

# Ανοικτό Πανεπιστήμιο Κύπρου

Σχολή: Θετικών κι Εφαρμοσμένων Επιστημών

Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών: Εφαρμοσμένη Πληροφορική της  
Υγείας και Τηλεϊατρική

## Μεταπτυχιακή Διατριβή



Αναγνώριση καρδιοπαθειών με εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης σε καρδιακούς ήχους. Αξιολόγηση των υφισταμένων αλγορίθμων μάθησης βάσει συγκεκριμένων συντελεστών και σύγκριση με λοιπές εφαρμογές μηχανικής μάθησης στην καρδιολογία [Ερευνητική]

Βλιαγκόφτης Ι. Θωμάς

Επιβλέπων Καθηγητής:

Θεοδόσιος Γούδας

Ιανουάριος 2019



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της συγκεκριμένης διατριβής είναι η ανάλυση επιστημονικών ερευνών σχετικά με αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση καρδιοπαθειών. Η ανάλυση γίνεται βάσει συγκεκριμένων συντελεστών, με τους συντελεστές πολυπλοκότητας και αποτελεσματικότητας να είναι δύο από τους βασικότερους συντελεστές αξιολόγησης. Αρχικά, οι έρευνες που εξετάζονται είναι αυτές που αφορούν αναγνώριση καρδιοπαθειών μέσω του ήχου που λαμβάνεται από ένα ηλεκτρονικό στηθοσκόπιο. Στη συνέχεια μελετώνται έρευνες για την εφαρμογή μηχανικής μάθησης, οι οποίες αφορούν διαφορετικές διαγνωστικές μεθόδους (ηλεκτροκαρδιογράφημα, αξονική τομογραφία καρδιάς και αγγείων κλπ) για την αξιολόγηση ενός πιθανού καρδιολογικού προβλήματος.

Επιπλέον, γίνεται προσπάθεια αξιολόγησης και ταξινόμησης βάσει συντελεστών, οι οποίοι δεν απαντώνται στην υπάρχουσα βιβλιογραφία, όπως η αξιολόγηση βάσει συντελεστή χρόνου (processing time). Επιπλέον αξιολογήσεις βάσει νέων συντελεστών, μπορούν να οδηγήσουν σε σωστότερη επιλογή αλγορίθμων για μία εφαρμογή, ανάλογα με το περιβάλλον και τον χρήστη που αναμένεται να χρησιμοποιήσει την εκάστοτε εφαρμογή.

**Λέξεις κλειδιά:** Αυτόματη επισημείωση καρδιακών ήχων, αυτόματη ταξινόμηση καρδιακών ήχων, χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου, κατακερματισμός καρδιακών ήχων, μηχανική μάθηση, αξιολόγησης αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, καρδιοπάθεια.

## **SUMMARY**

The purpose of this master thesis is to analyse scientific research on machine learning algorithms, which are used to identify heart disease. The analysis is based on specific factors, with the complexity and efficiency factors being two of the most important assessment factors. Initially, the investigations under consideration are those relating to the recognition of heart disease through the sound taken from an electronic stethoscope. Further studies on machine learning implementation are then studied, involving different diagnostic methods (electrocardiogram, CT etc.) for the evaluation of a possible cardiological problems.

Additionally, an evaluation and classification based on factors, which are not found in the existing literature, such as time-based evaluation (processing time), is attempted. Additional ratings based on new factors can lead to a more accurate selection of algorithms for an application, depending on the environment and the user who is expected to use the application.

Keywords: Automatic heart sound annotation, automatic heart sound classification, low level features, heart rate segmentation, machine learning, evaluation of machine learning algorithms, heart disease.

## Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή.....	8
1.1	Σκοπός.....	8
1.2	Ακρόαση καρδιάς.....	9
1.3	Αρχή Λειτουργίας καρδιάς και Ηλεκτροκαρδιογράφημα .....	13
1.4	Ηλεκτροκαρδιογράφημα .....	14
1.5	Καρδιαγγειακές παθήσεις (CVDs).....	17
1.5.1	Ισχαιμική καρδιακή νόσος (π.χ. καρδιακή προσβολή) .....	18
1.5.2	Υπερτασική καρδιακή νόσος.....	19
1.5.3	Εγκεφαλοαγγειακές παθήσεις.....	20
1.5.4	Επιπλέον παθήσεις .....	20
2	Σχετικές έρευνες κι εφαρμογές .....	22
2.1	Σχετικές έρευνες .....	22
2.1.1	Έρευνες για την κατάτμηση καρδιακών ήχων .....	22
2.1.2	Έρευνες για μοντέλα μηχανικής μάθησης με στόχο την αυτόματη ταξινόμηση καρδιακών ήχων σε υγιείς ή παθογενείς. ....	23
2.2	Εφαρμογές μηχανικής μάθησης στην καρδιολογία .....	25
2.2.1	Ηλεκτροκαρδιογράφημα .....	25
2.2.2	Υπέρηχος καρδιάς (ηχοκαρδιογράφημα) .....	26

2.2.3	Αξονική τομογραφία καρδιάς .....	28
2.2.4	Τομογραφία SPECT και PET .....	30
2.2.5	Επιπλέον εφαρμογές σε παρεμβατικές ή μη-παρεμβατικές εξετάσεις .....	32
2.2.6	Εισαγωγές ασθενών σε νοσοκομεία και κλινικές .....	33
2.2.7	Apple Watch Series 4 .....	34
2.3	Χρησιμότητα έρευνας .....	35
3	Υλικά και Μέθοδος .....	37
3.1	Καρδιακός ήχος .....	37
3.1.1	Οπτική απεικόνιση καρδιακού ήχου .....	37
3.2	Προεπεξεργασία .....	39
3.3	Προγραμματισμός (programming) .....	40
3.3.1	MATLAB .....	40
3.3.2	Python .....	41
3.3.3	Java .....	41
3.3.4	Επιλέγοντας την καταλληλότερη γλώσσα προγραμματισμού .....	42
3.4	Μηχανική μάθηση .....	43
3.4.1	Διαδικασία μηχανικής μάθησης για των διαχωρισμό ήχων .....	44

3.4.2	Βασικοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης .....	45
4	Αξιολόγηση .....	49
4.1	Πίνακας ερευνών .....	49
4.2	Λανθασμένη θετική ή αρνητική πρόβλεψη (false positive or negative) .....	53
4.3	Σημαντικότερες έρευνες ανά τομέα .....	54
5	Συμπεράσματα.....	57
6	Βιβλιογραφία .....	59

## 1 Εισαγωγή

Παρά το γεγονός πως η καρδιακή ακρόαση αποτελεί μία από τις παλαιότερες και βασικότερες μεθόδους διάγνωσης καρδιακών παθήσεων, τις τελευταίες δεκαετίες υπάρχουν συνεχείς μελέτες πάνω στο συγκεκριμένο αντικείμενο. Η εξέλιξη της τεχνολογίας δίνει πλέον τη δυνατότητα αναγνώρισης καρδιοπαθειών με την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης στους καρδιακούς ήχους.

Αναλυτικότερα, το ηχητικό σήμα που παράγει η καρδιά υπόκειται σε δύο επιμέρους διαδικασίες, την αυτόματη κατάτμηση και εν συνεχεία την ταξινόμηση. Η συνεχής βελτίωση των μεθόδων διάγνωσης καρδιοπαθειών με την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης θα μπορούσε σύντομα να φέρει την χρήση τόσο σε κλινικά περιβάλλοντα ως δεύτερη γνώμη, αλλά και στο σπίτι ως πρόγνωση για τους ασθενείς.

Πολλές έρευνες έχουν γίνει πάνω στους συγκεκριμένους τομείς με ενθαρρυντικά αποτελέσματα, όμως χρειάζεται ακόμα βελτίωση των αλγορίθμων κατάτμησης και ταξινόμησης, ώστε να αυξηθούν τα ποσοστά επιτυχούς εκπλήρωσης των δύο επιμέρους διαδικασιών, αλλά και των χρόνων πλήρωσης της συνολικής διαδικασίας.

### 1.1 Σκοπός

Σκοπός της συγκεκριμένης διατριβής είναι η ανάλυση των υφισταμένων ερευνών αξιολόγησης αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για αναγνώριση καρδιοπαθειών βάσει συγκεκριμένων συντελεστών. Οι συντελεστές πολυπλοκότητας και αποτελεσματικότητας είναι δύο από τους βασικότερους συντελεστές αξιολόγησης.

Επιπλέον, γίνεται προσπάθεια αξιολόγησης και ταξινόμησης βάσει συντελεστών, οι οποίοι δεν απαντώνται στην υπάρχουσα βιβλιογραφία, όπως η αξιολόγηση βάσει συντελεστή χρόνου (processing time). Αξιολογήσεις βάσει νέων συντελεστών, μπορούν να

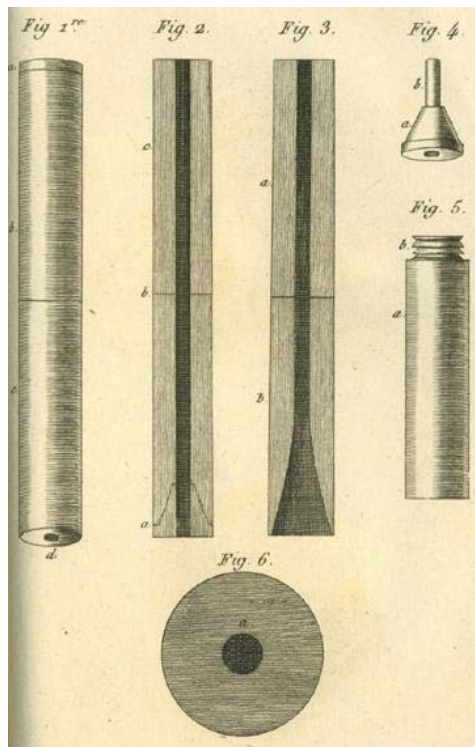


οδηγήσουν σε σωστότερη επιλογή αλγορίθμων για μία εφαρμογή, ανάλογα με το περιβάλλον και τον χρήστη που αναμένεται να χρησιμοποιήσει την εκάστοτε εφαρμογή.

## 1.2 Ακρόαση καρδιάς

Η ανατομία της καρδιάς και των αγγείων μελετάται από την αρχαιότητα, αλλά μόνο με την είσοδο της έννοιας των μετρήσεων και των επιστημονικών διαδικασιών, η καρδιολογία άρχισε να εξελίσσεται σοβαρά. Η σύνδεση του καρδιακού παλμού και ήχου χρονολογείται στις αρχές του 19<sup>ου</sup> αιώνα όταν ο René Théophile Hyacinthe Laennec εφηύρε ένα καινοτόμο ιατρικό όργανο, το στηθοσκόπιο.

Το στηθοσκόπιο αποδείχθηκε κάτι περισσότερο από ένα απλό εργαλείο για να βοηθήσει τους γιατρούς να ακούσουν τους ήχους που προέρχονται από την καρδιά και τους πνεύμονες. Σήμανε τον μετασχηματισμό της ιατρικής διάγνωσης από μια κυρίως παθητική διαδικασία, όπου ο γιατρός άκουγε έναν ασθενή να περιγράφει τα συμπτώματά του και εξέταζε το σώμα του, σε μια ενεργή διαδικασία όπου τα όργανα και ο εξοπλισμός χρησιμοποιούνται για να βοηθήσουν τις αισθήσεις του γιατρού. Το στηθοσκόπιο βοήθησε τους γιατρούς να αναζητήσουν μια διάγνωση με βάση την εσωτερική απεικόνιση των ασθενών τους. Κατά τη διάρκεια του μεσαίου τρίτου του δέκατου ένατου αιώνα, δημιουργήθηκε ένα πλήθος "πεδίων" για την ανίχνευση οργάνων και οπών, τόσο απεικονιστικά όσο και σωματικά [1].



Σχήμα 1.1: Απεικόνιση του πρώτου στηθοσκοπίου του Leannec

Το πρώτο στηθοσκόπιο του Laennec παρουσιάστηκε το 1816 ήταν πρακτικά ένας κενός σωλήνας (Σχήμα 1.1). Σταδιακά προέκυψαν πιο πολύπλοκα σχέδια όπως το σχέδιο του George P. Cammann το 1852 (Σχήμα 1.2) όπως για πρώτη φορά σχεδιάστηκε στηθοσκόπιο το οποίο χρησιμοποιεί και τα δύο αυτιά. Στις αρχές της δεκαετία του 1960 παρουσιάζεται το στηθοσκόπιο του Dr. David Littmann (Σχήμα 1.3) το οποίο πρακτικά είναι το ίδιο σχέδιο με τα στηθοσκόπια που χρησιμοποιούνται μέχρι σήμερα. Τα στηθοσκόπια αυτά είναι ικανά να ανιχνεύσουν ήχους τόσο αχνούς όσο και η καρδιά ενός εμβρύου έξι εβδομάδων, και ενώ η πλέον συνηθισμένη χρήση τους είναι η ανίχνευση του καρδιακού ήχου και της αναπνοής στους πνεύμονες, σε συνδυασμό με χρήση πιεσόμετρου αποτελούν ένα κρίσιμο εργαλείο για την ανίχνευση ανωμαλιών στο πεπτικό και φλεβικό σύστημα.



Σχήμα 1.2: Το στηθοσκόπιο του George P. Cammann

Τα σημερινά στηθοσκόπια παρόλο που έχουν διαφοροποιηθεί πολύ από τα πρώτα σχέδια, παραμένουν εξαιρετικά απλά όργανα, και αποτελούνται από τρία τμήματα:

- **Ο κώδωνα:** είναι το τμήμα που έρχεται σε επαφή με τον ασθενή και ουσιαστικά εγκλωβίζει τον ήχο. Από την μία υπάρχει ένα διάφραγμα, είναι το μεγαλύτερο τμήμα του κώδωνα και περιλαμβάνει έναν επίπεδο μεταλλικό δίσκο ο οποίος στο εσωτερικό του έχει έναν πλαστικό δίσκο. Από την άλλη μεριά είναι συχνά ανοιχτός. Με το διάφραγμα ανιχνεύονται ήχοι υψηλού τόνου όπως οι ήχοι της αναπνοής και οι χτύποι της καρδιάς ενώ με την ανοιχτή μεριά κυρίως ήχοι χαμηλού τόνου.
- **Ο αυλός:** Μια σωληνοειδής διάταξη σε σχήμα Y που συνδέει τον κώδωνα με τα ακουστικά. Τα σύγχρονα στηθοσκόπια διαθέτουν διπλό αυλό, δηλαδή υπάρχουν δύο ξεχωριστές ακουστικές διαδρομές μέσα στον εξωτερικό αυλό. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την μείωση του θορύβου. Ο αυλός διαχωρίζεται με τα μεταλλικά μέρη να είναι ανατομικά σχεδιασμένα ώστε να εφαρμόζουν καλύτερα στα αυτιά.
- **Ακουστικά:** Βρίσκονται στις άκρες των μεταλλικών τμημάτων του αυλού και είναι κατασκευασμένα από μαλακό πλαστικό, όχι μόνο για να είναι πιο άνετα αλλά και για καλύτερη εφαρμογή ώστε να απομονώνονται οι εξωτερικοί ήχοι.

Η αρχή λειτουργίας είναι παρόμοια με την λειτουργία του ανθρώπινου αυτιού. Όταν κάποιος τοποθετεί το διάφραγμα του στηθοσκοπίου στο στήθος του ασθενούς, τα ηχητικά κύματα που μετακινούνται μέσω του σώματος του ασθενούς προκαλούν τη δόνηση της επίπεδης επιφάνειας του διαφράγματος. Αυτές οι δονήσεις διοχετεύονται σε μια συγκεκριμένη κατεύθυνση.



**Σχήμα 1.3: Το στηθοσκόπιο του David Littmann**

Κάθε κύμα αναπηδά, ή αντανακλά, στα εσωτερικά τοιχώματα του ελαστικού σωλήνα, μια διαδικασία που ονομάζεται πολλαπλή ανάκλαση. Με αυτό τον τρόπο, κάθε κύμα, διαδοχικά, φτάνει στα ακουστικά, ή τα ελαστικά πέλματα στα άκρα της συσκευής, και τελικά στον ακροατή.

Τα κύματα των ήχων ψηλού τόνου, όπως η αναπνοή και η καρδιά, ταξιδεύουν σε υψηλότερες συχνότητες, πράγμα που σημαίνει ότι προκαλούν μεγαλύτερο αριθμό διακυμάνσεων πίεσης σε μια δεδομένη χρονική περίοδο. Οι ήχοι υψηλότερου τόνου προκαλούν δονήσεις απευθείας στην επιφάνεια του μεγάλου, επίπεδου δίσκου (και του πλαστικού δίσκου μέσα). Αυτό ουσιαστικά σημαίνει ότι τα ηχητικά κύματα που προκαλούνται από το άνοιγμα και το κλείσιμο μιας αρτηρίας, για παράδειγμα, είναι τα ίδια που ταξιδεύουν μέσω του σωλήνα στηθοσκόπιο στα αυτιά του ακροατή.

Η ανοιχτή πλευρά του κώδωνα λειτουργεί κάπως διαφορετικά. Αντί να ανιχνεύσει απευθείας τους κραδασμούς που προκαλούνται από την κίνηση της αρτηρίας, ανιχνεύει τις

δονήσεις στο δέρμα που προκαλούνται από αυτή την κίνηση. Η μικρότερη αυτή μεριά του κώδωνα έρχεται σε επαφή με τον ασθενή με μικρότερο εμβαδόν - μόνο το λεπτό μεταλλικό χείλος. Οι ήχοι χαμηλού τόνου, οι οποίοι μπορεί να είναι πιο δύσκολο να προκαλέσουν δονήσεις στο μεγάλο διάφραγμα, εξακολουθούν να δονούν το δέρμα καθώς κινούνται προς τα έξω. Το δέρμα στη συνέχεια δονεί τον κώδωνα. Επειδή οι δονήσεις που χτυπούν τον κώδωνα διοχετεύονται σε ένα στενό σωλήνα, αντί να τους επιτρέπεται να ταξιδεύουν προς τα έξω κατά βούληση, περισσότεροι από αυτούς φτάνουν στο τύμπανο. Με αυτόν τον τρόπο, οι ήχοι που μεταφέρουν ενισχύονται.

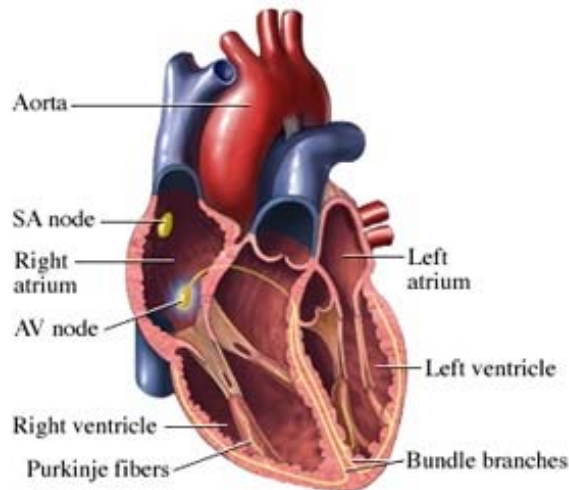
### **1.3 Αρχή Λειτουργίας καρδιάς και Ηλεκτροκαρδιογράφημα**

Η ανθρώπινη καρδιά είναι το κυριότερο όργανο του καρδιαγγειακού συστήματός. Έχει κωνικό σχήμα και περικλείεται από την σπονδυλική στήλη, τα πλευρά και το στέρνο. Οι μυϊκές ομάδες που απαντώνται στην καρδιά είναι οι παρακάτω:

- Ενδοκάρδιο
- Μυοκάρδιο
- Επικάρδιο
- Σπλαχνικό επικάρδιο
- Τοιχωματικό επικάρδιο
- Ινώδες επικάρδιο

Στο εσωτερικό της καρδιάς, σχηματίζονται δύο εκατέρωθεν ζεύγη κόλπων και κοιλιών τα οποία δεν ενώνονται, ενώ η ροή του αίματος ελέγχεται από τις βαλβίδες που βρίσκονται μέσα και γύρω από την καρδιά. Ένας πλήρης κύκλος καρδιακής δραστηριότητας ορίζεται ως καρδιακή σφίξη [2]. Κάθε καρδιακή σφίξη ξεκινάει με μια ηλεκτρική εκκένωση στον φλεβοκολπικό κόμβο (Sinoatrial node), ο οποίος εντοπίζεται στον δεξιό κόλπο της καρδιάς. Η εκκένωση αυτή εξαπλώνεται στον μυϊκό ιστό από τον οποίο περικλείεται ο κόλπος. Ακολούθως η ηλεκτρική εκκένωση μεταφέρεται στον κολποκοιλιακό κόμβο (Atrioventricular node). Κατά την μεταφορά παρατηρείται καθυστέρηση η οποία αποδίδεται στην διαφορετική αγωγιμότητα των μυϊκών ιστών. Κατόπιν το ηλεκτρικό ρεύμα μεταδίδεται

ταχύτητα, μέσω ενός ιστού που ονομάζεται δεμάτιο του His (Bundle of His) στο διάφραγμα όπου και διακλαδώνεται σε δύο σκέλη, αριστερά και δεξιά των κοιλιών (Left and Right bundle branch). Μέσο ενός ειδικά διαμορφωμένου ιστού (Purkinje Fibers) το ηλεκτρικό ρεύμα μεταφέρεται στον μυϊκό ιστό που περιβάλλει τις κοιλίες, προκαλώντας σύσπαση των κόλπων. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μετά το τέλος ενός καρδιακού κύκλου. Όλα τα παραπάνω απεικονίζονται στο σχήμα 1.4.

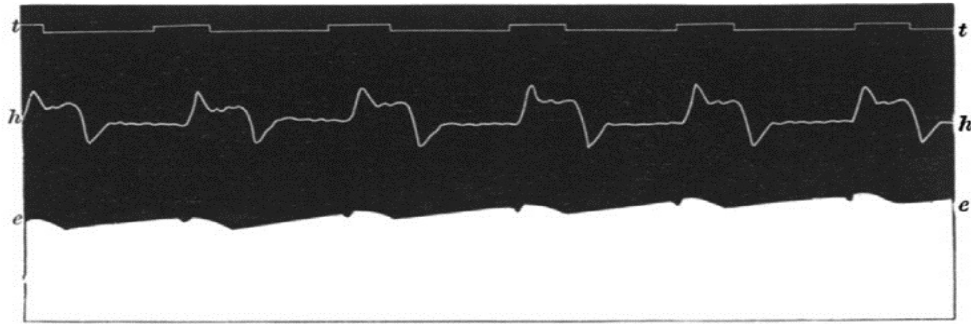


Σχήμα 1.4: Απεικόνιση ηλεκτρικού διαγράμματος της καρδιάς

Κατά την σύσπαση των καρδιακών μυών παρατηρείται αλλαγή του ηλεκτρικού δυναμικού τους, η οποία μπορεί με την χρήση κατάλληλα τοποθετημένων ηλεκτροδίων να ανιχνευτεί και να καταγραφεί [3].

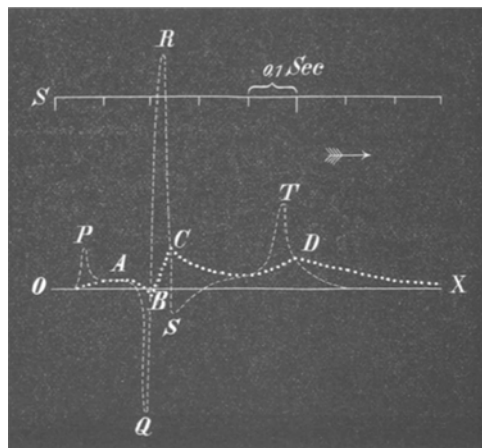
#### 1.4 Ηλεκτροκαρδιογράφημα

Η πρώτη καταγραφή ηλεκτρικού ρεύματος από ανθρώπινο μυ, χρονολογείται στο 1786 όταν ο Luigi Galvani κατέγραψε ηλεκτρική δραστηριότητα σε σκελετικούς μύες [4]. Το 1842 ο Carlo Matteucci, διαπίστωσε ότι ηλεκτρικό ρεύμα συνόδευε κάθε παλμό της καρδιάς ενός βατράχου [5] και 35 χρόνια αργότερα ο Augustus Waller δημοσίευσε το πρώτο ανθρώπινο ηλεκτροκαρδιογράφημα (Σχήμα 1.5) χρησιμοποιώντας ένα τριχοειδές ηλεκτρόμετρο Lippmann και ηλεκτρόδια τοποθετημένα στο στήθος και στην πλάτη ενός ανθρώπου. Έδειξε ότι η ηλεκτρική δραστηριότητα προηγείται της κοιλιακής συστολής [6].



Σχήμα 1.5: Το πρώτο ανθρώπινο ηλεκτροκαρδιογράφημα[6]

Ο Willem Einthoven, ένας ολλανδός φυσιολόγος εμπνευσμένος από το έργο του Waller, εξευγένισε ακόμη περισσότερο το τριχοειδές ηλεκτρόμετρο και ήταν σε θέση να αποδείξει πέντε αποκλίσεις τις οποίες ονόμασε ABCDE. Ο Einthoven ανέπτυξε έναν μαθηματικό τύπο που αντιστάθμισε την αδράνεια και την τριβή της στήλης υδραργύρου στον τριχοειδή σωλήνα του εκλεπτυσμένου ηλεκτρομέτρου Lippmann η οποία είχε ως αποτέλεσμα τις καμπύλες που βλέπουμε σήμερα και προσδιόρισε εκ νέου τις αποκλίσεις ως PQRST, ονομασία που χρησιμοποιείται μέχρι και σήμερα.



Σχήμα 1.6: Απεικόνιση αρχικής (ABCDE) και τροποποιημένης (PQRST) καμπύλης ηλεκτροκαρδιογραφήματος [5]

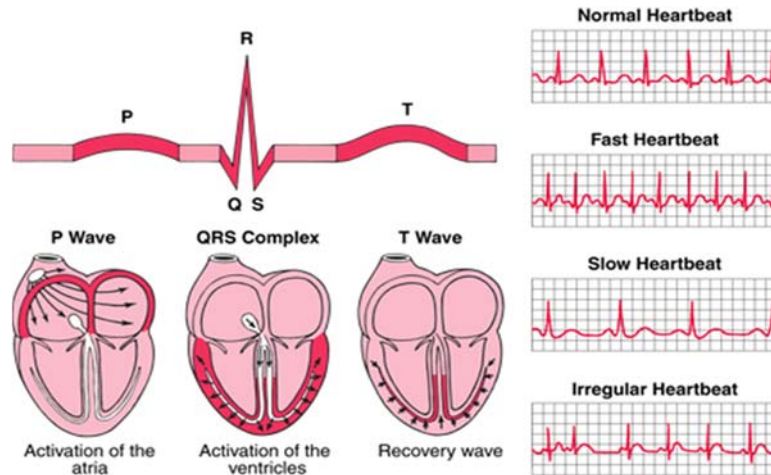
Ο όρος «ηλεκτροκαρδιογράφημα» που χρησιμοποιήθηκε για να περιγράψει αυτές τις μορφές κύματος σχεδιάστηκε για πρώτη φορά από τον Einthoven το 1893 ενώ το 1895 δημοσίευσε μια εικονογράφηση που έδειξε τη μαθηματικά διορθωμένη καμπύλη του πάνω από την μη διορθωμένη καμπύλη που έκανε το εξευγενισμένο τριχοειδές ηλεκτρόμετρο Lippmann (Σχήμα 1.6). Από το αρχικό ηλεκτροκαρδιογράφημα του Einthoven, χρειάστηκε

μισός αιώνας μέχρι να προκύψει το ηλεκτροκαρδιογράφημα 12 ηλεκτροδίων, το οποίο χρησιμοποιείται μέχρι και σήμερα.

Ένα πλήρες καρδιογράφημα αποτελείται από δώδεκα συνολικά κυματομορφές οι οποίες ονομάζονται απαγωγές. Οι αποκλίσεις πάνω σε μια κυματομορφή αποκαλούνται κύματα και είναι πολύ βασική για την διάγνωση μιας πάθησης η γνώση του πλάτους και της χρονικής διάρκειας των κυμάτων και των μεταξύ τους διαστημάτων. Τα κύματα που απαντώνται σε ένα φυσιολογικό ηλεκτροκαρδιογράφημα είναι τα εξής (σχήμα 1.7):

- **Κύμα P:** Είναι το πρώτο που εμφανίζεται στον καρδιακό κύκλο. Είναι κοίλο προς τα πάνω και απεικονίζει την αποπόλωση και σύσπαση των κόλπων. Η παρουσία του υποδεικνύει πως ο ερεθισμός εκκινεί από τον φλεβοκολπικό κόμβο. Αναστροφή ή και απουσία ακόμα του κύματος αυτού πιθανόν να υποδηλώνει δυσλειτουργία του φλεβοκολπικού κόμβου.
- **Σύμπλεγμα QRS:** Το σύμπλεγμα αυτό αποτελείται από τρία κύματα. Το κύμα Q, το οποίο ακολουθεί το κύμα P και εμφανίζεται συνήθως σαν το πρώτο αρνητικό έπαρμα. Σε ορισμένες περιπτώσεις εμφανίζεται και ως θετικό έπαρμα και τότε ονομάζεται «r» αντί για «Q». Το κύμα αυτό αντιστοιχεί στην αποπόλωση του διαφράγματος ανάμεσα στους δύο κόλπους.
- **Το κύμα R:** που ακολουθεί εκφράζεται ως μια έντονα θετική μεταβολή. Αντιστοιχεί στην πρώτη φάση αποπόλωσης των μυϊκών ιστών που βρίσκονται στις κοιλίες. Τέλος εμφανίζεται το κύμα S το οποίο εμφανίζεται ως μια θετική μεταβολή μετά το κύμα R και αντιστοιχεί στην τελική φάση αποπόλωσης του μυϊκού ιστού στις κοιλίες. Σε ορισμένες περιπτώσεις, ενδέχεται να απουσιάζει κάποιο κύμα από το σύμπλεγμα QRS, παρόλα αυτά όλα συμπλέγματα έχουν ονομασία QRS.
- **Κύμα T:** Είναι το τελευταίο κύμα ενός καρδιακού κύκλου. Αντιστοιχεί στην επαναπόλωση των κόλπων και των κοιλιών, μέχρι να επανέλθει η καρδιά σε ηλεκτρική ισορροπία και είναι κοίλο προς τα επάνω [7].



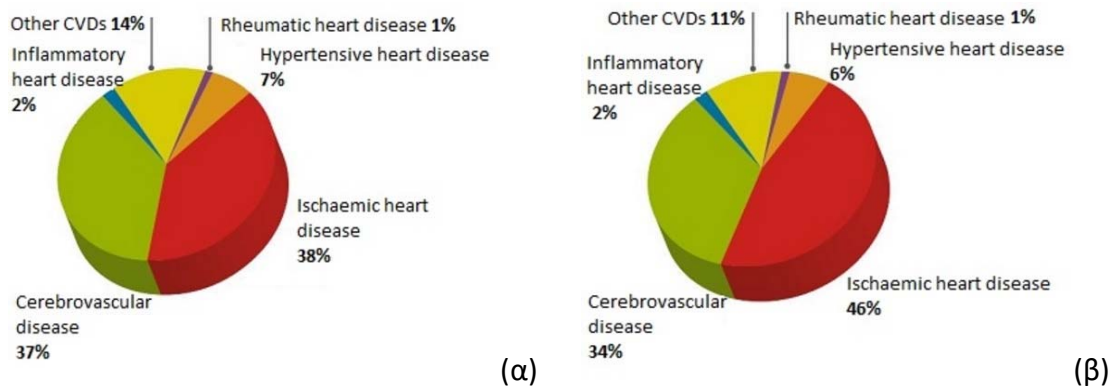


Σχήμα 1.7: Τα κύματα μιας πλήρους κυματομορφής καρδιακού κύκλου και οι αντίστοιχες καρδιακές λειτουργίες

## 1.5 Καρδιαγγειακές παθήσεις (CVDs)

Οι καρδιαγγειακές παθήσεις (CVDs) είναι διαταραχές της καρδιάς και των αιμοφόρων αγγείων. Τέσσερις από τους πέντε θανάτους από CVD οφείλονται σε καρδιακές προσβολές κι εγκεφαλικά επεισόδια. Ο πληθυσμός που κινδυνεύει από CVDs συχνά παρουσιάζει αυξημένη αρτηριακή πίεση, αυξημένα επίπεδα γλυκόζης και λιπιδίων καθώς και υπέρβαρα και παχύσαρκα άτομα αποτελούν ομάδες υψηλού κινδύνου. Υπολογίζεται ότι περίπου 18 εκατομμύρια άνθρωποι ετησίως χάνουν την ζωής τους εξαιτίας καρδιαγγειακών παθήσεων, ενώ το 75% των θανάτων απαντάται σε χώρες χαμηλού και μεσαίου εισοδήματος ([WHO](#)), κάτι που καταδεικνύει ότι η πρόληψη και η πρόσβαση σε φάρμακα και τεχνολογίες υγείας αποτελεί το βασικό μέσο καταπολέμησης των παθήσεων αυτών.

Όπως φαίνεται και στα σχήματα 1.8α και 1.8β, οι θάνατοι από καρδιαγγειακές παθήσεις εμφανίζονται με την ίδια αναλογία τόσο τους άνδρες όσο και τις γυναίκες.



**Σχήμα 1.8: κατανομή θανάτων από καρδιαγγειακές παθήσεις (α) στις γυναίκες και (β) στους άνδρες (World Heart Federation)**

Το μεγαλύτερο ποσοστό των καρδιαγγειακών παθήσεων οφείλεται στην αθηροσκλήρωση. Ως αθηροσκλήρωση ορίζεται η εμφάνιση στο τοίχωμα των αρτηριών αθηρωματικών πλακών που ο πυρήνας τους αποτελείται κυρίως από οξειδωμένη LDL χοληστερίνη με εναπόθεση ασβεστίου. Οι πλάκες αυτές, οι οποίες περιβάλλονται από κάψα ινώδους ιστού, προοδευτικά μεγαλώνουν και στενεύουν σιγά-σιγά τις αρτηρίες ή αδυνατίζουν το τοίχωμά τους με αποτέλεσμα οι αρτηρίες να διατείνονται και να δημιουργούν ανευρύσματα. Η αθηροσκλήρωση μπορεί να εμφανιστεί σε οποιοδήποτε σημείο του σώματος. Στις αρτηρίες της καρδιάς είναι γνωστή ως στεφανιαία νόσος. Στα πόδια ως περιφερική αρτηριακή νόσος. Τα συμπτώματα της αθηροσκλήρωσης εμφανίζονται σταδιακά σε μια χρονική περίοδο και οι συνέπειές της μπορεί να είναι πολύ σοβαρές, όπως η καρδιακή προσβολή και το εγκεφαλικό επεισόδιο. Οι καρδιαγγειακές παθήσεις που οφείλονται στην αθηροσκλήρωση παρουσιάζονται παρακάτω.

### 1.5.1 Ισχαιμική καρδιακή νόσος (π.χ. καρδιακή προσβολή)

Καρδιακές παθήσεις που προκαλούνται από στένωση των στεφανιαίων αρτηριών και συνεπώς μειωμένη παροχή αίματος στην καρδιά. Ως ισχαιμικές καρδιοπάθειες ορίζονται:

- **Στηθάγχη.** Εμφανίζεται ως πόνος στο στήθος που προκύπτει από τη μειωμένη παροχή αίματος στην καρδιά (ισχαιμία). Ο τυπικός πόνος της στηθάγχης είναι στο στήθος, αλλά μπορεί συχνά να παρατηρηθεί και στον αριστερό βραχίονα, τον ώμο ή

τη γνάθο. Συχνά συμπτώματα στηθάγχης είναι επίσης η δύσπνοια και η εφίδρωση. Η ταχεία επιδείνωση των συμπτωμάτων της στηθάγχης μπορεί να προκαλέσει μια επικείμενη καρδιακή προσβολή (έμφραγμα του μυοκαρδίου).

- **Στεφανιαία νόσος.** Είναι μια από τις πιο κοινές μορφές καρδιακής νόσου και αυτή με την μεγαλύτερη θνησιμότητα. Είναι η κύρια αιτία εμφράγματος του μυοκαρδίου και προκαλείται όταν εξαιτίας της αθηροσκλήρωσης, οι στεφανιαίες αρτηρίες έχουν φραγεί πλήρως, στερώντας έτσι την παροχή οξυγόνου από τους ιστούς της καρδιάς.
- **Καρδιακή προσβολή (έμφραγμα του μυοκαρδίου).** Συμβαίνει όταν σταματήσει η παροχή αίματος από την καρδιά. Μια καρδιακή προσβολή δεν είναι πάντα θανατηφόρα (παροχή άμεσης ιατρικής φροντίδας) ωστόσο υπάρχει ο κίνδυνος μόνιμης καρδιακής βλάβης. Μια καρδιακή προσβολή εμφανίζεται ως σοβαρός κεντρικός θωρακικός πόνος, ο οποίος μπορεί επίσης να αντανακλά στον αριστερό βραχίονα, τον ώμο ή τη γνάθο. Η σοβαρή δυσκολία στην αναπνοή και η εφίδρωση είναι κοινά πρόσθετα συμπτώματα.
- **Αιφνίδιος θάνατος.** Συμβαίνει όταν υπάρχει απότομη απώλεια της ικανότητας της καρδιάς να αντλεί αίμα. Αυτό μπορεί να οφείλεται σε καρδιακή προσβολή ή σοβαρή ανωμαλία του ρυθμού της καρδιάς.

### 1.5.2 Υπερτασική καρδιακή νόσος

Η υψηλή αρτηριακή πίεση μπορεί να επιβαρύνει υπερβολικά την καρδιά και τα αιμοφόρα αγγεία και να προκαλέσει ασθένειες. Ως υπερτασικές καρδιακές παθήσεις ορίζονται:

- **Ανεύρυσμα.** Είναι μια διόγκωση ή αδυναμία στον τοίχο ενός αιμοφόρου αγγείου. Τα ανευρύσματα μπορούν να μεγεθυνθούν με την πάροδο του χρόνου και μπορεί να είναι απειλητικά για τη ζωή εάν διαρραγούν. Εμφανίζονται λόγω της υψηλής αρτηριακής πίεσης ή ενός αδύναμου σημείου στο τοίχωμα του αιμοφόρου αγγείου.
- **Υψηλή αρτηριακή πίεση (υπέρταση).** Είναι η υπερβολική πίεση του αίματος που αντλείται από τα αιμοφόρα αγγεία σας. Η υψηλή αρτηριακή πίεση προκαλεί πολλούς

τύπους καρδιαγγειακών παθήσεων, όπως εγκεφαλικό επεισόδιο και καρδιακή ανεπάρκεια και νεφρική νόσο.

- **Περιφερική αρτηριακή νόσος (PAD).** Προκαλείται από αθηροσκλήρωση και εμφανίζεται ως πόνος στα πόδια κατά το περπάτημα. Συχνό αποτέλεσμα της PAD είναι η εμφάνιση γάγγραινας στα πόδια.

### 1.5.3 Εγκεφαλοαγγειακές παθήσεις.

Είναι ασθένειες που σχετίζονται με τα αιμοφόρα αγγεία στον εγκέφαλο. Ένα εγκεφαλικό επεισόδιο είναι το αποτέλεσμα μιας παρεμποδιζόμενης παροχής αίματος σε κάποιο μέρος του εγκεφάλου. Στις εγκεφαλοαγγειακές παθήσεις περιλαμβάνονται η εγκεφαλική αγγειακή νόσος, το εγκεφαλικό επεισόδιο και οι παροδικές ισχαιμικές επιθέσεις. Πέρα από την αθηροσκλήρωση, καρδιαγγειακές παθήσεις μπορούν να προκληθούν από ποικίλες άλλες αιτίες, οι κυριότερες από τις οποίες παρουσιάζονται παρακάτω.

### 1.5.4 Επιπλέον παθήσεις

- **Ρευματική καρδιακή νόσος.** Η ρευματική καρδιακή νόσος είναι η βλάβη που προκαλείται στις βαλβίδες της καρδιάς από ρευματικό πυρετό, που προκαλείται από στρεπτοκοκκικά βακτηρίδια.
- **Κοιλιακή καρδιακή νόσος.** Οι βαλβίδες της καρδιάς είναι υπεύθυνες για την ροή του αίματος μέσα από την καρδιά προς τη σωστή κατεύθυνση. Ωστόσο οι βαλβίδες μπορεί να υποστούν βλάβη από συνθήκες όπως ο ρευματικός πυρετός, οι μολύνσεις των διαταραχών του συνδετικού ιστού και ορισμένα φάρμακα ή θεραπείες ακτινοβολίας για καρκίνο. Οι βαλβίδες μπορεί να εμφανίσουν στένωση, διαρροή (αναρρόφηση ή ανεπάρκεια) ή να μην κλείσουν σωστά (πρόπτωση).
- **Καρδιομυοπάθεια.** Ως καρδιομυοπάθειες ορίζονται οι ασθένειες του καρδιακού μυός. Ορισμένοι τύποι καρδιομυοπάθειας είναι γενετικοί, ενώ άλλοι εμφανίζονται λόγω λοίμωξης ή άλλων λόγων που είναι λιγότερο κατανοητοί. Ένας από τους πιο συνηθισμένους τύπους καρδιομυοπάθειας είναι η ιδιοπαθής διεσταλμένη καρδιομυοπάθεια, όπου η καρδιά διευρύνεται. Άλλοι τύποι περιλαμβάνουν την

ισχαιμική καρδιομυοπάθεια, με απώλεια καρδιακού μυός, τη διασταλμένη, όπου υπάρχει διεύρυνση της καρδιάς και η υπερτροφική, όπου παρατηρείται πάχυνση τους καρδιακού μυ.

- **Περικαρδιακή νόσος.** Ο σάκος που περικλείει την καρδιά ονομάζεται περικάρδιο και μπορεί να επηρεαστεί από ποικίλες καταστάσεις όπως φλεγμονή (περικαρδίτιδα), συσσώρευση υγρών (περικαρδιακή έκχυση) και δυσκαμψία (στεφανιαία περικαρδίτιδα). Η αιτιολογία αυτών των συνθηκών ποικίλλει.
- **Συγγενής καρδιοπάθεια.** Συγγενείς καρδιακές παθήσεις είναι οι εκ γενετής δυσμορφίες των δομών της καρδιάς. Αυτό μπορεί να είναι το αποτέλεσμα γονιδίων ή της δυσμενούς έκθεσης του εμβρύου ενώ βρίσκεται ακόμη στη μήτρα, όπως φάρμακα, αλκοόλ κλπ. Η συγγενής καρδιακή νόσος είναι ένας ευρύς όρος και παραδείγματα είναι τρύπες στην καρδιά, ανώμαλες βαλβίδες και ανωμαλίες στους θαλάμους της καρδιάς.
- **Η καρδιακή ανεπάρκεια.** Η καρδιακή ανεπάρκεια είναι μια χρόνια πάθηση που συμβαίνει όταν ο μυς της καρδιάς έχει υποστεί μεγάλης έκτασης βλάβη για να μπορεί να αντλήσει επαρκώς το αίμα. Κατά την καρδιακή ανεπάρκεια, η καρδιά εξακολουθεί να λειτουργεί, ωστόσο επειδή υπολειτουργεί, τα όργανα δεν λαμβάνουν αρκετό αίμα και οξυγόνο. Η καρδιακή ανεπάρκεια τείνει να επηρεάζει πιο συχνά τους ηλικιωμένους και εκδηλώνεται ως δύσπνοια, μειωμένη ανοχή στην άσκηση και οίδημα των αστραγάλων. Αυτό προκύπτει εάν η καρδιά υποστεί βλάβη και αποδυναμωθεί.
- **Καρδιακές αρρυθμίες.** Μια αρρυθμία είναι ένα πρόβλημα με το ρυθμό του καρδιακού παλμού, όπου η καρδιά χτυπά ακανόνιστα, πολύ γρήγορα ή πολύ αργά. Οι περισσότερες αρρυθμίες δεν είναι επικίνδυνες, αλλά μερικές μπορεί να είναι σοβαρές ή απειλητικές για τη ζωή. Οι συνήθεις τύποι αρρυθμιών περιλαμβάνουν την κολπική μαρμαρυγή (η καρδιά συστέλλεται ακανόνιστα με υψηλό ρυθμό), η βραδυκαρδία (όταν η καρδιά χτυπά ακανόνιστα ή πολύ αργά) και η υπερκοιλιακή ταχυκαρδία (όταν η καρδιά χτυπά ακανόνιστα ή πολύ γρήγορα).

## 2 Σχετικές έρευνες κι εφαρμογές

### 2.1 Σχετικές έρευνες

Έρευνες πάνω στις δύο βασικές διαδικασίες που απαιτούνται για την αυτόματη διάγνωση καρδιακών ήχων (κατάτμηση/εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου και αυτόματη ταξινόμηση) έχουν γίνει από πληθώρα επιστημόνων τα τελευταία είκοσι χρόνια. Μερικές από τις βασικότερες συνοψίζονται παρακάτω.

#### 2.1.1 Έρευνες για την κατάτμηση καρδιακών ήχων

Σε όλες τις έρευνες που έχουν διενεργηθεί σχετικά με την κατάτμηση καρδιακών ήχων, επισημαίνεται η σημασία της διαδικασίας ως πρώτο βήμα για την επιτυχή αυτόματη ταξινόμηση των τελευταίων. Από τα μέσα της δεκαετίας του '90 έως και σήμερα γίνονται προσπάθειες για την βελτιστοποίηση της κατάτμησης των καρδιακών ήχων, η οποία έχει ως αποτέλεσμα την εξαγωγή καταλληλότερων χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου και την αποτελεσματικότερη εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης για αυτόματη ταξινόμηση.

Σε έρευνα των David B. Springer et. al [8] επισημαίνεται η δυνατότητα χρήσης Μοντέλων Markov για την κατάτμηση καρδιακών ήχων με αποτελέσματα καλύτερα από αυτά τα οποία απέφεραν προηγούμενες μέθοδοι βασισμένες σε κατωφλίωση (threshold-based). Πιο συγκεκριμένα ο Springer δίνει λύση στο πρόβλημα της κατάτμησης των καρδιακών τόνων S1 κι S2 με τη χρήση ενός Hidden Semi-Markov Model (HSMM) και κατόπιν με την εφαρμογή λογιστικής παλινδρόμησης (Logistic regression). Η έρευνα διενεργήθηκε σε data set ήχων που περιείχαν θόρυβο, το οποίο λήφθηκε από 112 ασθενείς. Η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε ακρίβεια της τάξεως του  $95,63 \pm 0.85\%$ , ενώ η τελευταία state of the art έρευνα είχε ποσοστό ακρίβειας  $86,28 \pm 1.55\%$ . Ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε από τον Springer βρίσκεται διαθέσιμος στο [GitHub](#).

Σε έρευνα της Χρύσας Δ. Παπαδανιήλ και του Λεόντιου Ι. Χατζηλεοντιάδη [9] γίνεται κατάτμηση καρδιακών ήχων κι εντοπισμός των τόνων S1 κι S2 με τη χρήση της μεθόδου ensemble empirical mode decomposition (EEMD) σε συνδυασμό χαρακτηριστικά κύρτωσης (kurtosis features). Η έρευνα εκπονήθηκε σε 43 ηχογραφήσεις από καρδιακούς ήχους οι οποίοι λήφθηκαν σε κλινικό περιβάλλον. Το δείγμα των ασθενών αποτελούνταν από 11 υγιείς ασθενείς, 16 με στένωση αορτής και 16 με ανεπάρκεια μιτροειδούς, διαφορετικής βαρύτητας. Από το δείγμα εξάχθηκαν 2608 ακολουθίες S1 κι S2 τόνων. Το προτεινόμενο μοντέλο (HSS-EEMD/K) είχε ποσοστό επιτυχίας 94,56% στον εντοπισμό των καρδιακών τόνων και 83,05% στην κατάτμηση των καρδιακών κύκλων.

Το 2017 έρευνα των K. Ajay Babu et. al [10] επιτυγχάνει σωστή κατάτμηση καρδιακών ήχων σε ποσοστό άνω του 95% και ποσοστό ανίχνευσης σφάλματος μικρότερο του 6%. Στη συγκεκριμένη έρευνα η προτεινόμενη μέθοδος κατάτμησης βασίζεται σε αλγόριθμο μεταβλητής αποσύνθεσης (variational mode decomposition VMD). Τα data sets πάνω στα οποία διενεργήθηκαν τα πειράματα λήφθηκαν από συγκεκριμένες βάσεις δεδομένων όπως Physionet, Pascal, Michigan και eGeneralMedical καθώς και σε καρδιακούς ήχους που λήφθηκαν σε πραγματικό χρόνο.

### **2.1.2 Έρευνες για μοντέλα μηχανικής μάθησης με στόχο την αυτόματη ταξινόμηση καρδιακών ήχων σε υγιείς ή παθολογικές.**

Η έρευνα των Ηλία Μαγκλογιάννη, Αντονίου Στασή et. al [11] αποτελεί μία από τις σημαντικότερες στο συγκεκριμένο τομέα. Για την αυτόματη ταξινόμηση των καρδιακών ήχων χρησιμοποιείται αλγόριθμος βασισμένος σε Support Vector Machines (SVM). Στόχος είναι όχι μόνο ο διαχωρισμός των υγιών ήχων από αυτούς που παρουσιάζουν παθολογία, αλλά και η αναγνώριση της καρδιακής πάθησης· διαδικασία που παρουσιάζει υψηλό βαθμό δυσκολίας ακόμα και για έμπειρους ιατρούς. Το data set το οποίο χρησιμοποιήθηκε για τη συγκεκριμένη έρευνα περιείχε 198 καρδιακούς ήχους τόσο από υγιείς ασθενείς όσο και από ασθενείς που παρουσίαζαν τις παθήσεις στένωση μιτροειδούς, ανεπάρκεια μιτροειδούς, αορτική στένωση και αορτική ανεπάρκεια.

Η διαδικασία της ταξινόμησης έγινε σε δύο βήματα με τη χρήση ταξινομητών SVM. Αρχικά έγινε ταξινόμηση των καρδιακών ήχων σε υγιείς και με παθολογία. Στους τελευταίους επισημάνθηκε αν υπήρχε μαρμαρυγή κατά τη διάρκεια της συστολής ή της διαστολής. Ανάλογα με το σημείο του ήχου στο οποίο παρατηρήθηκαν μαρμαρυγές, έγινε ταξινόμηση σε αορτική στένωση ή ανεπάρκεια μιτροειδούς (συστολική μαρμαρυγή) και στένωση μιτροειδούς ή αορτική ανεπάρκεια (διαστολική μαρμαρυγή). Για την επιτυχή αυτόματη ταξινόμηση δοκιμάστηκαν κι εναλλακτικοί αλγόριθμοι (back-propagation neural networks, k-nearest neighbour, naïve Bayes classifiers), αλλά με μικρότερη αποτελεσματικότητα από τους SVM. Τα ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης για τη συγκεκριμένη μέθοδο ήταν 91% για τον πρώτο διαχωρισμό (υγιής καρδιακός ήχος ή με παθολογία) και 91,25% για το δεύτερο σκέλος της ταξινόμησης.

Άξια αναφοράς είναι προηγούμενη έρευνα των Αντωνίου Στασή et. al [12], όπου γίνεται ταξινόμηση των καρδιακών ήχων στους οποίους παρουσιάζεται ανεπάρκεια μιτροειδούς ή αορτική στένωση. Το δεύτερο υπο-πρόβλημα το οποίο μελετάται στη συγκεκριμένη έρευνα είναι ο διαχωρισμός των καρδιακών ήχων που παρουσιάζουν διχασμό δεύτερου τόνου, κλαγγή διανοίξεως ή τρίτο τόνο. Η ταξινόμηση έγινε με τη χρήση αλγορίθμων βασισμένων σε δένδρα αποφάσεων (Decision Trees - DT). Για τη συγκεκριμένη έρευνα συλλέχτηκαν καρδιακοί ήχοι από διαφορετικές πηγές με το στόχο τη δημιουργία μίας γενικής βάσης δεδομένων. Τα ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης για το πρώτο υπο-πρόβλημα ήταν 88%, ενώ για το δεύτερο 68,5%.

Επιπροσθέτως, έχουν εκπονηθεί έρευνες [13], [14] στις οποίες ακολουθήθηκε διαφορετική προσέγγιση για την κατάτμηση κι αυτόματη ταξινόμηση των καρδιακών ήχων σε διαφορετικές κατηγορίες. Στις παραπάνω περιπτώσεις έγινε χρήση Discrete Wavelet Transform και Wavelet Decomposition καθώς και φασματογραφήματος (Spectrogram). Τα ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης για την πρώτη έρευνα ήταν 82%. Όπως η έρευνα των Deng και Bentley [14] ή οποία διενεργήθηκε στα πλαίσια διαγωνισμού αυτόματης ταξινόμησης καρδιακών ήχων, έχουν γίνει επιπλέον έρευνες για το ίδιο [15] ή παρόμοιους διαγωνισμούς. Ο πιο γνωστός από αυτούς ήταν ο διαγωνισμός της PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2016 [16]. Ο τελευταίος χωριζόταν σε δύο μέρη· πρώτον της κατάτμησης και εν



συνεχεία της αυτόματης ταξινόμησης. Μερικές από τις πιο αξιόλογες συμμετοχές ήταν αυτές των Lina Li et. al. [17] και των Xinpei Wang, Yuanyang Li [18] με την πρώτη εξ' αυτών να επιτυγχάνει ποσοστό σωστής ταξινόμησης 88,56%.

## 2.2 Εφαρμογές μηχανικής μάθησης στην καρδιολογία

Παρά το γεγονός πως η μηχανική μάθηση αποτελεί κινητήρια δύναμη στην ανάπτυξη καινοτόμων τεχνολογιών, όπως της αναγνώριση ομιλίας (speech recognition), της αναγνώριση συναισθήματος (sentiment analysis), της αυτόνομη οδήγηση (autonomous driving) και πολλών άλλων, η ενσωμάτωσή της στον χώρο της υγείας υπήρξε πιο περιορισμένη. Όμως η ανάπτυξη καινοτόμων frameworks μηχανικής μάθησης, η δυνατότητα πρόσβασης σε μεγάλο όγκο δεδομένων υγείας ψηφιακής μορφής, αλλά και η αύξηση της υπολογιστικής δύναμης έχουν συνδράμει στη δυναμική είσοδο της τεχνητής νοημοσύνης / μηχανικής μάθησης στο χώρο της υγείας. Οι κλάδοι της ιατρικής όπου η μηχανική μάθηση είναι πιο διαδεδομένη είναι η ραδιολογία, όπου χρησιμοποιείται για την ταχύτερη και ασφαλέστερη διάγνωση καρκινικών ιστών και η παθολογία, όπου έχει συνεισφέρει σημαντικά στο κομμάτι πρόγνωσης του καρκίνου του μαστού. Όσον αφορά την καρδιολογία, έχουν γίνει πολλές έρευνες σχετικά με τους τομείς όπου η μηχανική θα μπορούσε να βρει εφαρμογή, χωρίς όμως να έχουν υπάρξει ουσιαστικές υλοποιήσεις.

### 2.2.1 Ηλεκτροκαρδιογράφημα

Η αυτοματοποιημένη ανάλυση του ηλεκτροκαρδιογραφήματος (ECG), επιχειρήθηκε για πρώτη φορά στη δεκαετία του 1960 με την εμφάνιση των ψηφιακών μηχανημάτων ECG [19]. Αυτή ήταν και η πρώτη ιστορική καταγραφή στην οποία η Τεχνητή Νοημοσύνη (σε πρώιμα στάδια) χρησιμοποιήθηκε εκτενώς σε νοσοκομεία για τη μείωση κόστους [20]. Τα σύγχρονα μοντέλα μηχανικής μάθησης είναι πλέον σε θέση να αναγνωρίσουν με μεγάλη ακρίβεια διαφορετικές μορφολογίες σε κυματομορφές. Χρησιμοποιώντας αυτές τις πληροφορίες, μπορούν να υπολογιστούν κλινικά σημαντικές παράμετροι όπως ο καρδιακός ρυθμός, η αξονική απόκλιση (axis deviation) και το μήκος διαστήματος.

Έχουν προταθεί μοντέλα για την υψηλή ανίχνευση των μεταβολών ST καθώς επίσης και των συνήθων διαταραχών του ρυθμού, όπως η κολπική μαρμαρυγή. Πιο περίπλοκες αρρυθμίες, ωστόσο, απαιτούν συχνά την ανθρώπινη επικύρωση. Προκειμένου να αυτοματοποιηθούν αυτές οι διαδικασίες γίνεται χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με κυριότερους τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN), τα support vector machines (SVM) και τα μοντέλα Markov [21].

Όσον αφορά τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα προκύπτουν συνεχώς καινούριες έρευνες με χρήση μηχανικής μάθησης, οι οποίες φέρουν υψηλά ποσοστά επιτυχίας. Άξια αναφοράς είναι η έρευνα των Zhao et. Al [22], όπου επιτυγχάνεται αναγνώριση των πέντε βασικότερων ειδών αρρυθμίας (φλεβοκομβικός ρυθμός, αποκλεισμός αριστερού σκέλους, αποκλεισμός δεξιού σκέλους, έκτακτη κοιλιακή συστολή και έκτακτη κολπική συστολή) με ποσοστά 100%, 98,66%, 100%, 99,66% και 100% για κάθε μία από αυτές αντίστοιχα. Επιπλέον, έχουν προταθεί αλγόριθμοι για την αναγνώριση ισχαιμικών αλλαγών με ποσοστά επιτυχίας 89,2% (Afsar et. al.[23]). Η αξιολόγηση των παραπάνω μοντέλων γίνεται με με την χρήση συγκεκριμένων datasets από το Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Μασαχουσέτης (Massachusetts Institute of Technology – Beth Israel Hospital | MIT-BIH) καθώς και από Ευρωπαϊκές ST-T βάσει δεδομένων (οι ST-T databases αποτελούν το standard για την αξιολόγηση αλγορίθμων για αλλαγές σε ST και T κυματομορφές) [24], [25].

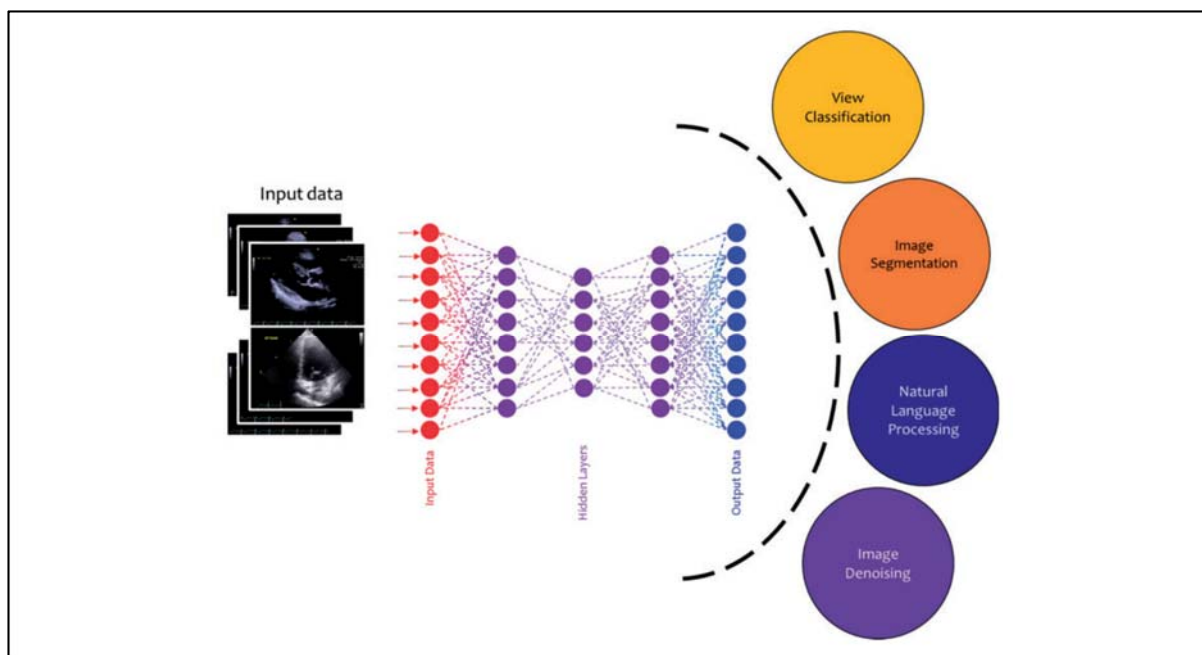
### **2.2.2 Υπέρηχος καρδιάς (ηχοκαρδιογράφημα)**

Ο υπέρηχος καρδιάς είναι μία εξέταση μέσω της οποίας μπορούν να διαγνωστούν πολλές καρδιολογικές παθήσεις. Η συγκεκριμένη εξέταση όμως απαιτεί πολλή πληροφορία και τα αποτελέσματα τα οποία εξάγει ένας ιατρός συνήθως βασίζονται σε οπτική εκτίμηση, παρά σε ακριβή υπολογισμό [26]. Έρευνες πάνω στη μηχανική μάθηση προτείνουν αυτοματοποίηση πολλών από τις διαδικασίες που διενεργούνται κατά τη διάρκεια ενός υπερήχου καρδιάς.

Στο εμπόριο υπάρχουν ήδη αρκετά ευρέως χρησιμοποιούμενα λογισμικά που αναπτύχθηκαν για τη λειτουργική ανάλυση των δεδομένων υπερήχου καρδιάς (π.χ. EchoPAC

από τη GE healthcare, QLAB από τη Philips κλπ.). Τα λογισμικά αυτά μπορούν να εκτελέσουν μια σειρά καθηκόντων που κυμαίνονται από την τμηματοποίηση και την ανίχνευση ανατομικών ορόσημων μέχρι την παρακολούθηση ροών του αίματος (blood tracking). Η δυσκολία σε αυτές τις αναλύσεις έγκειται στο γεγονός πως τα αποτελέσματα εξαρτώνται εξ ολοκλήρου από την σχολαστική επισημείωση των δεδομένων εισόδου, η οποία ανατίθεται στον κλινικό ιατρό. Δηλαδή, προκειμένου να χρησιμοποιήσει αυτά τα εργαλεία ο ιατρός, θα πρέπει αρχικά να έχει επιλέξει ο ίδιος τη σωστή μελέτη, ένα κατάλληλο παράθυρο και να καθορίσει επακριβώς ποιες παράμετροι θα υπολογίσουν. Σε μεμονωμένα περιστατικά το να ακολουθηθούν τα συγκεκριμένα βήματα δεν αποτελεί εμπόδιο, στην περίπτωση όμως μεγάλων datasets αποτελούν σημαντικό ανασταλτικό παράγοντα.

Σε έρευνα των Khamis et al. [27] αποδείχθηκε πως εικόνες τύπου A2C, A4C και ALX μπορούν να ταξινομηθούν σωστά με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Τα ποσοστά ακρίβειας ήταν 97%, 91% και 97% για τους παραπάνω διαφορετικούς τύπους εικόνας αντίστοιχα. Το 2015, οι Knackstedt et al. [28] χρησιμοποίησαν εμπορικά διαθέσιμο ιδιόκτητο λογισμικό μηχανικής μάθησης κι απέδειξαν ότι το κλάσμα εξώθησης του αίματος της καρδιάς και η παράμετρος «Longitudinal Strain» (η καλύτερη παράμετρος για την πρώιμη ανίχνευση συστολικής δυσλειτουργίας) μπορούν να υπολογιστούν αξιόπιστα και με συνέπεια από δεδομένα υπερήχου καρδιάς. Τα αυτοματοποιημένα αποτελέσματα που προέκυψαν συγκρίθηκαν με αποτελέσματα που προέκυψαν μέσω οπτικής εκτίμησης και χειροκίνητης ανίχνευσης, επιδεικνύοντας σημαντικά βελτιωμένη ταχύτητα (η αυτοματοποιημένη ανάλυση ολοκληρώθηκε μέσα σε 8 δευτερόλεπτα) χωρίς απώλεια ακρίβειας. Η συγκεκριμένη έρευνα είναι μία από τις λίγες στις οποίες αναφέρεται ο χρόνος πλήρωσης της αυτοματοποιημένης διαδικασίας και προϋδεάζει σχετικά με το κέρδος σε επίπεδο χρόνου, που μπορεί να φέρει η χρήση της μηχανικής μάθησης στον χώρο της υγείας. Τέλος, αξίζει να αναφερθούν έρευνες για την εκτίμηση όγκου και τον κατακερματισμό της αριστερής κοιλίας με τη χρήση αρχιτεκτονικών βαθιάς μάθησης (deep learning), καθώς και η χρήση της μηχανικής μάθησης για την βελτίωση της ποιότητας των υπαρχόντων ηχοκαρδιογραφημάτων καρδιάς [29], [30], [31].



Εικόνα 2.1: Φάσμα χρήσης της μηχανικής μάθησης σε υπερήχους καρδιάς

### 2.2.3 Αξονική τομογραφία καρδιάς

Η δυνατότητα απεικόνισης της καρδιάς και των αγγείων με μη επεμβατικό τρόπο έχει συμβάλει στην έγκυρη διάγνωση και πρόληψη της στεφανιαίας νόσου. Στο παρελθόν για την απεικόνιση του εσωτερικού της καρδιάς και των αγγείων απαιτούνταν ο ασθενής να υποβληθεί σε καθετηριασμό, μία διαδικασία με χαμηλό ποσοστό ρίσκου, ή οποία όμως ήταν επίπονη και απαιτούσε περαιτέρω νοσηλεία τους ασθενούς. Η στεφανιαία νόσος μπορεί πλέον να διαγνωστεί με ικανοποιητικά ποσοστά επιτυχίας είτε με αξονική τομογραφία καρδιάς, είτε με μαγνητική τομογραφία καρδιάς. Η τελευταία μέθοδος προτιμάται λόγω της καλύτερης απεικόνισης που μπορεί να προσφέρει, αλλά και λόγω του ότι ο ασθενής δεν εκτίθεται σε ακτινοβολία. Η ανίχνευση ασβεστίου στεφανιαίας αρτηρίας (Coronary artery calcium, CAC) και η αγγειογραφία στεφανιαίας υπολογιστικής τομογραφίας (CCTA) παρέχουν την ικανότητα αξιολόγησης της αθηροσκλήρωσης τόσο ποιοτικά όσο και ποσοτικά, ενώ η CCTA μπορεί περαιτέρω να παρέχει πληροφορίες σχετικά με τη σοβαρότητα της στένωσης μιας συγκεκριμένης αθηροσκληρωτικής αλλοίωσης.

Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για τη βελτιστοποίηση της εξαγωγής πληροφοριών από τέτοιους τρόπους απεικόνισης. Για παράδειγμα οι Takx et.

al. [32] χρησιμοποίησαν μια προσέγγιση βασισμένη σε αλγόριθμο μηχανικής μάθησης, που χρησιμοποίησε εποπτευόμενα συστήματα ταξινόμησης, συμπεριλαμβανομένης της άμεσης ταξινόμησης με τον πλησιέστερο ταξινομητή γειτονικών χωρών και ταξινόμηση δύο βαθμίδων με πλησιέστερους γείτονες και ταξινομητές SVM για την αυτοματοποίηση της βαθμολόγησης CAC σε αξονική θώρακος. Διαπίστωσαν ότι μια τέτοια προσέγγιση είχε ως αποτέλεσμα αποδεκτή αξιοπιστία και συμφωνία σε σύγκριση με ένα μη αυτόματα καθορισμένο πρότυπο αναφοράς για τη βαθμολογία CAC. Παρόμοια αποτελέσματα ελήφθησαν από τους Isyum et al. [33] όταν συγκρίθηκε η ακρίβεια ενός αυτοματοποιημένου συστήματος βαθμολόγησης CAC με αυτό των χειροκίνητα επισημασμένων εξετάσεων. Περαιτέρω, οι Kang et al. [34] χρησιμοποίησαν έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης δύο βημάτων, χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο SVM ως μία από τις βασικές αποφάσεις, προκειμένου να αυτοματοποιήσουν τη διαδικασία αξιολόγησης στεφανιαίας στένωσης στην CCTA. Διαπίστωσαν ότι μια τέτοια προσέγγιση είχε ως αποτέλεσμα ακρίβεια 94%.

Επιπλέον, αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της λειτουργικής σημασίας των αθηροσκληρωτικών βλαβών, για τον υπολογισμό της στεφανιαίας εφεδρείας ροής (Computed Tomography Fractional Flow Reserve, FFRCT) απευθείας από αγγειογραφικά χαρακτηριστικά αξονικής τομογραφίας χωρίς την χρήση δυναμικής ρευστών, για τον προσδιορισμό και την ποσοτικοποίηση της αιμάτωσης του μυοκαρδίου, σε μια προσπάθεια να αυξηθεί η ακρίβεια της CCTA για την ανίχνευση της φυσιολογικώς σημαντικής στεφανιαίας στένωσης. Στις περισσότερες περιπτώσεις η τιμή AUC (Area Under the Curve) ήταν υψηλότερη με την επιπρόσθετη βοήθεια τεχνικών μηχανικής μάθησης [35].

Πρόσφατα, έχουν προταθεί πλήρως αυτοματοποιημένες μέθοδοι για την κατάτμηση της εικόνας στην αξονική τομογραφία καρδιάς χρησιμοποιώντας μεθόδους βαθιάς μάθησης. Σε αντίθεση με τη συμβατική μηχανική μάθηση, η οποία συνήθως απαιτεί προ-υπολογισμένα χαρακτηριστικά εικόνας, η βαθιά μάθηση επιτρέπει την άμεση εισαγωγή των δεδομένων εικόνας στο σύστημα. Οι Commandeur et al. [36] δημιούργησαν έναν πλήρως αυτοματοποιημένο αλγόριθμο για την ταυτοποίηση και ποσοτικοποίηση του θωρακικού και επικαρδιακού λιπώδους ιστού από ποσοτικά στοιχεία αξονικής τομογραφίας με βάση τη βαθμολογία ασβεστίου. Ο αλγόριθμος βασίστηκε σε CNN (Convolutional Neural Network)

και προσφάτως εκπαιδεύτηκε κι επικυρώθηκε με δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση (10-fold cross validation) σε 250 σύνολα εικόνων αξονικής τομογραφίας. Η σύγκριση των πλήρως αυτοματοποιημένων αποτελεσμάτων σε σχέση με αυτά που προέκυψαν από εμπειρογνώμονα καρδιολόγο, οποίος ακολούθησε χειροκίνητο διαχωρισμό του θωρακικού και επικαρδιακού λίπους έδωσε συσχετίσεις των 0,945 και 0,926 αντίστοιχα. Η διακύμανση της αυτοματοποιημένης προσέγγισης σε σχέση με αυτήν του εμπειρογνώμονα ιατρού ήταν ισοδύναμη έπειτα από αξιολόγηση δύο έμπειρων παρατηρητών. Ο πλήρως αυτοματοποιημένος κατακερματισμός με βαθιά μάθηση έλαβε μόλις 3 δευτερόλεπτα για έναν ασθενή σε σύγκριση με 10-11 λεπτά που χρειάστηκαν προκειμένου να ολοκληρωθεί η διαδικασία από τους καρδιαγγειακούς εμπειρογνώμονες. Η χρήση βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με αλγόριθμους SVM έχει επίσης προταθεί από τους Zreik et al. [37] για την αυτοματοποιημένη ανάλυση εικόνων CCTA για ισχαιμικές μεταβολές εντός του μυοκαρδίου. Η αυτοματοποιημένη ανάλυση έδωσε τιμή AUC 0,74 για ανίχνευση λειτουργικά σημαντικής στένωσης με FFR σε με δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση με 126 ασθενείς.

Οι πλήρως αυτοματοποιημένοι αλγόριθμοι για άμεση ανάλυση εικόνας μέσω μηχανικής μάθησης μπορούν να διευκολύνουν την επεξεργασία πολύ μεγάλων συνόλων δεδομένων εικόνας. Για παράδειγμα, εικόνες από αρχειοθέτηση και από συστήματα επικοινωνίας μπορούν να κατακερματιστούν και να χρησιμοποιηθούν για την τροφοδότηση συγκεκριμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με στόχο τη δημιουργία προγνωστικής και διαγνωστικής ακεραιότητας.

#### **2.2.4 Τομογραφία SPECT και PET**

Η αξιολόγηση της αιμάτωσης του μυοκαρδίου, ως άμεση συσχέτιση με την παρουσία αποφρακτικής στεφανιαίας νόσου, διεξάγεται με τομογραφία SPECT. Η μηχανική μάθηση έχει χρησιμοποιηθεί για να βελτιώσει τις διαγνωστικές επιδόσεις καθώς και για να συνδυάσει τις μορφές απεικόνισης προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η δυνατότητα διακρίσεων. Για παράδειγμα, χρησιμοποιήθηκε μια προσέγγιση με αλγόριθμους SVM για τον εντοπισμό του επιπέδου της μιτροειδούς βαλβίδας κατά τη διάρκεια της εξέτασης SPECT, η οποία είναι σημαντική για την ακριβή εκτίμηση της αιμάτωσης του μυοκαρδίου [38].

Χρησιμοποιήθηκαν 392 σαρώσεις SPECT για την εκπαίδευση και την επικύρωση. Η τιμή που προέκυψε για ανίχνευση αποφρακτικής στεφανιαίας νόσου ήταν AUC 0,82, οριακά υψηλότερη σε σύγκριση με την επίδοση δύο εμπειρογνομόνων (AUC 0,81 και 0,79).

Επιπλέον, οι Betancur et al. [39] σε προσπάθειες για τη βελτίωση της πλήρως αυτοματοποιημένης ανάλυσης εικόνας, εφήρμοσαν αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης σε εικόνες πυρηνικής καρδιολογίας (polar map images) σε μια μεγάλη, πολυεθνική μελέτη, η οποία συμπεριλάμβανε 1638 ασθενείς. Έδειξαν ότι η βαθιά μάθηση θα μπορούσε να ξεπεράσει το τρέχον κλινικό πρότυπο για την ταυτοποίηση αποφρακτικής στεφανιαίας νόσου. Αυτό είναι αξιοσημείωτο διότι σε μια προηγούμενη μεγάλη μελέτη σε διαφορετικό πληθυσμό, ακόμη και αν χρησιμοποιήθηκαν όλες οι διαθέσιμες κλινικές πληροφορίες για την πρόβλεψη της παρουσίας αποφρακτικής στεφανιαίας νόσου, δεν υπήρξε ξεκάθαρη διαφορά μεταξύ της αυτοματοποιημένης μεθόδου και του χειροκίνητου υπολογισμού από αναγνωρισμένους εμπειρογνομόνους [40].

Η μηχανική μάθηση εφαρμόστηκε περαιτέρω για την ενσωμάτωση της ποσοτικής διάχυσης (λειτουργικά και σε επίπεδο κλινικών δεδομένων) για τη βελτίωση της διαγνωστικής και προγνωστικής επίδοσης της απεικόνισης SPECT. Οι Arsanjani et al. [41] χρησιμοποίησαν το LogitBoost και αλγόριθμους SVM για την ενσωμάτωση της ποσοτικής διάχυσης, λειτουργικών και κλινικών μεταβλητών από απεικόνιση αιμάτωσης του μυοκαρδίου κι έδειξαν ότι οι διαγνωστικές επιδόσεις του SPECT βελτιώθηκαν σημαντικά σε σύγκριση με τα αποτελέσματα που εξήγαγαν εμπειρογνομόνους. Επιπλέον, η μηχανική μάθηση έχει αποδειχθεί ότι είναι ανώτερη στην πρόβλεψη της πρώιμης επαναιμάτωσης μετά το SPECT καθώς και στην πρόβλεψη εκδήλωσης μειζόνων ανεπιθύμητων καρδιακών συμβάντων (MACE events) [42], [43].

Όσον αφορά την τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίων (PET), η μηχανική μάθηση χρησιμοποιήθηκε σε συνδυασμό με CCTA για την αξιοποίηση των αυξανόμενων πληροφοριών σχετικά με την παρουσία δυσλειτουργίας της στεφανιαίας αρτηρίας. Η ποσοτική στένωση, η επιβάρυνση της πλάκας και η μάζα του μυοκαρδίου συνδυάστηκαν με έναν ενισχυμένο αλγόριθμο μηχανικής μάθησης σε ένα δείκτη κινδύνου για την πρόβλεψη του μειωμένου αποθεματικού ροής του μυοκαρδίου όπως ποσοτικοποιήθηκε στο PET. Η

διάκριση για την εμφάνιση δυσλειτουργίας της στεφανιαίας αρτηρίας ήταν υψηλότερη με την χρήση του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, φέροντας αποτέλεσμα AUC 0,83 σε σύγκριση με AUC 0,66 χωρίς την χρήση του [44].

### 2.2.5 Επιπλέον εφαρμογές σε παρεμβατικές ή μη-παρεμβατικές εξετάσεις

Η εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης είναι ακόμα περιορισμένη σε άλλες επεμβατικές και μη επεμβατικές μορφές καρδιαγγειακής απεικόνισης όπως η μαγνητική τομογραφία (Magnetic Resonance Imaging, MRI), το ενδοαγγειακό υπερηχογράφημα (Intravascular Ultrasound, IVUS) και η οπτικής συνεκτική τομογραφία (Optical Coherence Tomography, OCT) παρά τον πλούτο της πληροφορίας που εξάγεται από τέτοιες εξετάσεις. Για παράδειγμα, μια εποπτευόμενη προσέγγιση μηχανικής μάθησης που ενσωματώνει τρισδιάστατη συστολική κίνηση της δεξιάς κοιλίας, απεικονιζόμενη χρησιμοποιώντας μαγνητική τομογραφία καρδιάς, έδειξε ότι βελτιώνει σημαντικά την πρόβλεψη επιβίωσης σε άτομα με πνευμονική υπέρταση, όταν προστίθεται σε παραδοσιακά κλινικά, συμβατικά απεικονιστικά, αιμοδυναμικά και λειτουργικά δεδομένα (AUC 0,73 έναντι 0,60 αντίστοιχα) [45]. Επιπλέον, η πρόσφατη εφαρμογή της βαθιάς μάθησης έχει χρησιμοποιηθεί για την κατάτμηση των ανατομικών δομών και τον χαρακτηρισμό της κοιλιακής μάζας και της λειτουργίας που απεικονίζονται στη μαγνητική τομογραφία καρδιάς [46], [47].

Όσον αφορά τον ενδοαγγειακό υπέρηχο οι Zhang et al. [48], πραγματοποίησαν βασικές εξετάσεις κι επανεξέταση των ασθενών μετά από ένα χρόνο. Οι ασθενείς παρουσίαζαν σταθερή στηθάγχη και ακολουθούσαν θεραπεία με στατίνες. Η έρευνα έδειξε ότι μια προσέγγιση μηχανικής μάθησης με χρήση αλγορίθμων SVM, θα μπορούσε να προβλέψει την εμφάνιση χαρακτηριστικών υψηλού κινδύνου της στεφανιαίας πλάκας σε συγκεκριμένη θέση, χρησιμοποιώντας εστιακά αγγειακά χαρακτηριστικά και δημογραφικές παραμέτρους.

Η οπτική συνεκτική τομογραφία χρησιμοποιήθηκε για την απεικόνιση των στεφανιαίων αρτηριών παιδιών με νόσο Kawasaki. Η εφαρμογή ενός πλήρως αυτοματοποιημένου αλγόριθμου ταξινόμησης ιστών οδήγησε σε ακρίβεια ταξινόμησης



μέχρι και 96%, ειδικά όταν υπήρχε εντοπισμός της μεσαία στρώσης των στεφανιαίων αρτηριών [49].

Εν ολίγοις, η αφθονία των κλινικών δεδομένων σε συνδυασμό με την ταχεία επέκταση των μεθόδων απεικόνισης θα μπορούσε να οδηγήσει στη δημιουργία μιας πραγματικότητας όπου η μηχανική μάθηση θα μπορούσε να προσφέρει καθοδήγηση για τις παραμέτρους απεικόνισης σε πραγματικό χρόνο, παρέχοντας παράλληλα ανατροφοδότηση κατά τη διάρκεια απόκτησης εικόνας, ενώ ταυτόχρονα θα μπορούσε να βοηθήσει στον εντοπισμό της παθολογίας καθώς η εξέταση βρίσκεται σε εξέλιξη.

### **2.2.6 Εισαγωγές ασθενών σε νοσοκομεία και κλινικές**

Τα τελευταία χρόνια, η μηχανική μάθηση αξιοποιήθηκε σε μια προσπάθεια μείωσης των λανθασμένων διαγνώσεων, ταξινομήσεων, εκτιμήσεων βαρύτητας και ανεπιθύμητων ενεργειών, με ιδιαίτερη έμφαση στην αποφυγή επανεισαγωγής ασθενών στο νοσοκομείο εντός 30 ημερών [50]. Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν για τους παραπάνω σκοπούς κι αναφέρονται στην ιατρική βιβλιογραφία εκπαιδεύτηκαν με τη χρήση εξαιρετικά μικρού δείγματος (συχνά λιγότερο από εκατό ασθενείς), καθιστώντας τη γενίκευση παρόμοιων αποτελεσμάτων αναξιόπιστη, παρά τις φαινομενικά επαρκείς επιδόσεις ταξινόμησης [51].

Η μηχανική μάθηση μπορεί να συνδράμει στη διάγνωση της καρδιακής ανεπάρκειας, έχοντας ως δεδομένο πως έχουν επιτευχθεί βήματα με την εφαρμογή του μηχανικής μάθησης στο πλαίσιο της έρευνας και πρόβλεψης. Οι Yang et al. [52] πρότειναν ένα δυαδικό σχήμα ταξινόμησης, με χρήση αλγορίθμων SVM, εκπαιδευμένο σε κλινικές παραμέτρους από 289 ασθενείς. Οι τελευταίοι διαγνώστηκαν αρχικά με καρδιακή ανεπάρκεια. Εάν η διάγνωση ήταν αβέβαιη, υποβλήθηκαν σε δευτερογενή ταξινόμηση. Τα άτομα της τελευταίας ομάδας κατηγοριοποιήθηκαν ως υγιή ή με παθολογία. Σε αυτό το μοντέλο, η συνολική ακρίβεια ταξινόμησης ήταν 74,4%, με ακρίβεια 78,79%, 87,5% και 65,85% για την ταυτοποίηση υγιών ασθενών, ασθενών που ενδέχεται να εμφανίσουν καρδιακή ανεπάρκεια και του ασθενείς που έχουν καρδιακή ανεπάρκεια αντίστοιχα.

Σε παρόμοια περίπτωση, οι Aljaaf et al. [53] πρότειναν ένα μοντέλο, το οποίο κάνει χρήση αλγορίθμου δέντρων αποφάσεων (decision trees), που εκπαιδεύτηκε με χρήση του dataset της Κλινικής Κλινικής του Κλήβελαντ. Το συγκεκριμένο dataset ήταν αποτελούμενο από 297 ασθενείς, οι οποίοι χαρακτηρίζονται από 13 κλινικές παραμέτρους. Οι συγκεκριμένες παράμετροι κατηγοριοποιούσαν τους ασθενείς σε μία από τις πέντε κατηγορίες κινδύνου για την ανάπτυξη καρδιακής ανεπάρκειας. Η απόδοση του μοντέλου αξιολογήθηκε με δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση στο σετ εκπαίδευσης, με μέση AUC 0,91 και ακρίβεια ταξινόμησης 86,5%.

Οι Wu et al. [54] χρησιμοποιώντας ηλεκτρονικό αρχείο 536 ασθενών, απέδειξαν πως η λογιστική παλινδρόμηση κι ενίσχυση θα μπορούσαν ενδεχομένως να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της εξέλιξης της καρδιακής ανεπάρκειας περισσότερο από 6 μήνες πριν από την επίσημη κλινική διάγνωση. Η απόδοση του μοντέλου αξιολογήθηκε με δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση στο σετ εκπαίδευσης, με με AUC 0,77.

Το 2013 οι Austin et al. [55] προσπάθησαν να κατασκευάσουν ένα ταξινομητή βασισμένο σε αλγόριθμο δυαδικών δέντρων, ο οποίος ήταν ικανός να διακρίνει σωστά την καρδιακή ανεπάρκεια με το διατηρημένο κλάσμα εξώθησης και την καρδιακή ανεπάρκεια με μειωμένο κλάσμα εξώθησης. Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε κι επικυρώθηκε από 3697 και 4515 ασθενείς αντίστοιχα. Κάθε θέμα που συμπεριλήφθηκε στη μελέτη χαρακτηρίστηκε από δημογραφικές και κλινικές μεταβλητές, συμπεριλαμβανομένης της εμφάνισης ζωτικών σημείων, ευρήματα από εξετάσεις, εργαστηριακών δοκιμών και υπάρχοντος ιατρικού ιστορικού. Συνολικά, οι ταξινομητές βασισμένοι σε αλγορίθμους δυαδικών δέντρων απέδωσαν καλύτερα από τη συμβατική ταξινόμηση και τα τους αλγορίθμους δέντρων παλινδρόμησης (regression trees), με τη λογιστική παλινδρόμηση να αποδεικνύεται ανώτερη από όλα τα προαναφερθέντα συστήματα ταξινόμησης.

### 2.2.7 Apple Watch Series 4

Τέλος, άξια αναφοράς είναι η εταιρία Apple, με τις πρωτοποριακές της συσκευές κι εφαρμογές. Το Σεπτέμβριο του 2018 παρουσιάστηκε για πρώτη φορά η τέταρτη γενιά

ρολογιών χειρός της Apple, με όνομα Apple Watch Series 4. Ο λόγος για τον οποίον γίνεται αναφορά στο συγκεκριμένο προϊόν είναι διότι είναι το πρώτο ρολόι ευρείας κυκλοφορίας, το οποίο μπορεί να κάνει ηλεκτροκαρδιογράφημα. Η Apple έπειτα από ανάλυση πολλών δεδομένων, την χρήση ενός οπτικού αισθητήρα, ηλεκτροδίων και τεχνολογία αιχμής, κατάφερε να ενσωματώσει 3 λειτουργίες που σχετίζονται με την καρδιά στο καινούριο της ρολόι:

- Ενημέρωση χαμηλών παλμών
- Συνεχής παρακολούθηση καρδιακού παλμού στο παρασκήνιο
- Δυνατότητα καρδιογραφήματος και διάγνωση πιθανής κολπικής μαρμαρυγής

Το ηλεκτροκαρδιογράφημα το οποίο μπορεί να παράξει το Apple Watch δε μπορεί να συγκριθεί σε ακρίβεια με το κανονικό ηλεκτροκαρδιογράφημα 12 ηλεκτροδίων, πόσο μάλλον να το αντικαταστήσει. Το μειονέκτημα της λιγότερης πληροφορίας, όμως, μετατρέπεται σε πλεονέκτημα, λόγω της δυνατότητας που παρέχεται με το συγκεκριμένο ρολόι για συνεχή επίβλεψη και καταγραφή δεδομένων. Για την ανάπτυξη του αλγορίθμου νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποίησε η Apple, προκειμένου να προβλέψει πιθανή κολπική μαρμαρυγή, χρησιμοποιήθηκε δείγμα 9.750 ασθενών. Επίσης, έγινε διασταύρωση των αποτελεσμάτων σε σχέση με ένα κανονικό ηλεκτροκαρδιογράφημα 12 ηλεκτροδίων με ποσοστό ακρίβειας 97%. Το συγκεκριμένο προϊόν μπορεί αν επιφέρει σημαντικά αποτελέσματα όσον αφορά την έγκυρη αναγνώριση καρδιοπαθειών. Αξίζει να σημειωθεί πως η Apple στην προσπάθειά της είχε σύμμαχο την Υπηρεσία Τροφίμων και Φαρμάκων των ΗΠΑ (Food and Drug Administration, FDA) καθώς και των Αμερικανικό Σύλλογο Καρδιάς (American Heart Association). Τέλος, θα πρέπει να αναφερθεί πως η έρευνα της Apple σε συνεργασία με το πανεπιστήμιο του Stanford αναμένεται να ολοκληρωθεί τον Ιανουάριο του 2019.

### 2.3 Χρησιμότητα έρευνας

Η συγκεκριμένη έρευνα αποσκοπεί στο να συλλέξει και να ταξινομήσει υπάρχουσες έρευνες, οι οποίες έχουν διενεργηθεί πάνω στη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για

την αναγνώριση καρδιολογικών προβλημάτων σε διαφορετικές διαγνωστικές μεθόδους. Προσπαθεί να απαντήσει σε ερωτήματα που αφορούν την ασφάλεια χρήσης της μηχανικής μάθησης στην καρδιολογία, την εγκυρότητα και ακρίβεια ταξινόμησης που προσφέρουν υπάρχοντες αλγόριθμοι, καθώς και στο αν η ενσωμάτωση της σε υπάρχουσες διαγνωστικές μεθόδους μπορεί να συνδράμει θετικά στη βελτίωση των παρεχόμενων διαγνωστικών μεθόδων.

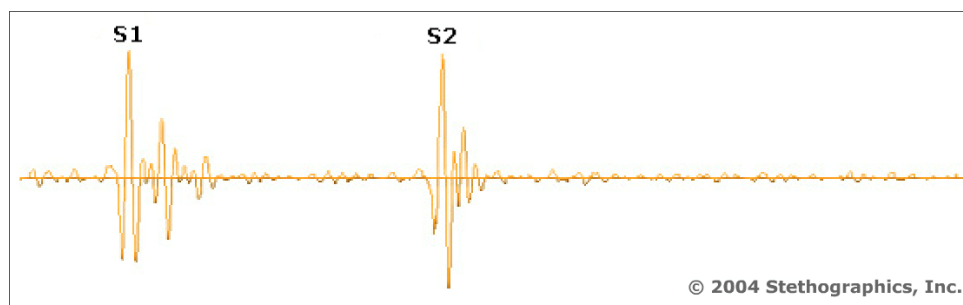
### 3 Υλικά και Μέθοδος

#### 3.1 Καρδιακός ήχος

Η μελέτη του καρδιακού ήχου μέσω ακρόασης αποτελεί μία από τις πλέον διαδεδομένες μεθόδους διάγνωσης καρδιακών παθήσεων μαζί με το ηλεκτροκαρδιογράφημα και τον υπέρηχο καρδιάς. Πλεονέκτημα και των τριών παραπάνω μεθόδων είναι πως καμία εξ' αυτών δεν είναι επεμβατική κι επώδυνη για τον ασθενή. Όσον αφορά τη μέθοδο της ακρόασης, η ακριβής κλινική εκτίμηση των καρδιακών τόνων και φυσημάτων έχει θεμελιώδη σημασία για τη διάγνωση πολλών καρδιακών ανωμαλιών. Η κατανόηση του τρόπου της παραγωγής τους επιτρέπει την ακριβή εκτίμηση των ανατομικών και λειτουργικών ανωμαλιών της καρδιάς κατά την κλινική ακρόαση [56].

##### 3.1.1 Οπτική απεικόνιση καρδιακού ήχου

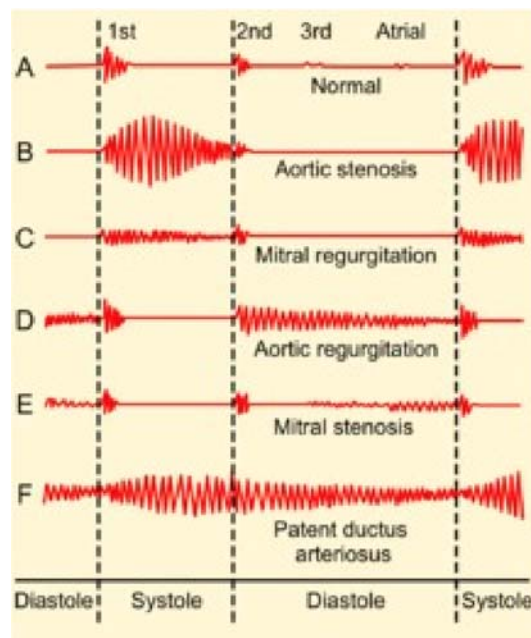
Όπως κάθε ήχος, έτσι και οι καρδιακοί ήχοι έχουν οπτική απεικόνιση ως κυματομορφές. Οι δύο κύριοι τόνοι μιας υγιούς καρδιάς είναι οι S1 κι S2 (Εικόνα 3.1). Ο πρώτος καρδιακός τόνος (S1) προκαλείται από τον στροβιλισμό που δημιουργείται από τη σύγκλιση της μιτροειδούς και της τριγλώχινος βαλβίδας κατά την έναρξη της συστολής. Ο δεύτερος καρδιακός τόνος (S2) προκαλείται από την σύγκλιση της αορτικής και της πνευμονικής βαλβίδας κατά το τέλος της συστολής. Ο διάστημα μεταξύ του πρώτου και του δεύτερου καρδιακού τόνου αποτελεί τη συστολή και το διάστημα μεταξύ του δεύτερου και το επόμενου πρώτου τόνου αποτελεί τη διαστολή.



Εικόνα 3.1: Απεικόνιση υγιούς καρδιακού ήχου

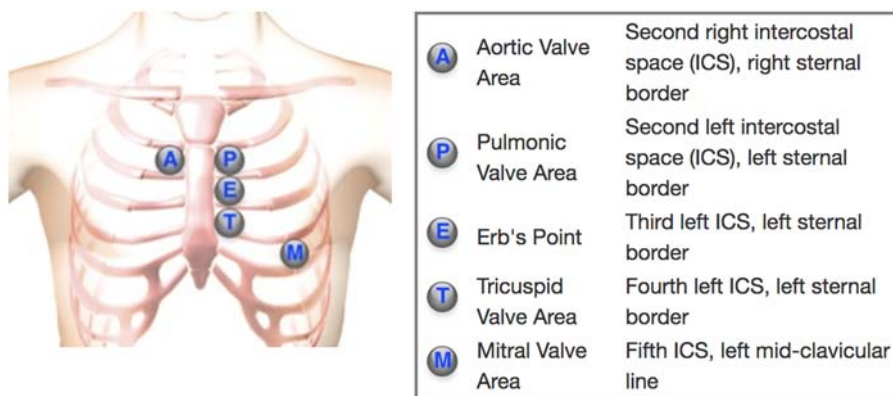
Πέραν των καρδιακών τόνων S1 και S2 ενδέχεται να παρουσιαστούν και επιπλέον καρδιακοί τόνοι κατά την ακρόαση. Αυτοί οι τόνοι είναι οι S3 και S4 οι οποίοι απαντώνται τόσο σε υγιείς καρδιές, όσο και σε καρδιές που παρουσιάζουν παθολογία. Ο τρίτος καρδιακός τόνος (S3), ονομάζεται κοιλιακός καλπασμός και προκύπτει από τον απότομο τερματισμό της διαστολικής πλήρωσης και την έκταση της αριστερής κοιλίας, τη στιγμή που ανοίγει η ατριοκοιλιακή βαλβίδα [57]. Ο φυσιολογικός ή αθώος τόνος S3, είναι πιο θαμπός και χαμηλότερος σε ένταση από τους S1 κι S2, παρατηρείται σε αρκετά παιδιά κι ενήλικες, αυξομειώνεται βαθμιαία, ενώ μπορεί να χαθεί όταν ο ασθενής βρίσκεται σε όρθια θέση. Ένας παθολογικός τόνος S3 είναι συνήθως εντονότερος και παρουσιάζει λιγότερες αυξομειώσεις από ένα αθώο.

Ο τέταρτος καρδιακός τόνος (S4), ή κοιλιακός καλπασμός, μπορεί επίσης να είναι αθώος, ή να φανερώνει παθολογία για τον ασθενή. Ο S4 είναι κι αυτός θαμπός τόνος, αλλά οξύτερος από τον S3, προηγείται των S1 κι S2, είναι τελοδιαστολικός και συνδυάζεται με κοιλιακή συστολή. Συνήθως η παθολογία την οποία φανερώνει ο τέταρτος καρδιακός τόνος είναι η μη ελεγχόμενη υπέρταση.



Εικόνα 1.2: Κυματομορφές καρδιακών ήχων και παθήσεις

Από την οπτική απεικόνιση των καρδιακών ήχων σε κυματομορφές (Εικόνα 1.2) είναι προφανές πως υπάρχουν σαφείς διαφορές μεταξύ των υγιών ήχων και των ήχων που είναι παθογενείς. Συνεπώς μπορούν να εξαχθούν ασφαλή πρώτα συμπεράσματα σχετικά με το αν ένας ασθενής εμφανίζει κάποια παθολογία. Το γεγονός πως πλέον η λήψη κι αποθήκευση καρδιακών ήχων σε ηλεκτρονική μορφή έχει απλοποιηθεί λόγω την εξέλιξης της τεχνολογίας, διευκολύνει τη δημιουργία data sets τα οποία είναι απαραίτητα για την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Η λήψη των ήχων μπορεί να γίνει από από διαφορετικά σημεία του θώρακα του ασθενούς (Εικόνα 3.3) εκτελείται συνήθως με ηλεκτρονικά στηθοσκόπια, αλλά ακόμα και με εφαρμογές όπως το iStethoscope, που είναι διαθέσιμο για τα iPhone, iPad και iPod της Apple.



Εικόνα 3.3: Θέσεις στηθοσκοπίου κατά την ακρόασης καρδιάς

### 3.2 Προεπεξεργασία

Η κατάτμηση (segmentation) ως τεχνική αποτελεί συνήθως το πρώτο βήμα που χρησιμοποιείται για το διαχωρισμό ενός ν-διάστατου σήματος σε περιοχές ενδιαφέροντος πριν την εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου από αυτές. Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου από τα τμήματα ενδιαφέροντος χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του αντίστοιχου μοντέλου μηχανικής μάθησης [58]. Η κατάτμηση ή τμηματοποίηση χρησιμοποιείται κατά κόρον σε περιπτώσεις διαχωρισμού περιοχών ενδιαφέροντος κι αναγνώρισης καρκινικών κυττάρων από βιοϊατρικές εικόνες. Στόχος της είναι η απλοποίηση της αναπαράστασης του σήματος εισόδου σε κάτι που είναι πιο ουσιαστικό κι εύκολο να αναλυθεί

Σε αντίθεση με τη διαδικασία που ακολουθείται για τις εικόνες, η κατάτμηση δεν απαντάται τόσο συχνά ως βήμα στις περιπτώσεις που τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου εξάγονται από ήχους. Οι καρδιακοί ήχοι αποτελούν την εξαίρεση. Είναι απαραίτητο για τη σωστή εκπαίδευση του μοντέλου και την βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων, τα δεδομένα εισόδου να έχουν συγκεκριμένη δομή. Θα πρέπει τα αρχεία ήχου του δείγματος εκπαίδευσης του μοντέλου να ξεκινούν από τον τόνο S1 και να ολοκληρώνονται πριν από τον επόμενο τόνο S1. Να εμπεριέχουν, δηλαδή, έναν ολόκληρο καρδιακό κύκλο/παλμό με ορισμένη έναρξη και λήξη.

### 3.3 Προγραμματισμός (programming)

Στον προγραμματισμό συχνά απαντάται το ερώτημα “ποια είναι η καταλληλότερη γλώσσα προγραμματισμού για μηχανική μάθηση;”. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις βασικότερες γλώσσες προγραμματισμού για το συγκεκριμένο αντικείμενο.

#### 3.3.1 MATLAB

Το MATLAB είναι εξαιρετικά δημοφιλές στον ακαδημαϊκό χώρο λόγω της ικανότητάς του να υλοποιεί σύνθετες μαθηματικές εκφράσεις, της παροχής πλούσιας υποστήριξη για την άλγεβρα και τον λογισμό, τη δυνατότητα συμβολικού υπολογισμού, καθώς και του γεγονότος πως συνοδεύεται από μια μεγάλη συλλογή διαθέσιμων εργαλείων για διαφορετικούς κλάδους, από την ψηφιακή επεξεργασία σήματος έως την υπολογιστική βιολογία. Συχνά χρησιμοποιείται για τη δημιουργία πρωτοτύπων νέων αλγορίθμων χανικής μάθησης και, σε ορισμένες περιπτώσεις, για την παραγωγή ολοκληρωμένων λύσεων. Η αγορά του λογισμικού για εμπορική χρήση είναι αρκετά δαπανηρή, αλλά πολλές φορές αξίζει τον κόστος, καθώς μειώνει δραστικά τις προσπάθειες έρευνας και ανάπτυξης. Το Octave είναι μια ελεύθερη εναλλακτική λύση στο MATLAB με σχεδόν ταυτόσημη σύνταξη, αλλά διαθέτει περιορισμένο σύνολο εργαλείοθκών και λιγότερο ώριμο IDE.



### 3.3.2 Python

Παρόλο που η Python είναι μια γενικότερη γλώσσα προγραμματισμού, κερδίζει δημοτικότητα μεταξύ των επιστημόνων δεδομένων και των μηχανικών που ασχολούνται με τη μηχανική μάθηση, με ένα ποσοστό της τάξεως του 57% να τη χρησιμοποιεί γενικώς και του 33% να την προτιμάει. Σε αντίθεση με το MATLAB, τα δεδομένα επεξεργασίας και τα επιστημονικά υπολογιστικά ιδιώματα δεν ενσωματώνονται στην ίδια τη γλώσσα, αλλά η χρήση βιβλιοθηκών όπως οι NumPy, SciPy και Pandas προσφέρουν ισοδύναμη λειτουργικότητα σε μια πιο προσιτή σύνταξη.

Οι εξειδικευμένες βιβλιοθήκες μηχανικής μάθησης, όπως scikit-learn, Theano και TensorFlow, δίνουν τη δυνατότητα εκπαίδευσης διαφόρων μοντέλων, χρησιμοποιώντας ενδεχομένως κατανεμημένη υπολογιστική υποδομή. Το μεγαλύτερο μέρος του “σημαντικού” κώδικα των παραπάνω βιβλιοθηκών εξακολουθεί να είναι συνήθως γραμμένο σε C / C++ ή ακόμα και σε Fortran, με τα πακέτα Python να χρησιμοποιούνται ως wrappers ή APIs.

Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα είναι ότι το οικοσύστημα της Python καθιστά πολύ εύκολη την συνολική υλοποίηση ενός πολύπλοκου προϊόντος ή υπηρεσίας, όπως μια εφαρμογή web που χρησιμοποιεί Django ή Flask ή ακόμα και μια εφαρμογή γραφείου που χρησιμοποιεί το PyQt.

### 3.3.3 Java

Η Java είναι συχνά η γλώσσα επιλογής των μηχανικών λογισμικού λόγω της καθαρής και συνεπούς εφαρμογής του αντικειμενοστρεφούς προγραμματισμού και της ανεξαρτησίας πλατφόρμας με τη χρήση των JVM. Θυσιάζει τη συντομία και την ευελιξία για σαφήνεια και αξιοπιστία, γεγονός που την καθιστά δημοφιλή για την δημιουργία συστημάτων λογισμικού για επιχειρήσεις. Προκειμένου να διατηρηθεί το ίδιο επίπεδο αξιοπιστίας και να αποφευχθεί η δημιουργία interfaces με δυσανάγνωστο κώδικα, οι εταιρείες που χρησιμοποιούν τη Java

ενδέχεται να προτιμήσουν την ίδια γλώσσα ακόμα και για τις ανάγκες τους που σχετίζονται με μηχανική μάθηση.

Εκτός από τις βιβλιοθήκες και τα εργαλεία που είναι χρήσιμα για την ανάλυση και τη δημιουργία πρωτοτύπων (π.χ. Weka), υπάρχουν μερικές σημαντικές επιλογές για την κατασκευή συστημάτων κατανεμημένης μάθησης μεγάλης κλίμακας στην Java, όπως τα Spark + MLlib, Mahout, H2O και Deeplearning4j. Αυτές οι βιβλιοθήκες / frameworks λειτουργούν καλά με συστήματα επεξεργασίας δεδομένων και αποθήκευσης βιομηχανικών πρωτύπων όπως το Hadoop / HDFS, διευκολύνοντας την ενσωμάτωσή τους.

### **3.3.4 Επιλέγοντας την καταλληλότερη γλώσσα προγραμματισμού**

Τα δεδομένα δείχνουν ότι η δημοτικότητα δεν αποτελεί καλό κριτήριο για την επιλογή μιας γλώσσας προγραμματισμού για μηχανική μάθηση και την επιστήμη των δεδομένων. Ο όρος “καλύτερη γλώσσα για μηχανική μάθηση” δεν ευσταθεί και όλα εξαρτώνται από το τις απαιτήσεις του εκάστοτε μηχανικού, αλλά και το προγραμματιστικό του υπόβαθρο (Πίνακας 1). Στις περισσότερες περιπτώσεις, οι προγραμματιστές επιλέγουν τη γλώσσα που χρησιμοποιούσαν ήδη στη μηχανική μάθηση, ειδικά εάν πρόκειται να την χρησιμοποιήσουν σε έργα που γεινιάζουν με την προηγούμενη εργασία τους - όπως έργα μηχανικής για προγραμματιστές C / C ++ ή οπτικοποιήσεις web για προγραμματιστές JavaScript.

% of machine learning developers / data scientists who use or prioritise each language (n = 2,022)



Πίνακας 3.4: Γλώσσες προγραμματισμού στη μηχανική μάθηση

### 3.4 Μηχανική μάθηση

Προκειμένου να αναπτυχθούν εργαλεία για τη διαχωρισμό των καρδιακών ήχων σε υγιείς και με παθολογία, απαιτείται η χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Η μηχανική μάθηση (machine learning) αποτελεί ένα κυρίαρχο πεδίο έρευνας στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Σκοπός της είναι η παραγωγή συστημάτων που να μπορούν να εκπαιδευτούν από εμπειρικά δεδομένα του παρελθόντος, προκειμένου να εκτελέσουν αποτελεσματικότερα την εργασία για την οποία προορίζονται. Η διαδικασία εκμάθησης διακρίνεται στα παρακάτω στάδια:

- Απόκτηση εμπειρικών δεδομένων (παραδειγμάτων εκπαίδευσης) από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον.
- Επεξεργασία των δεδομένων, ούτως ώστε να βρεθούν πιθανές γενικεύσεις ή εξειδικεύσεις (διαδικασία μάθησης).

- Χρησιμοποίηση των αποτελεσμάτων της επεξεργασίας για την εκτέλεση της εργασίας στόχου.

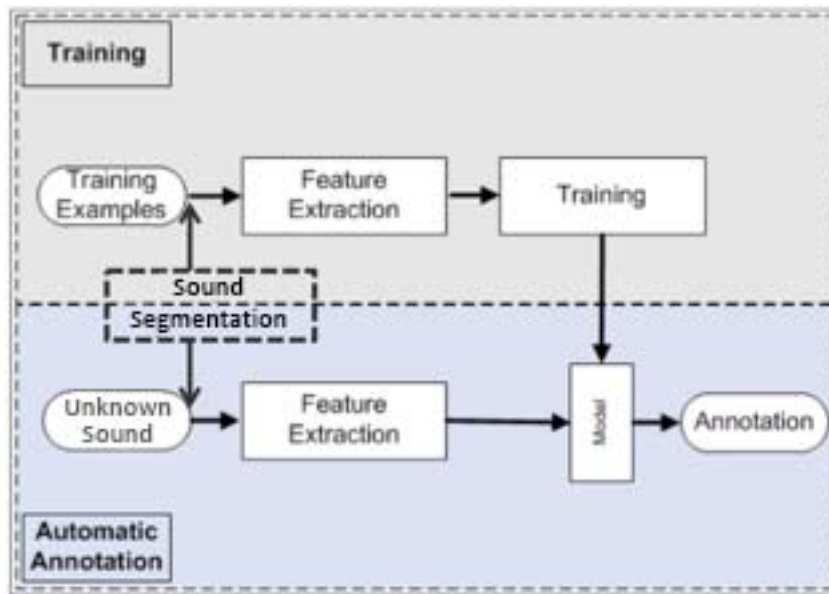
**Ορισμός:** Μηχανική μάθηση είναι διαδικασία αξιολόγησης μιας άγνωστης συνάρτησης ή δομής που εμφανίζεται στα δεδομένα εισόδου και εξόδου ενός συστήματος με την χρήση ενός περιορισμένου αριθμού παρατηρήσεων. Μια μέθοδος μάθησης είναι ένας αλγόριθμος ο οποίος εκτιμά την άγνωστη απεικόνιση εξάρτησης (dependency) μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου ενός συστήματος από τα διαθέσιμα δεδομένα. Μία τέτοια εξάρτηση, αφού εκτιμηθεί μπορεί να αξιοποιηθεί στο μέλλον για την πρόβλεψη εξόδων από γνωστές τιμές εισόδου [59]. Σύμφωνα με τον Mitchell [60], «ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από εμπειρία  $E$ , σε σχέση με κάποια κατηγορία εργασιών  $T$  και μετρική αποτίμησης  $P$ , εάν η απόδοση στις εργασίες του  $T$ , όπως μετρείται από το  $P$ , βελτιώνεται με την εμπειρία  $E$ ».

### 3.4.1 Διαδικασία μηχανικής μάθησης για των διαχωρισμό ήχων

Για την κατηγοριοποίηση των καρδιακών ήχων τα βήματα που ακολουθούνται κατά τη διαδικασία μηχανικής μάθησης είναι εξής (Εικόνα 3.2).

1. **Δημιουργία δεδομένων εκμάθησης.** Δημιουργούνται ζευγάρια ήχων με λέξεις κλειδιά μέσω χειρονακτικής επισημείωσης.
2. **Τμηματοποίηση ήχου.** Το συγκεκριμένο βήμα δεν είναι πάντοτε αναγκαίο, αλλά την περίπτωσή μας απαιτείται να έχουμε ξεκάθαρους καρδιακούς κύκλους.
3. **Εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου.** Σημαντικό είναι το παράδειγμα του Δρ. Αντωνίου Στασή [12], όπου χρησιμοποιούνται για τη συγκεκριμένη διαδικασία 100 διαφορετικά χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου.
4. **Δημιουργία μοντέλων με τεχνικές μηχανικής μάθησης.** Σε αυτό το στάδιο γίνεται συσχέτιση των διανυσμάτων χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου με λέξεις κλειδιά.
5. **Αυτόματη επισημείωση.** Μετά τη διαδικασία εκμάθησης των συσχετίσεων το σύστημα δέχεται άγνωστα αρχεία καρδιακών ήχων. Θα πρέπει να προβλέψει τις

λέξεις κλειδιά που αντιστοιχούν σε αυτούς και να τους ταξινομήσει καταλλήλως (automatic classification).



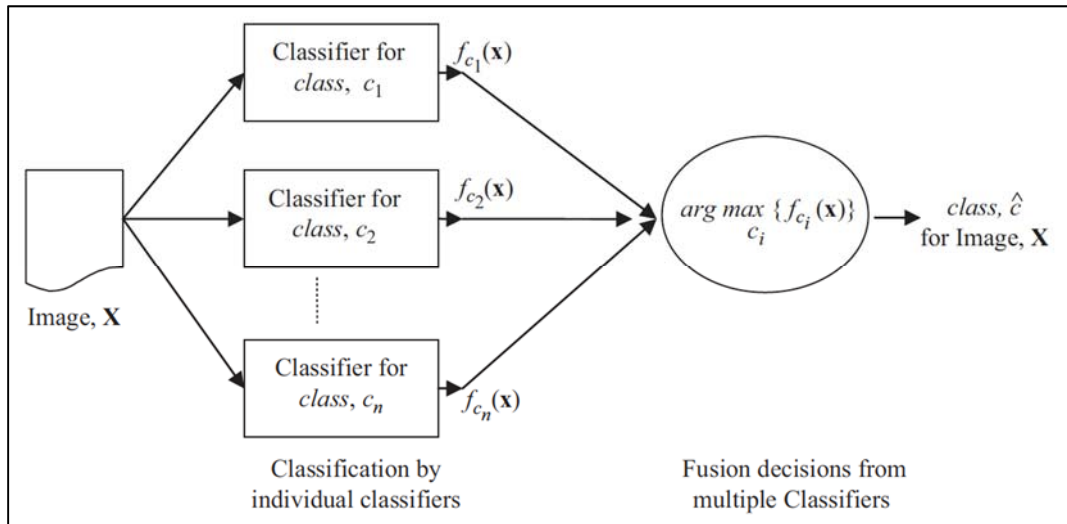
Εικόνα 3.2: Διαδικασία μηχανικής μάθησης

### 3.4.2 Βασικοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

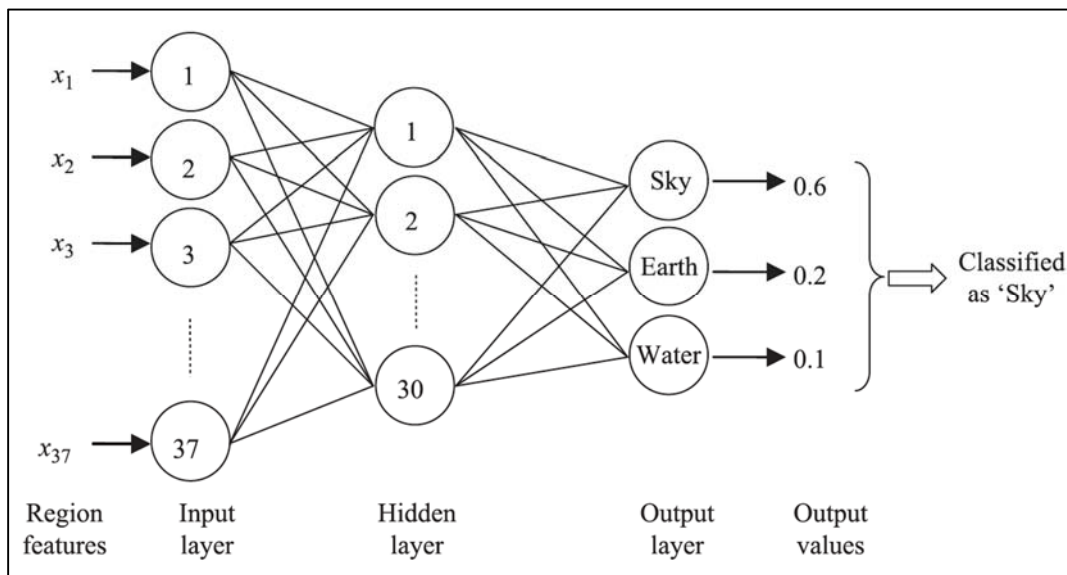
Για κάθε περίπτωση χρησιμοποιούνται και διαφορετικές κατηγορίες αλγορίθμων / ταξινομητών (classifiers). Για την επισήμανση καρδιακών ήχων καταλληλότερες θεωρούνται οι εξής [58]:

- **Support vector machines (SVM):** Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι χρειάζονται επίβλεψη (supervised). Η αποτελεσματικότητά τους είναι αποδεδειγμένη ειδικά εάν το δείγμα είναι μικρό και περιέχει πολυδιάστατα δεδομένα. Μπορούν να ταξινομήσουν γραμμικά και μη γραμμικά δεδομένα χάρη στη χρήση της χαρτογράφησης πυρήνα (kernel mapping). (Εικόνα 3.3)
- **Artificial neural network (ANN):** Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο το οποίο μπορεί να εκπαιδευτεί από παραδείγματα και στην πορεία μπορεί να παίρνει αποφάσεις για ένα καινούριο δείγμα. Σε αντίθεση με τους με περισσότερους ταξινομητές που περιορίζονται στο να μπορούν να εκπαιδευτούν για μία κλάση κάθε φορά, οι συγκεκριμένοι μπορούν για πολλές. (Εικόνα 3.7)

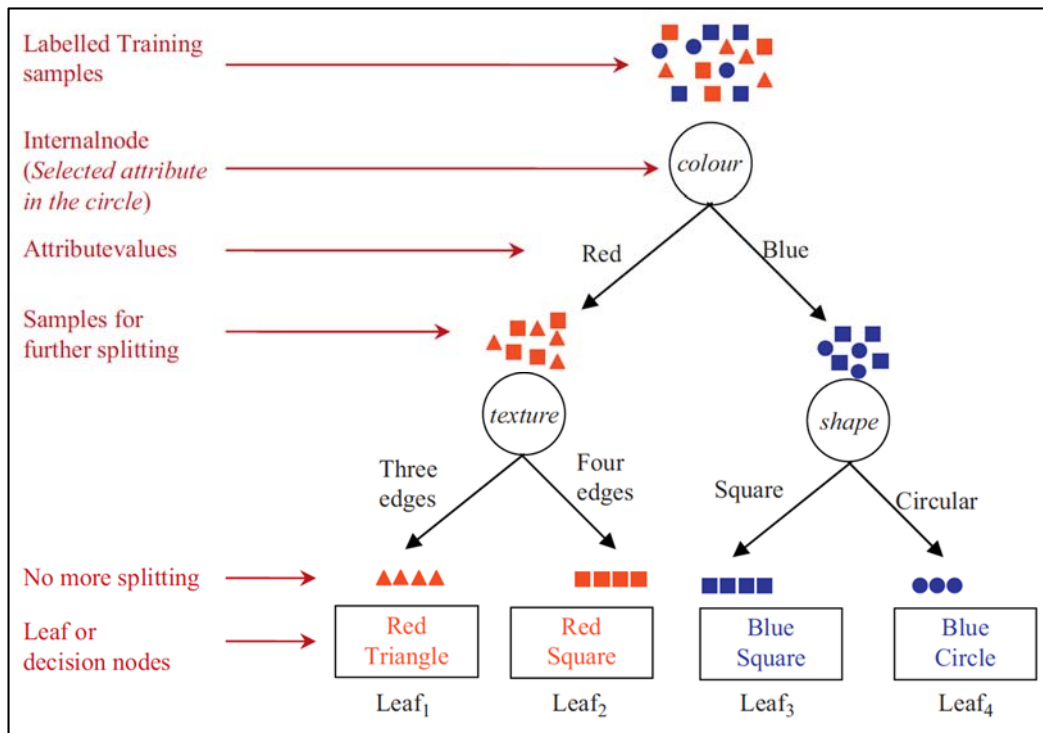
- **Decision trees (DT):** Τα δένδρα αποφάσεων είναι πολυεπίπεδοι ταξινομητές. Ανάλογα με το πόσοι διαχωρισμοί / αποφάσεις γίνονται σε κάθε κόμβο, τα δένδρα αυτά μπορεί να είναι δυαδικά ή και ν-αδικά (binary ή n-ary). Τα δένδρα αποφάσεων και η γραφική απεικόνισή τους είναι κατανοητά από τον άνθρωπο, σε αντίθεση με άλλους ταξινομητές. (Εικόνα 3.5)



Εικόνα 3.3: Support vector machines (SVM)



Εικόνα 3.4: Artificial neural network (ANN)



Εικόνα 3.5: Decision trees (DT)

Για επισημείωση με πολλαπλές ετικέτες (multi-label classification) χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι Bayes. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι λειτουργούν βρίσκοντας την ύστερη πιθανότητα (posterior probability) του να αντιστοιχεί ένας ήχος σε μία συγκεκριμένη έννοια, δεδομένων συγκεκριμένων χαρακτηριστικών του ήχου. Χωρίζονται σε παραμετρικούς και μη-παραμετρικούς.

Τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της κάθε μεθόδου εμφανίζονται συνοπτικά στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 3.9)

<b>Annotation method</b>	<b>Pros</b>	<b>Cons</b>
<b>SVM</b>	Small sample, optimal class boundary, non-linear classification	Single labelling, one class per time, expensive trial and run, sensitive to noisy data, prone to over-fitting
<b>ANN</b>	Multiclass outputs, non-linear classification, robust to noisy data, suitable for complex problem	Single labelling, sub-optimal, expensive training, complex and black box classification
<b>DT</b>	Intuitive, semantic rules, multiclass outputs, fast, allow missing values, handle both categorical and numerical values	Single labelling, sub-optimal, need pruning, can be unstable
<b>Non-parametric</b>	Multi-labelling, model free, fast	Large number of parameters, large sample, sensitive to noisy data
<b>Parametric</b>	Multi-labelling, small sample, good approximation of unknown distribution	Predefined distribution, expensive training, approximated boundary
<b>Metadata</b>	Use of both textual and visual features	Difficult to relate visual features with textual features, difficult textual feature extraction

**Πίνακας 3.9: Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα διαφορετικών αλγορίθμων / μεθόδων**



## 4 Αξιολόγηση

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο ακολουθεί συγκεντρωτικός πίνακας με τις προαναφερθείσες έρευνες, τα ποσοστά επιτυχίας τους και AUC, το μέγεθος δείγματος της εκάστοτε έρευνας, καθώς και τον χρόνο περάτωσης του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης σε όσες περιπτώσεις αυτός αναγράφεται.

### 4.1 Πίνακας ερευνών

Έρευνα	Σκοπός και κύρια συμπεράσματα	Αλγόριθμος / εργαλεία	Μέγεθος δείγματος	Χρόνος
<b>Καρδιακός ήχος / ακρόαση</b>				
Springer et. al.	Κατάτμηση των καρδιακών τόνων S1 κι S2 με ποσοστό επιτυχίας $95,63 \pm 0.85\%$	Hidden Semi-Markov Model (HSMM) και κατόπιν εφαρμογή λογιστικής παλινδρόμησης (Logistic regression)	112 ασθενείς	
Παπαδανιήλ et. al	Κατάτμηση καρδιακών ήχων κι εντοπισμός των τόνων S1 κι S2 με ποσοστό επιτυχία $94,56\%$ στον εντοπισμό των καρδιακών τόνων και $83,05\%$ στην κατάτμηση των καρδιακών κύκλων	Empirical mode decomposition (EEMD) σε συνδυασμό χαρακτηριστικά κύρτωσης (kurtosis features)	43 ασθενείς	
Babu et. al	Κατάτμηση καρδιακών ήχων σε ποσοστό άνω του $95\%$ και ποσοστό ανίχνευσης σφάλματος μικρότερο του $6\%$ .	Αλγόριθμος μεταβλητής αποσύνθεσης (variational mode decomposition VMD).	Data sets από συγκεκριμένες βάσεις δεδομένων όπως Physionet, Pascal, Michigan και eGeneralMedical καθώς και σε καρδιακού ήχους που λήφθηκαν σε πραγματικό χρόνο	
Μαγκλογιάννης et. al	Αυτόματη ταξινόμηση των καρδιακών ήχων. Αρχικά έγινε ταξινόμηση των καρδιακών ήχων σε υγιείς και με παθολογία. Στους παθολογικούς επισημάνθηκε αν υπήρχε μαρμαρυγή κατά τη διάρκεια της συστολής ή της διαστολής. Ποσοστά επιτυχίας $91\%$ και $91,25\%$ αντίστοιχα.	Support Vector Machines (SVM)	198 καρδιακοί ήχοι	
Στασής et. al	Ταξινόμηση των καρδιακών ήχων με ανεπάρκεια	Δένδρα αποφάσεων (Decision Trees - DT).		

	μιτροειδούς ή αορτική στένωση. Δεύτερη ταξινόμηση βάσει διχασμού δεύτερου τόνου, κλαγγής διανοίξεως ή τρίτου τόνου. Ποσοστά επιτυχίας 88% και 68,5% αντίστοιχα.			
Deng et. al	Κατάτμηση κι αυτόματη ταξινόμηση των καρδιακών ήχων σε διαφορετικές κατηγορίες με ποσοστό επιτυχούς ταξινόμησης 82%.	Discrete Wavelet Transform και Wavelet Decomposition καθώς και φασματογράφημα (Spectrogram)		
<b>Υπέρηχος καρδιάς</b>				
Khamis et al.	Αυτοματοποιημένη ταξινόμηση τριών τυπικών ηχοκαρδιογραφικών προβολών. Ακρίβεια 97% για apical two-chamber, 91% για apical four-chamber, 97% για apical long axis. Συνολική ακρίβεια 95%	Εξαγωγή χωρο-χρονικών στοιχείων και ταξινόμηση βάσει λεξιλογικής μάθησης	309 προβολές	
Knackstedt et al.	Κλινικός προσδιορισμός ηχοκαρδιογραφικής εξώθησης κλάσματος αριστερού κοιλιακού εγκεφάλου σε σύγκριση με αναφορική χειροκίνητη παρακολούθηση. ICC 0,83. Μέση απόκλιση -0,3, 95% CI -1,5-0,9.	AutoLV (TomTec-Arena 1.2, TomTec Imaging Systems, Unterschleissheim, Germany)	255 ασθενείς	8 δευτερόλεπτα
Moghaddasi et al.	Αυτοματοποιημένη ηχοκαρδιογραφική αξιολόγηση της μιτροειδούς παλινδρόμησης. Ακρίβεια 99,5%, 99,4%, 99,3%, και 99,6% για την ανίχνευση καμιάς, ήπιας μέτριας, και σοβαρής μιτροειδούς παλινδρόμησης, αντίστοιχα.	Support Vector Machines	102 ασθενείς	
Sengupta et al.	Διαφορά μεταξύ της συμπτωστικής περικαρδίτιδας και της περιοριστικής καρδιομυοπάθειας. AUC 0,962 / ακρίβεια 93,7% χρησιμοποιώντας παρακολούθηση κηλίδων.	Αλγόριθμος μηχανικής εκμάθησης με ταξινομητή συσχετιστικής μνήμης	94 ασθενείς	
Narula et al.	Διακρίσεις μεταξύ υπερτροφικής καρδιομυοπάθειας από φυσιολογική υπερτροφία που παρατηρείται στους αθλητές. AUC 0.795; ευαισθησία 87% και	artificial neural network, support vector machines και random forest	143 ασθενείς	

	ειδικότητα 82% για τα βέλτιστα σημεία αποκοπής του μοντέλου.			
<b>Αξονική τομογραφία</b>				
Motwani et al. [61]	Πρόβλεψη πενταετούς θνησιμότητας όλων των αιτιών μεταξύ των ασθενών που υποβάλλονται σε CCTA για υποψία CAD. AUC 0,79 χρησιμοποιώντας κλινικές και CCTA μεταβλητές. AUC 0,64 για βαθμολογία στενώσεως του τμήματος.	LogitBoost	10.030 ασθενείς	
Han et al.	Πρόβλεψη μη φυσιολογικού FFR μεταξύ των ασθενών που υποβάλλονται σε CCTA (και υπόκεινται σε CT μυοκαρδιακή ανάλυση διάχυσης χρησιμοποιώντας MM). AUC 0,75 για μοντέλο που περιελάμβανε ανάλυση από την έγχυση CT που προέκυψε από MM έναντι AUC 0,68 χωρίς έγχυση CT.	Gradient boosting classifier for CT perfusion analysis	252 ασθενείς	
Dey et al.	Πρόβλεψη του FFR χρησιμοποιώντας ημιαυτόματο ποσοτικό CCTA για την εξαγωγή πληροφοριών για την πλάκα. AUC 0,84 για το ενσωματωμένο μοντέλο <<, σε σύγκριση με το 0,77 για τον όγκο μη αβεστοποιημένης πλάκας χαμηλής πυκνότητας.	Boosted ensemble algorithm	254 ασθενείς	
Rosendael van et al.	Πρόβλεψη σημαντικών καρδιαγγειακών περιστατικών μεταξύ των ασθενών που υποβάλλονται σε CCTA για υποψία CAD. Μόνο μεταβλητές CCTA χρησιμοποιήθηκαν από το μοντέλο MM. AUC 0.771 για το μοντέλο MM. AUC 0,701 για βαθμολογία στενώσεως του τμήματος.	Extreme gradient boost- ing (XGBoost)	8.844 ασθενείς	
Commandeur et al	Ταυτοποίηση και ποσοτικοποίηση του θωρακικού και επικαρδιακού λιπώδους ιστού από ποσοτικά στοιχεία αξονικής	Αλγόριθμος βαθιάς μάθησης, Convolutional Neural Network (CNN)	250 σύνολα εικόνων αξονικής τομογραφίας	3 δευτερόλεπτα (10-11 λεπτά απαιτούνται)

	τομογραφίας με βάση τη βαθμολογία ασβεστίου. AUC 0,945			για κανονική εξέταση)
<b>SPECT και PET</b>				
Arsanjani et al.	Πρόβλεψη αποφρακτικής CAD (> 70% στένωση) στο ICA από αυτοματοποιημένη ανάλυση μεμονωμένων φωτονίων MPI. AUC 0,94 για μοντέλο MM (κλινικές και ποσοτικές μεταβλητές MPI), σημαντικά υψηλότερη από την ανάγνωση MPI από ειδικούς.	LogitBoost	1.181 ασθενείς	
Arsanjani et al.	Πρόβλεψη πρώιμης στεφανιαίας επαναγγείωσης με ποσοτική ανάλυση MPI. AUC 0,81 για μοντέλο MM που περιλαμβάνει MPI και κλινικές μεταβλητές. AUC 0,77 για μεμονωμένα μέτρα διάχυσης (standalone perfusion measures).	LogitBoost	713 ασθενείς	
Betancur et al.	Η πρόβλεψη του MACE χρησιμοποιώντας κλινικές πληροφορίες σε συνδυασμό με δεδομένα MPI, με ενσωμάτωση MM. AUC 0,81 για μοντέλο MM, σημαντικά υψηλότερο από μοντέλο MM που περιλαμβάνει μόνο δεδομένα MPI (AUC 0,78) ή η οπτική διάγνωση πέντε σημείων από έναν γιατρό (AUC 0,65) ή τυπική ποσοτικοποίηση εικόνας (AUC 0,71).	Boosted ensemble algorithm	2.619 ασθενείς	
Dey et al.	Πρόβλεψη διαταραχής του αποθέματος ροής του μυοκαρδίου στο PET χρησιμοποιώντας ποσοτικά χαρακτηριστικά από το CCTA. AUC 0,83 για σύνθετη βαθμολογία που περιλαμβάνει όλα τα ποσοτικά χαρακτηριστικά CCTA, AUC 0,66 για το ποσοτικό χαρακτηρισμό της στένωσης (quantitative stenosis severity).	Boosted ensemble algorithm	51 ασθενείς	

Καρδιακή συγκοπή				
Aljaaf et al.	Κατηγοριοποίηση ασθενών σε μία από τις πέντε κατηγορίες κινδύνου για την ανάπτυξη καρδιακής ανεπάρκειας. Μέση AUC 0,91 και ακρίβεια ταξινόμησης 86,5%.	Decision trees με δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση	297 ασθενείς	
Frizzell et al.	Πρόβλεψη επανεισαγωγής εντός 30 ημερών ασθενών με καρδιακή ανεπάρκεια. AUC για 5 μοντέλα MM χρησιμοποιώντας διαφορετικούς αλγόριθμους που κυμαίνονται από 0.607 έως 0.624, AUC 0,589 για προηγούμενος επικυρωμένο μοντέλο ηλεκτρονικών ιατρικών αρχείων.	Tree-augmented naive Bayesian network, random forest algorithm και gradient-boosted model	56.477 ασθενείς	
Mortazavi et al.	Πρόβλεψη ποσοστών επανεισδοχής νοσηλείας εντός 30 ημερών σε ασθενείς με καρδιακή ανεπάρκεια. AUC 0,628 για το μοντέλο MM ώστε να προβλέψει την επανάληψη όλων των αιτιών και 0,678 για επανεισδοχή καρδιακής ανεπάρκειας έναντι 0,533 και 0,543 για logistic regression, αντίστοιχα.	Random forests, boosting, random forests combined hierarchically with support vector machines	977	

#### 4.2 Λανθασμένη θετική ή αρνητική πρόβλεψη (false positive or negative)

Είναι προφανές από τον παραπάνω συγκεντρωτικό πίνακα πως υπάρχουν πολλές αξιόλογες έρευνες, με υψηλά ποσοστά ακρίβειας όσον αφορά την χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στην καρδιολογία και αναμένεται να υπάρχουν ακόμα καλύτερες και ακριβέστερες έρευνες στο εγγύς μέλλον.

Αυτό το οποίο δεν ξεκαθαρίζεται σε πολλές έρευνες, όμως, αλλά είναι καίριας σημασίας είναι το αν το ποσοστό λάθος ταξινόμησης οδηγεί σε λανθασμένη θετική ή αρνητική πρόβλεψη. Ο όρος λανθασμένη θετική πρόβλεψη (false positive) αναφέρεται στο ενδεχόμενο ο ασθενής να διαγνωσθεί / ταξινομηθεί με κάποια παθολογία χωρίς στην

πραγματικότητα να πάσχει από αυτήν. Ο κίνδυνος στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι μικρός. Με μία δεύτερη διάγνωση το πιθανότερο είναι να αποκατασταθεί το σφάλμα και το αρνητικότερο αντίκτυπο θα είναι η προσωρινή διαταραχή της ψυχολογίας του εξεταζόμενου. Στην περίπτωση λανθασμένης αρνητικής πρόβλεψης όμως (false negative), υπάρχει ο κίνδυνος αποδυσμευσσης ενός ασθενούς, θεωρώντας πως δε φέρει κάποια πάθηση, ενώ στην πραγματικότητα πάσχει. Το ενδεχόμενο αυτό μπορεί να οδηγήσει σε πιθανή επιδείνωση της πάθησης του εξεταζόμενου ή ακόμα και απώλειας της ζωής του, καθότι εξετάζονται καρδιολογικές παθήσεις.

Είναι συνεπώς πολύ σημαντικό να μειωθεί όσο το δυνατόν περισσότερο το ποσοστό λανθασμένης αρνητικής πρόβλεψης, διότι είναι αυτό το οποίο μπορεί να δημιουργήσει τους μεγαλύτερους κινδύνους.

### 4.3 Σημαντικότερες έρευνες ανά τομέα

Από κάθε μία από τις έξι διαφορετικές εξετάσεις / κατηγορίες έχει επιλεγεί μία έρευνα βάσει της αξιολόγησής της, αλλά και βάσει του αντικτύπου που μπορεί να έχει σε ερευνητικό ή πρακτικό επίπεδο.

- **Καρδιακός ήχος / ακρόαση.** Στο συγκεκριμένο τομέα η έρευνα των Li et. al [17] στα πλαίσια του διαγωνισμού της PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2016 κατέχει μία εξέχουσα θέση. Η αναγνώριση παθογένειας ή μη σε ένα καρδιακό ήχο με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης είναι μία διαδικασία δύο βημάτων. Απαιτείται αρχικά η κατάτμηση κι έπειτα η ταξινόμηση των καρδιακών ήχων. Παρά το γεγονός πως υπάρχουν έρευνες με υψηλά ποσοστά ακρίβειας και για τα δύο απαιτούμενα βήματα, συνήθως κάθε μία από αυτές τις έρευνες εξειδικεύεται είτε στην κατάτμηση είτε στην ταξινόμηση. Το μοντέλο που παρουσιάζεται στην έρευνα των Li et. al επιτυγχάνει υψηλότερο ποσοστό ακρίβειας της τάξης του 88,56% διενεργώντας και τα δύο απαιτούμενα βήματα με τη χρήση Νευρωνικών Δικτύων.
- **Ηλεκτροκαρδιογράφημα.** Τα ποσοστά ακρίβειας που επιτυγχάνονται με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης σε ηλεκτροκαρδιογραφήματα είναι τα υψηλότερα

που επιτυγχάνονται σε οποιαδήποτε εξέταση σχετική με την καρδιολογία. Η έρευνα που σχετίζεται με το ηλεκτροκαρδιογράφημα και ξεχωρίζει, είναι αυτή που έχει διενεργηθεί για την Apple σε συνεργασία με το πανεπιστήμιο του Stanford αναμένεται να ολοκληρωθεί τον Ιανουάριο του 2019. Το μοντέλο που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της συγκεκριμένης έρευνας είναι αυτό που χρησιμοποιήθηκε από την Apple στο Apple Watch 4 για την αναγνώριση της κολπικής μαρμαρυγής μέσω του ηλεκτροκαρδιογραφήματος που μπορεί να διενεργήσει το Apple Watch 4. Το ποσοστό ακρίβειας του μοντέλου είναι 97% και επετεύχθη με τη χρήση Νευρωνικών Δικτύων.

- **Υπέρηχος καρδιάς.** Η έρευνα των Knackstedt et. al [28], το 2015, με τη χρήση εμπορικά διαθέσιμου ιδιόκτητου λογισμικού μηχανικής μάθησης απέδειξε ότι το κλάσμα εξώθησης του αίματος της καρδιάς και η παράμετρος «Longitudinal Strain» (η καλύτερη παράμετρος για την πρώιμη ανίχνευση συστολικής δυσλειτουργίας) μπορούν να υπολογιστούν αξιόπιστα και με συνέπεια από δεδομένα υπερήχου καρδιάς. Τα αυτοματοποιημένα αποτελέσματα που προέκυψαν συγκρίθηκαν με αποτελέσματα που προέκυψαν μέσω οπτικής εκτίμησης και χειροκίνητης ανίχνευσης, επιδεικνύοντας σημαντικά βελτιωμένη ταχύτητα (η αυτοματοποιημένη ανάλυση ολοκληρώθηκε μέσα σε 8 δευτερόλεπτα) χωρίς απώλεια ακρίβειας, με ποσοστό 95%. Η συγκεκριμένη έρευνα είναι από τις λίγες έρευνες στις οποίες αναφέρεται ο χρόνος της αυτοματοποιημένης διάγνωσης και αποδεικνύει το πόσο μπορεί να επιταχυνθεί η διαδικασία της διάγνωσης με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.
- **Αξονική τομογραφία καρδιάς.** Η έρευνα των Motwani et. al [61], αποτελεί μία από τις έρευνες με μεγάλο δείγμα ασθενών, μεγάλο χρόνο παρατήρησης, καθώς και μεγάλο ορίζοντα πρόβλεψης. Η έρευνα διήρκεσε 5 χρόνια και συμμετείχαν σε αυτήν 10.030 ασθενείς. Στόχος ήταν η πρόβλεψη της θνησιμότητας των ασθενών από οποιαδήποτε μορφής καρδιοπάθεια εντός των 5 αυτών χρόνων. Το AUC 0,79 της συγκεκριμένης έρευνας δεν είναι ιδιαίτερα υψηλό, είναι όμως άξια αναφοράς λόγω του μεγέθους της. Η δυνατότητα πρόβλεψης της θνησιμότητας των ασθενών σε βάθος πενταετίας μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικές ιατρικές μεθόδους αντιμετώπισης των παθήσεων τους καθώς και στην ασφαλέστερη λήψη ιατρικών αποφάσεων βάσει ρίσκου.

- **SPECT και PET.** Οι Betancur et al. [39] σε προσπάθειες για τη βελτίωση της πλήρως αυτοματοποιημένης ανάλυσης εικόνας, εφήρμοσαν αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης σε εικόνες πυρηνικής καρδιολογίας (polar map images) σε μια μεγάλη, πολυεθνική μελέτη, η οποία συμπεριλάμβανε 1638 ασθενείς. Απέδειξαν ότι η βαθιά μάθηση θα μπορούσε να ξεπεράσει το τρέχον κλινικό πρότυπο για την ταυτοποίηση αποφρακτικής στεφανιαίας νόσου. Η συγκεκριμένη έρευνα είναι άξια αναφοράς διότι σε προηγούμενη μεγάλη μελέτη σε διαφορετικό πληθυσμό, ακόμη και αν χρησιμοποιήθηκαν όλες οι διαθέσιμες κλινικές πληροφορίες για την πρόβλεψη της παρουσίας αποφρακτικής στεφανιαίας νόσου, δεν υπήρξε ξεκάθαρη διαφορά μεταξύ της αυτοματοποιημένης μεθόδου και του χειροκίνητου υπολογισμού από αναγνωρισμένους εμπειρογνώμονες. Για πρώτη φορά, λοιπόν, η τεχνολογία ξεπερνάει της παραδοσιακές τεχνικές στο συγκεκριμένο τομέα.
- **Επανεισαγωγή ασθενών σε νοσοκομεία:** Η έρευνα των Aljaaf et al. [53] προτείνει ένα μοντέλο, το οποίο κάνει χρήση αλγορίθμου δέντρων αποφάσεων (decision trees), που εκπαιδεύτηκε με χρήση του dataset της Κλινικής Κλινικής του Κλήβελαντ. Το dataset ήταν αποτελούμενο από 297 ασθενείς, οι οποίοι χαρακτηρίζονται από 13 κλινικές παραμέτρους. Οι συγκεκριμένες παράμετροι κατηγοριοποιούσαν τους ασθενείς σε μία από τις πέντε κατηγορίες κινδύνου για την ανάπτυξη καρδιακής ανεπάρκειας. Η απόδοση του μοντέλου αξιολογήθηκε με δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση στο σετ εκπαίδευσης, με μέση AUC 0,91 και ακρίβεια ταξινόμησης 86,5%. Η συγκεκριμένη έρευνα είναι άξια αναφοράς όχι μόνο για τα υψηλά ποσοστά ακρίβειας, αλλά και λόγω του γεγονότος πως υπάρχει μεγάλη ανάγκη μείωσης των εξόδων στον τομέα της υγείας. Η πληθυσμιακή γήρανση πλήττει τα συστήματα υγείας των περισσότερων κρατών και συνεπώς η δυνατότητα μείωσης των μη απαραίτητων εισαγωγών σε νοσοκομεία είναι καίριας σημασίας. Τα τελευταία χρόνια, η μηχανική μάθηση αξιοποιήθηκε σε μια προσπάθεια μείωσης των λανθασμένων διαγνώσεων, ταξινομήσεων, εκτιμήσεων βαρύτητας και ανεπιθύμητων ενεργειών, με ιδιαίτερη έμφαση στην αποφυγή επανεισαγωγής ασθενών στο νοσοκομείο εντός 30 ημερών [50].



## 5 Συμπεράσματα

Μέσα από το πλήθος ερευνών που έχουν διενεργηθεί τα τελευταία χρόνια πάνω στην ενσωμάτωση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στις διάφορες διαγνωστικές μεθόδους καρδιοπάθειας, μπορούμε να οδηγηθούμε σε ορισμένα συμπεράσματα.

Η δυνατότητα πρόσβασης σε μεγάλο όγκο δεδομένων υγείας ψηφιακής μορφής, αλλά και η αύξηση της υπολογιστικής δύναμης έχουν συνδράμει στη καλύτερη εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης και στην ταχύτερη ολοκλήρωση των διαδικασιών ταξινόμησης και διάγνωσης. Τα υψηλά ποσοστά ακρίβειας ταξινόμησης και τιμών AUC που έχουν επιτύχει αρκετές έρευνες δημιουργούν μία αίσθηση ασφάλειας σχετικά με την ενσωμάτωση της μηχανικής μάθησης στις διαγνωστικές μεθόδους που σχετίζονται με καρδιοπάθειες. Σε καμία περίπτωση οι αυτοματοποιημένες τεχνικές δε μπορούν να αντικαταστήσουν τον ρόλο του εξειδικευμένου ιατρού, αλλά σίγουρα μπορούν να συνδράμουν θετικά ως δεύτερη άποψη, ή ως μέσο βελτίωσης της απόδοσης και ακρίβειας των υπαρχόντων διαγνωστικών μεθόδων.

Η δυνατότητα έγκαιρης πρόβλεψης επερχόμενων καρδιοπαθειών, αρκετό καιρό πριν εμφανιστούν τα πρώτα συμπτώματα σε έναν ασθενή είναι ένα ακόμα από τα πλεονεκτήματα που μπορεί να προκύψουν από την τεχνολογική εξέλιξη και την χρήση της μηχανικής μάθησης. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, όμως, πέραν από το ξεκάθαρα θετικό αντίκτυπο για την υγεία του πληθυσμού, γεννιούνται ερωτήματα κι επιφυλάξεις όσον αφορά το ασφαλιστικό και το εργασιακό. Σε χώρες με ιδιωτική ασφάλιση, όπως η ΗΠΑ, το ενδεχόμενο διάγνωσης καρδιακής ανεπάρκειας 6 μήνες πριν την παρουσίασή της μπορεί να λειτουργήσει ανασταλτικά στην ασφάλιση του ασθενούς από έναν ιδιωτικό φορέα, ή ακόμα και στην κατακόρυφη αύξηση των ασφαλιστικών εισφορών. Επίσης, μπορεί να λειτουργήσει και ως ανασταλτικός παράγοντας, όταν ένας δυνητικά ασθενής βρίσκεται σε αναζήτηση εργασίας.

Το πρόσημο για την ενσωμάτωση μοντέλων μηχανικής μάθησης στην καρδιολογία, αλλά και γενικότερα στο χώρο της υγείας είναι θετικό. Θα πρέπει όμως αρχικά να υπάρξουν

επιπλέον μελέτες για την ανάπτυξη ακόμα ακριβέστερων μοντέλων. Επίσης, θα ήταν ωφέλιμο να διενεργηθούν μελέτες και να προκύψουν μοντέλα μηχανικής μάθησης με υψηλή ακρίβεια για διαγνωστικές μεθόδους όπως η μαγνητική τομογραφία, που είναι λιγότερο επιβαρυντικές για τους ασθενείς. Τέλος, θα πρέπει να υπάρξει ξεκάθαρο θεσμικό και νομικό πλαίσιο για την διασφάλιση του απορρήτου των ευαίσθητων προσωπικών δεδομένων κάθε ασθενή, προκειμένου να εξασφαλιστεί ισότητα και ίση αντιμετώπιση όσον αφορά το ασφαλιστικό και το εργασιακό ακόμα και για τους δυνητικά ασθενείς.

## 6 Βιβλιογραφία

1. Bishop, P.J., *Evolution of the stethoscope*. Journal of the Royal Society of Medicine, 1980. **73**(6): p. 448-456.
2. Hampton, J.R., *The ECG Made Easy*. 2013: Churchill Livingstone/Elsevier.
3. Iazzo, P.A., *Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices*. 2015: Springer International Publishing.
4. Kirby, R.S., *Engineering in history [by] Richard Shelton Kirby [and others]*. 1956, New York: McGraw-Hill.
5. AlGhatrif, M. and J. Lindsay, *A brief review: history to understand fundamentals of electrocardiography*. Journal of community hospital internal medicine perspectives, 2012. **2**(1): p. 10.3402/jchimp.v2i1.14383.
6. Waller, A.D., *A Demonstration on Man of Electromotive Changes accompanying the Heart's Beat*. The Journal of physiology, 1887. **8**(5): p. 229-234.
7. Conover, M.H., *A Simplified Approach To Electrocardiography*. Journal of Cardiovascular Nursing, 1987. **1**(2): p. 86.
8. Springer, D.B., L. Tarassenko, and G.D. Clifford, *Logistic Regression-HSMM-Based Heart Sound Segmentation*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016. **63**(4): p. 822-832.
9. Papadaniil, C. and L. Hadjileontiadis, *Efficient Heart Sound Segmentation and Extraction Using Ensemble Empirical Mode Decomposition and Kurtosis Features*. Vol. 18. 2014. 1138-52.
10. Babu, K.A., B. Ramkumar, and M.S. Manikandan, *S1 and S2 heart sound segmentation using variational mode decomposition*. TENCON 2017 - 2017 IEEE Region 10 Conference, 2017: p. 1629-1634.
11. Maglogiannis, I., et al., *Support Vectors Machine-based identification of heart valve diseases using heart sounds*. Vol. 95. 2009. 47-61.
12. Stasis, A.C., *Using Decision Tree Algorithms as a Basis for a Heart Sound Diagnosis Decision Support System*. 2003.
13. Dey, N., A. Das, and S. Chaudhuri, *Wavelet Based Normal and Abnormal Heart Sound Identification using Spectrogram Analysis*. Vol. 3. 2012.

14. Deng, Y. *A Robust Heart Sound Segmentation and Classification Algorithm using Wavelet Decomposition and Spectrogram*. 2012.
15. Gomes, E.F. and E. Pereira. *Classifying heart sounds using peak location for segmentation and feature construction*. 2012.
16. Clifford, G.D., *Classification of Normal/Abnormal Heart Sound Recordings: the PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2016*. Computing in Cardiology, 2016.
17. Li, L., et al. *Classification of heart sound signals with BP neural network and logistic regression*. in *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*. 2017.
18. Wang, X. and Y. Li, *Improving Classification Accuracy of Heart Sound Recordings by Wavelet Filter and Multiple Features*. 2016.
19. Al'Aref, S.J., et al., *Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging*. European Heart Journal, 2018: p. ehy404-ehy404.
20. Tajik, A.J., *Machine Learning for Echocardiographic Imaging: Embarking on Another Incredible Journey\**. Journal of the American College of Cardiology, 2016. **68**(21): p. 2296-2298.
21. Karpagachelvi S., Arthanari M., and S. M., *ECG Feature Extraction Techniques - A Survey Approach*. Vol. 8. 2010.
22. Zhao, Q. and L. Zhang, *ECG Feature Extraction and Classification Using Wavelet Transform and Support Vector Machines*. 2005 International Conference on Neural Networks and Brain, 2005. **2**: p. 1089-1092.
23. Fayyaz, A.A., M. Arif, and J. Yang, *Detection of ST segment deviation episodes in ECG using KLT with an ensemble neural classifier*. Physiological Measurement, 2008. **29**(7): p. 747.
24. Moody, G.B. and R.G. Mark, *The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2001. **20**(3): p. 45-50.
25. Taddei, A., et al., *The European ST-T database: standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography*. European Heart Journal, 1992. **13**(9): p. 1164-1172.

26. Furiasse, N. and J.D. Thomas, *Automated Algorithmic Software in Echocardiography: Artificial Intelligence?\**. Journal of the American College of Cardiology, 2015. **66**(13): p. 1467-1469.
27. Khamis, H., et al., *Automatic apical view classification of echocardiograms using a discriminative learning dictionary*. Medical Image Analysis, 2017. **36**: p. 15-21.
28. Knackstedt, C., et al., *Fully Automated Versus Standard Tracking of Left Ventricular Ejection Fraction and Longitudinal Strain: The FAST-EFs Multicenter Study*. Journal of the American College of Cardiology, 2015. **66**(13): p. 1456-1466.
29. Moghaddasi, H. and S. Nourian, *Automatic assessment of mitral regurgitation severity based on extensive textural features on 2D echocardiography videos*. Computers in Biology and Medicine, 2016. **73**: p. 47-55.
30. Narula, S., et al., *Machine-Learning Algorithms to Automate Morphological and Functional Assessments in 2D Echocardiography*. Journal of the American College of Cardiology, 2016. **68**(21): p. 2287-2295.
31. Mahmoud, A., M. Bansal, and P.P. Sengupta, *New Cardiac Imaging Algorithms to Diagnose Constrictive Pericarditis Versus Restrictive Cardiomyopathy*. Current Cardiology Reports, 2017. **19**(5): p. 43.
32. Takx, R.A.P., et al., *Automated Coronary Artery Calcification Scoring in Non-Gated Chest CT: Agreement and Reliability*. PLOS ONE, 2014. **9**(3): p. e91239.
33. Isgum, I., et al., *Automatic Coronary Calcium Scoring in Low-Dose Chest Computed Tomography*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012. **31**(12): p. 2322-2334.
34. Kang, D., et al. *Structured learning algorithm for detection of nonobstructive and obstructive coronary plaque lesions from computed tomography angiography*. 2015. SPIE.
35. Duguay, T.M., et al., *Coronary Computed Tomographic Angiography-Derived Fractional Flow Reserve Based on Machine Learning for Risk Stratification of Non-Culprit Coronary Narrowings in Patients with Acute Coronary Syndrome*. American Journal of Cardiology, 2017. **120**(8): p. 1260-1266.
36. Commandeur, F., et al., *Deep Learning for Quantification of Epicardial and Thoracic Adipose Tissue From Non-Contrast CT*. Vol. PP. 2018. 1-1.

37. Zreik, M., et al., *Deep learning analysis of the myocardium in coronary CT angiography for identification of patients with functionally significant coronary artery stenosis*. Medical Image Analysis, 2018. **44**: p. 72-85.
38. Betancur, J., et al., *Automatic Valve Plane Localization in Myocardial Perfusion SPECT/CT by Machine Learning: Anatomic and Clinical Validation*. Vol. 58. 2016.
39. Betancur, J., et al., *Deep Learning for Prediction of Obstructive Disease From Fast Myocardial Perfusion SPECT: A Multicenter Study*. JACC. Cardiovascular imaging, 2018. **11**(11): p. 1654-1663.
40. Arsanjani, R., et al., *Comparison of fully automated computer analysis and visual scoring for detection of coronary artery disease from myocardial perfusion SPECT in a large population*. J Nucl Med, 2013. **54**(2): p. 221-8.
41. Arsanjani, R., et al., *Improved accuracy of myocardial perfusion SPECT for detection of coronary artery disease by machine learning in a large population*. Journal of Nuclear Cardiology, 2013. **20**(4): p. 553-562.
42. Arsanjani, R., et al., *Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population*. Journal of Nuclear Cardiology, 2015. **22**(5): p. 877-884.
43. Betancur, J., et al., *Prognostic Value of Combined Clinical and Myocardial Perfusion Imaging Data Using Machine Learning*. JACC: Cardiovascular Imaging, 2018. **11**(7): p. 1000-1009.
44. Dey, D., et al., *Relationship Between Quantitative Adverse Plaque Features From Coronary Computed Tomography Angiography and Downstream Impaired Myocardial Flow Reserve by <sup>13</sup>N-Ammonia Positron Emission Tomography: A Pilot Study*. Vol. 8. 2015. 003255.
45. Dawes, T.J.W., et al., *Machine Learning of Three-dimensional Right Ventricular Motion Enables Outcome Prediction in Pulmonary Hypertension: A Cardiac MR Imaging Study*. Radiology, 2017. **283**(2): p. 381-390.
46. Tan, L.K., et al., *Convolutional neural network regression for short-axis left ventricle segmentation in cardiac cine MR sequences*. Medical Image Analysis, 2017. **39**: p. 78-86.

47. Winther, H.B., et al., *v-net: Deep Learning for Generalized Biventricular Mass and Function Parameters Using Multicenter Cardiac MRI Data*. JACC: Cardiovascular Imaging, 2018. **11**(7): p. 1036-1038.
48. Zhang, L., et al., *Predicting Locations of High-Risk Plaques in Coronary Arteries in Patients Receiving Statin Therapy*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018. **37**(1): p. 151-161.
49. Abdolmanafi, A., et al., *Deep feature learning for automatic tissue classification of coronary artery using optical coherence tomography*. Biomedical Optics Express, 2017. **8**(2): p. 1203-1220.
50. Tripoliti, E.E., et al., *Heart Failure: Diagnosis, Severity Estimation and Prediction of Adverse Events Through Machine Learning Techniques*. Computational and Structural Biotechnology Journal, 2017. **15**: p. 26-47.
51. Masetic, Z. and A. Subasi, *Congestive heart failure detection using random forest classifier*. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016. **130**: p. 54-64.
52. Yang, G., et al. *A heart failure diagnosis model based on support vector machine*. in *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*. 2010.
53. Aljaaf, A.J., et al. *Predicting the likelihood of heart failure with a multi level risk assessment using decision tree*. in *2015 Third International Conference on Technological Advances in Electrical, Electronics and Computer Engineering (TAEECE)*. 2015.
54. Wu, J., J. Roy, and W.F. Stewart, *Prediction Modeling Using EHR Data: Challenges, Strategies, and a Comparison of Machine Learning Approaches*. Medical Care, 2010. **48**(6): p. S106-S113.
55. Austin, P.C., et al., *Using methods from the data-mining and machine-learning literature for disease classification and prediction: a case study examining classification of heart failure subtypes*. Journal of Clinical Epidemiology, 2013. **66**(4): p. 398-407.
56. Epstein, E.J., *Cardiac auscultation*. 1991: Butterworth Heinemann.
57. P Higgins, J., *Physical Examination of the Cardiovascular System*. Vol. 2. 2015.
58. Zhang, D., M.M. Islam, and G. Lu, *A review on automatic image annotation techniques*. Pattern Recognition, 2012. **45**: p. 346-362.

59. Valarakos, A.G., *Αυξητική Πληθυσμιακή Ενημέρωση Οντολογίας στα πλαίσια της Συντήρησης Οντολογιών*. 2009.
60. Mitchell, T.M., *Machine Learning*. 1997: McGraw-Hill, Inc. 432.
61. Motwani, M., et al., *Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis*. *European Heart Journal*, 2017. **38**(7): p. 500-507.