزيح الإشارة إلى المستوى الصفري.
- نقسم الإشارة الناتجة بعد تطبيق التحويل المويجي إلى مجالين ونكشف القمة الأعلى الموجودة في كل مجال.

3–2–2–4–التحليل الإحصائي لاستخراج المميزات من إشارة ECG في المجال الزمني:

بعد تحديد قمم إشارة ECG تم استحصال المميزات الآتية المبينة في الجدول(1):

الجدول رقم (1): المميزات التي تم استحصالها في المجال الزمني

1– أكبر قيمة لإشارة الـECG (قمة R العظمى)	9– القيمة المتوسطة للقمم P بالقيمة المطلقة.
2– القيمة المتوسطة للقمم R.	10– القيمة المتوسطة للقمم T بالقيمة المطلقة.
3– القيمة المتوسطة للمسافات بين قمتي R متتالتين.	11– القيمة المتوسطة للمسافات بين القمة والقمة R.
4– أكبر مسافة بين قمتي R متتالتين.	12– الانحراف المعياري للقمم Q بالقيمة المطلقة.
5– القيمة المتوسطة للمسافات بين القمة S والقمة Q.	13– الانحراف المعياري للقمم S بالقيمة المطلقة.
6– أكبر مسافة بين بين القمة S والقمة Q.	14–الانحراف المعياري للقمم S بالقيمة المطلقة.
7– القيمة المتوسطة للقمم Q بالقيمة المطلقة.	15– الانحراف المعياري للقمم P بالقيمة المطلقة.
8– القيمة المتوسطة للقمم S بالقيمة المطلقة.	16– الانحراف المعياري للقمم T بالقيمة المطلقة.

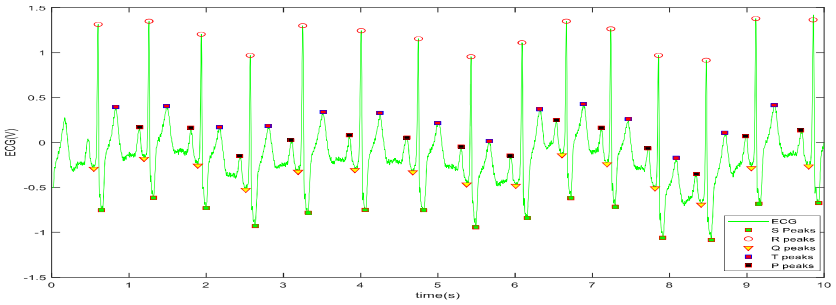
سنورد فيما يلي جدول يبين قيم المميزات في المجال الزمني لكل مرض تم تشخيصه، كما سنستعرض شكل إشارة ECG بعد تحديد القمم عليها لكل من هذه الأمراض.

- **حصار فرع الحزمة الأيمن RBBB:**

يبين الجدول (2) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايمن RBBB، كما يبين الشكل (5) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايمن RBBB.

الجدول رقم (2): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايمن RBBB.

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
1.42	1.15	0.662	0.756	0.108	0.131	0.352	0.771	0.428	0.0257	0.237



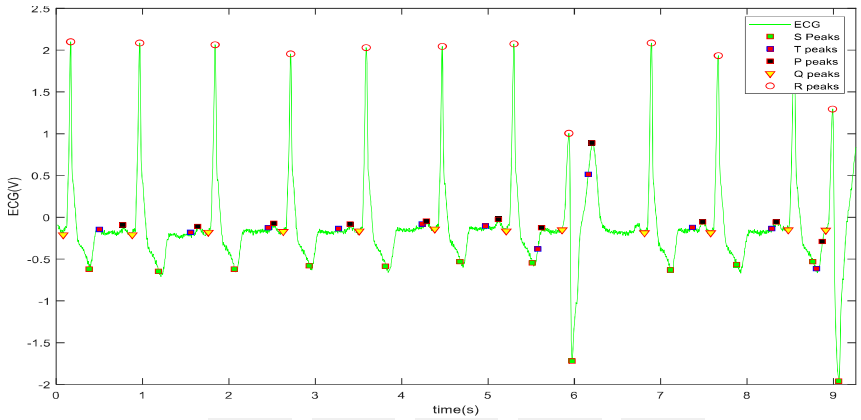
الشكل رقم (5): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايمن RBBB.

- **حصار فرع الحزمة الايسر LBBB**

يبين الجدول الجدول (3) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايسر LBBB، كما يبين الشكل (6) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايسر LBBB.

الجدول رقم (3): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايسر LBBB.

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
2.1	1.85	0.802	0.953	0.133	0.139	0.172	0.391	0.188	0.005	0.0754



الشكل رقم (6): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار فرع الحزمة الايسر LBBB.

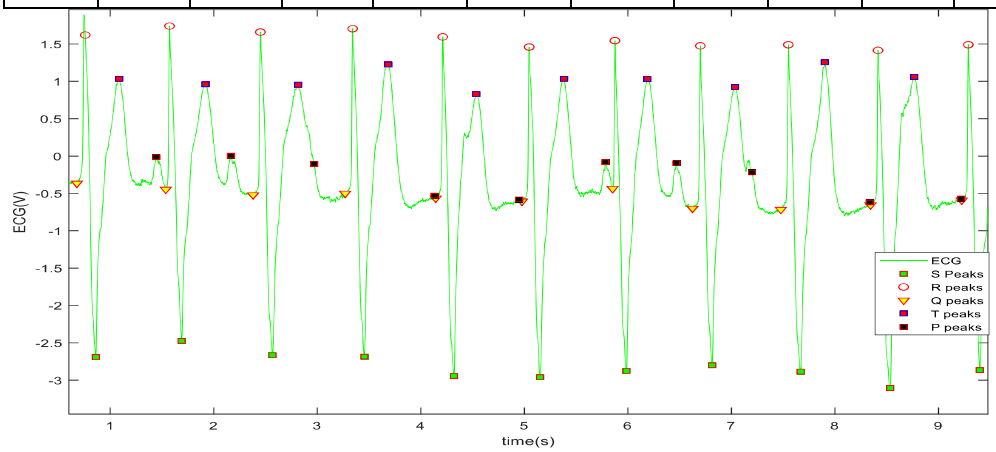
- **الانقباض الأذيني المبكر PAC:**

يبين الجدول(4) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض الانقباض الأذيني المبكر PAC.

كما يبين الشكل (7) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض الانقباض الأذيني المبكر PAC.

الجدول رقم(4): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض الانقباض الأذيني المبكر PAC.

متوسط P–R	متوسط القمة P	متوسط القمة T	متوسط القمة S	متوسط القمة Q	أكبر Q–S	متوسط Q–S	أكبر R–R	متوسط R–R	متوسط القمم R	قمة R العظمى
0.332	1.01	1.01	1.11	0.555	0.0883	0.0681	0.892	0.839	1.02	1.89



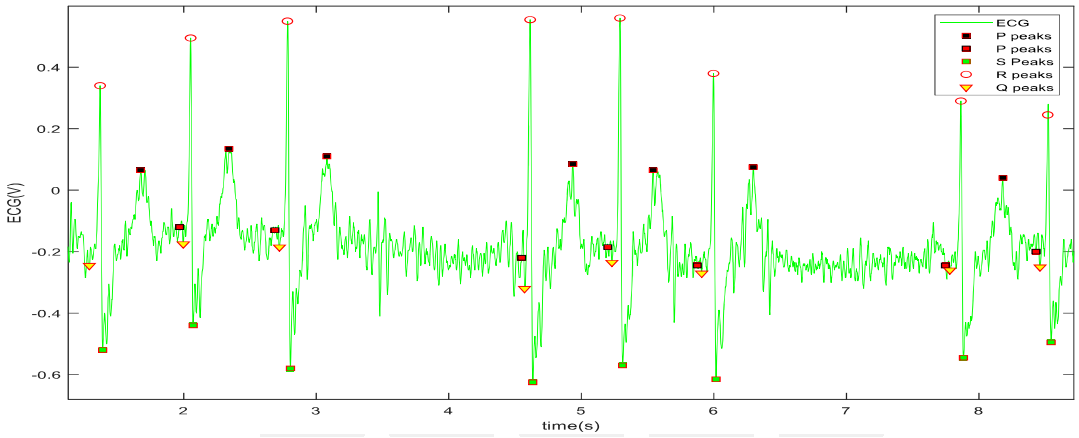
الشكل رقم (7): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض الانقباض الأذيني المبكر PAC.

- ***تباطؤ ضربات القلب :Bradycardia***

يبين الجدول (5) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تباطؤ ضربات القلب Bradycardia، كما يبين الشكل (8) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض تباطؤ ضربات القلب Bradycardia.

الجدول رقم (4): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تباطؤ ضربات القلب Bradycardia.

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
0.56	0.382	1.02	1.87	0.0868	0.108	0.243	0.549	0.0336	0.0821	0.254



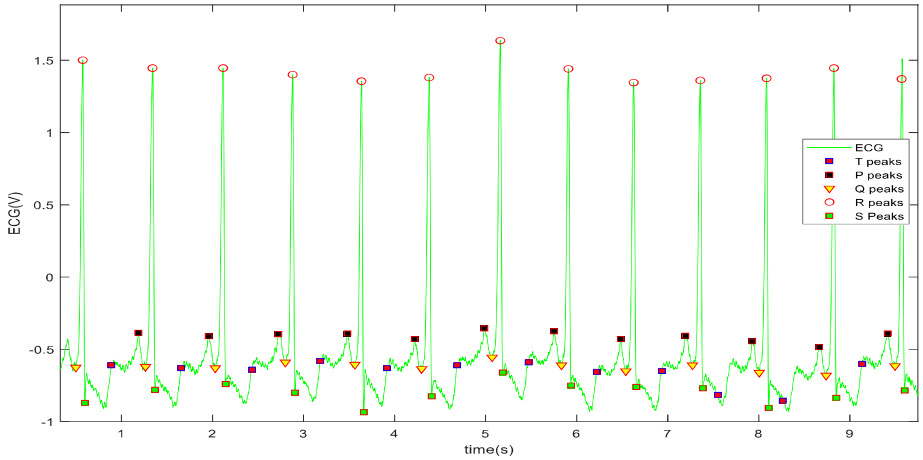
الشكل رقم (8): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض تباطؤ ضربات القلب Bradycardia

- ***تسرع ضربات القلب Tachycardia***

يبين الجدول (6) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تسرع ضربات القلب Tachycardia، كما يبين الشكل (9) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض تسرع ضربات القلب Tachycardia.

الجدول رقم (6): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تسرع ضربات القلب Tachycardia

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
1.64	1.34	0.75	0.781	0.108	0.117	0.622	0.801	0.531	0.408	0.54



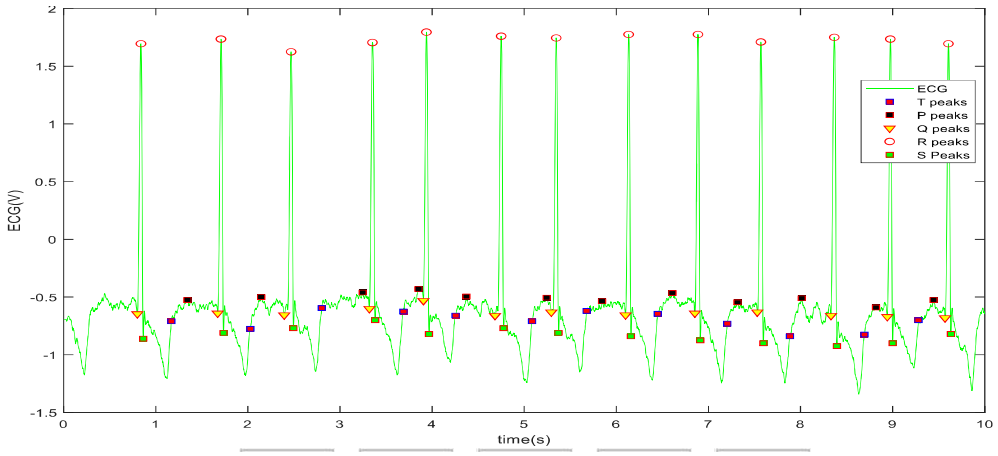
الشكل رقم (9): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض تسرع ضربات القلب Tachycardia

- **رجفان اذيني Atrial Fibrillation**

يبين الجدول (7) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض رجفان اذيني Atrial Fibrillation، كما يبين الشكل (10) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض رجفان اذيني Atrial Fibrillation.

الجدول رقم (7): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض رجفان اذيني Atrial Fibrillation

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
1.97	1.4	0.623	1.55	0.11	0.139	0.326	0.511	0.199	0.238	0.343



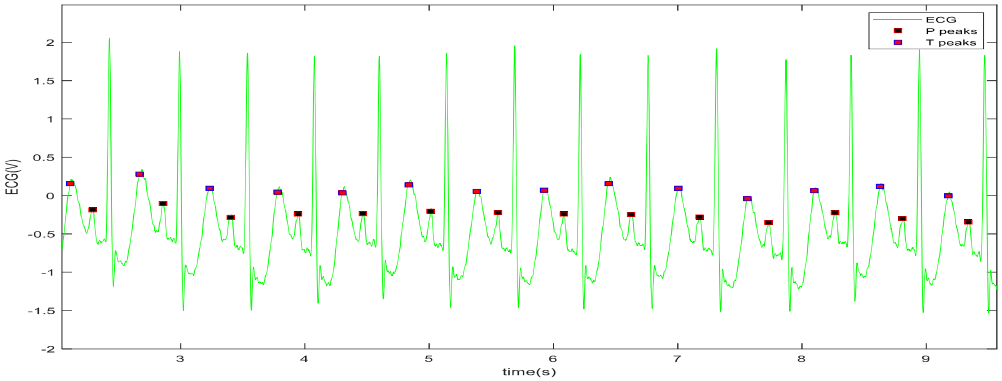
الشكل رقم (10): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض رجفان اذيني Atrial Fibrillation

- **التقلص البطيني غير الناضج PVC**

يبين الجدول (8) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تقلص البطيني غير الناضج PVC، كما يبين الشكل (11)القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض التقلص البطيني غير الناضج PVC

الجدول رقم (8): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تقلص البطيني غير الناضج PVC

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
2.18	1.89	0.541	0.625	0.0671	0.114	0.712	1.41	0.151	0.151	0.249



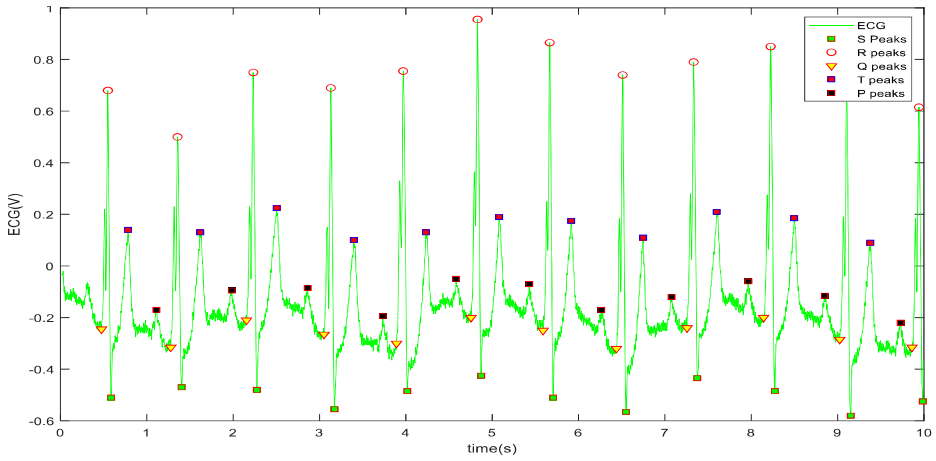
الشكل (11) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض التقلص البطيني غير الناضج PVC

- ***حالة انسداد من الدرجة الاولى First Degree AV Block***

يبين الجدول (9) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة القلب الكهربائية لمرض حالة انسداد من الدرجة الاولى First Degree AV Block، كما يبين الشكل (12) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حالة انسداد من الدرجة الاولى First Degree AV Block.

الجدول رقم (9): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة القلب الكهربائية لمرض حالة انسداد من الدرجة الاولى First Degree AV Block

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
0.995	0.715	0.584	0.90	0.121	0.128	0.262	0.502	0.153	0.153	0.256



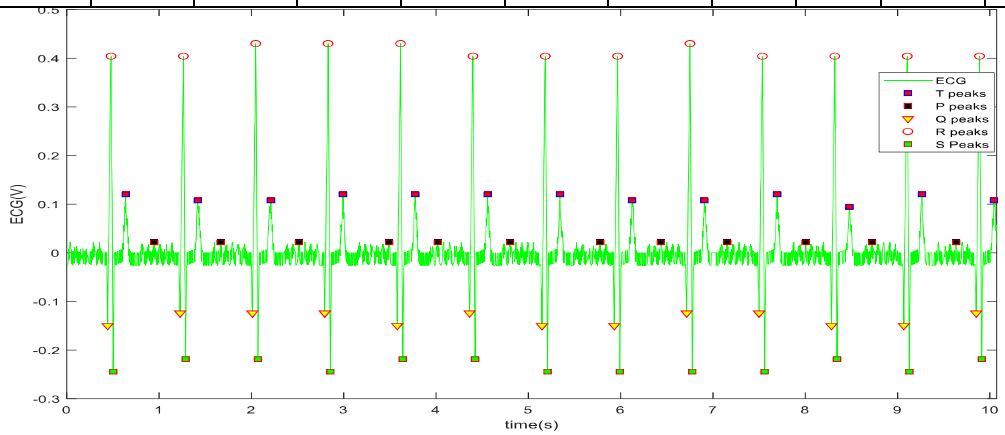
الشكل رقم (12): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حالة انسداد من الدرجة الاولى First Degree AV Block

- **رفرفة أذينية Atrial Flutter:**

يبين الجدول (10) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض رفرفة أذينية Atrial Flutter كما يبين الشكل (13) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض رفرفة أذينية Atrial Flutter

الجدول رقم (10): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض رفرفة أذينية Atrial Flutter

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
0.506	0.3993	0.784	0.788	0.0604	0.0667	0.1342	0.2237	0.1416	0.0689	0.1638



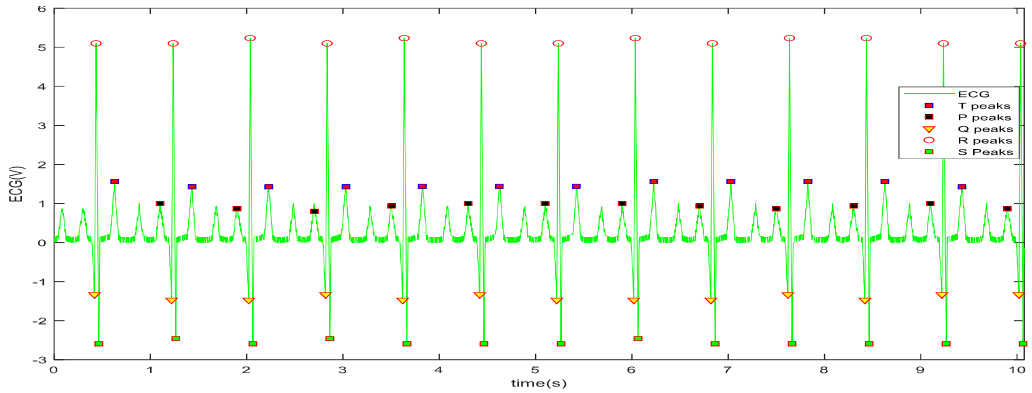
الشكل رقم (13) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض رفرفة أذينية Atrial Flutter

- **حصار نوع اول درجة ثانية second one block :**

يبين الجدول (11) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار نوع اول درجة ثانية second one block، كما يبين الشكل (14) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار نوع اول درجة ثانية second one block

الجدول رقم (11): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار نوع اول درجة ثانية second one block

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
5.2920	5.0213	0.805	0.812	0.0307	0.0333	0.73	1.30	0.729	0.471	0.395



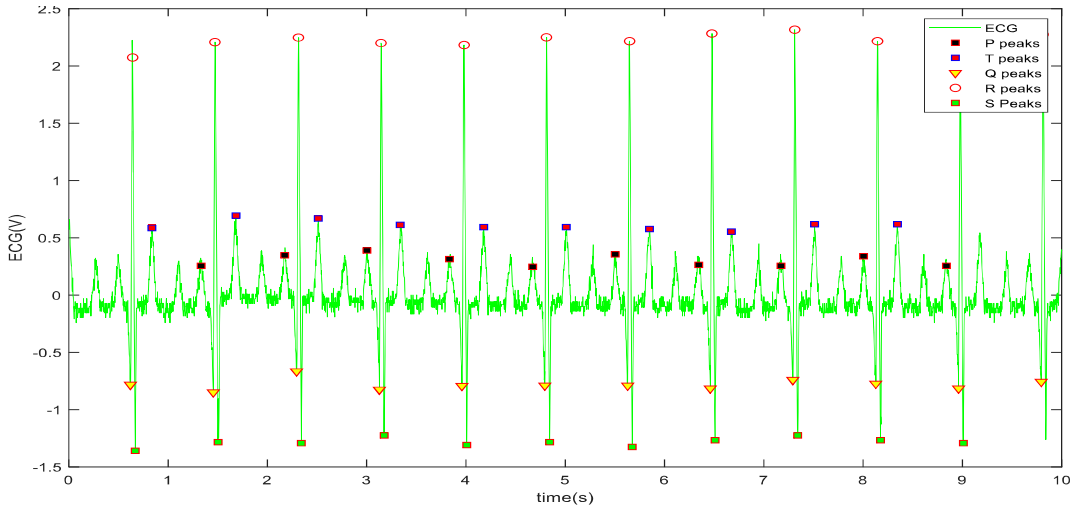
الشكل رقم (14): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار نوع اول درجة ثانية second one block

- **حصار نوع ثاني درجة ثانية second block2 :**

يبين الجدول (12) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار نوع ثاني درجة ثانية second block2، كما يبين الشكل (15) القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار نوع ثاني درجة ثانية second block2.

الجدول رقم (11): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض حصار نوع ثاني درجة ثانية second block2

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
2.310	2.15	0.834	0.839	0.0477	0.05	0.784	1.28	0.605	0.382	0.555



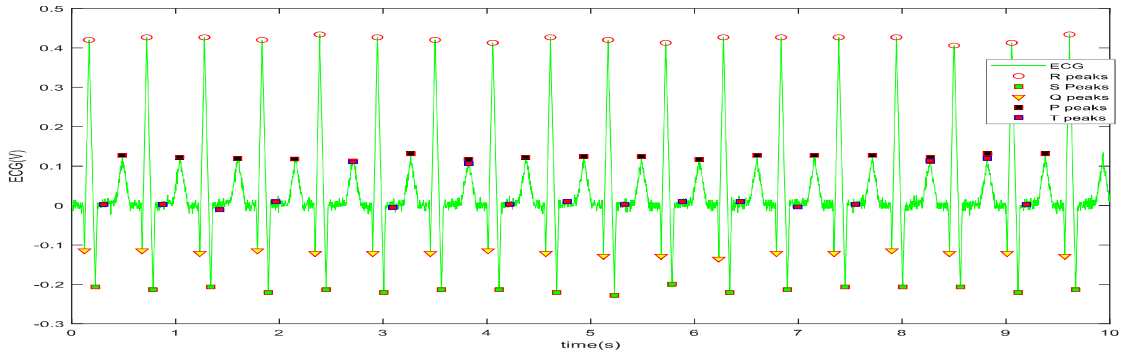
الشكل رقم (15) : القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض حصار نوع ثاني درجة ثانية second block2.

12.تسرع بطيني حاد Supraventricular Tachycardia:

يبين الجدول (13) قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تسرع بطيني حاد Supraventricular Tachycardia، كما يبين الشكل (16)القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض تسرع بطيني حاد Supraventricular Tachycardia

الجدول رقم (13): قيم المميزات الزمنية التي تم استحصالها من إشارة ECG لمرض تسرع بطيني حاد Supraventricular Tachycardia.

قمة R العظمى	متوسط القمم R	متوسط R–R	أكبر R–R	متوسط Q–S	أكبر Q–S	متوسط القمة Q	متوسط القمة S	متوسط القمة T	متوسط القمة P	متوسط P–R
0.4340	0.4227	0.5556	0.5623	0.1056	0.1059	0.1210	0.2136	0.0513	0.1239	0.2775



الشكل رقم (16): القمم (Q–R–S–T–P) لإشارة ECG لمرض تسرع بطيني حاد Supraventricular Tachycardia

3–2–2–3–استخراج الميزات في المجال (الزمني_الترددي):

3–2–2–3–1–إيجاد المعاملات التفصيلية والتقريبية لإشارة ECG:

التحليل الإحصائي لاستخراج المميزات في المجال (الزمني_الترددي):

بعد إيجاد المعاملات التفصيلية والتقريبية تم استحصال المميزات المبينة في الجدول(14) الآتية:

الجدول رقم(14): المميزات المستنتجة في المجال (الزمني–الترددي)

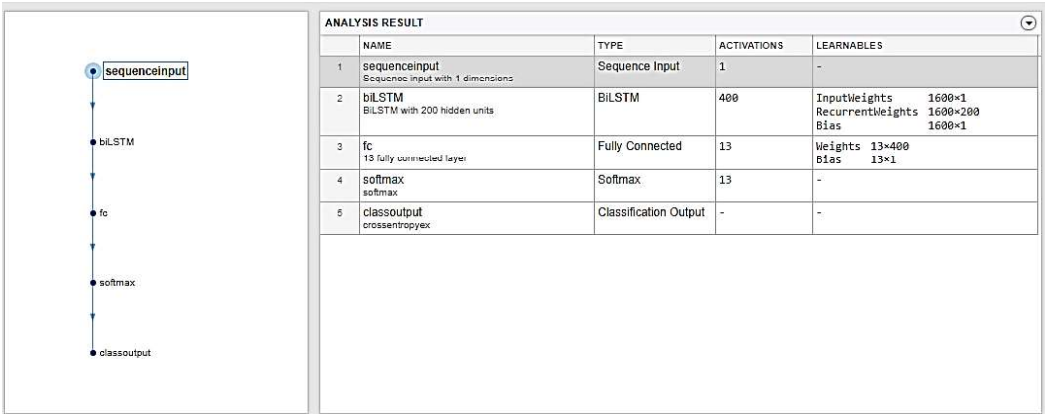
1– الانحراف المعياري لمعامل التقريب A5	2– الوسيط لمعامل التفاصيل D3.
3– القيمة متوسطة لمعامل التقريب A5.	4– الانحراف المعياري لمعامل التفاصيل D4.
5– الانحراف المعياري لمعامل التفاصيل D3.	6– القيمة متوسطة لمعامل التفاصيل D4.
7– القيمة متوسطة لمعامل التفاصيل D3.	8– الوسيط لمعامل التفاصيل D4.

3-2-3-التصنيف باستخدام الشبكات العصبونية العميقة ذات الذاكرة(طويلة_قصيرة)المدى LSTM:

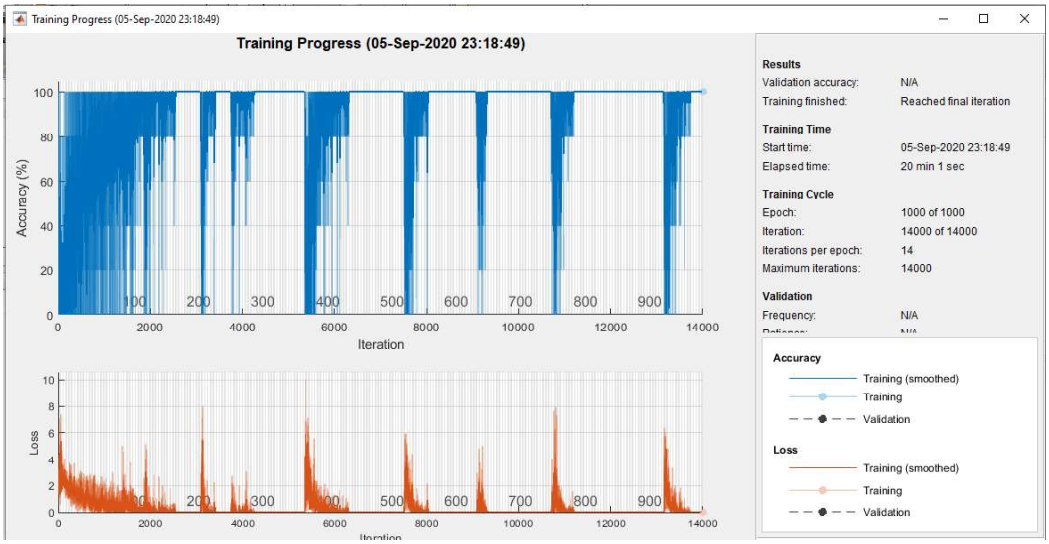
تمّ تدريب الشبكة المصممة في هذا البحث ب83 عينة واختبارها ب35 عينة. يقوم المصنف بتمييز 13 صنف (12 مرض والحالة الطبيعية).يبين الشكل (17) تحليل الشبكة المستخدمة باستخدام برنامج MATLAB ، كما يبين الشكل(18) آلية تدريب الشبكة LSTM

طبقات الشبكة هي:

- ✓ طبقة دخل تسلسلية واحدة Sequence Input Layer.
- ✓ طبقة ذاكرة قصيرة وطويلة الامد Bilstm Layer مزودة 400 وحدة مخفية Hidden Units .
- ✓ طبقة اتصال كامل Fully Connected Layer وتقوم بضرب الدخل بمصفوفة الأوزان ومن ثم تضيف الناتج لشعاع الانزياح.
- ✓ طبقة التنعيم Softmax Layer: تقوم بتطبيق تابع التنعيم الأعظمي softmax على الدخل.
- ✓ طبقة خرج مصنفة Classification Layer.



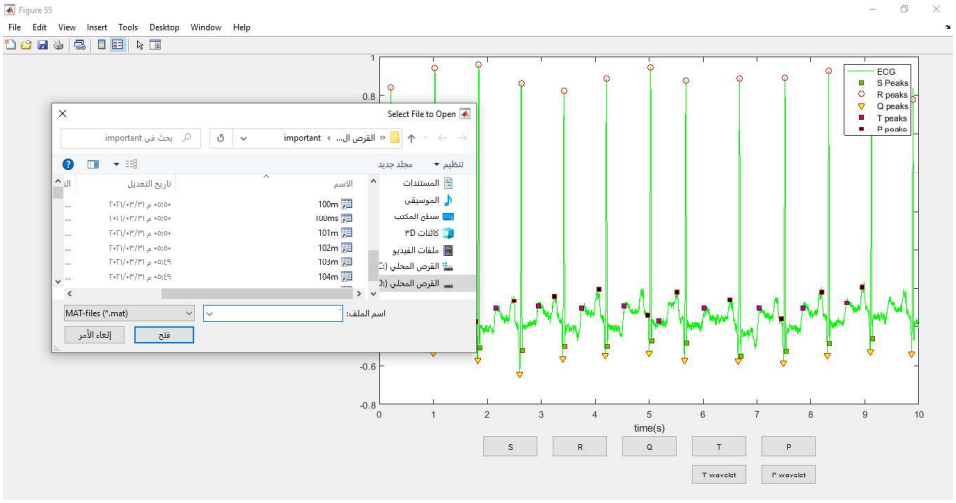
الشكل رقم (17): تحليل الشبكة المستخدمة باستخدام برنامج MATLAB



الشكل رقم (18): تدريب الشبكة LSTM

3–2–3–1– الواجهة البرمجية لمنظومة التشخيص:

تمّ تصميم واجهة برمجية باستخدام برنامج MATLAB كما هو موضح في الشكل(19) تقوم بعرض إشارة ECG وتحديد قممها (Q–R–S–T–P) ويقوم أيضاً بتحديد نوع المرض أم هل هي إشارة طبيعية لشخص سليم.



الشكل رقم (19): الواجهة البرمجية لمنظومة التشخيص المصممة في هذا البحث

4–النتائج ومناقشتها

تمت في هذه الفقرة مناقشة أداء كل من المصنف الذي يعتمد بدخله على المميزات المستنتجة في المجال (الزمني_الترددي) والمصنف الذي يعتمد بدخله على المميزات المستنتجة في المجال الزمني، بهدف اختيار المصنف الأفضل.

4–1–تقييم أداء الشبكة:

تمّ تقييم أداء الشبكة من خلال الدقّة (Accuracy) والحساسية (Sensitivity) والنوعية (Specificity) واللواتي علاقاتهن على التوالي:

$$\text{ACCURACY} = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \times 100\% \qquad (1)$$

$$\text{SENEITIVITY} = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \qquad (2)$$

$$\text{SPECIFICITY} = \frac{T_n}{T_n + F_p} \times 100\% \qquad (3)$$

حيث أن:

T_p : حالة مرضية وتمّ تشخيصها بشكل صحيح.

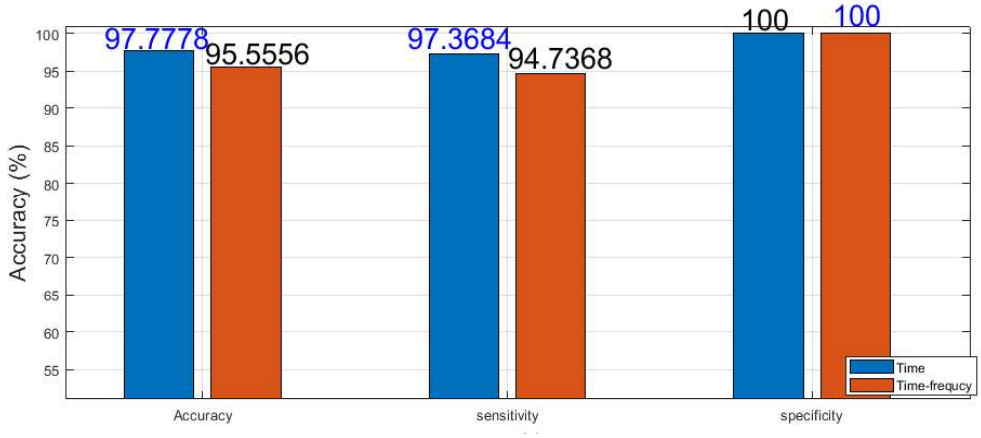
T_n : حالة سليمة وتمّ تشخيصها بشكل صحيح.

F_p : حالة سليمة وتمّ تشخيصها على أنها مرضية.

F_n : حالة مرضية وتمّ تشخيصها على انها سليمة.

4-2-اختيار المصنف الأمثل:

لقد كانت الدقة و الحساسية والنوعية للمصنف الذي يعتمد على المميزات المستنتجة في المجال الزمني_الترددي هي 95.55% و94.73% 100% ، في حين كانت دقة المصنف الذي يعتمد على المميزات المستنتجة في المجال الزمني 97.77% وحساسيته 97.36% ونوعيته 100%، مما يدل على ان أداء المصنف الذي يعتمد على المميزات المستنتجة في المجال الزمني هو الأفضل كما هو موضح في الشكل(20)، ولذلك تم اختياره كمصنف أفضل.



الشكل رقم (20): مقارنة بين أداء المصنف الذي يعتمد على مميزات المستنتجة في المجال الزمني والمصنف الذي يعتمد على مميزات المستنتجة في المجال الزمني–الترددي

5-الاستنتاجات

تمت العديد من الأبحاث في مجال تصنيف حالات عدم الاتساق القلبي بالاعتماد على إشارة التخطيط الكهربائي. تم في هذا البحث تقديم طريقة فعالة للكشف عن 13 حالة من حالات عدم الاتساق القلبي كما تقديم دارة الكترونية سهلة الاستخدام ذات تكلفة منخفضة لاستحصال إشارة ECG من المريض مباشرة في حين لم يتم ذلك في الأبحاث السابقة . يبين الجدول الآتي مقارنة بين نتائج بحثنا مع الأبحاث السابقة.

البحث	الدقة	الحساسية	النوعية
[3],2018	76.7%	–	–
[4],2016	96.8%	–	–
[5],2018	94.83%	–	–
[6],2021	95.33%	–	–
بحثنا	**97.77%**	**97.36%**	**100%**

نلاحظ من الجدول السابق أن دقة النتائج في بحثنا كانت الأعلى 97.77% مقارنة مع الأبحاث السابقة التي كانت أعلى دقة 96.8%.

6–التوصيات

- ☒ البحث عن خوارزمية دقيقة يمكنها استخراج مميزات إشارة ECG ذات 12 توصيلة.
- ☒ زيادة عدد الأمراض التي يمكن للخوارزمية التعامل معها.
- ☒ زيادة عدد عينات التدريب والاختبار.
- ☒ تطبيق هذه المنظومة على الشرائح القابلة للبرمجة مثل FPGA ...الخ

7– المراجع

[1] GeorgeJTaylor,"150PracticeECGs:Interpretation and Review", third edition, Blackwell Publishing, USA, 2006.

[2] Rony Webision,"Extraction parameter from ECG signal", fifth edition, India 2015.

[3] Jacky K., 2018 –Cardia Arrhythmia, Proceedings of the First International Conference on Information Technology and Knowledge Management, 1(14), 112–119.

[4]– Gutiérrez J., 2016 –DSP–based arrhythmia classification using–wavelet–transform–and probabilistic neural network, Biomedical Signal Processing and Control, 34(2016), 44–56.

[5]–Saumendra K., 2018 –Detection of Arrhythmia using Neural Network, Proceedings of the First International Conference on Information Technology and Knowledge Management, 1(14), 97–100.

[6]–Hardan A.-Designing and Constructing an Intelligent Adaptive Filter for Medical Signal Processing Using FPGA Technology, Proceedings of the First International Conference on Information Technology and Knowledge Management,Syria,2021

[7] –Charles R–Maximal Overlap Wavelet Statistical Analysis with Application to Atmospheric Turbulence, Applied Physical Laboratory ,USA,2005.

[8] –Gony A–Wavelet Statistical Analysis, Applied Physical Laboratory ,India,2010.

[9] –Georg H–Maximal Overlap Wavelet Transformation, Information Technology and Knowledge Management,China,2020.