# ΑΥΤΟΜΑΤΟΣ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΚΑΡΔΙΑΚΩΝ ΑΡΡΥΘΜΙΩΝ ΜΕΣΩ ECG

Καραγιάννη Στυλιανή

15-02-2021

Τμήμα Πληροφορικής με Εφαρμογές στη Βιοϊατρική, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Στόχος αυτής της ενότητας είναι η μελέτη της λειτουργίας της καρδιάς, η εξέταση της ασθένειας των αρρυθμιών και οι τρόποι ανάλυσης του ηλεκτροκαρδιογραφήματος για τον εντοπισμό των τελευταίων. Επιπροσθέτως, παρατίθενται οι σύγχρονες μέθοδοι εντοπισμού ανωμαλιών στην έκφραση του καρδιακού ρυθμού και που σχετίζονται άμεσα με τις αρρυθμίες, καθώς και κώδικας πειραματικής αξιολόγησης με χρήση δημοσίως διαθέσιμου συνόλου δεδομένων.

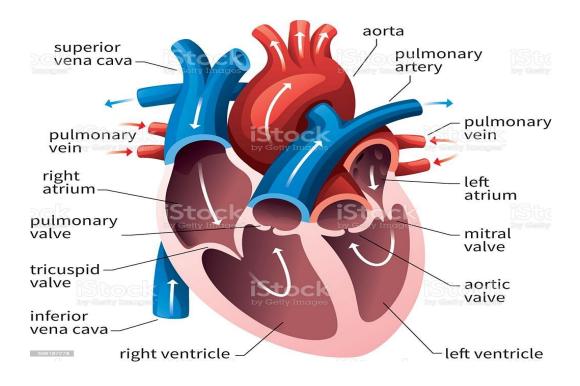
## 1 Θεωρητικό υπόβαθρο ανάλυσης και επεξεργασίας αρρυθμιών

#### 1.1 Η λειτουργία της καρδιάς

Η καρδιά είναι ένα από τα σημαντικότερα όργανα στο ανθρώπινο σώμα, καθώς ευθύνεται για πολλές λειτουργίες. Χαρακτηρίζεται ως αντλία, διότι με ηλεκτρική διέγερση στέλνει το αίμα μέσω φλεβών και αγγείων μεταφέροντας οξυγόνο στους ιστούς και στα όργανα, ενώ ταυτόχρονα απομακρύνει το διοξείδιο του άνθρακα.

Πιο αναλυτικά, το μη οξυγονωμένο αίμα διαπερνά τον δεξιό κόλπο(right atrium), κατευθύνεται προς τη δεξιά κοιλία (right ventricle) και μέσω της πνευμονικής αρτηρίας (pulmonary artery) μεταφέρεται στους πνεύμονες, όπου φιλτράρεται. Επιστρέφοντας, διαπερνά τον αριστερό κόλπο (left atrium) και την αριστερή κοιλία (left ventricle) και τέλος, μέσω της αορτής (aorta) μεταφέρεται σε όλα τα άκρα του σώματος.

Στο Σχήμα 1 φαίνεται αναλυτικά η παραπάνω διαδικασία.



Σχήμα 1. Καρδιακός μηχανισμός κυκλοφορίας αίματος.

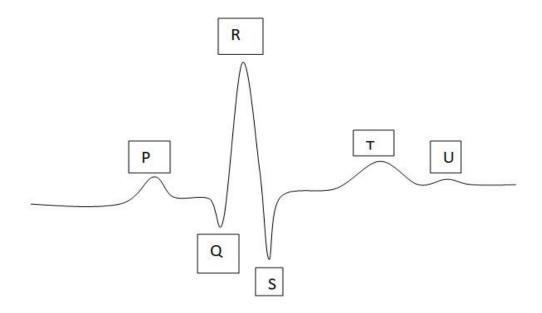
Για να μπορέσει η καρδιά να επιτελέσει την παραπάνω λειτουργία προώθησης αίματος χρειάζεται να «ωθηθεί» ηλεκτρικά. Ο φλεβόκομβος (σύνολο κυττάρων στο πάνω μέρος του δεξιού καρδιακού κόλπου) διεγείρει ηλεκτρικά τον δεξιό κόλπο και το σήμα μεταφέρεται διεγείροντας τον αριστερό κόλπο. Εν συνεχεία, το ηλεκτρικό αυτό σήμα επεκτείνεται μέσω του κολποκοιλιακού κόμβου και καταφέρνει να διεγείρει τον δεξιό και αριστερό κοιλιακό μυ. Όλα τα παραπάνω επιτελούνται στη διάρκεια ενός καρδιακού παλμού. Για να αναλυθεί η πολύπλοκη αυτή διαδικασία χρειάζεται να αναπαρασταθεί γραφικά μέσω του Ηλεκτροκαρδιογραφήματος (ECG).

# 1.2 Ηλεκτροκαρδιογράφημα

Το ηλεκτροκαρδιογράφημα είναι μια απλή, οικονομική και αρκετά ευαίσθητη εξέταση της ηλεκτρικής δραστηριότητας του καρδιακού μυός. Η κύρια λειτουργία του ηλεκτροκαρδιογραφήματος είναι η καταγραφή του καρδιακού κτύπου για ανάλυση των επιμέρους κυμάτων, καθώς και εντοπισμό πιθανών ανωμαλιών στη λειτουργία και διάγνωση διαφόρων ασθενειών.

Ηλεκτρόδια τοποθετούνται στα άκρα (χέρια και πόδια) του ασθενούς, καθώς και περιφερειακά στην δεξιά πλευρά του κορμού του (γύρω από την περιοχή της καρδιάς).

Ένας τυπικός, φυσιολογικός καρδιακός κτύπος αναπαριστάται στο καρδιογράφημα από τα εξής κύματα:



Σχήμα 2. Διάγραμμα Καρδιακού Ρυθμού | Καραγιάννη Στυλιανή, 2020.

P: Εκπόλωση\* καρδιακών κόλπων, με μέγιστη διάρκεια 110 ms, συνήθως ρυθμικά αλλά όχι πάντα λόγω αναπνοής (στην εισπνοή υπάρχει αύξηση συχνότητας εμφάνισης τους, ενώ στην εκπνοή παρατηρείται μείωση), έχει συχνότητα ίση με αυτή του συμπλέγματος QRS.

Q: Εκπόλωση μεσοκολπίου

R: Ηλεκτρική διέγερση κοιλιακών μυών

S: Εκπόλωση ινών

Τ: Επαναπόλωση κοιλιών

Σύμπλεγμα QRS: η πιο σημαντική περιοχή στο καρδιογράφημα καθώς σχετίζεται άμεσα με διάφορες οξείες ή/και χρόνιες ασθένειες που θα αναλυθούν παρακάτω. Η διάρκειά του κυμαίνεται από 0.06 έως 0.12 δευτερόλεπτα.

\*Εκπόλωση ονομάζεται η διάδοση του ηλεκτρικού ερεθίσματος από τον φλεβόκομβο στους κόλπους και στις κοιλίες, ενώ η επάνοδος και η επαναφορά στην αρχική κατάσταση ηρεμίας ονομάζεται επαναπόλωση.

### 1.3 Ανάλυση ΗΚΓ

Η κύρια ιδέα πίσω από την λειτουργία του καρδιογραφήματος είναι η εξής:

- Α. Αφαίρεση οποιουδήποτε είδους θορύβου,
- B. Ανίχνευση QRS,
- Γ. Μέτρηση καρδιακού ρυθμού,
- Δ. Διάγνωση ασθενούς.

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, καθοριστικό ρόλο στο αν η εξέταση είναι φυσιολογική ή αν ο ασθενής έχει κάποιο πρόβλημα υγείας, διακατέχει η εμφάνιση του συμπλέγματος QRS. Γι' αυτό και από τους πιο σημαντικούς αλγόριθμους πάνω στον οποίο στηρίχτηκε η λειτουργία του καρδιογραφήματος είναι ο αλγόριθμος των Pan & Tompkins (1985) ο οποίος εντοπίζει το σύμπλεγμα QRS. Η διαδικασία που ακολουθεί φαίνεται παρακάτω:

 ${Zωνοπερατό Φίλτρο} \rightarrow {Διαφόριση} \rightarrow {Τετραγωνισμός} \rightarrow {Ολοκλήρωση με χρήση κινούμενου παραθύρου} \rightarrow {Χρήση Κατωφλίων}$ 

Αναλύοντας περαιτέρω τα μέλη της λειτουργίας του ΗΚΓ όπως αναφέρθηκαν προηγουμένως:

Στο ΗΚΓ μπορεί να παρατηρηθεί διαφόρων ειδών θόρυβος ο οποίο επηρεάζει οπτικά συνεπώς και ποιοτικά το αποτέλεσμα της καρδιακής εξέτασης.

Για να αφαιρεθούν τα διάφορα είδη θορύβου που μπορεί να αλλοιώνουν την εικόνα του ΗΚΓ χρησιμοποιούνται φίλτρα FIR (φίλτρα πεπερασμένης κρουστικής απόκρισης).

Μία συνήθης παραμόρφωση του σήματος παρατηρείται λόγω της αναπνοής του ασθενούς και έτσι μετατοπίζεται η ισοηλεκτρική γραμμή λόγω εισπνοής/εκπνοής. Αντιμετώπιση γίνεται με τη χρήση ενός υψιπερατού (highpass filter) φίλτρου το οποίο αποκόπτει τις συχνότητες του θορύβου λόγω αναπνοής που κυμαίνονται από 0-0.5 Hz.

Επίσης, παρατηρείται θόρυβος λόγω της παραγωγής ηλεκτρομαγνητικών φορτίων από τους μύες του ασθενούς. Εφαρμόζοντας ένα χαμηλοπερατό (lowpass filter) φίλτρο, αποκόπτονται οι συχνότητες του ηλεκτρομυογραφικού θορύβου που κυμαίνονται περίπου στα 15 Hz.

Τέλος, θόρυβος προκύπτει και λόγω παροχής ρεύματος στον ηλεκτροκαρδιογράφο. Για την εξάλειψή του εφαρμόζεται ένα στενό ζωνοφρακτικό φίλτρο (band rejection filter) το οποίο αποκόπτει τις συχνότητες μεταξύ των 50 & 60 Hz.

Η ανίχνευση του συμπλέγματος QRS γίνεται (όπως γίνεται αντιληπτό και από το Σχήμα 2) στην περιοχή του καρδιογραφήματος όπου παρατηρείται κορυφή μεγάλου πλάτους καθώς και περιοχές με μεγάλη κλίση. Δηλαδή αναζητώ με χρήση παραγώγου τοπικά ελάχιστα και τοπικό (αλλά και ολικό) μέγιστο.

Για την μέτρηση του καρδιακού ρυθμού γίνεται χρήση ενός μεγέθους που ονομάζεται Διακύμανση Καρδιακού Ρυθμού το οποίο καταγράφει τις μεταβολές από παλμό σε παλμό και αποτελεί έναν αξιόπιστο δείκτη καθώς συσχετίζεται με διάφορες ασθένειες. Ο καρδιακός ρυθμός θα έπρεπε να υπολογίζεται βάσει των διαστημάτων PP, αλλά επειδή αυτά είναι δύσκολο να εντοπιστούν (καθώς μπορεί να επικαλυφθούν από το QRS είτε να είναι δύσκολος ο εντοπισμός τους σε

ασθένειες όπως η μαρμαρυγή και ο πτερυγισμός) χρησιμοποιούμε τα διαστήματα RR που είναι πιο διακριτά και αναγνωρίσιμα καθ' ότι έχουν μεγάλο πλάτος. Άρα, πρακτικά αυτό που υλοποιείται είναι η εύρεση των R κορυφών και οι αποστάσεις μεταξύ των RR διαστημάτων. Η ανίχνευση των τελευταίων γίνεται μέσω συμπλέγματος QRS, το οποίο αναπαριστάται με ταχογράφημα (στον κάθετο άξονα απεικονίζεται η διάρκεια του RR διαστήματος και στον οριζόντιο ο αριθμός του διαστήματος).

#### 1.4 Αρρυθμία

Αρρυθμία ονομάζεται το φαινόμενο κατά το οποίο η καρδιά ξερρυθμίζεται (ο φυσιολογικός ρυθμός της καρδιάς κυμαίνεται από 60-100 παλμούς ανά λεπτό), δηλαδή δεν συντονίζεται με τον βηματοδότη της που είναι ο φλεβόκομβος (ο οποίος βρίσκεται στο πάνω μέρος του δεξιού καρδιακού κόλπου). Στη διάρκεια ενός φυσιολογικού καρδιακού ρυθμού, το ηλεκτρικό σήμα που παράγεται από τον φλεβόκομβο προωθείται μέσω του κολποκοιλιακού κόμβου στους μύες των κοιλιών ώστε να συσπαστούν και να συμβάλλουν στη μεταφορά του αίματος.

Πρακτικά, στο ΗΚΓ αυτό που παρατηρείται όταν διααπιστώνεται αρρυθμία είναι το γεγονός ότι οι αποστάσεις μεταξύ των διαστημάτων RR είτε αυξάνονται είτε μειώνονται, χωρίς να ακολουθούν κάποιο σταθερό μοτίβο. Παρόλα αυτά, το σύμπλεγμα QRS παραμένει σταθερό, αυτό όμως που ποικίλλει είναι η συχνότητα εμφάνισής του.

#### 1.5 Τύποι αρρυθμιών

Οι αρρυθμίες χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες ανάλογα με την ταχύτητα, τον ρυθμό και τη θέση προβλήματος: τις ταχυκαρδίες και τις βραδυκαρδίες.

Στην κοιλιακή ταχυκαρδία σημειώνονται κοφτοί-γρήγοροι κτύποι, όπου λανθασμένα σήματα προκαλούν τον εντονότερο και γρηγορότερο κτύπο των κοιλιών και σχετίζεται με σοβαρές ασθένειες όπως το έμφραγμα και η μαρμαρυγή. Η τελευταία χαρακτηρίζεται από χάος ηλεκτρικών σημάτων που οδηγούν στη διακοπή λειτουργίας της καρδιάς. Αυτή όπως και ο κολπικός πτερυγισμός συγκαταλέγονται στο είδος των ταχυκαρδιών.

Τα σύνδρομα παράτασης QT (ταχυκαρδία) και νοσούντος φλεβόκομβου (βραδυκαρδία) παρατηρούνται αρκετά συχνά σε ηλικιωμένους ασθενείς. Στο δεύτερο σημειώνεται σταθερή μείωση της συχνότητας των καρδιακών κτύπων για μερικό χρονικό διάστημα και έπειτα απότομη επιτάχυνσή τους.

Τέλος, ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός αποτελεί ένα σοβαρό είδος βραδυκαρδίας, καθώς παρουσιάζεται πρόβλημα επικοινωνίας των ηλεκτρικών σημάτων των άνω και κάτω κοιλοτήτων της καρδιάς.

#### 2 Σύγχρονες μεθοδολογίες και επεξήγηση κώδικα

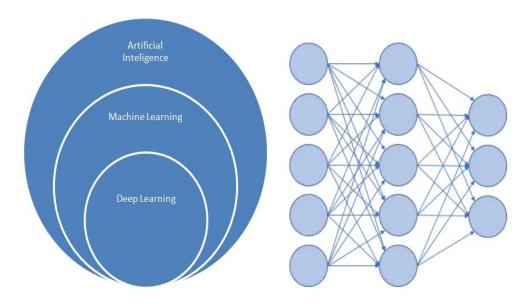
#### 2.1 Ορολογία

Πρωτού αναφερθούν οι σύγχρονες μέθοδοι εντοπισμού καρδιακών αρρυθμιών, χρειάζεται να επεξηγηθούν ορισμένοι βασικοί όροι:

Σημαντικό ρόλο στην βελτίωση του αυτόματου εντοπισμού των καρδιακών αρρυθμιών διακατέχει η ένταξη της τεχνητής νοημοσύνης και των τεχνικών νευρωνικών δικτύων. Αρχικά, το Al(artificial intelligence) μπορεί να οριστεί ως η προσπάθεια μίμησης των υπολογιστικών μηχανών του τρόπου μάθησης, λύσεως προβλημάτων και λήψης τελικής απόφασης του ανθρώπινου εγκεφάλου. Με άλλα λόγια, αποτελείται από συστήματα επίλυσης προβλημάτων τα οποία βασίζονται σε πολύπλοκους κανόνες αποφάσεων και λογικής.

To Machine learning [8],[12],[13] όπως και το Deep learning [9],[10] είναι πρακτικές εφαρμογές του ΑΙ. Είναι ευφυή συστήματα με εφαρμοσμένες τεχνικές που απαιτούν τη λιγότερη δυνατή ανθρώπινη επίβλεψη τα οποία με βάση την επανάληψη διαφόρων διαδικασιών «μαθαίνουν» να βρίσκουν το σωστό/επιθυμητό αποτέλεσμα. Η διαφορά, όμως, είναι πως μαθαίνουν από τον εαυτό τους, δηλαδή κάθε φορά που εισάγουμε δεδομένα, επανα-προγραμματίζονται για να αποκτήσουν μεγαλύτερη ακρίβεια στους υπολογισμούς τους. Βασίζονται σε deep neural networks, τα οποία περιέχουν output layer(s) (έξοδος αποτελεσμάτων), input layer(s) (είσοδος δεδομένων προς επεξεργασία) και πολλά hidden layers, όπου το καθένα τροφοδοτείται με τα αποτελέσματα του προηγούμενου, τα επεξεργάζεται και έτσι προκύπτουν τα κατάλληλα βάρη και κατώφλια, ώστε να οδηγηθούμε στο ορθότερο αποτέλεσμα. Εδώ, εφαρμόζεται πέρα από τον αλγόριθμο του forward propagation, και ο αλγόριθμος του backpropagation o οποίος εντοπίζει σφάλματα σε υπολογισμούς, επαναϋπολογίζει τα βάρη των κόμβων και ανατροφοδοτεί το μοντέλο με τα καινούρια βελτιωμένα δεδομένα για να το εκπαιδεύσει καλύτερα.

Τα deep neural networks ή γενικότερα εκφρασμένα ως artificial neural networks [1],[6],[9],[11] είναι ένα είδος classifier [2],[7] με δομικό λίθο τον τεχνητό νευρώνα. Οι Classifiers έχουν ένα πολύ συγκεκριμένο σύμπλεγμα από δυναμικούς κανόνες το οποίο καθορίζει την κατάταξη των δεδομένων σε κλάσεις, τις οποίες μπορεί να επεξεργαστεί ο χρήστης μέσω ειδικών συναρτήσεων. Τα ANN είναι εξαιρετικά στην εύρεση μοτίβων (patterns) και δεν χρειάζεται να εκπαιδευτούν με ειδικό τρόπο καθώς μέσω της μάθησης-training και των επαναλήψεων «μαθαίνουν» τα επιθυμητά χαρακτηριστικά του αποτελέσματος.



**Σχήμα 5** Τεχνητή Νοημοσύνη(αριστερά) & Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με 5 input layers, 5 hidden layers και 3 output layers(δεξιά) | Καραγιάννη Στυλιανή, 2020.

#### 2.2 Σύγχρονες μέθοδοι

Από τις αρχές της δεκαετίας του 2010, άρχισε να είναι έντονη η παρουσία των τεχνητών νευρώνων και δικτύων στην ανίχνευση των αρρυθμιών.

Κατά τα έτη 2016 έως και 2018, από τα κυριότερα επιτεύγματα στον τομέα των καρδιακών αρρυθμιών ήταν η δημιουργία ενός φορητού σένσορα ο οποίος διασφάλιζε την ιδιωτικότητα του ασθενούς (ιδιαίτερα σημαντική παράμετρος για τη λήψη σωστών, αληθινών και έγκυρων δειγμάτων ασθενείας). Η σύνδεση με ένα απομακρυσμένο server ο οποίος χρησίμευε ως monitoring station και υποστήριζε μέσω ενός λογικού δέντρου αποφάσεων την ταξινόμηση των δεδομένων το έκανε να ξεχωρίζει στον τομέα της ταυτόχρονης προστασίας των προσωπικών δεδομένων καθώς και στην έγκαιρη πρόγνωση αρρυθμίας. [7],[8]

Επίσης, ένα σετ από 4 classifiers ονομαζόμενο Reduced Set of Four (RFS4) είχε ως στόχο την μείωση της σπατάλης πόρων αλλά και την μικρότερη δυνατή επικάλυψη επιφάνειας για μεγαλύτερη φορητότητα, χωρίς, όμως, να χάνονται λειτουργίες και η ακρίβεια των υπολογισμών. Η μείωση κατανάλωσης μπαταρίας οφείλεται στο ότι

ανιχνεύονται μόνο 4 μορφολογικά χαρακτηριστικά γεγονός το οποίο απλουστεύει τους υπολογισμούς, καθώς και τη διαδικασία της εξαγωγής χαρακτηριστικών του καρδιογραφήματος. Παρ' ότι εφαρμόζεται μια λογική που βασίζεται σε adaptive thresholds (δηλαδή κατώφλια συνθηκών δεδομένων που αναπροσαρμόζονται ανάλογα με τους υπολογισμούς) η ακρίβεια των υπολογισμών φτάνει μέχρι και το 97.02%. [5]

Το έτος 2019 εφαρμόστηκαν οι εξής τεχνικές ανίχνευσης αρρυθμιών:

Ένα γκρουπ αποτελούμενο από τριών επιπέδων classifiers οι οποίοι βασίζονται σε abstract learning (ώστε να παράγει πολύπλοκα χαρακτηριστικά και να τα αναλύει σε αφηρημένα επίπεδα) προκειμένου να γίνεται εσωτερική διεξαγωγή χαρακτηριστικών και ανατροφοδότηση του συστήματος. Η διαφοροποίηση των classifiers γίνεται στο πρώτο επίπεδο, καθώς και η ποικιλομορφία της επεξεργασίας των δεδομένων (διάφοροι τύποι κανονικοποίησης και εύρους παραθύρων Hamming). Μεταξύ του πρώτου και δεύτερου επιπέδου προκύπτουν όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί συνδέσεων μεταξύ των classifiers, το ίδιο, όμως, δεν ισχύει και για το δεύτερο με τρίτο επίπεδο.[9]

Μία deep learning μέθοδος που ονομάστηκε Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE), η οποία εφαρμόστηκε τόσο intrapatient (ιατρική δοκιμή σε έναν ασθενή σε τακτά χρονικά διαστήματα) όσο και interpatient (μεταξύ πολλών ασθενών) και είχε ως κύριο στόχο την επίλυση του προβλήματος των imbalanced datasets, δηλαδή αυξάνει τους δείκτες ευαισθησίας και πιθανότητας των κλάσεων των οποίων το μέγεθος δείγματος είναι μικρό σε σχέση με τα υπόλοιπα δείγματα του dataset.[10]

Ακόμη μία εναλλακτική τεχνική που δημιουργήθηκε ήταν η χρήση των SNN (spiking neural networks). Η συγκεκριμένη τεχνική συνοψίζει/συμπιέζει το ηλεκτροκαρδιογραφικό σήμα σε spikes, τα οποία προσομοιάζουν καλύτερα τη λειτουργία των ανθρώπινων νευρώνων, καθώς συμπεριλαμβάνουν και την παράμετρο του χρόνου. Μπορεί να εφαρμοστεί σε νευρομορφικούς επεξεργαστές και δεν σπαταλά τους πόρους τους συστήματος ενώ παρέχει ακρίβεια μέχρι και 95% στους υπολογισμούς.[11]

Τα τελευταία δύο έτη, η επιστημονική κοινότητα δημοσίευσε τις εξής εφαρμογές:

Αρχικά, η μέθοδος εντοπισμού αρρυθμιών βασισμένη σε Multi-Resolution παρουσίαση των δεδομένων ενός ECG σήματος. Αυτή η μέθοδος περιλαμβάνει δεδομένα σε μορφή διανυσμάτων με τα οποία έχουν εκπαιδευτεί τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Η ονομασία της οφείλεται στο γεγονός ότι φανερώνει τα διάφορα επίπεδα των ECG σημάτων. Παρουσιάζει σταθερή απόδοση και μεγάλη επέκταση/κλιμάκωση. Η κατασκευή της μεθόδου επιτρέπει την ενσωμάτωση ήδη υπάρχοντων τεχνητών μοντέλων και παρουσιάζει 92% ακρίβεια (περίπου 0,9% αποδοτικότερη από τις τεχνικές που χρησιμοποιούν μοντέλα καναλιών).[12]

Εν συνεχεία, η παρακάτω μέθοδος εντοπίζει ανωμαλίες στο καρδιογράφημα με τη βοήθεια ενός εξελιγμένου AnoGAN δικτύου (unsupervised anomaly detection= μη επιβλεπόμενος εντοπισμός ανωμαλιών). Το κριτήριο διαχωρισμού ανωμαλίας της καρδιακής λειτουργίας ή όχι προκύπτει στην πορεία (καθώς αυξάνονται οι εκτελέσεις αλλεπάλληλων πειραμάτων στο νευρωνικό δίκτυο. Η στρατηγική είναι η εξής: πρώτα γίνεται ο εντοπισμός των R-Peaks, σε αυτές πραγματοποιείται Grayscale μετατροπή (όπου η τιμή στο κάθε pixel αντιστοιχεί σε ένα δείγμα του πειράματος), ύστερα, γίνεται η σύγκριση κανονικών και μη φυσιολογικών φωτογραφιών, ώστε να δημιουργηθεί ένα σκορ ανωμαλιών για λήψη τελικής απόφασης και κατάταξης του φαινομένου που παρατηρείται κάθε φορά.[13]

Τέλος, τον Ιανουάριο του 2021 προτάθηκε μια μέθοδος πρόβλεψης καρδιακών νοσημάτων η οποία χρησιμοποιούσε ντετερμινιστικά-πιθανοτικά μοντέλα πρόβλεψης (DPFA: Deterministic Probabilistic Finite-State Automata). Είναι ο πρώτος αλγόριθμος που βασίστηκε στη συγκεκριμένη λογική με σκοπό τον εντοπισμό καρδιακών επεισοδίων (ειδικά σε κατηγορίες επεισοδίων όπως οι ταχυκαρδίες και κολπικές ταχυπαλμίες). Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος λειτουργεί σε clinical datasets μικρής και μεγάλης κλίμακας και δεν απαιτείται προ-επεξεργασία των δεδομένων εισόδου. Η διαδικασία γίνεται ως εξής: μετατρέπονται τα σήματα

ΗΚΓ σε πιθανοτικά αλφαριθμητικά (strings) τριών συμβόλων όπου το καθένα αντιπροσωπεύει μια συγκεκριμένη μορφολογία του ηλεκτροκαρδιογραφήματος με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να αναζητά κοινά μοτίβα ώστε να αντλήσει πληροφορίες και να φτιάξει τις κατάλληλες κλάσεις για κατάταξη. Η διαφορά με τους προηγούμενους αλγόριθμους έγκειται στο γεγονός ότι η διαδικασία αποδεσμεύεται από το να αναζητά συγκεκριμένα κομμάτια του ΗΚΓ όπως οι R κορυφές.[4]

#### 2.3 Μεθοδολογία

Σε αυτό το σημείο της εργασίας, παρατίθεται ο κώδικας MatLab εντοπισμού καρδιακών αρρυθμιών με τη χρήση δημοσίως διαθέσιμων δεδομένων από βάση δεδομένων Physionet, καθώς και αξιολόγησή/ανάλυσή του.

Κατ' αρχάς, το ECG σήμα φορτώνεται στο πρόγραμμα μέσω της μεθόδου struct2array, η οποία το μετατρέπει σε πίνακα με double καταχωρήσεις, προκειμένου να είναι δυνατή η επεξεργασία του και εισάγεται η κατάλληλη συχνότητα δειγματοληψίας (100m(1).info file) (Σχήμα 6).[8-13]

```
Source: record mitdb/100
2
    val has 1 row (signal) and 650000 columns
3
    (samples/signal)
    Duration:
                  30:05
5
    Sampling frequency: 360 Hz Sampling interval:
6
    0.00277777778 sec
7
    Row
                     Gain Base Units
          Signal
8
    1
          V5
               200
                     0
                           mV
10
    To convert from raw units to the physical units shown
11
12
    above, call the 'rdmat.m' function from the wfdb-
13
    matlab
14
    toolbox:
15
    https://physionet.org/physiotools/matlab/wfdb-app-
    matlab/
```

Σχήμα 6. Εύρεση και μετατροπή συχνότητας δειγματοληψίας αρχείου καρδιογραφήματος.

Γενικά, για να εντοπιστεί μια αρρυθμία χρειάζεται να εντοπίσουμε και να μελετήσουμε το σύμπλεγμα QRS στο πεδίο του χρόνου και αυτό γίνεται με τη χρήση της παραγώγου. Με άλλα λόγια, χρειάζεται να βρεθεί ο ρυθμός εμφάνισης των κορυφών R κατά τη χρονική διάρκεια του σήματος.

Συνεπώς, υλοποιώ ένα φίλτρο FIR με κρουστική απόκριση [-1 1] για να βρω την παράγωγο με συνέλιξη (convolution). [18-19] Το κριτήριο εύρεσης των κορυφών είναι το εξής: αν προκύψει αρνητική παράγωγος και έπειτα μεταβώ σε θετική (αύξουσα κλίση), τότε είναι κορυφή.

Η στρατηγική εύρεσης χρονικού διαστήματος μεταξύ δύο κορυφών είναι η εξής: μετρώ το πλήθος των μηδενικών μεταξύ δύο max σημείων και πολλαπλασιάζω με την περίοδο δειγματοληψίας για να βρω τις χρονικές στιγμές στις οποίες παρατηρείται κορυφή στο καρδιογράφημα. Προστίθενται συνεχώς μηδενικά έως ότου βρεθεί κορυφή, όπου σε αυτή την περίπτωση, ορίζεται η απόσταση από την προηγούμενη κορυφή να είναι το πλήθος των μηδενικών που προηγούνταν. [20-31]

Στη συνέχεια, εφαρμόζονται ορισμένα φίλτρα προκειμένου να επιτευχθεί αφαίρεση του θορύβου. Πιο συγκεκριμένα: πραγματοποιείται μετασχηματισμός Fourier για να μεταβεί το σήμα στο πεδίο συχνοτήτων[53], ένα υψιπερατό (highpass) φίλτρο για αφαίρεση θορύβου λόγω αναπνοής του ασθενούς[55-59], ένα φίλτρο για αφαίρεση οποιουδήποτε παραγόμενου θορύβου λόγω παροχής ρεύματος[61-67] ένα χαμηλοπερατό (lowpass) φίλτρο για την αφαίρεση θορύβου λόγω κίνησης ηλεκτρικών φορτίων των μυών[69-73] και, τέλος, εφαρμόζεται αντίστροφος μετασχηματισμός Fourier για επιστροφή του καινούριου, πλέον, σήματος στο πεδίο του χρόνου. [76]

\*Χρειάζεται να σημειωθεί πως τα φίλτρα που εφαρμόσθηκαν έχουν υλοποιηθεί με διαφορετικό αλλά ισοδύναμο (όπως τα FIR filters), χειροκίνητο τρόπο.

Έπειτα, για τον υπολογισμό του καρδιακού ρυθμού, θα υπολογίσουμε τις αποστάσεις μεταξύ των κορυφών. Έτσι, δημιουργούμε έναν κενό πίνακα distances. Μέσα σε επαναληπτική διαδικασία, διατρέχεται ο πίνακας maxima και εξετάζεται αν το κάθε στοιχείο που υπάρχει σε αυτόν είναι μεγαλύτερο του μηδενός (δηλαδή

κορυφή) ή όχι. Αν το στοιχείο είναι μεγαλύτερο, τότε ο μετρητής των κορυφών αυξάνεται κατά 1 και ενημερώνεται ο πίνακας με τις αποστάσεις, ενώ ο μετρητής των μηδενικών παραμένει ως έχει. Αλλιώς, ο μετρητής των μηδενικών αυξάνεται κατά 1. Η διαδικασία αυτή εφαρμόζεται για όσο το μήκος του πίνακα maxima και για να εξισώσουμε το πλήθος των ενδιάμεσων μηδενικών με τις αντίστοιχες αποστάσεις μεταξύ των κορυφών. Άρα, ο distances περιέχει το πλήθος των μηδενικών ανάμεσα στις κορυφές.

Τέλος, κρατώ τις τιμές των αποστάσεων, μεταβαίνω στον χρόνο πολλαπλασιάζοντας την περίοδο με τις αποστάσεις, διαιρώ κατάλληλα και υπολογίζω τον μέσο όρο κάθε εξήντα δευτερόλεπτα για να κατασταλάξω (παρατηρώντας τα figures) στο αν ο ασθενής έχει αρρυθμία ή όχι. [99-105]

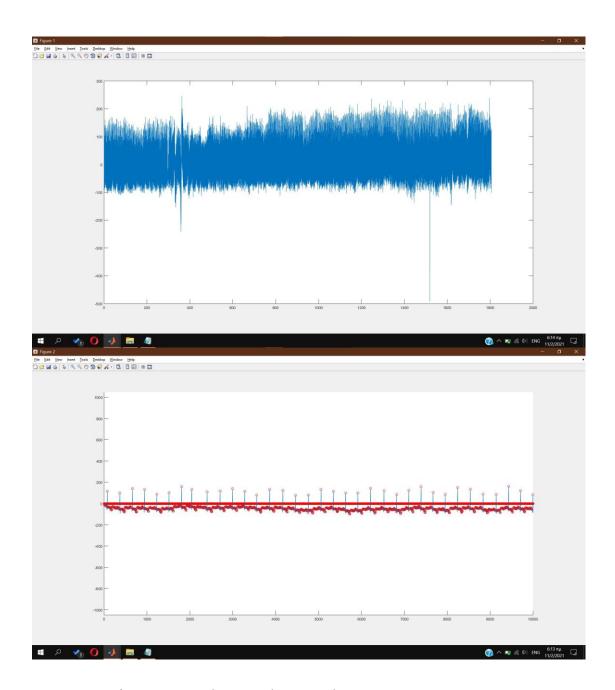
Στο σχήμα 8, παρατίθενται τα τελικά αποτελέσματα του κώδικα του σχήματος 7. Στο figure 1 παρουσιάζεται το αρχικό σήμα, στο figure 2 σχεδιάζεται πάνω στο αρχικό σήμα τα maxima, στο figure 3 φαίνεται το φάσμα (frequency & amplitude) του νέου σήματος, αφού έχει γίνει εφαρμογή των κατάλληλων φίλτρων και τέλος στο figure 4 εμφανίζεται το γράφημα διακύμανσης των παλμών.

```
% Copyright (C) 2020 Stella
 2
     % Author: Styliani Karagianni
 3
     % Created: 2021-02-15
 4
     % Final Project Arrythmia Detection; DBSP 2020-2021
 5
 6
     clear all;
 7
 8
     % Load signal
 9
     val=load('100m.mat');
10
     ECGSignal=struct2array(val);
11
     Fs=360;
     t=(0:length(ECGSignal)-1)/Fs;
12
13
     plot(t, ECGSignal); %initial signal
14
15
     % Peaks detection
16
     figure;
17
     hold on;
18
     h = [-1 \ 1]; % dervative filter
19
     d = conv(ECGSignal,h);
20
    maxima = [];
    for z=1:length(ECGSignal)
21
22
         if (d(z) \le 0) & (d(z+1) > 0)
23
             maxima(z) = ECGSignal(z);
24
         else
25
             maxima(z) = 0;
26
         end
    end
27
28
    plot(maxima, 'ro');
29
     plot (ECGSignal);
30
     axis([0 10000 -1050 1050]);
31
     hold off;
32
33
     ***********************
34
35
     %Noise filtering
36
37
     x=ECGSignal;
                   % number of samples
38
     N=length(x);
39
     n=1:N;
                     % sample index
40
     t=n*(1/Fs);
                   % t of samples
41
     % Extra power line noise (if wanted)
42
43
     % pn = 10*cos(2*pi*50*t);
44
     % x=x+pn;
45
     % figure;
46
     % plot(t,x);
47
48
      % Spectrum visualization before noise filtering (if wanted)
49 % figure;
```

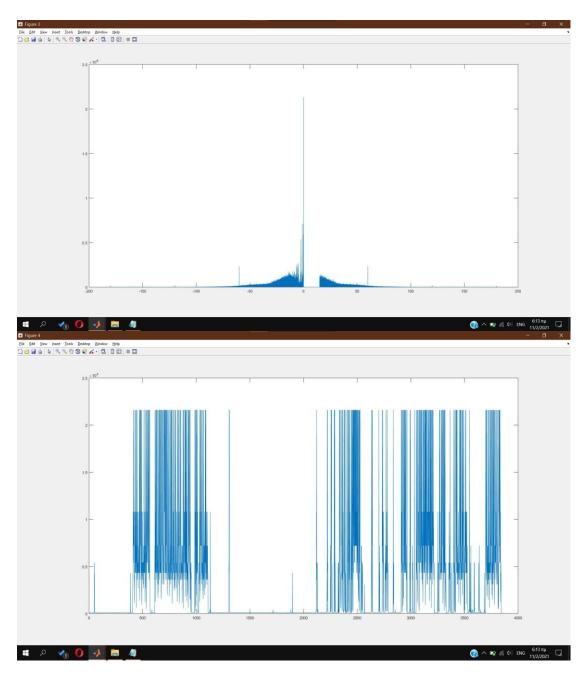
Σχήμα 7.1 Κώδικας εντοπισμού αρρυθμιών.

```
50
      % [frequency, magnitude, phase] = fftFun(x, Fs);
      % plot(frequency, magnitude);
 52
 53
     X=fft(x);
 54
 55
      %breathing noise
 56
     cutoffHz = 0.5;
      cutoffk = int16(cutoffHz*N/Fs);
 57
 58
      X(1:cutoffk)=0;
 59
      X(N-cutoffk:N)=0;
 60
 61
      %electricity noise
 62
     cutoff1Hz = 49;
 63
     cutoff1k = int16(cutoff1Hz*N/Fs);
     cutoff2Hz = 51;
 64
      cutoff2k = int16(cutoff2Hz*N/Fs);
 65
 66
     X(cutoff1k:cutoff2k)=0;
 67
      X(N-cutoff2k:N-cutoff1k)=0;
 68
 69
     %muscle noise
 70
      cutoff3Hz = 15;
 71
      cutoff3k = int16(cutoff3Hz*N/Fs);
 72
      X(1:cutoff3k)=0;
 73
      X(N-cutoff3k:N)=0;
 74
 75
      % Return in time field after process
 76
      y=ifft(X);
 77
 78
      % Spectrum visualization of the new signal
 79
      figure;
 80
      [frequency, magnitude, phase] = fftFun(y, Fs);
 81
      plot (frequency, magnitude);
 82
     83
 84
 85
      % Heart Rate
 86 distances = [];
 87
    countZeros = 0;
 88
    countPeaks = 0;
 89 Efor z=1:length(maxima)
 90 🖨
         if (\max (z) > 0)
 91
             countPeaks = countPeaks + 1;
 92
             distances (countPeaks) = countZeros;
 93
             countZeros = 0;
 94
          else
 95
             countZeros = countZeros + 1;
 96
          end
 97
     end
 98
99
    Ts = 1/Fs;
100
      times = distances * Ts;
101
      bpms = 60 * 1./times
102
103
      figure;
104
    plot(bpms(2:length(bpms)));
105
```

Σχήμα 7.2 Κώδικας εντοπισμού αρρυθμιών.



Σχήμα 8.1 Τελικά αποτελέσματα κώδικα εντοπισμού αρρυθμιών.



Σχήμα 8.2 Τελικά αποτελέσματα κώδικα εντοπισμού αρρυθμιών.

#### 3 Συμπεράσματα

Εν κατακλείδι, μπορούμε να συμπεράνουμε πως το ηλεκτροκαρδιογράφημα και η παρατήρηση του για την εύρεση καρδιακών ασθενειών παραμένει μια δύσκολη και περίπλοκη διαδικασία που συνεχώς βελτιώνεται προς όφελος του ασθενούς. Σε αυτή την εργασία παρουσιάστηκαν οι καρδιακές αρρυθμίες, οι κατηγορίες τους, το πώς ανιχνεύονται από τους ειδικούς, ποιές μεθοδολογίες χρησιμοποιούνται, καθώς και μια πρόταση υλοποίησης σε κώδικα MatLab εντοπισμού καρδιακών αρρυθμιών βάσει των χαρακτηριστικών του ECG σήματος. Με την ολοένα και μεγαλύτερη ένταξη της τεχνητής νοημοσύνης και των νευρωνικών δικτύων έχουν επιτευχθεί σημαντικές αλλαγές όπως η μείωση της χρονικής διάρκειας πολύπλοκων υπολογισμών και σπατάλης πόρων όπως η διάρκεια της μπαταρίας, καθώς και η αύξηση της απόδοσης, της ταχύτητας και της ακρίβειας των υπολογισμών. Επιπλέον, με την ενσωμάτωση, ειδικά των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, έχει η ελαχιστοποιηθεί η ανθρώπινη επίβλεψη και έχουν αυτοματοποιηθεί οι διαδικασίες, με αποτέλεσμα να επέλθει μια πιο σωστή, έγκυρη και έγκαιρη διάγνωση και κατάταξη της ασθένειας.

#### Βιβλιογραφία

- [1] "Build with AI | DeepAI." *DeepAI*, 2017, deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/neural-network.
- [2] "Classifier." *DeepAI*, 17 May 2019, deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/classifier.
- [3] "Papers with Code An Open-Source Toolbox for Analysing and Processing PhysioNet Databases in MATLAB and Octave." Www.Paperswithcode.com, www.paperswithcode.com/paper/an-open-source-toolbox-for-analysing-and. Accessed 12 Dec. 2020.
- [4] "Prediction of Cardiac Arrhythmia Using Deterministic Probabilistic Finite-State Automata." Biomedical Signal Processing and Control, vol. 63, Jan. 2021, p. 102200, doi:10.1016/j.bspc.2020.102200.
- [5] Abubakar, S. M., et al. "A Wearable Long-Term Single-Lead ECG Processor for Early Detection of Cardiac Arrhythmia." IEEE Xplore, 1 Mar. 2018, pp. 961–966, doi:10.23919/DATE.2018.8342148.
- [6] Gothwal, Himanshu, et al. "Cardiac Arrhythmias Detection in an ECG Beat Signal Using Fast Fourier Transform and Artificial Neural Network." Journal of Biomedical Science and Engineering, vol. 04, no. 04, 2011, pp. 289–96, doi:10.4236/jbise.2011.44039.
- [7] Luz, Eduardo José da S., et al. "ECG-Based Heartbeat Classification for Arrhythmia Detection: A Survey." Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 127, Apr. 2016, pp. 144–64, doi:10.1016/j.cmpb.2015.12.008.
- [8] Son, Junggab, et al. "Privacy-Preserving Electrocardiogram Monitoring for Intelligent Arrhythmia Detection." Sensors, vol. 17, no. 6, June 2017, p. 1360, doi:10.3390/s17061360.
- [9] Pławiak, Paweł, and U. Rajendra Acharya. "Novel Deep Genetic Ensemble of Classifiers for Arrhythmia Detection Using ECG Signals." Neural Computing and Applications, Jan. 2019, doi:10.1007/s00521-018-03980-2.
- [10] Mousavi, S., and F. Afghah. "Inter- and Intra- Patient ECG Heartbeat Classification for Arrhythmia Detection: A Sequence to Sequence Deep Learning

- Approach." IEEE Xplore, 1 May 2019, pp. 1308–1312, doi:10.1109/ICASSP.2019.8683140.
- [11] Corradi, F., et al. "ECG-Based Heartbeat Classification in Neuromorphic Hardware." IEEE Xplore, 1 July 2019, pp. 1–8, doi:10.1109/IJCNN.2019.8852279.
- [12] Wang, Dongqi, et al. "Automatic Detection of Arrhythmia Based on Multi-Resolution Representation of ECG Signal." Sensors, vol. 20, no. 6, Jan. 2020, p. 1579, doi:10.3390/s20061579.
- [13] Shin, D., et al. "Decision Boundary-Based Anomaly Detection Model Using Improved AnoGAN From ECG Data." IEEE Access, vol. 8, 2020, pp. 108664–108674, doi:10.1109/ACCESS.2020.3000638.