



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
ELEKTROS IR ELEKTRONIKOS FAKULTETAS

Raimundas Kalėda

**FIZIOLOGINIŲ TRIUKŠMŲ IR JUDESIO ARTEFAKTŲ
SUKELIAMŲ KLAIDINGŲ PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO
ALIARMŲ MAŽINIMO METODAI**

Baigiamasis magistro projektas

Vadovas

Dr. Andrius Petrėnas

KAUNAS, 2017

KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
ELEKTROS IR ELEKTRONIKOS FAKULTETAS
ELEKTRONIKOS INŽINERIJOS KATEDRA

**FIZIOLOGINIŲ TRIUKŠMŲ IR JUDESIO ARTEFAKTŲ
SUKELIAMŲ KLAIDINGŲ PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO
ALIARMŲ MAŽINIMO METODAI**

Baigiamasis magistro projektas
Biomedicininė inžinerija (kodas 621H16001)

Vadovas
Dr. Andrius Petrėnas

Recenzentas
Doc. dr. Darius Jegelevičius

Projektą atliko
Raimundas Kalėda

KAUNAS, 2017



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS

Elektros ir elektronikos

(Fakultetas)

Raimundas Kalėda

(Studento vardas, pavardė)

Biomedicininė inžinerija, 621H16001

(Studijų programos pavadinimas, kodas)

Baigiamojo projekto „Fiziologinių triukšmų ir judesio artefaktų sukeltamų klaidingų prieširdžių virpėjimo aliarmų mažinimo metodai“

AKADEMINIO SAŽININGUMO DEKLARACIJA

20 17 m. _____ d.

Kaunas

Patvirtinu, kad mano **Raimundo Kalėdos** baigiamasis projektas tema „**FIZIOLOGINIŲ TRIUKŠMŲ IR JUDESIO ARTEFAKTŲ SUKELIAMŲ KLAIDINGŲ PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO ALIARMŲ MAŽINIMO METODAI**“ yra parašytas visiškai savarankiškai, o visi pateikti duomenys ar tyrimų rezultatai yra teisingi ir gauti sąžiningai. Šiame darbe nei viena dalis nėra plagijuota nuo jokių spausdintinių ar internetinių šaltinių, visos kitų šaltinių tiesioginės ir netiesioginės citatos nurodytos literatūros nuorodose. Įstatymų nenumatytų piniginių sumų už šį darbą niekam nesu mokėjęs.

Aš suprantu, kad išaiškėjus nesąžiningumo faktui, man bus taikomos nuobaudos, remiantis Kauno technologijos universitete galiojančia tvarka.

Raimundas Kalėda

(vardą ir pavardę įrašyti ranka)

(parašas)

Kalėda, Raimundas. Fiziologinių triukšmų ir judesio artefaktų sukeltamų klaidingų prieširdžių virpėjimo aliarmų mažinimo metodai. Biomedicininės inžinerijos *magistro* baigiamasis projektas / vadovas dr. Andrius Petrėnas; Kauno technologijos universitetas, Elektros ir elektronikos fakultetas, Elektronikos inžinerijos katedra.

Mokslo kryptis ir sritis: Biomedicininė inžinerija, Technologiniai mokslai
Kaunas, 2017. 51 psl.

S A N T R A U K A

Prieširdžių virpėjimas yra dažniausia aritmija klinikinėje praktikoje. Tikslas – ištirti fiziologinių triukšmų ir judesio artefaktų sukeltamų klaidingų prieširdžių virpėjimo aliarmų mažinimo metodus. Pristatomas metodas klaidingiems prieširdžių virpėjimo aliarmams mažinti. Pasiūlytas metodas remiasi signalų kokybės parametrų skaičiavimu iš elektrokardiogramos signalų. Atliktas signalų kokybės parametrų tyrimas su modeliuotais ir klinikiniais signalais, įvertinta ar triukšmo lygį įvertinantys parametrai geba atskirti triukšmo epizodus nuo prieširdžių virpėjimo ir sinusinio ritmo.

Signalų kokybei įvertinti įgyvendintas dirbtiniu neuroniniu tinklu pagrįstas klasifikatorius. Dirbtinis neuroninis tinklas apmokomas su miokardo infarktą patyrusiems pacientams registruotais signalais, tiek su Physionet ir MIT-BIH duomenų bazių signalais, šiuos signalus suskirstant į tris grupes: prieširdžių virpėjimo, sinusinio ritmo ir triukšmo signalus. Apmokytas dirbtinis neuroninis tinklas ištestuotas su ilgalaikiais (iki 48 val.) elektrokardiogramos signalais ir gauta, kad šiuo metodu yra nuslopinama 33,62 % klaidingų prieširdžių virpėjimo aliarmų, tačiau 10,76 % prieširdžių virpėjimų priskirta triukšmui.

Kalėda, Raimundas. Reduction of physiological noise and motion artifacts induced atrial fibrillation false alarms. Final project of Biomedical engineering *Master's degree* / supervisor dr. Andrius Petrėnas; Kaunas University of Technology, Faculty of Electrical and Electronics Engineering, department of Electronics Engineering.

Research area and field: Biomedical Engineering, Technological Sciences
Kaunas, 2017. 51 p.

S U M M A R Y

In clinical practice the most common arrhythmia is atrial fibrillation. The purpose – to research the methods to reduce false atrial fibrillation alarms caused by physiological noise and motion artifacts. The method to reduce false atrial fibrillation alarms is introduced. The proposed method is based on the quality parameters of signals estimated from the electrocardiogram signals. The study of quality parameters of signals was made using simulated and clinical signals, estimated whether noise level assessing parameters could distinguish noise episodes from atrial fibrillation and sinus rhythm.

The classifier, based on artificial neural network is implemented to assess the quality of signals. Artificial neural network is trained with signals registered on patients during myocardial infarction, with signals from both Physionet and MIT-BIH databases, dividing these signals into three groups: atrial fibrillation, sinus rhythm and noise signals. A trained neural network was tested with long-term (up to 48 hrs.) electrocardiogram signals and it was clarified, that this method reduces 33,62 % of false atrial fibrillation alarms, but 10.76% of atrial fibrillation was identified as noise.

TURINYS

SANTRUMPŲ IR ŽENKLŲ AIŠKINIMO ŽODYNAS	7
ĮVADAS	8
1. PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO ATPAŽINIMO POREIKIS IR SUSIJUSIOS PROBLEMOS	10
1.1 Prieširdžių virpėjimo aritmijos aptikimo svarba.....	10
1.2 Esamų prieširdžių virpėjimo atpažinimo technologijų apžvalga	13
1.2.1 Holterio monitoriai ir širdies įvykių registratoriai.....	13
1.2.2 Trumpalaikės elektrokardiogramos registratoriai.....	14
1.3 Triukšmų tipai elektrokardiogramoje	15
1.3.1 Bazinės linijos dreifas.....	15
1.3.2 Elektrodų kontakto triukšmas	15
1.3.3 Elektromiografinis triukšmas	16
1.3.4 Kvėpavimo veikla.....	16
2. TRIUKŠMO LYGIO ĮVERTINIMO METODŲ APŽVALGA	18
2.1 Elektrokardiogramos signalo kokybės įverčiai	18
2.2 Klaidingų aliarmų mažinimas apjungiant signalų kokybės indeksus ir fizinį aktyvumą	21
3. KLAIDINGŲ PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO ALIARMŲ MAŽINIMO ALGORITMO KONCEPCIJA.....	23
3.1 Triukšmo vertinimo parametrai	23
3.2 Klasifikatorius.....	26
3.3 Elektrokardiografinių signalų duomenų bazės.....	28
3.3.1 Modeliuoti signalai	28
3.3.2 Klinikiniai signalai	29
3.3.3 Testavimo signalų duomenų bazė	29
3.4 Sukurto algoritmo patikimumo vertinimas	30
4. REZULTATAI	32
4.1 Parametrų tyrimas ir parinkimas.....	32
4.1.1 Parametrų tyrimas su modeliuotais signalais	32
4.1.2 Parametrų tyrimas su klinikiniais signalais	34
4.1.2.1 Parametrų reakcijos į sinusinį ritmą ir prieširdžių virpėjimą tyrimas	34
4.1.2.2 Parametrų reakcijos į sinusinį ritmą ir triukšmą tyrimas	36
4.1.2.3 Parametrų reakcijos į prieširdžių virpėjimą ir triukšmą tyrimas.....	38
4.1.2.4 Triukšmo lygio įtakos parametrams tyrimas.....	39
4.1.3 Parametrų parinkimas	41
4.2 Triukšmo lygio įvertinimo parametrų ir sukurto algoritmo tyrimas su klinikiniais signalais	41
IŠVADOS.....	48
INFORMACIJOS ŠALTINIŲ SĄRAŠAS.....	49

SANTRUMPŲ IR ŽENKLŲ AIŠKINIMO ŽODYNAS

AROC	Plotas po ROC kreive
ASI	Asimetrijos koeficientas
DNT	Dirbtinis neuroninis tinklas
EKG	Elektrokardiograma
EKS	Eksceso koeficientas
EMG	Elektromiograma
ENTR	Šenono entropijos koeficientas
N	Triukšmo indeksas
PV	Prieširdžių virpėjimas
RR	Laiko trukmė tarp gretimų skilvelių susitraukimų
SKI	Signalų kokybės indeksai
SPLOT	Signalų ribojamas plotas
SR	Sinusinis ritmas
SMAX	Signalų maksimali vertė
SMIN	Signalų minimali vertė
STD	Standartinė nuokrypis
SVAR	Signalų variacijos koeficientas
TKP	Tarpkvartilinis plotas

IVADAS

Prieširdžių virpėjimas (PV) - dažniausia ilgalaikė širdies aritmija, kuri pasireiškia 1–3 % visų gyventojų vyresnių nei 20 metų [1]. Apie 33,5 milijonai pasaulio žmonių kenčia nuo šios aritmijos ir jos paplitimas prognozuojama padvigubės per ateinančius 50 metų senstant žmonijai [2]. Prieširdžių virpėjimas 5 kartus padidina insulto riziką, 20–30 % visų insulto atvejų yra susiję su šia aritmija [1]. Išeminis insultas su PV dažnai yra mirtinas, o išgyvenę pacientai po insulto dažniausiai lieka neįgalūs. Sveikatos priežiūros išlaidos pacientams su prieširdžių virpėjimo aritmija yra labai aukštos, vienam pacientui tenkanti suma siekia iki 4000 JAV dolerių per metus [3]. Daugumai pacientų PV procesas yra nesustabdomas ir tampa pastovia arba ilgalaikė ligos forma, susijusia su kitomis ligomis, kylančiomis dėl aritmijos. PV nustatymą sunkina besimptomis ritmo sutrikimo pobūdis. Trečdalis sergančiųjų nežino, kad turi vadinamąją besimptomę prieširdžių virpėjimo aritmiją [1]. Ankstyvas aritmijos aptikimas leistų imtis terapinių priemonių, ne tik bandyti pašalinti jos pasekmes. Gydytojui įtarus, kad pacientui gali būti PV, nedelsiant pradedamas ilgalaikis širdies darbo stebėjimas.

Nuolatinis stebėjimas yra iššūkis inžinieriams, kuriantiems tokią įrangą, kuri leistų nuolat, nevaržant paciento laisvės stebėti širdies veiklą ir tiksliai atpažinti prieširdžių virpėjimo epizodus. Prieširdžių virpėjimo atpažinimo algoritmai yra kuriami [4, 5, 6], tačiau dėl atsirandančių artefaktų (judėjimo, kvėpavimo, elektrodų kontakto nebuvimo ir t.t) PV epizodai gali būti atpažinti klaidingai arba visai neatpažinti, ypač juos vertinant iš tik RR intervalų nereguliarumo. Dėl esančių triukšmų signale PV atpažinimo algoritmai gali netinkamai atpažinti arba neatpažinti QRS kompleksų, todėl yra būtinas tokių sistemų tobulinimas, norint užtikrinti nepertraukiamą ir patikimą stebėjimą bei palengvinti gydytojų darbą peržiūrint ilgalaikius elektrokardiogramos (EKG) įrašus.

Naujumas

Prieširdžių virpėjimo klaidingų aliarmų mažinimui nėra sukurta metodų, esami metodai skirti normalaus sinusinio ritmo EKG signalams vertinti. Šiame darbe pateikiamas metodas konkrečiai prieširdžių virpėjimo klaidingų aliarmų mažinimui esant signalams prieširdžių virpėjimo. Panašią problemą sprendė KTU magistrantas J. Gasparovičius, tačiau jo darbas buvo fokusuotas kokybei vertinti, kai ritmas nėra sutrikęs [7]. Atlikus preliminarius tyrimus pastebėta, kad algoritmas tinka tik sveikiems žmonėms triukšmo lygiui vertinti, tačiau klysta jeigu pakeičiama EKG derivacija bei kai signale stebimi ritmo sutrikimai pvz. ekstrasistolės arba prieširdžių virpėjimas. Tokiu atveju j. Gasparovičiaus algoritmas priskiria ritmo sutrikimus triukšmui. Dėl šios priežasties, šiame darbe siekiama ištirti galimybes atskirti prieširdžių virpėjimą nuo triukšmo.

Tyrimo tikslas – ištirti fiziologinių triukšmų ir judesio artefaktų sukeltų klaidingų prieširdžių virpėjimo aliarmų mažinimo metodus.

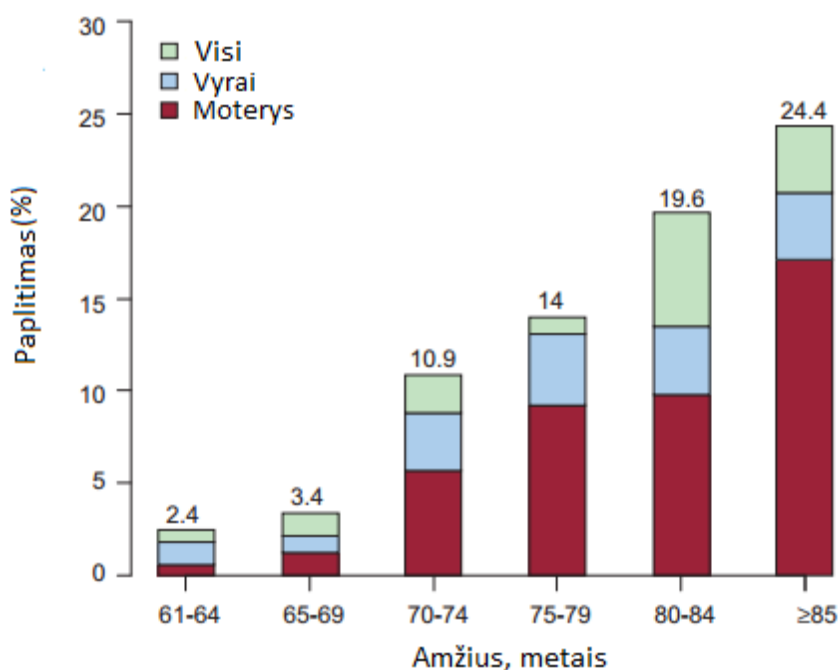
Tyrimo tikslui pasiekti išsikelti šie **uždaviniai**:

1. Išanalizuoti esamus triukšmo atpažinimo elektrokardiografinuose signaluose metodus.
2. Sudaryti klinikinių triukšmo, sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo elektrokardiografinių signalų duomenų bazę.
3. Ištirti triukšmo lygio įvertinančių parametrų galimybes diferencijuoti prieširdžių virpėjimo ir fiziologinio triukšmo epizodus.
4. Sukurti tinkamiausius triukšmo lygio įvertinimo parametrus apjungiantį algoritmą.
5. Ištirti sukurtą algoritmą su klinikiniais ilgalaikiais elektrokardiogramos signalais.

1. PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO ATPAŽINIMO POREIKIS IR SUSIJUSIOS PROBLEMOS

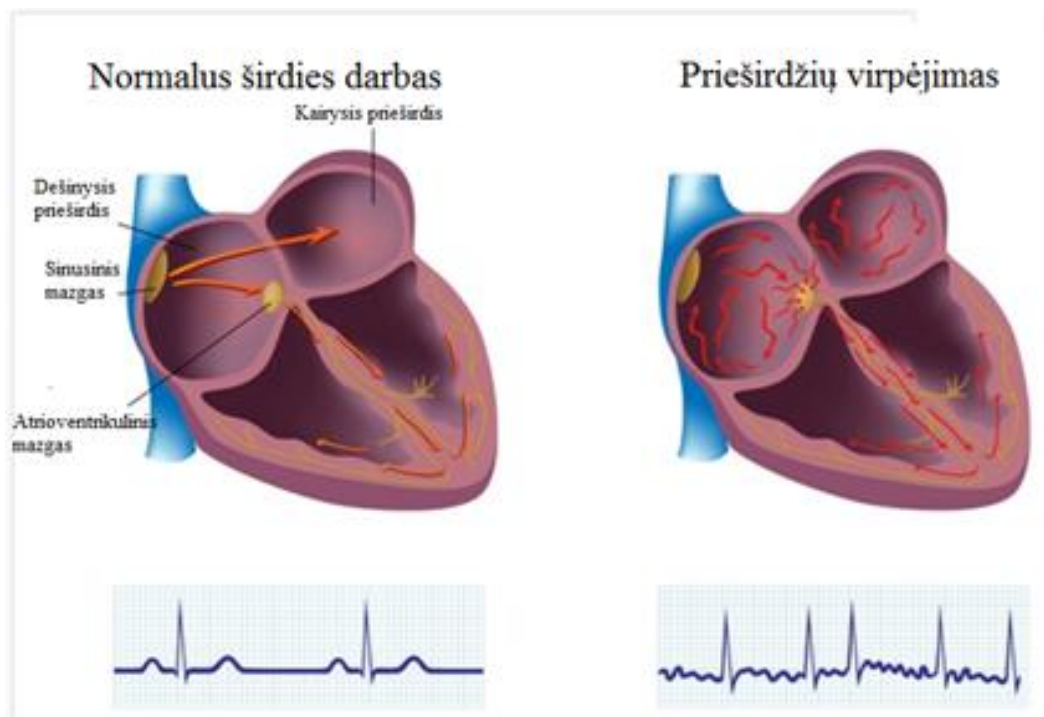
1.1 Prieširdžių virpėjimo aritmijos aptikimo svarba

Prieširdžių virpėjimas pasireiškia iki 3 % viso pasaulio gyventojų. Esant ūmiam insultui, sistemingas EKG stebėjimas padeda identifikuoti 1 iš 20 PV epizodo pasirodymo atvejų, kas yra žymiai daugiau nei registruojant standartinį 12 derivacijų EKG signalą [1]. Prieširdžių virpėjimas dažniausiai pasireiškia vyresnio amžiaus žmonėms (žr. 1 pav.), iki 19,6 % esant 80 metų [8]. Vyrams dažniau pasireiškia PV aritmija nei moterims. Prieširdžių virpėjimo atvejų daugėja, per pastaruosius du dešimtmečius jų padaugėjo net 13 % [1, 8]. PV ilgą laiką gali likti nepastebėtas, tai reiškia, kad dauguma pacientų niekada nebus hospitalizuoti, nebent juos ištiks insultas arba atsiras kitų komplikacijų sukeltų prieširdžių virpėjimo.



1 pav. PV paplitimas amžiaus grupėse. Adaptuota iš [8].

Bet kokia struktūrinė širdies liga gali sukelti ne tik lėtus, bet progresyvius struktūros pasikeitimus prieširdžiuose. Po prieširdžių virpėjimo pradžios atsiranda prieširdžių elektrofiziologinių savybių pokyčių, kinta mechaninės funkcijos ir pasireiškia prieširdžių struktūros pakitimai, kurie turi skirtingą laikinę eigą (žr. 2 pav.).



2 pav. Normalaus ritmo (kairėje) ir PV grafinis aiškinimas (dešinėje). Adaptuota iš [9].

Prieširdžių virpėjimo metu ne visada pasireiškia simptomai, tačiau net ir besimptomis prieširdžių virpėjimas gali padidinti insulto riziką [10]. Prieširdžių virpėjimo gydymas gali padėti išvengti insulto, nuovargio ar širdies nepakankamumo.

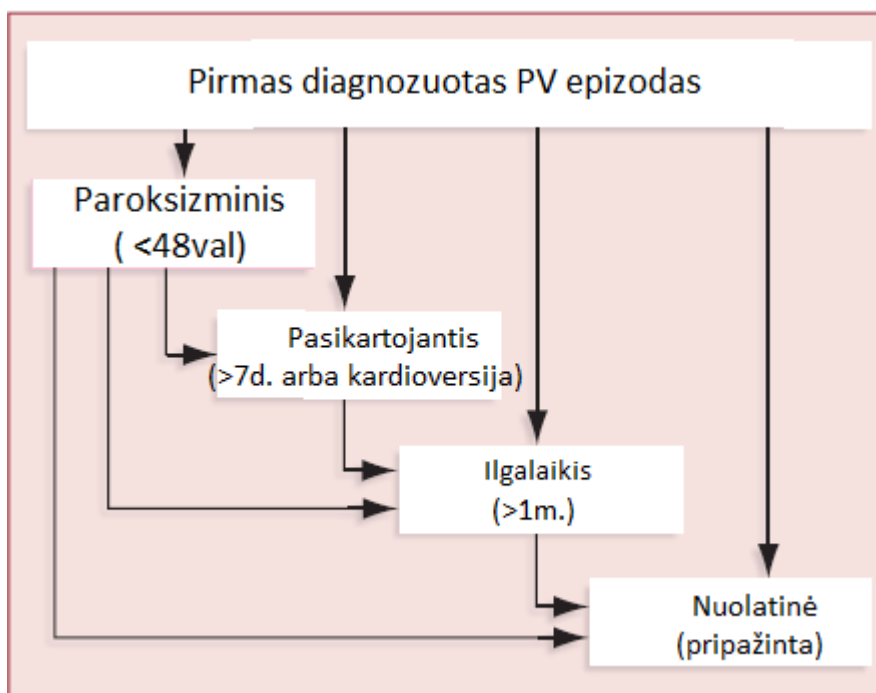
Dažniausiai pasireiškiantys simptomai:

- nereguliarus ritmas;
- širdies plakimo pojūčiai;
- intensyvesnis širdies darbas;
- diskomfortas arba skausmas krūtinėje;
- alpimas arba galvos svaigimas;
- nuovargis, dusulys ir silpnumas.

Prieširdžių virpėjimo aritmija nelaikoma ypač pavojinga gyvybei pati savaime, tačiau ji yra susijusi su įvairiais kitais negalavimais pvz. su padidėjusiu mirtingumu, insultu, širdies veiklos nepakankamu, hospitalizacija, su blogėjančia gyvenimo kokybe, sumažėjusiu fiziniu aktyvumu ir taip pat su kairiojo skilvelio disfunkcija. Mirtingumas yra padvigubėjęs dėl prieširdžių virpėjimo aritmijos ir buvo įrodyta [11], kad tik prieštrombinis gydymas yra veiksminga priemonė mažinanti padidėjusį mirtingumą. Insultas susijęs su prieširdžių virpėjimu dažnai būna sunkus ir sukeliantis ilgalaikius padarinius arba mirtį. Net kas penktas insulto atvejis yra susijęs su PV. Nediagnozuotas besimptomis prieširdžių virpėjimas, taip pat gali sukelti insultą, tačiau laiku paskyrus antikoagulantų terapiją galima sumažinti insulto riziką. Paroksizminis prieširdžių virpėjimas turi tokią pačią galimybę sukelti insultą, kaip ir nuolatinis prieširdžių virpėjimas [12].

Prieširdžių virpėjimas gali sukelti ir kairiojo skilvelio disfunkciją, kuri dažnai atsiranda dėl nereguliaraus ir greito kairiojo skilvelio darbo, sutrikus prieširdžių susitraukimo funkcijai ir dėl diastolės metu susidarancio padidėjusio slėgio kairiajame skilvelyje. Trečdalis visų hospitalizacijų susijusių su aritmijomis būna dėl prieširdžių virpėjimo aritmijos. Hospitalizacija turi didelę įtaką gyvenimo kokybei, bei fiziniam aktyvumui. Pacientai turintys prieširdžių virpėjimo aritmiją turi prastesnę gyvenimo kokybę, nei sveiki ar pacientai sergantys išeminėmis širdies ligomis [13]. Širdies ir kraujagyslių ligų atvejai susiję su prieširdžių virpėjimu: hipertenzija, simptominis širdies nepakankamumas, širdies vožtuvų ligos, kardiomiopatija, prieširdžių pertvaros defektas, vainikinių arterijų ligos ir t.t.

Kliniškai yra išskiriami penki PV tipai remiantis aritmijos atsiradimu ir trukme: pirminė diagnozė, paroksizminis, pasikartojantis, ilgalaikis, nuolatinis prieširdžių virpėjimas. Visi pacientai kurie patyrė prieširdžių virpėjimą yra laikomi pacientais su pirminės diagnozės PV, nepriklausomai nuo aritmijos trukmės, atsiradimo ar simptomų sunkumo susijusio su PV (žr. 3 pav.). Paroksizminis PV - savaime pasibaigiantis per 48 val. Paroksizminis PV gali tęstis iki 7d., 48 val. laikotarpis yra kliniškai svarbus, jeigu per šį laiko tarpą virpėjimas nenustoja, tikimybė, kad jis baigsis yra labai maža [1]. Pasikartojantis PV, kai PV epizodai trunka ilgiau nei 7 d., reikalingas ritmo atstatymas kardioversijos būdu arba medikamentais. PV laikomas ilgalaikiu, kai trunka ilgiau nei metus. Nuolatinis PV pripažįstamas tada, kai gydytojas ir pacientas sutaria, kad aritmija yra nepagydoma.



3 pav. Skirtingi prieširdžių virpėjimo tipai. Adaptuota iš [1].

Norint išvengti PV galima kontroliuoti arba pakeisti tam tikrus įpročius, šie skirstomi į kontroliuojamus: aukštas cholesterolis, aukštas kraujo spaudimas, širdies ligos, rūkymas, antsvoris, kofeinas, piktnaudžiavimas alkoholiu, fizinio krūvio stoka, miego apnėja ir į nekontroliuojamus: paveldimumas, vyresnis amžius, įgimtos širdies ligos [1].

1.2 Esamų prieširdžių virpėjimo atpažinimo technologijų apžvalga

1.2.1 Holterio monitoriai ir širdies įvykių registratoriai

Normanas Holteris 1961m. siūlė EKG registravimo prietaisą, kuris buvo kompaktiškas ir nešiojamas, dėl šios priežasties elektrokardiogramą tapo įmanoma registruoti ambulatoriškai 24 – 48 val. laikotarpyje [14]. Įprastine ramybės elektrokardiograma širdies veikla stebima trumpai, keliolika sekundžių. Holterio monitorius (žr. 4 pav.) susideda iš 3 – 5 elektrodų tvirtinimų prie kūno ir elastinio diržo, kuris pritvirtina patį Holterio monitorių. Naujaisi Holterio monitoriai yra tvirtinami tiesiog ant kūno, pvz. Faros 360 Holterio monitorius registruojantis 20 – 30 dienų širdies veiklą - turintis 3 registravimo kanalus, kur kiekvienas iš jų gali registruoti signalą 1000 Hz diskretizavimo dažniu. Taip pat Faros 360 turi akcelerometrą, o registravimo duomenys gali būti nuskaityti per USB. Tobulėja klijuojami įvykių registratoriai, tokie kaip Zio Patch, kurie turi tik vieną registravimo kanalą ir gali registruoti elektrokardiogramą iki 14 dienų [15].



4 pav. Holterio monitoriai: Faros 360 (kairėje), Zio Patch (dešinėje). Adaptuota iš [16, 17].

Užregistruota EKG turi būti išanalizuota, tai yra atliekama, kai atjungiamas prietaisas nuo paciento ir perkeliama duomenys į kompiuterį. Holterio monitoriai yra tinkamai aritmijos epizodams atpažinti, tačiau registruojamo signalo kokybė dažnai nukenčia dėl nukritusių elektrodų, paciento fizinio aktyvumo ir jungiamųjų laidų, todėl gydytojams tenka peržiūrinėti EKG įrašus ir atmesti epizodus, kurie netinkami vertinimui. Pasitaiko atvejų, kad pacientai yra alergiški klėjams skirtiems elektrodams tvirtinti prie kūno, todėl tai apsunkina pacientų stebėjimą. Pagrindiniai Holterio monitorių trūkumai – EKG signalo kokybė, elektrodų klėjai ir jungiamieji laidai [18].

1.2.2 Trumpalaikės elektrokardiogramos registratoriai

Trumpalaikės elektrokardiogramos registratorių nereikia dėvėti nuolat, jais galima registruoti elektrokardiogramą namų sąlygomis, bet kuriuo paros metu. Tokie prietaisai yra vienos derivacijos, o EKG registravimas vyksta tarp skirtingų rankų nykščių, delnų arba pirštų nuo 10 s iki kelių minučių. Užregistruotas EKG signalas yra analizuojamas realiu laiku. Šie prietaisai (žr. 5 pav.) pasižymi maža kaina ir didesnis patogumas nei standartiniai Holterio monitoriai. Vienas iš tokių prietaisų - Zenicor EKG-2™. Šis nešiojamas EKG registratorius jau yra pateikiamas plačiajai rinkai. Tai vienos derivacijos EKG registratorius registruojantis pirmąją Eithoveno derivaciją iš paciento nykščių. Šio prietaiso EKG signalas gali būti užregistruotas ir išsiųstas į nurodytą tinklalapį arba mobilųjį įrenginį. Zenicor EKG-2™ pasiekia jautrumą iki 77 % ir specifiškumą iki 92 % registruojant širdies ritmo pakitimus arba išskiriant širdies ritmo sutrikimus.



5 pav. Zenicor EKG-2™ ir Alivecor registratorius. Adaptuota iš [19, 20].

MyDiagnostick (žr. 6 pav.) yra lazdelės pavidalo stebėjimo įrankis, kuris turi būti laikomas abejomis rankomis. Įrašai negali būti matomi registracijos metu, tačiau vėliau rankiniu būdu gali būti perkelti ir analizuojami kompiuteryje arba mobiliajame įrenginyje. Iškart po registracijos indikatorius praneša ar buvo aptiktas prieširdžių virpėjimas. Atlikus tyrimus su 216 pacientų buvo įvertintas šio prietaiso jautrumas, specifiškumas ir diagnostinis jautrumas.

Po automatinio PV atpažinimo, gamintojų teigimu, jautrumas buvo 80 %, specifiškumas 93,7 %, tačiau ekspertui atlikus įvertinimą jautrumas buvo 20 %, specifiškumas padidėjo iki 94,2 %. Automatinio algoritmo diagnostinis tikslumas buvo 93,1 %, o įvertinus ekspertui jis sumažėjo iki 90,7 % [21].



6 pav. MyDiagnostick registratorius. Adaptuota iš [21].

Didelis klaidingų aliarmų skaičius sudaro poreikį kurti triukšmingų epizodų atpažinimo algoritmus, kurie būtų specifikuoti ir skirti tam tikrai aritmijų grupei pvz. prieširdžių virpėjimui atskirti nuo triukšmingų signalų epizodų.

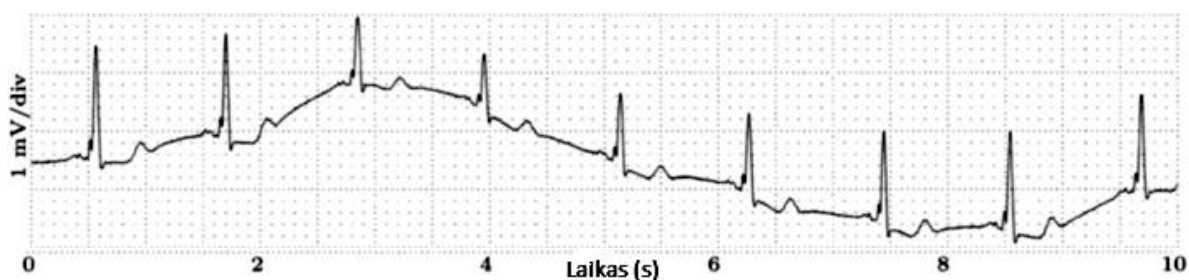
1.3 Triukšmų tipai elektrokardiogramoje

Svarbu yra susipažinti su dažniausiai pasitaikančiais triukšmų tipais, bei artefaktais prieš taikant įvairius EKG signalų apdorojimo metodus. Registruojant EKG signalą dažniausiai pasitaiko įvairūs ne širdies ritmo sukelti triukšmo tipai:

- bazinės linijos dreifas,
- elektrodų kontakto triukšmai,
- elektros linijų trikdžiai,
- skeleto raumenų elektrinė veikla,
- kvėpavimo sukelti artefaktai,
- elektromiografiniai artefaktai.

1.3.1 Bazinės linijos dreifas

Bazinės linijos dreifas dažniausiai pasireiškia fizinio krūvio metu, gali atsirasti dėl įvairių triukšmo šaltinių įskaitant kvėpavimą, kūno judesius ir blogą elektrodų kontaktą. Triukšmo amplitudė gali viršyti net keletą kartų maksimalią QRS komplekso amplitudę, o dažnų juosta retai viršija 0,05 Hz ribą. Taigi esant intensyviame fiziniam krūviui, tokio tipo triukšmas gali turėti ir aukštesnio dažnio komponentių (0,05 – 1 Hz), kurios daro didesnę įtaką signalo tinkamumui diagnozuojant ligas. Triukšmą iki 0,5 Hz galima lengvai pašalinti, o aukštesnio dažnio komponentės patenka į naudingą EKG signalo dažnių ruožą, kas apsunkina signalo efektyvų apdorojimą. Dėl bazinės linijos dreifo (žr. 7 pav.) esančio EKG signalo, gali būti padaromos neteisingos išvados atliekant signalo analizę ir, kuris gali sukelti klaidingą klinikinę interpretaciją, klaidinti gydytoją.

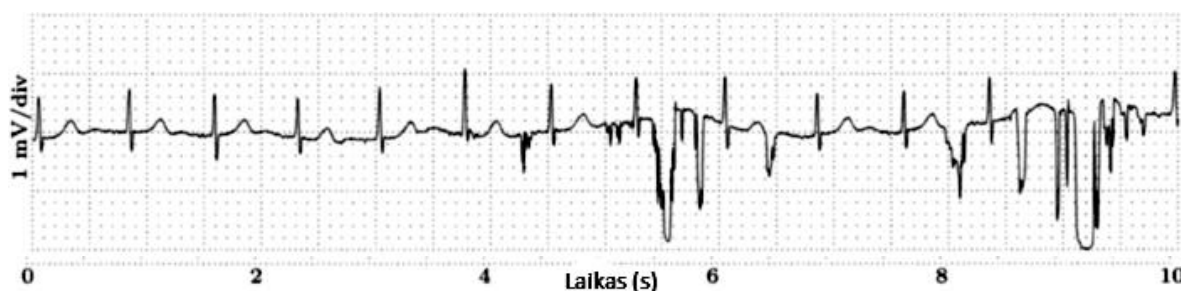


7 pav. Bazinės linijos dreifas EKG signalo. Adaptuota iš [22].

1.3.2 Elektrodų kontakto triukšmas

Elektrodų kontakto triukšmų dažniausiai sukelia odos įsitempimas ir atsipalaidavimas, kuris keičia odos impedansą aplink elektrodą. Triukšmo charakteristikos yra panašios į bazinės linijos dreifo, tačiau yra sunkiau pašalinamas, kadangi jo spektro dedamosios persidengia su visomis EKG signalo dedamosiomis (PQRST). Dažniausia pasitaikantis dažnis yra nuo 1 iki 10 Hz [22]. Kontakto praradimas gali būti negrįžtamas arba su pertrūkiais, atsiradus judėjimui ir

vibracijai. Toks kontakto praradimas ir atsiradimas matavimo sistemoje gali sukelti didelius artefaktus EKG signale [23] (žr. 8 pav.).

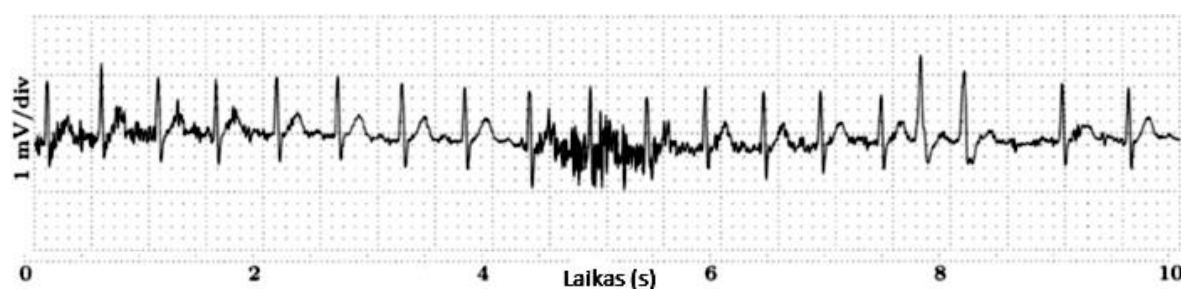


8 pav. Elektrodo judėjimo artefaktai EKG signale. Adaptuota iš [22].

EKG signale šie artefaktai pasireiškia, kaip didelės amplitudės bangos (vidutinė amplitudės vertė 15 mV [24]), dėl kurių gali būti neteisingai atpažinti QRS kompleksai. Prieširdžių virpėjimo nustatytas iš RR intervalų gali būti klaidingas, kadangi atsiradus elektrodo judėjimo artefaktams pasireiškia ritmo nereguliarumai ir klaidingai fiksuojami PV epizodai.

1.3.3 Elektromiografinis triukšmas

Skeleto raumenų elektrinis aktyvumas atsirandantis raumens susitraukimo metu sukelia elektromiografinius triukšmus, dažniausiai matomus EKG signale (žr. 9 pav.) ambulatorinio stebėjimo metu arba atliekant fizinius pratimus. Elektromiografinio triukšmo dažninės komponentės spektre gali būti pasiskirsčiusios nuo 15 iki 100 Hz dažnių juostoje. Amplitudė dažniausiai sudaro 10 % EKG signalo amplitudės. Elektromiografinio signalo dažnų komponentės persidengia su QRS kompleksu, taip pat pereina į aukštesnių dažnių ruožus. Dėl to sunku pašalinti elektromiografinį (raumenų susitraukimų sukeltą) triukšmą iš EKG signalų jų neiškraipant.

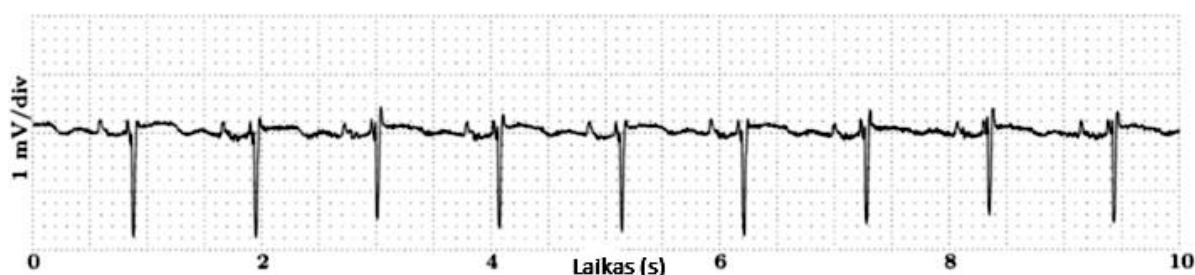


9 pav. EMG triukšmas EKG signale. Adaptuota iš [22].

1.3.4 Kvėpavimo veikla

Kvėpavimo veikla daro įtaką ne tik elektrokardiografiniams matavimams (širdies ritmo kitimui), bet ir paveikia širdies plakimo morfologiją signale. Tokius ritmo svyravimus morfologijoje sukelia krūtinės judesiai, pokyčiai širdies pozicijoje ir plaučių specifinio laidumo pokytis. Kvėpavimo ciklo metu vektorius apibūdinantis dominuojančią elektros bangų kryptį keičiasi ir tai galima matyti užregistruotame EKG signale (keičiasi EKG signalo morfologija).

Elektrokardiogramos signaluose (žr. 10 pav.) matomi ryškūs QRS komplekso amplitudės pokyčiai, kuris yra sukeltas kvėpavimo ciklo. Amplitudės pokytis EKG signale gali padidėti iki 15 % maksimalios EKG amplitudės.



10 pav. Kvėpavimo veiklos įtaka EKG signalui (QRS amplitudės padidėjimas).
Adaptuota iš [22].

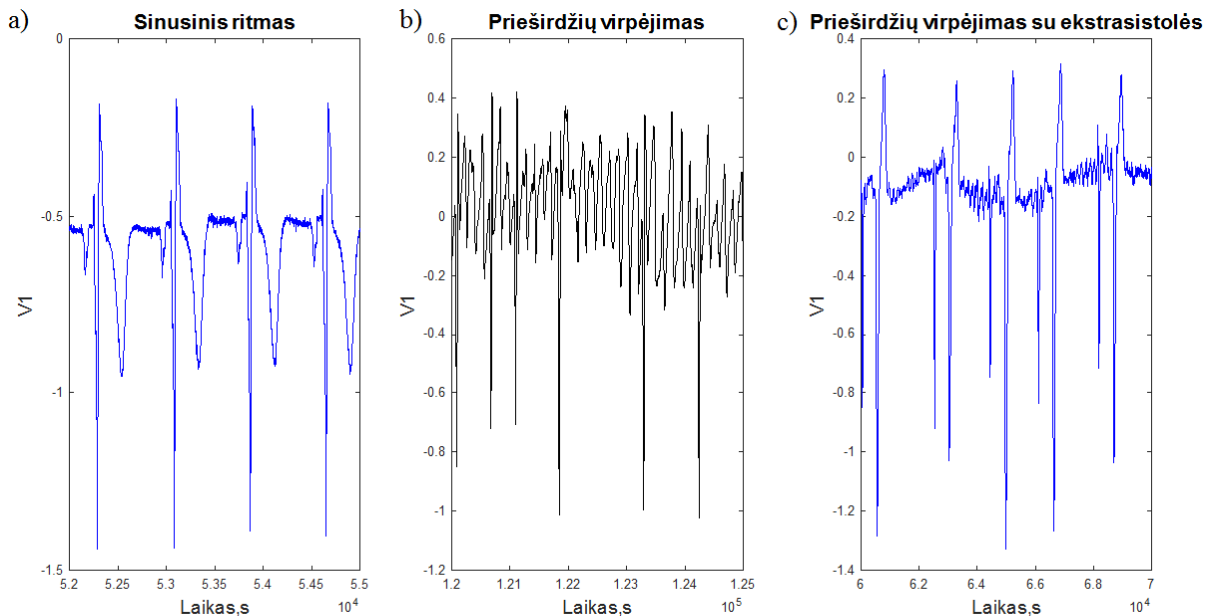
Vyraujančių triukšmų šaltinių analizė rodo, kad triukšmai turi įtakos EKG signalo amplitudei ir gali tęstis net iki 1 min.. Daugumą šių triukšmų galima pašalinti skaitmeniniais filtrais, tačiau triukšmo filtravimas gali iškreipti signalo formą, kai triukšmo ir naudingo signalo dažnių juostos persidengia, kai taip nutinka signalas gali būti netinkamas diagnostikai. Pateikiame apibendrinta vyraujančių triukšmų EKG signale lentelę (žr. 1 lentelę).

1 lentelė. Triukšmų tipai ir jų parametrai

Parametras / Triukšmo tipas	Amplitudė	Dažnis, Hz	Trukmė
Bazinės linijos dreifas	Iki 15 % EKG amplitudės	>1	-
Elektrodo kontakto	~15mV (arba maksimalus galimas registravimo prietaiso išėjimas)	nuo 1 iki 10	nuo 100 ms iki 1min
EMG	Iki 10 % EKG amplitudės	nuo 15 iki 10 000	50 ms
Kvėpavimas	Iki 15 % EKG amplitudės	-	-
Tinklo įtampa	Iki 50 % EKG amplitudės	50	-

2. TRIUKŠMO LYGIO ĮVERTINIMO METODŲ APŽVALGA

Ramybės elektrokardiogramą vertinti yra gana nesudėtinga, tačiau esant triukšmams signalo forma pakinta ir automatiniai algoritmai pradeda klysti atpažįstami prieširdžių virpėjimą. Patikimas aritmijų atpažinimas yra neišspręsta problema, todėl algoritmai atpažįstantys aritmijas yra nuolat tobulinami. Pateikta (žr. 11 pav.) normalaus sinusinio ritmo, prieširdžių virpėjimo ir prieširdžių virpėjimo su ekstrasistolėmis elektrokardiogramos.



11 pav. EKG: sinusinis ritmas (a), PV (b) ir PV su ekstrasistolės (c)

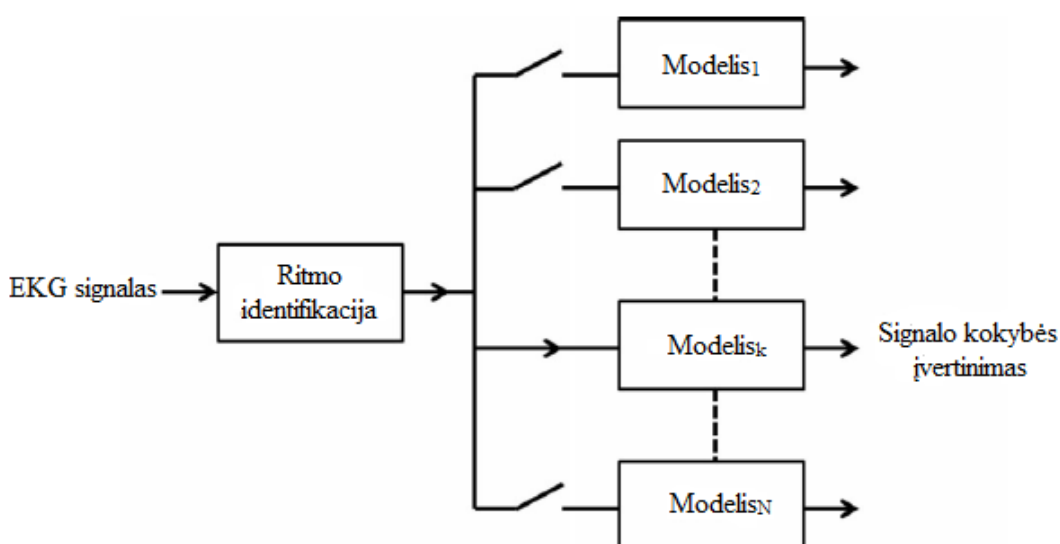
Prieširdžių virpėjimą aptikti gana nesudėtinga, tačiau išvengti klaidingų PV epizodų atpažinimo yra sudėtinga, kadangi signalai yra sudėtingų ir įvairių formų. Susiduriama su dar viena problema, kai PV yra palaikomas triukšmų, kadangi signale gali būti didelės amplitudės f -bangų virpėjimo dedamoji, kuri gali būti palaikyta tiesiog triukšmu.

2.1 Elektrokardiogramos signalo kokybės įverčiai

Signalų kokybė įvertinama signalo kokybės įverčiais. Vienas iš tokių metodų, normalaus ir su pakitimais (ekstrasistolėmis, f bangomis ir kt.) EKG signalo kokybei įvertinti buvo pristatytas 2013m. [25]. Ypatingas dėmesys buvo skiriamas įvairių aritmijų signalų kokybei įvertinti. Tyrimo metu buvo naudotos trys skirtingomis duomenų bazės - Physionet/Computing in Cardiology (CinC), kuri buvo skirta apmokyti automatinį algoritmą ir MIT-BIH aritmijų duomenų bazė, kuri buvo naudojama algoritmo apmokymui kaip patologinių signalų rinkinys. Pasinaudojus trečiaja duomenų baze - MIMIC II, galutinis algoritmo modelis išbandytas su EKG segmentais, norint iširti ar efektyviai EKG kokybės vertinimas gali nustatyti artefaktus signale ir ar EKG signalo kokybė yra susijusi su klaidingais aliarmais. Signalų kokybei įvertinti buvo pasitelkti signalų kokybės indeksai (SKI), išskirti iš EKG segmentų ir panaudoti, kaip įėjimai atraminiam vektorių modeliui (angl. Support Vector Machine).

Apmokius algoritmą su įvairiais signalo kokybės indeksų deriniais geriausias rezultatas buvo gautas naudojant visus SKI (diagnostinis tikslumas – 99,3 %). Algoritmą patikrinus su MIMIC II duomenų baze (kuri buvo sudaryta iš skirtingų aritmijų signalų) buvo įvertinta, kaip klasifikavimo modelis veikia esant skirtingoms aritmijoms. Pastebėta, kad priklausomai nuo aritmijos rūšies keičiasi klasifikatoriaus modelio tikslumas, jautrumas ir specifiškumas. Pavyzdžiui, esant skilvelių virpėjimui klaidingų aliarmų slopinimo diagnostinis tikslumas – 90,2 %, jautrumas – 57,1 %, specifiškumas – 97,1 %, o sinusinės bradikardijos atveju diagnostinis tikslumas – 70,8 %, jautrumas – 0 %, specifiškumas – 71,4 %.

Galima daryti išvadą, kad automatinis algoritmas skirtas klaidingiems aliarmams mažinti bus veiksmingas tada, kai bus naudojami atskiri klasifikavimo modeliai skirtingoms aritmijos rūšims įvertinti (žr. 12 pav.).



12 pav. Signalų kokybės įvertinimo modelis [25]. Remiantis [25] triukšmo lygį įvertinantis algoritmas parenkamas atsižvelgiant į ritmo sutrikimo pobūdį.

Kadangi vienas SKI derinys nėra universalus visoms aritmijos rūšims vertinti, būtina naudoti stebingą sistemą, kuri atpažįsta ritmą. Pagal gautus duomenis reikia parinkti atitinkamą klasifikavimo modelį, kuris turėtų skirtingus SKI rinkinius priklausomai nuo atpažintos aritmijos rūšies [25]. Remiantis [25] gautais rezultatais, galima daryti išvadą, kad pirma reikia atpažinti ritmą, o tik tada sukurti algoritmą pritaikytą konkrečiai aritmijai, kuris vertintų signalo kokybę ir klasifikuotų rezultatus.

Kitas pasiūlytas sprendimo būdas [26] sumažinti klaidingų aliarmų skaičiui sumažinti panaudoti 114 skirtingų parametrų, iš kurių 87 yra skirtingi signalų parametrai (pvz. vidurkis, maksimali amplitudė ir t. t.) ir 27 signalų kokybės indeksai, gauti iš elektrokardiogramos, fotopletizmogramos ir arterinio kraujo spaudimo. Naudota jau anksčiau minėta MIMIC II duomenų bazė ir sudarytos apmokymo bei testavimo duomenų bazės.

Pirmasis sprendimo būdas remiasi fotopletizmogamos apdorojimu. Dėl fotopletizmogamos pulsų morfologijos (signalų kitimo laike, dėl širdies ritmo) buvo pritaikyti keturi metodai, kad dūžiai atitiktų šablona: tiesioginė koreliacija, tiesinė interpoliacija, diskretinė vilnelių transformacija ir viršūnės aptikimo algoritmai. Šie keturi parametrai sujungti, tam kad klasifikuotų pulsus į tinkamus, priimtinius ir netinkamus. Signalų kokybės įverčiai sujungti ir gautas bendras signalų kokybės indeksas (1):

$$\text{SKI} = \begin{cases} \text{Tinkamas,} & \text{kai visi 4 SKI} \geq 0.9 \\ & \text{kai 3 iš 4 SKI} \geq 0.9 \text{ arba} \\ & \text{kai visi 4 SKI} \geq 0.7 \text{ arba} \\ \text{Priimtinas,} & \text{kai vidurkis (SKI}_1, \text{SKI}_2, \text{SKI}_3) \geq 0.8 \text{ ir SKI}_1 \geq 0.5 \text{ ir SKI}_4 \geq 0.7 \\ \text{Netinkamas.} & \text{kitas atvejis} \end{cases} \quad (1)$$

Rastas SKI slenkstis kiekvienai aliarmo rūšiai, kuris skirtas atmesti ar priimti fotopletizmogamos signalų atkarpas. Signalų indekso vertė palaipsniui mažėjo, norint užtikrinti teisingų aliarmų slopinimo minimizavimą. Rezultatai parodė, kad metodas nebuvo optimalus visoms aritmijos rūšims geriausiai mažino klaidingus aliarmus asistolinei aritmijai (83,1 %), sunkiausiai bradikardijos rūšiai (90,8 %), o skilvelių tachikardijai sumažino vos 1,83 %, todėl šis algoritmas nėra optimalus visų aritmijos rūšių sukeltiems klaidingiems aliarmams mažinti [26].

Antrasis pasiūlytas metodas remiasi SKI skaičiavimu iš EKG, fotopletizmogamos, arterinio kraujo spaudimo, kurie naudojami kaip klaidingų aliarmo signalų atmetimo kriterijai, atmesti netinkamus širdies ritmo signalus. Apskaičiuotos maksimalios, minimalios ir vidutinės širdies ritmo vertės. Taip įvertintas širdies ritmo variabilumas - sujungiant širdies ritmo parametrus apskaičiuotus iš skirtingų signalų. Rezultatai parodė, kad metodas mažiausiai nuslopina teigiamus aliarmus, o klaidingus aliarmus skirtingoms aritmijoms (bradikardijai, tachikardijai) iki 50 % [26, 27].

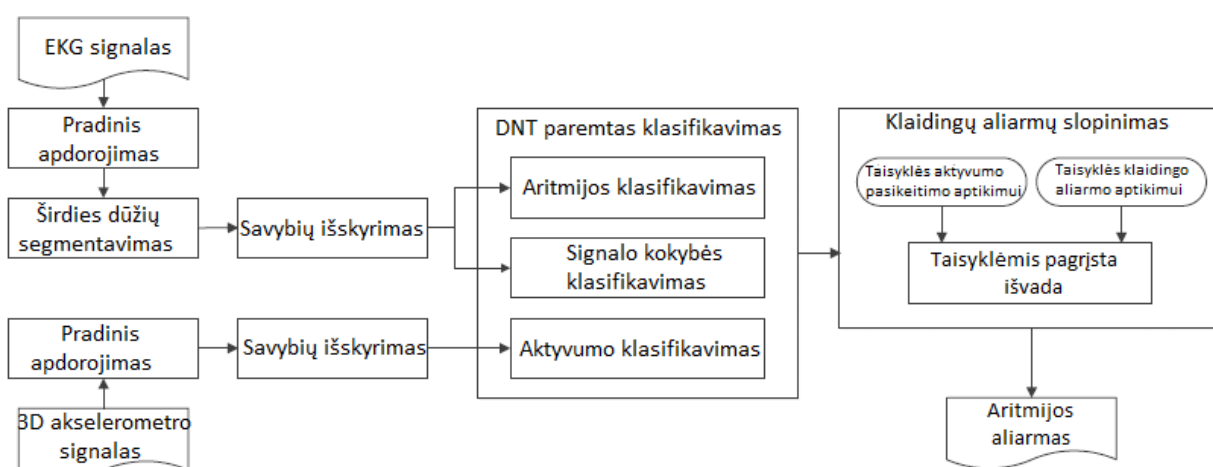
Trečiasis siūlomas metodas remiasi dirbtiniu neuroninio tinklo panaudojimu apjungiant visus 114 parametrų. Pagrindinė šio metodo idėja – apmokyti dirbtinį neuroninį tinklą su 114 parametrų išskirtų iš EKG, fotopletizmogamos, arterinio kraujo spaudimo signalų. Metodo pranašumas yra tas, kad numatomų sprendinių yra tik du, tai suteikia gerą apibendrintą efektyvumą. Betarpiškai gaunant išėjimo signalą, galima apskaičiuoti ROC kreivę, kuri svarbi, jei gydytojai pageidautų reguliuoti santykį tarp teisingų aliarmų ir klaidingų aliarmų slopinimo. Norint sumažinti teigiamų aliarmų slopinimą buvo įvesti svoriniai koeficientai. Pagal ROC kreivės kitimą buvo įvertinti visi 114 apskaičiuotų parametrų su įvairiomis jų kombinacijomis. Pasinaudojus ploto po ROC kreivę parametru buvo gautas toks modelis, kurio jautrumas pasiektas 100 % (nenuslopunami teigiami aliarmai), taip pat suteikiant maksimalų specifiskumą (maksimalus neigiamų aliarmų slopinimas), gavus tokį modelį, metodas buvo patikrintas

naudojant testavimo duomenų rinkinį. Rezultatai parodė, kad klaidingi aliarmai buvo slopinami iki 30 %, o teigiami aliarmai nuslopinami mažiau nei 1 %.

Nors šie rezultatai yra vidutiniški, tačiau pats tyrimas buvo atliktas vertinant skilvelių aritmijas, remiantis dideliu skaičiumi skirtingų parametrų ir fiziologinių parametrų sujungimu, jį galima lengvai pritaikyti ir kitokios rūšies aritmijų klaidingiems aliarmams slopinti pvz. prieširdžių virpėjimui [26].

2.2 Klaidingų aliarmų mažinimas apjungiant signalų kokybės indeksus ir fizinį aktyvumą

Metodas remiasi SKI skaičiavimu iš EKG signalo, norint įvertinti signalo kokybę bei nuslopinėti klaidingus aliarmus atsirandančius dėl įvairių faktorių (pvz. judesio, kvėpavimo), kaip papildomas parametras įvertinamas ir fizinis aktyvumas pasitelkiant akcelerometrą. Pateikiamos dvi sistemos klaidingiems aliarmams slopinti esant nuolatiniam stebėjimui, naudojant signalus iš EKG jutiklių ir trijų ašių akcelerometro. Sukuriamas klasifikavimo modelis naudojant dirbtinį neuroninį tinklą įvesties signalų suženklinimui. EKG signalai suženklinti pagal širdies plakimo tipus ir signalo kokybės lygius, o trijų ašių akcelerometro signalai suženklinti pagal kasdieninio aktyvumo tipus. Naudota taisyklėmis grįsta ekspertinė sistema pritaikyti klasifikavimo rezultatus, siekiant nustatyti ar aritmijos aliarmai turėtų būti priimti ar nuslopinėti (žr. 13 pav.).



13 pav. Klaidingų aliarmų slopinimo algoritmo struktūrinė schema. Adaptuota iš [28]

Atliktas pradinis EKG signalo apdorojimas siekiant eliminuoti elektros linijos triukšmą, elektrodų judėjimą, raumenų, bazinės linijos ir kitus trikdžius atsirandančius EKG signale. Širdies ritmo segmentavimas buvo atliekamas aptinkant RR intervalus ir suskirstant širdies plakimą į normalų ir sutrikusio ritmo. Požymių išskyrimo eigoje buvo skaičiuojami širdies dūžių intervalai ir EKG morfologiniai parametrai. Signalo kokybei įvertinti ir suskirstyti jį į aukštos kokybės ir žemos kokybės signalus iš EKG signalo apskaičiuotas vidurkis, gradientas, minimali ir maksimali amplitudės, variacijos koeficientas (2).

$$v = \sqrt{\frac{(x_1 - \bar{x})^2 + \dots + (x_n - \bar{x})^2}{n}} \quad (2)$$

čia v - variacijos koeficientas; x - imties narys; \bar{x} - imties vidurkis; n - imties narių skaičius.

Iš trijų ašių akcelerometro apskaičiuojamas fizinis aktyvumas (3):

$$k = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (3)$$

čia k - fizinis aktyvumas, x, y, z - judėjimas skirtingomis ašimis.

Signalų 5 s periodo judesiai skirstomi į statinius, dinامينius bei pereinamuosius. Ištirti klasifikavimo algoritmai ir pasirinktas geriausias rezultatus turintis algoritmas. Kuriant klaidingų aliarmų mažinimą paremtą taisyklėmis atsižvelgta į specifines žinias, kad esant fiziniam aktyvumui kinta širdies veiklos pobūdis. Atsižvelgiant į signalo kokybę ir segmentuotus judesius buvo apibrėžtos septynios taisyklės klaidingiems aliarmams slopinti. Įgyvendinus algoritmą ir jį išbandžius su testavimo duomenų rinkiniu buvo nustatyta, kad klaidingų aliarmų skaičius sumažintas nuo 9,58 % iki 1,43 % atvejų. Pasiiektas 97,47 % jautrumas, 84,10 % specifiškumas ir 86,35 % klasifikavimo tikslumas [28].

Atlikus literatūros analizę pastebėta, kad dauguma pasiūlytų sprendimo metodų yra taikomi bent kelioms aritmijos rūšims, pasitelkiant sudėtingus signalų apdorojimo metodus, o gauti rezultatai yra minimalūs. Išlieka poreikis sistemų, kurios būtų pritaikytos vienos rūšies aritmijų klaidingiems aliarmams slopinti.

3. KLAIDINGŲ PRIEŠIRDŽIŲ VIRPĖJIMO ALIARMŲ MAŽINIMO ALGORITMO KONCEPCIJA

3.1 Triukšmo vertinimo parametrai

Atlikus literatūros analizę, nuspręsta signalo kokybę vertinti iš EKG signalo, o ne iš RR intervalų ar širdies ritmo, kadangi tiek širdies ritmas, tiek RR intervalų sekos yra gaunamos iš EKG signalo. Esant triukšmingam EKG signalui klaidingai aptinkami RR intervalai prieširdžių virpėjimo metu gali priminti triukšmo charakteristikas, todėl reikalinga EKG signalo analizė. Nuspręsta ištirti šiuos SKI:

1. Eksceso koeficientas

$$E_K = \frac{E\{X - \mu\}^4}{\sigma^4}, \quad (4)$$

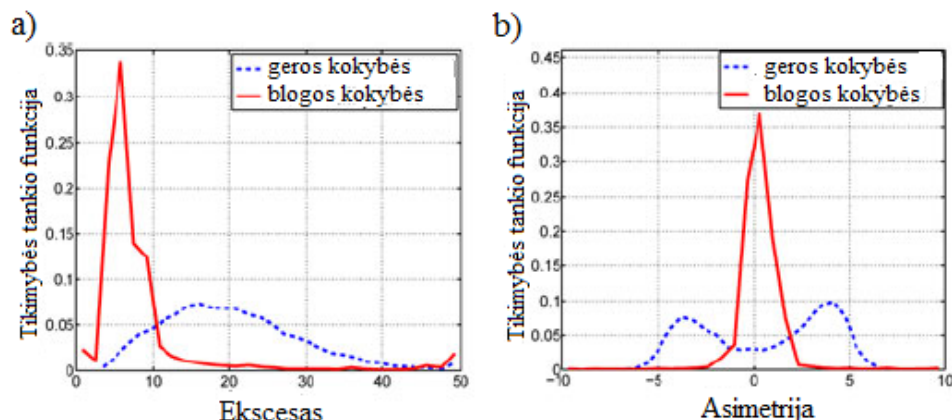
kur X yra signalo vektorius, laikomas atsitiktiniu kintamuoju, μ yra X vidurkis, σ standartinis nuokrypis signalo X ir $E\{X - \mu\}$ yra tikėtina vertė $X - \mu$. Eksceso koeficientas (angl. Kurtosis) apibūdina skirstinio smailumą arba lėkštumą normaliojo skirstinio atžvilgiu. Tikimasi, kad aukštos kokybės EKG signalo amplitudės atskaitos atitiks ne normalųjį (Gauso) skirstinį, kai triukšmo charakteristikos gali atitikti normalųjį (Gauso) skirstinį (žr. 14 pav. a).

2. Asimetrijos koeficientas

$$A_K = \frac{E\{X - \mu\}^3}{\sigma^3}, \quad (5)$$

kur X yra signalo vektorius, laikomas atsitiktiniu kintamuoju, μ yra X vidurkis, σ standartinis nuokrypis signalo X ir $E\{X - \mu\}$ yra tikėtina vertė $X - \mu$. Asimetrijos koeficientas (angl. Skewness) apibūdina skirstinio asimetriškumą normaliojo skirstinio atžvilgiu, t.y. jei skirstinys simetriškas $A_K=0$, dešinėsios asimetrijos atveju $A_K>0$, kairiosios asimetrijos atveju $A_K<0$. Tikimasi, kad aukštos kokybės EKG signalai bus stipriai asimetriška dėl QRS kompleksų.

Pasiskirstymas tarp dviejų statistinių įverčių (eksceso ir asimetrijos) gali teikti informaciją, kaip atskirti aukštos kokybės ir žemos kokybės signalus, dėl riboto pasiskirstymų persidengimo (žr. 14 pav.):



14 pav. Eksceso koeficientas (a) ir asimetrijos koeficientas (b). Adaptuota iš [25].

3. Santykinė QRS komplekso galia:

$$P_{S,QRS} = \int_{5Hz}^{15Hz} P(f)df / \int_{5Hz}^{40Hz} P(f)df \quad (6)$$

kur $P(f)$ signalo galia, nurodytoje dažnių juostoje, o $P_{S,QRS}$ santykinė QRS komplekso galia. Tikimasi, kad didžiausia galios dalis bus susitelkusi 5 – 15 Hz dažnių juostoje.

4. Santykinė bazinės linijos galia:

$$P_{S,b} = \int_{1Hz}^{40Hz} P(f)df / \int_{0Hz}^{40Hz} P(f)df \quad (7)$$

kur $P(f)$ signalo galia, nurodytoje dažnių juostoje, o $P_{S,b}$ santykinė bazinės linijos galia. Staigūs „žemo dažnio (≤ 1 Hz) pikai“ lems mažą bazinės linijos galią.

5. Šenono entropija

$$E = \sum_{i=1}^{N_s} p_i \frac{\log_2 p_i}{\log_2 \frac{1}{N_s}}, \quad (8)$$

kur N_s yra EKG intervalų stulpelių skaičius histogramoje, p_i yra tikimybė, bet kuriam 10 s EKG intervalui patekti į tam tikros vertės histogramos stulpelį, o i -ojo nario vertė [29]. Entropija leidžia kiekybiškai įvertinti signalo netvarką, jeigu signalas yra atsitiktinis (pvz. triukšmas), tada signalo netvarka įgauna didžiausią vertę ($E \rightarrow 1$), o jeigu signalas pastovus arba atsikartojantis tam tikrais intervalais (pvz. kaip QRS kompleksai EKG signale), tai signalo entropija yra minimali ($E \rightarrow 0$). Tikimasi, kad žemos kokybės signalams entropija artės link maksimalios vertės ($E \rightarrow 1$), o aukštos kokybės link minimalios vertės ($E \rightarrow 0$).

6. Standartinis nuokrypis

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}, \quad (9)$$

kur n reikšmių kiekis, μ signalo reikšmių vidurkis, o x_i – signalas. Standartinis nuokrypis yra dydis nusakantis atsitiktinio dydžio įgyjamų reikšmių sklaidą apie vidurkį. Žinant šią priklausomybę, galima daryti prielaidą, kokios bus šio parametro reikšmės diferencijuojant signalus. Žemos kokybės signalų standartinio nuokrypio vertės bus žymiai didesnės, nei aukštos kokybės, kadangi žemos kokybės signalų (triukšmo) vertės yra atsitiktinės, todėl galima tikėtis, kad vertės aplink vidurkį turės didesnę sklaidą, nei aukštos kokybės EKG signalų.

7. Tarpkvartilinis plotas

$$IQR = \left(\frac{3(n+1)}{4} \right) - \left(\frac{n+1}{4} \right), \quad (10)$$

kur n yra duomenų verčių skaičius signale. Tarpkvartilinio ploto parametras alternatyvus būdas sumažinti ekstremalių verčių įtaką skaičiuojant parametrų vertes. Kvartilės suskirsto duomenų rinkinį į keturias lygias dalis. Pirmoji kvartilė (Q1) – tai dydis, kuriam priklauso 25% stebimų duomenų, trečiajai kvartilei (Q3) priklauso 75% rinkinio. Tarpkvartilinis plotas (Q3 – Q1) yra skirtumas tarp trečiosios ir pirmosios kvartilijų. Daroma prielaida, kad žemos kokybės signalai turės žymiai didesnę verčių pasiskirstymą, nei aukštos kokybės.

8. Variacijos koeficientas

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}}{\frac{x_1 + \dots + x_n}{n}}, \quad (11)$$

kur σ - signalo x standartinis nuokrypis, o μ yra signalo x vidurkis. Tikimasi, kad šio parametro vertės žemos kokybės signalams bus didelės, o aukštos kokybės mažos, kadangi žemos kokybės signalai yra atsitiktiniai, todėl turėtų būti didesnis nuokrypis nuo vidurkio.

9. Triukšmo indeksas

$$N = \zeta_{\hat{x}} \cdot \frac{\int_{f_{n,0}}^{f_{n,1}} P_{\hat{x}}(f) \cdot \log_2 P_{\hat{x}}(f) df}{\int_{f_{a,0}}^{f_{a,1}} P_{\hat{x}}(f) \cdot \log_2 P_{\hat{x}}(f) df} \quad (12)$$

kur $\zeta_{\hat{x}}$ signalo x efektinė vertė, padauginta iš spektrinių entropijų, apskaičiuotų spektro ruožuose, kuriuose tikėtinas triukšmas ir virpėjimo f bangos.

10. Signalo ploto įvertis

$$A = \left| \int_{a_1}^{a_{n+1}} f(x) dx \right| \quad (13)$$

kur a_1 pradinė signalo ribojamo ploto su abscisių ašimi intervalo atskaita, o a_{n+1} paskutinė signalo ribojamo ploto su abscisių ašimi intervalo atskaita. Tikimasi, kad žemos kokybės signalai turės didesnę signalo ribojamą plotą su abscisių ašimi, kadangi žemos kokybės signalai turi didesnę amplitudę, dėl vyraujančių EMG ir elektrodų kontakto praradimo triukšmų signale.

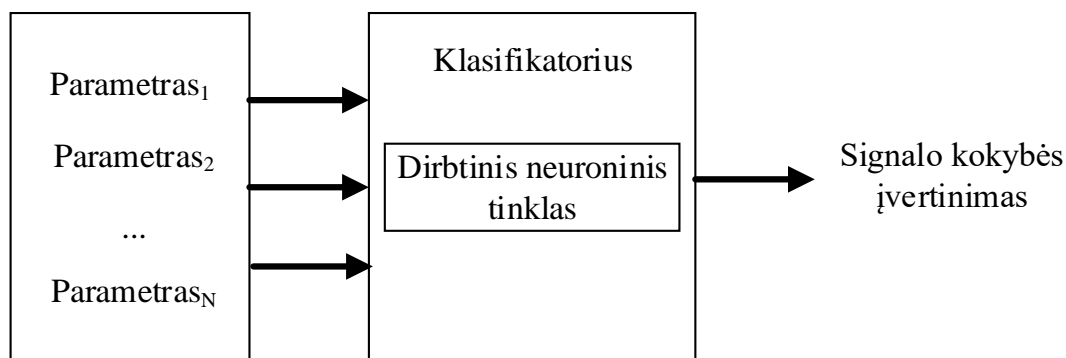
11. Maksimali vertė.

Ieškoma maksimali signalo vertė. Atlikus triukšmo tipų analizę, pastebėta, kad esant kontaktų praradimo triukšmui yra pastebimas amplitudės padidėjimas viršijantis maksimalią QRS amplitudę (>1mV). Tikimasi, kad žemos kokybės signalai turės didesnes maksimalias vertes, nei aukštos kokybės signalai.

12. Minimali vertė.

Ieškoma minimali signalo vertė. Atlikus triukšmų analizę, pastebėta, kad esant elektrodų kontakto praradimo triukšmui signalo amplitudė svyruoja $\pm 15\text{mV}$, toks amplitudės padidėjimas viršijantis maksimalią QRS amplitudę ($>1\text{mV}$). Tikimasi, kad žemos kokybės signalai turės didesnes minimalias vertes, nei aukštos kokybės signalai.

Atlikus tyrimus su signalų kokybės indeksais, nustačius ar jie geba diferencijuoti signalus, planuojama juos apjungti ir atlikti tyrimai su klasifikatoriumi. Pateikiama algoritmo koncepcijos schema (žr. 15 pav.):



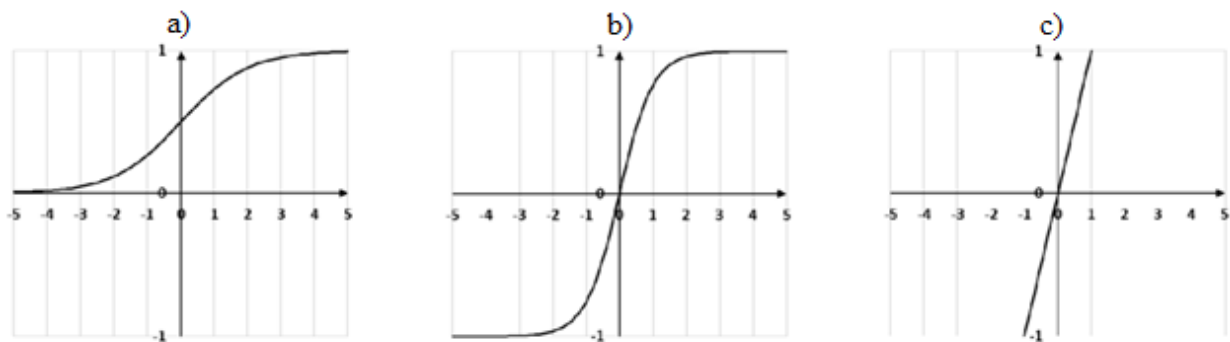
15 pav. Triukšmingų epizodų atpažinimo algoritmo koncepcija

3.2 Klasifikatorius

Dirbtinis neuroninis tinklas (DNT), tai dirbtinė struktūra skirta apdoroti informacijai ir priimti sprendimus, kuri yra sukurta remiantis biologinės nervų sistemos pagrindu. Struktūra yra sudaryta iš tarpusavyje susijusių ir skaičiavimus atliekančių komponentų - neuronų. Dirbtinis neuroninis tinklas turi būti apmokomas, apmokymo duomenys yra atidžiai parenkami, nes kitu atveju neuroninis tinklas gali klaidingai klasifikuoti jam pateikiamus duomenis. Dirbtinis neuroninis tinklas yra sudarytas iš vidinių elementų - dirbtinių neuronų. Neuronas gali veikti apmokymo ir naudojimo režime:

- Apokymo režime neuronas keičia su įvestimis susietų svorių reikšmes taip, kad būtų gauta pageidaujama išėjimo reikšmė.
- Naudojimo režime neuronas gražina su įėjimuose esančiomis reikšmėmis susijusią reikšmę.

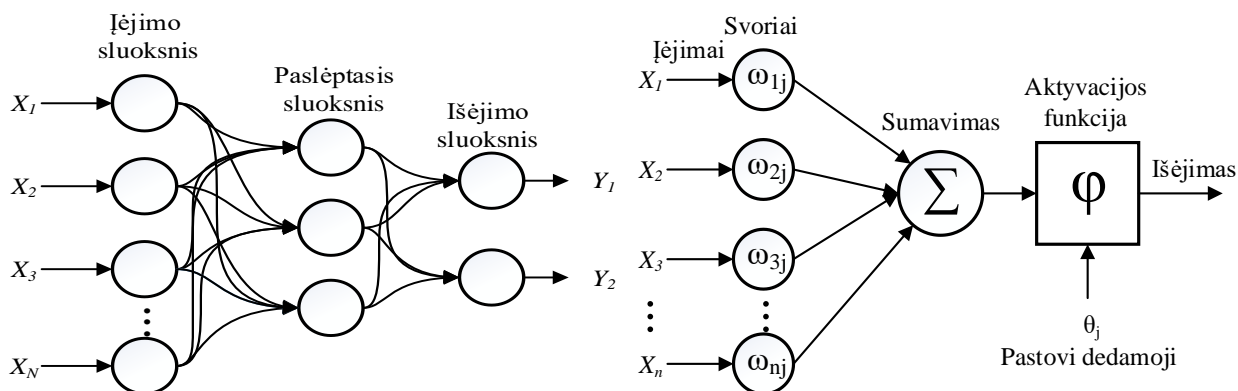
Su kiekvienu neuronu yra susieta perdavimo funkcija, kuri nurodo kaip to neurono reikšmė yra perduodama kitam neuronui. Perdavimo funkcija daugina kiekvieną iš svorinių koeficientų su atitinkamomis įėjimo vertėmis ir šias sandaugas susumavus su bazine įėjimo verte gaunama suminė įėjimo vertė. Gautai suminei įėjimo vertei yra pritaikoma aktyvavimo funkcija [30, 31].



16 pav. Neuronų perdavimo funkcijos: a) logaritminio simoido b) hiperbolinio tangento simoido c) tiesinė . Adaptuota iš [30].

Neurono perdavimo funkcijos gali būti įvairios, keletas jų pateikta 16 paveiksle. Kai kurios funkcijos būdingos tik tam tikro tipo neuroniniams tinklams (pvz. tiesioginio sklidimo, grįžtamojo ryšio), kitos sąlygojamos mokymo taisyklių arba parenkamos pagal sprendžiamą uždavinį.

Dirbtiniai neuroniniai tinklai naudojami tada, kai nėra žinomas ryšys tarp duomenų imčių – tarp DNT įėjimų ir išėjimų. Apmokymo metu DNT išmoksta priklausomybę tarp įėjimo ir išėjimo duomenų, ir sudaro išėjimo signalui sudėtingą netiesinę perdavimo funkciją (žr. 16 pav.). Tiesioginio sklidimo neuroniniuose tinkluose signalai sklinda tik viena kryptimi, tokiuose tinkluose nėra, nei grįžtamųjų ryšių iš ankstesnių sluoksnių, nei su tame pačiame sluoksnyje esančiais neutronais. Vienas iš dažniausiai naudojamų DNT tipų yra tiesioginio sklidimo dirbtinis neuroninis tinklas (žr. 17 pav. kairėje).



17 pav. Tiesioginio sklidimo DNT (kairėje) ir vieno iš jį sudarančių neuronų struktūra (dešinėje)

Įėjimo sluoksnio neuronai yra pasyvūs ir nmodifikuoja įėjimo duomenų, o paslėptą ir išėjimo sluoksnio aktyvūs (žr. 17 pav. kairėje). Duomenys patekę į DNT paslėptąjį sluoksnį yra padauginami iš svorinių koeficientų, kurie buvo gauti dirbtinio neuroninio tinklo apmokymo metu. Po sumavimo yra gaunama vieno skaičiaus reikšmė, kuri yra perduodama į aktyvacijos funkciją, ji keičia neurono išėjimo pobūdį. Yra galimos kelios aktyvacijos funkcijos ir kelios išėjimo funkcijos. Norint užtikrinti patikimą DNT veikimą jis turi būti apmokytas, t. y. svoriniai koeficientai turi būti parinkti taip, kad klaida tarp įėjimo reikšmių ir norimų išėjimo reikšmių

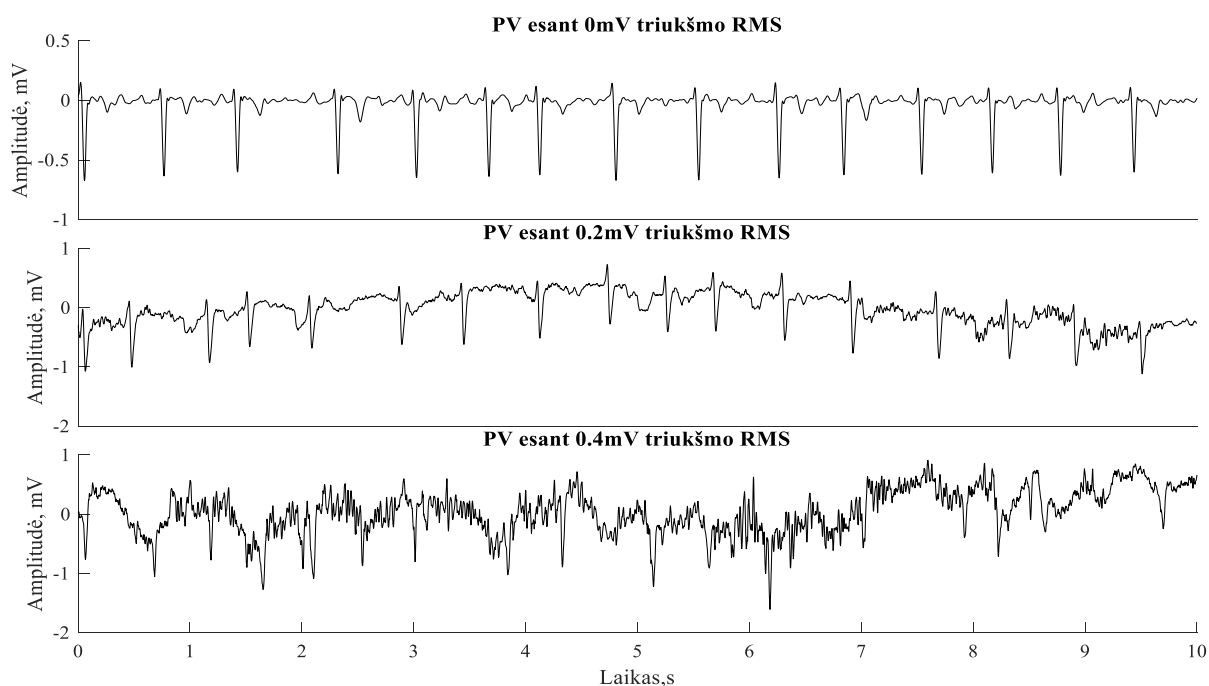
būtų minimali. Tam užtikrinti yra sudaroma duomenų bazė, su įėjimo reikšmėmis ir jai priskirtomis išėjimo reikšmėmis.

3.3 Elektrokardiografinių signalų duomenų bazės

Atliekant tyrimą buvo naudotos dvi duomenų bazės – realių ir modeliuotų EKG signalų. Realūs EKG signalai naudojami algoritmo apmokymui bei testavimui. Papildomai algoritmui tirti bus naudojama modeliuotų EKG signalų duomenų bazė, įvertinti triukšmo lygio įtaką parametrui ir iširti ar parametrai reaguoja į sinusinį ritmą ir prieširdžių virpėjimą. Tyrimai bus daromi su V1 derivacija, nes V1 derivacijoje yra didžiausia f bangų amplitudė, taip pat Holterio monitoriai standartiškai naudoja I, II ir V1 derivacijas. Kai kuriuose tyrimuose bus panaudotos I ir II derivacijos.

3.3.1 Modeliuoti signalai

Modeliuoti EKG signalai buvo sugeneruoti naudojant prieširdžių virpėjimo EKG signalų modelį [32]. Modeliuoti signalai naudoti, nes juos kuriant galima keisti triukšmo lygį signale, taip įvertinant SKI reakciją į kintantį triukšmo lygį. Sukurta modeliuotų signalų duomenų bazė, kurią sudarė dviejų skirtingų tipų signalai – sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo. Signalai buvo sumodeliuoti esant skirtingiems triukšmo lygiams, triukšmo lygį keičiant nuo 0 iki 0,5 mV, žingsniu 0,1 mV (žr. 18 pav.), sumodeliuoti abiem signalų tipams po 100 EKG signalų esant skirtingiems triukšmo lygiams ir skirtingoms derivacijoms (I, II, V1). Duomenų bazė iš viso sudaryta iš 3600 vienos minutės skirtingų EKG signalų.

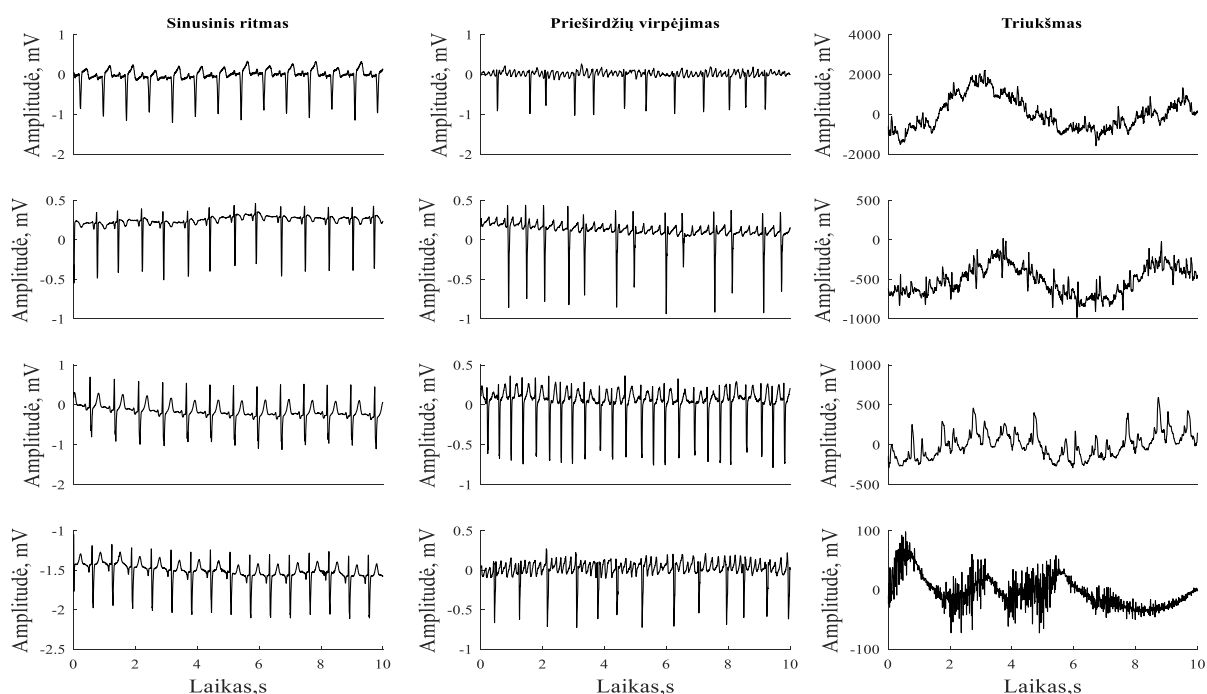


18 pav. Sumodeliuoti prieširdžių virpėjimo signalai esant skirtingiems triukšmo lygiams (Krūtininė V1 derivacija)

3.3.2 Klinikiniai signalai

Klaidingų aliarmų mažinimo algoritmo kūrimo eigoje buvo naudotos trys skirtingos klinikinių signalų duomenų bazės. Pirmoji duomenų bazė buvo sudaryta tik iš sinusinio ritmo signalų, antroji – iš prieširdžių virpėjimo signalų, o trečioji iš triukšmingų EKG signalų epizodų.

Physionet „PTB Diagnostic“ normalaus sinusinio ritmo duomenų bazė [33] sudaryta iš atrinktų netriukšmingų 498 EKG signalų įrašų (žr. 19 pav.), kurių trukmė siekė apie 2 minutes. Lundo universitetinėje ligoninėje užregistruoti prieširdžių virpėjimo signalai sudarė duomenų bazę iš 192 EKG signalų (žr. 19 pav.), kurių vidutinė trukmė siekė nuo 5 iki 30 minučių. Trečioji triukšmų duomenų bazė MIT-BIH Noise stress (žr. 19 pav.) (Moody and Mark, 1984 [34]) yra sudaryta iš 15 anotuotų pusvalandžio trukmės ambulatorinių EKG įrašų, ir apima įvairių tipų triukšmų epizodus.



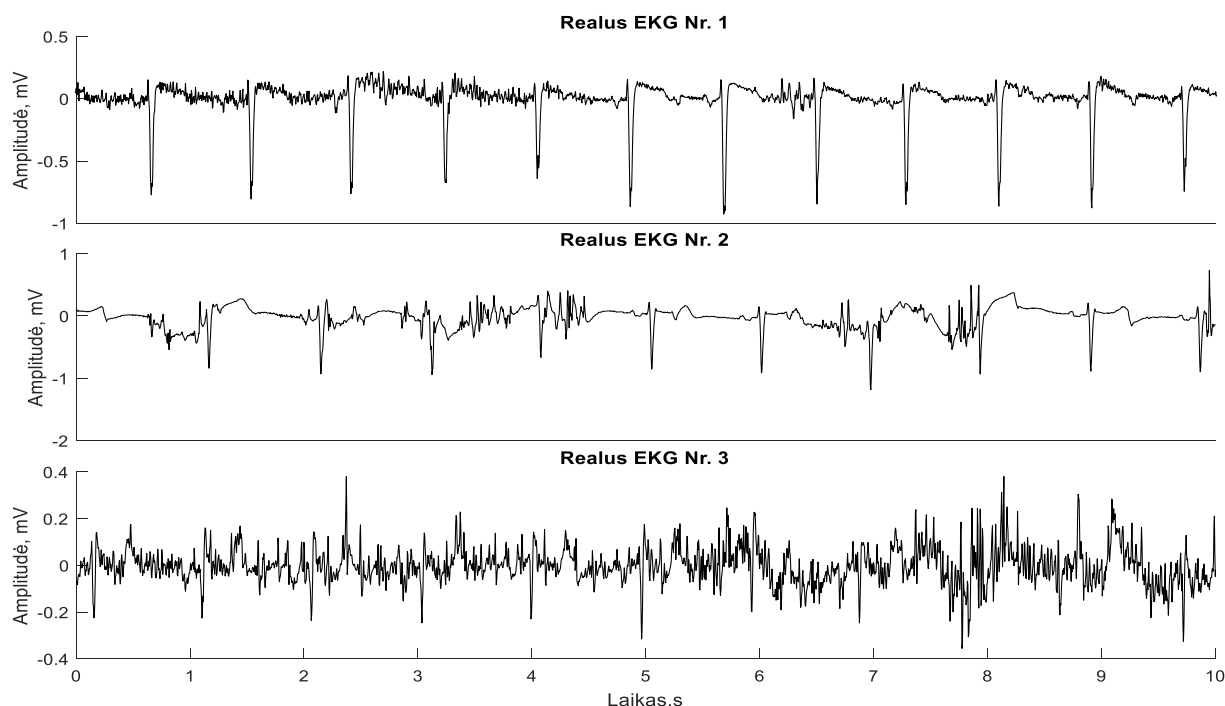
19 pav. Sinusinio ritmo, prieširdžių virpėjimo ir triukšmo signalų pavyzdžiai

Iš visų trijų duomenų bazių buvo iškirpta po 100 pusės minutės ilgio EKG signalų epizodų. Kadangi realūs signalai buvo registruojami ne vienodu diskretizavimo dažniu, prieš atliekant apmokymą ir testavimą, signalams buvo atliktas diskretizavimo dažnio keitimas siekiant jį suvienodinti iki 250 Hz, nes triukšmų ir f bangų spektrinė sudėtis retai kada viršija 125 Hz.

3.3.3 Testavimo signalų duomenų bazė

Triukšmo lygio įvertinimo parametrams ir sukurtam algoritmui testuoti buvo naudojami LSMU Kauno klinikų Kulautuvos reabilitacinėje ligoninėje registruoti ilgalaikiai signalai (žr. 20 pav.) miokardo infarktą patyrusiems pacientams. Signalai užregistruoti su Faros 360 [16]. Signalų trukmė siekia nuo 1 iki 2 parų. Duomenų bazės signalams buvo atliekamas

diskretizavimo dažnio pakeitimas iki 250 Hz, kadangi signalai buvo užregistruoti 1000 Hz diskretizavimo dažniu.



20 pav. Realūs ilgalaikiai EKG signalai užregistruoti po miokardo infarkto

Pateiktuose realiuose EKG signaluose (žr. 20 pav.) galima pastebėti, kad vyrauja įvairaus pobūdžio triukšmai, tokie kaip judesių, raumenų susitraukimo ir bazinės linijos dreifas. Taip pat yra pastebimos ir prieširdžių virpėjimui būdingos f -bangos.

3.4 Sukurto algoritmo patikimumo vertinimas

Siekiant įvertinti sukurto algoritmo patikimumą sudaroma klasifikavimo matrica (žr. 2 lentelė), kuri naudojama rezultatų palyginimui prognozuojamus testo rezultatus su tikrosiomis reikšmėmis. Galimi keturi diagnostinio klasifikavimo metodu rezultatai:

1. Teisingas teigimas (TT) testo rezultatas: pacientas turi ligą, o testo rezultatas teigiamas.
2. Klaidingas teigimas (KT) testo rezultatas: pacientas neturi ligos, bet testo rezultatas teigiamas.
3. Teisingas neigiamas (TN) testo rezultatas: pacientas neturi ligos, o testo rezultatas neigiamas.
4. Klaidingas neigiamas (KN) testo rezultatas: pacientas turi ligą, o testo rezultatas neigiamas.

2 lentelė. Klasifikavimo matrica

Prognozuojama reikšmė	Tikroji reikšmė	
	Teigiamas (1)	Neigiamas (0)
Teigiamas (1)	Teisingas teigiamas (TT)	Klaidingas teigiamas (KT)
Neigiamas (0)	Klaidingas neigiamas (KN)	Teisingas neigiamas (TN)

Iš matricos apskaičiuojami diagnostiniai sprendimo teisingumą įvertinantys parametrai.

1. Jautrumą – tai teisingai teigiamų rezultatų dalis iš rezultatų visumos (14):

$$J = \frac{TT}{TT + KN} \quad (14)$$

2. Specifiškumas – tai teisingai neigiamų rezultatų dalis iš rezultatų visumos (15):

$$S = \frac{TN}{TN + KT} \quad (15)$$

3. Diagnostinis tikslumas (16):

$$T = \frac{TT + TN}{TT + KT + KN + TN} \quad (16)$$

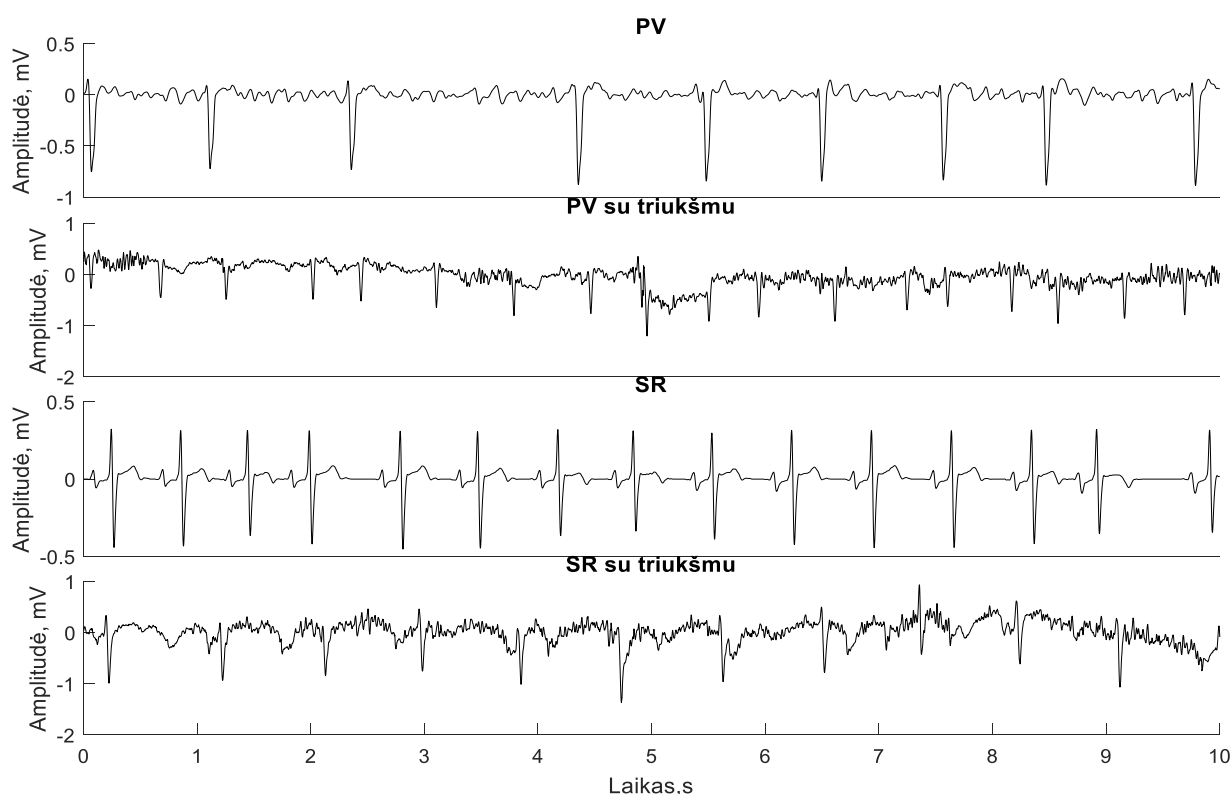
čia TT - teisingų teigiamų skaičius, TN - teisingų neigiamų skaičius, KT - klaidingų teigiamų skaičius, KN - klaidingų neigiamų skaičius.

4. REZULTATAI

4.1 Parametrų tyrimas ir parinkimas

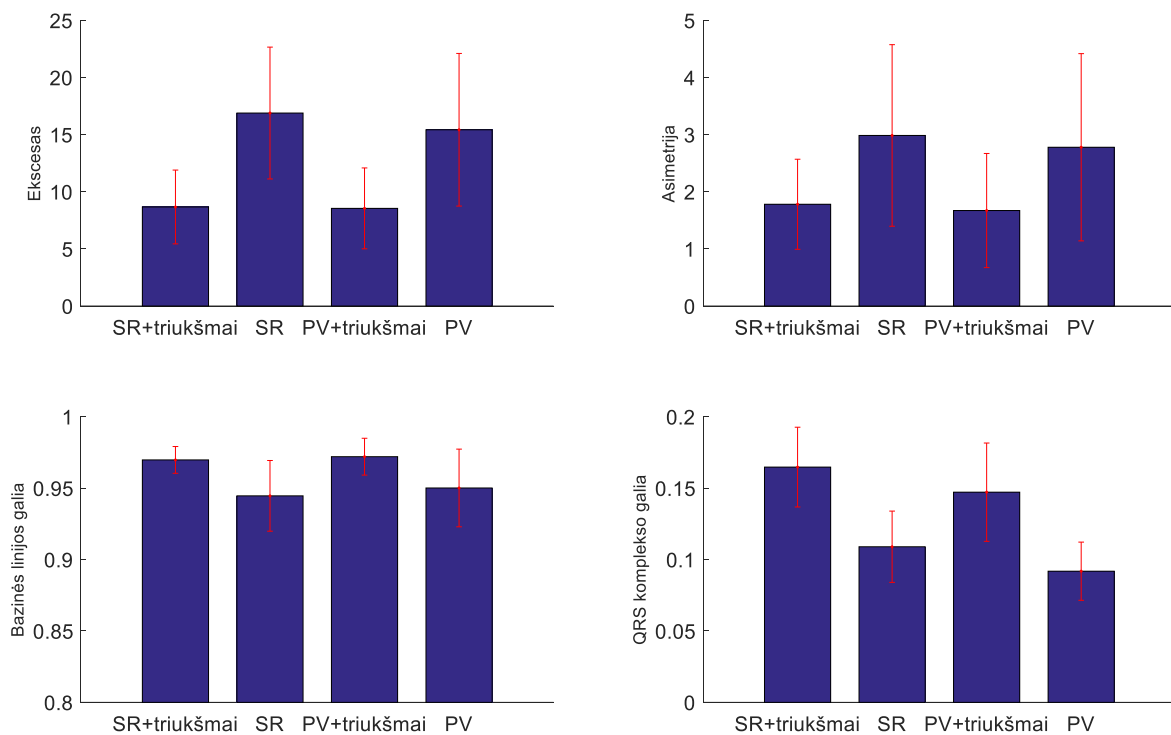
4.1.1 Parametrų tyrimas su modeliuotais signalais

Pirmas eksperimentas skirtas išsiaiškinti ar parametrai geba diferencijuoti skirtingus signalus t. y. sinusinį ritmą nuo prieširdžių virpėjimo, ir ar parametrai yra jautrūs kintančiam triukšmo lygiui. Sumodeliuoti sinusinio ritmo, sinusinio ritmo su triukšmu, prieširdžių virpėjimo ir prieširdžių virpėjimo su triukšmu signalai (žr. 21 pav.).



21 pav. Sumodeliuotų PV, PV su triukšmu, SR ir SR su triukšmu signalų pavyzdžiai

Modeliuotiems signalams apskaičiuoti parametrai: asimetrija, ekscesas, bazinės linijos ir QRS komplekso galia, standartinė nuokrypis, tarpkvartilinis plotas, Šenono entropija, maksimali ir minimali signalo vertė, variacijos koeficientas, signalo ploto įvertis, triukšmo indeksas. Parametrų vertės pateiktos vidurkiu ir standartiniu nuokrypiu. Galima pastebėti (žr. 22 pav.), kad ne visi pasiūlytieji signalų kokybės indeksai yra tinkami diferencijuoti skirtingus signalų tipus, mūsų atveju tik keli SKI gali atskirti signalą be triukšmo nuo signalo su triukšmu arba atskirti skirtingų tipų signalus. Matoma, kad eksceso ir asimetrijos koeficientai gali atskirti triukšmingus signalus nuo mažai triukšmingų signalų (triukšmo lygis 0,2 mV RMS), tačiau atskirti skirtingų tipų signalų ne.

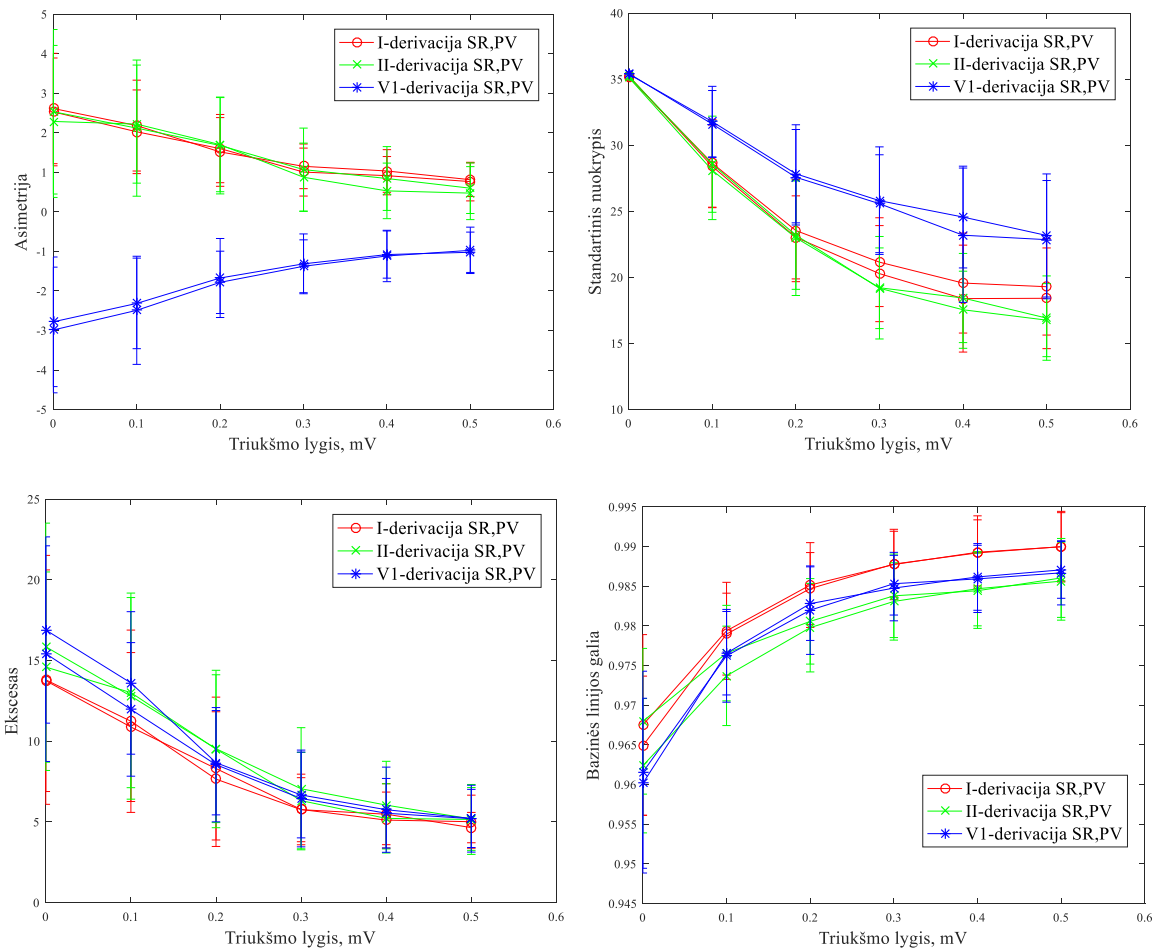


22 pav. Skirtingų SKI atsakas į signalų tipus ir triukšmo lygį.
Duomenys pateikti vidurkis ± standartinis nuokrypis

Tyrimas rodo, kad bazinės linijos ir QRS komplekso galios parametras negeba atskirti triukšmingų signalų nuo sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo signalų, kadangi yra mažas amplitudės skirtumas tarp skirtingų signalų ir triukšmo lygio, o standartinis nuokrypis pakankamai didelis, kas rodo kad šie parametrai negeba diferencijuoti signalų.

Sekančiame etape ištirta, kaip signalų kokybės indeksai reaguoja į kintantį triukšmo lygį signale ir ar EKG signalo derivacija turi įtakos parametru vertėms.

Triukšmo lygio kitimas daro įtaką signalo kokybės indeksams (žr. 23 pav.) - didėjant triukšmo lygiui SKI kitimas svyruoja nepriklausomai nuo to ar ritmas yra sinusinis ar prieširdžių virpėjimas, pavyzdžiui, standartinio nuokrypio ir bazinės linijos galios parametrai didėja priklausomai nuo didėjančio triukšmo lygio, tai leidžia daryti išvadą, kad šie SKI nepriklauso nuo signalo (sinusinis ar PV signalas) ir kinta tik dėl triukšmo lygio pokyčių.



23 pav. SKI variacijos priklausomybė nuo triukšmo lygio I, II ir V1 derivacijoje. Duomenys pateikti vidurkis \pm standartinis nuokrypis

Pateiktame paveiksle (žr. 23 pav.) apskaičiuotos SKI vertės skirtingose derivacijose neturi didelio skirtumo, išskyrus asimetrijos koeficientą, kuris yra neigiamas V1 derivacijoje, kadangi V1 įprastai turi neigiamą R dantelį. Parametrų kreivės didėjant triukšmo lygiui mažėja arba didėja, tai rodo, kad galima diferencijuoti signalus atsižvelgiant į parametrų pokyčius, skirstyti signalus į žemos ir aukštos kokybės nepriklausomai nuo jų tipo (SR ar PV), taip atmesdami triukšmingus signalų epizodus. Kitų parametrų grafikai nepateikiami, kadangi triukšmo lygio pokytis nedaro įtakos parametrų kitimui arba skirtumas tarp signalų tipų nebuvo pastebėtas apskaičiavus parametrų vertes.

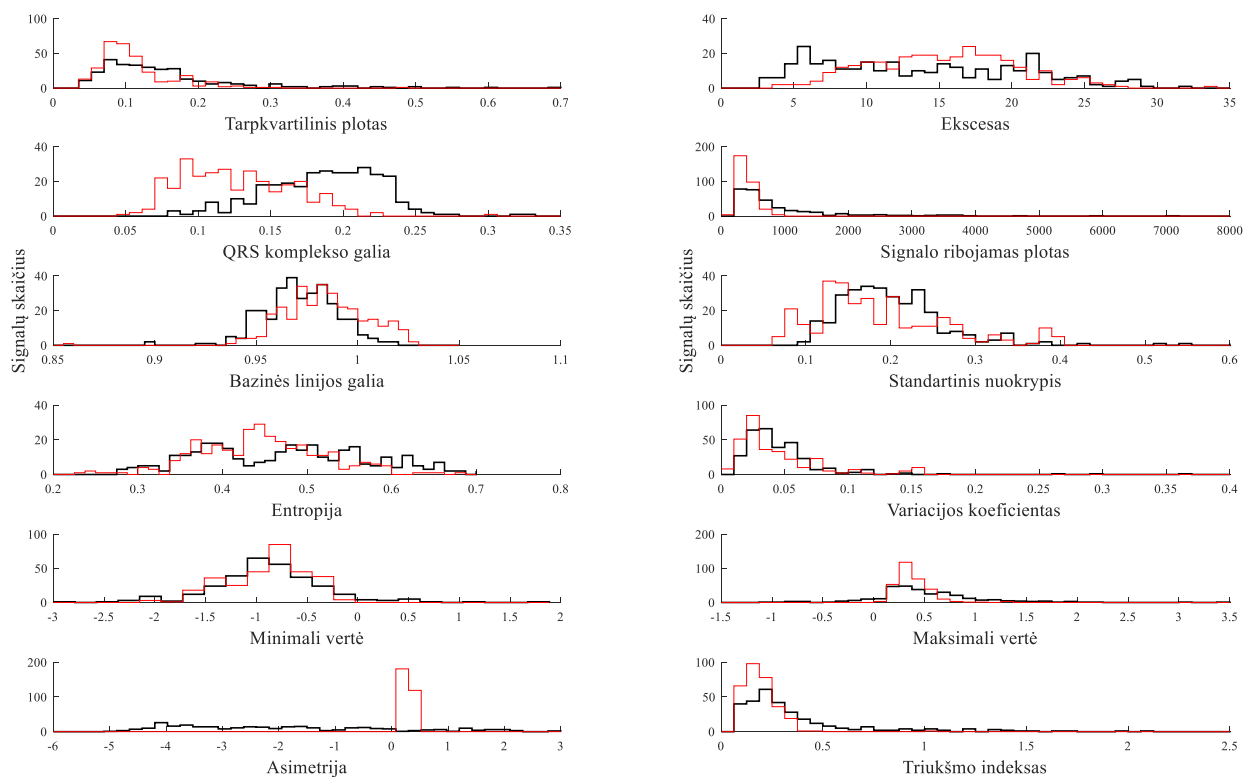
4.1.2 Parametrų tyrimas su klinikiniais signalais

Klinikinių signalų duomenų bazė naudojama siekiant ištirti parametrų reakciją į prieširdžių virpėjimo, sinusinio ritmo signalus bei triukšmingus signalų epizodus.

4.1.2.1 Parametrų reakcijos į sinusinį ritmą ir prieširdžių virpėjimą tyrimas

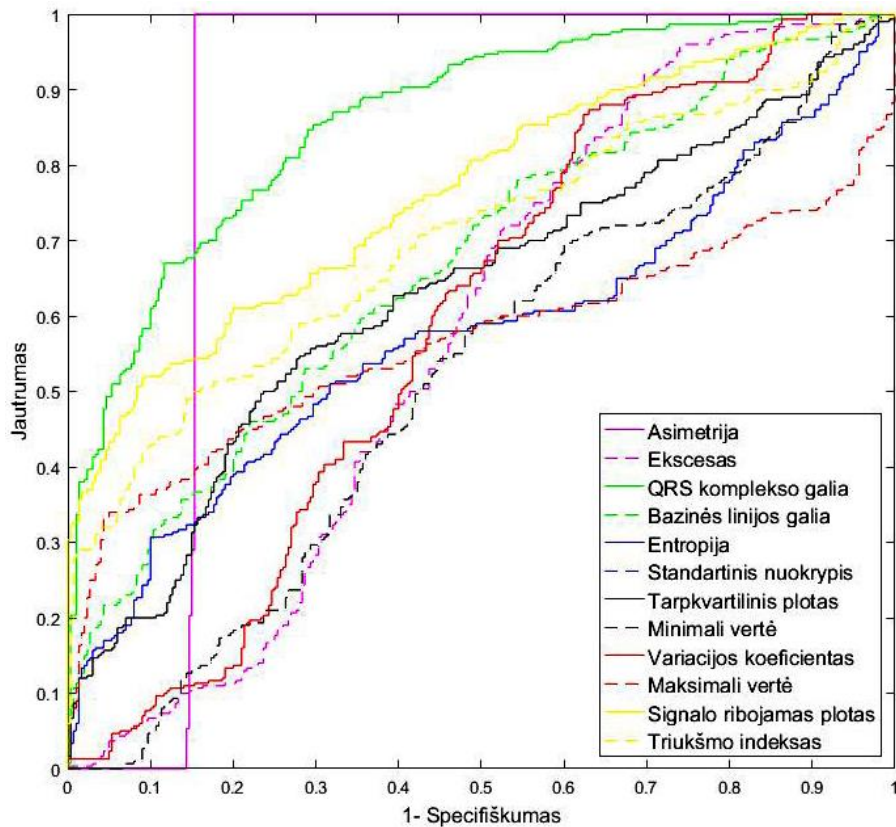
Šiuo tyrimu siekiama ištirti, kurie triukšmo įvertinimo parametrai nereaguoja į sinusinį ritmą ir prieširdžių virpėjimą. Pateikiamos kiekvieno iš parametrų reakcijų kreivės į sinusinį ritmą ir prieširdžių virpėjimą (žr. 24 pav.). Iš reakcijų kreivių (žr. 24 pav.) matoma, kaip yra

pasiskirsčiusios vertės kiekvieno iš parametro atskirai, esant sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo signalams. Asimetrijos koeficiento parametro histogramos rodo, kad jis geba atskirti signalus, kadangi reakcijų kreivės sinusinio ir prieširdžių virpėjimo signalams nėra persidengusios.



24 pav. Atskirų parametų reakcija į 10 s prieširdžių virpėjimo (raudona spalva) ir sinusinio ritmo signalus (juoda spalva)

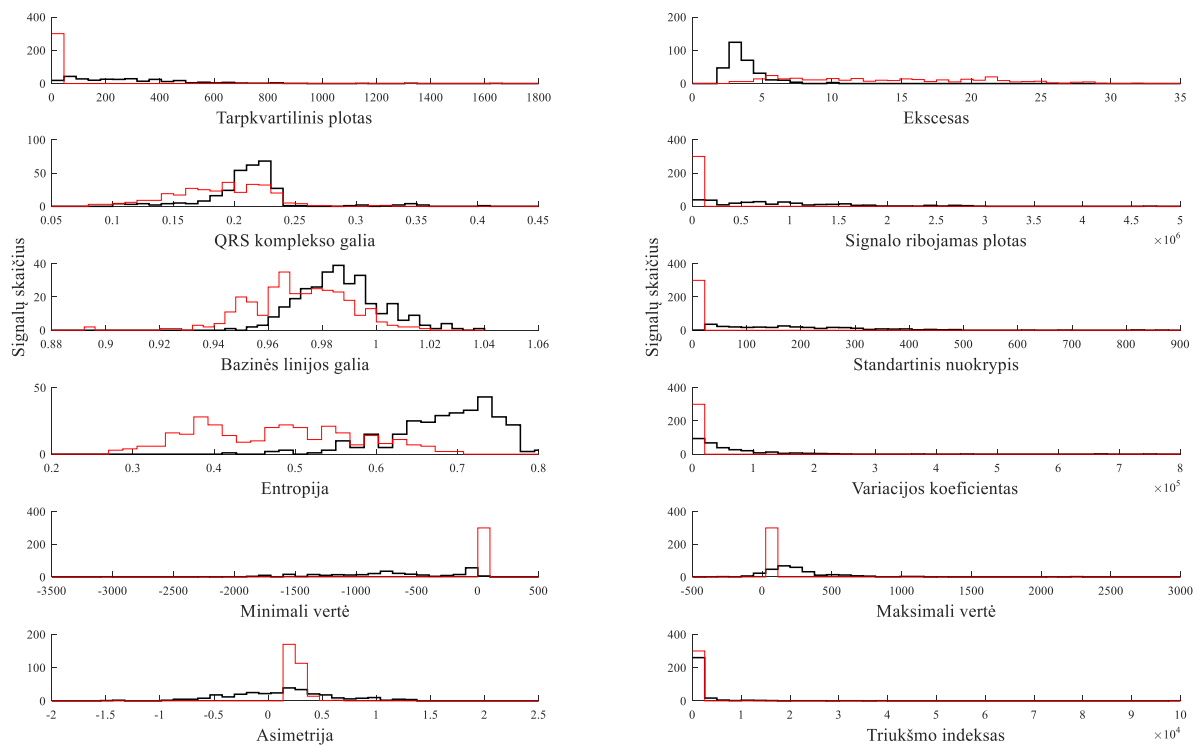
PV ir SR ROC kreivės parametrų rodo, kad asimetrijos koeficientas atskiria šiuos signalus, todėl jis yra netinkamas, kaip galimas klasifikavimo parametras. Kitų parametų (žr. 24 pav.) reakcijų kreivės yra persidengusios, tai rodo, kad parametrai neatskiria signalų, o 25 pav. - šių parametų ROC kreivės yra išsidėstę ties įstrižainės ašimi. Toks kreivių išsidėstymas rodo, kad parametrai neatskiria sinusinio ritmo nuo prieširdžių virpėjimo signalų, tai leidžia daryti prielaidą, kad šiais parametrais apmokytas klasifikatorius nepriskirs sinusinio ritmo arba prieširdžių virpėjimo triukšmui. Šie signalai nebus diferencijuojami, o bus vertinamas skirtumas tarp jų ir triukšmo signalų, todėl šie parametrai bus tinkami tolimesniems tyrimams.



25 pav. PV ir SR ROC kreivės

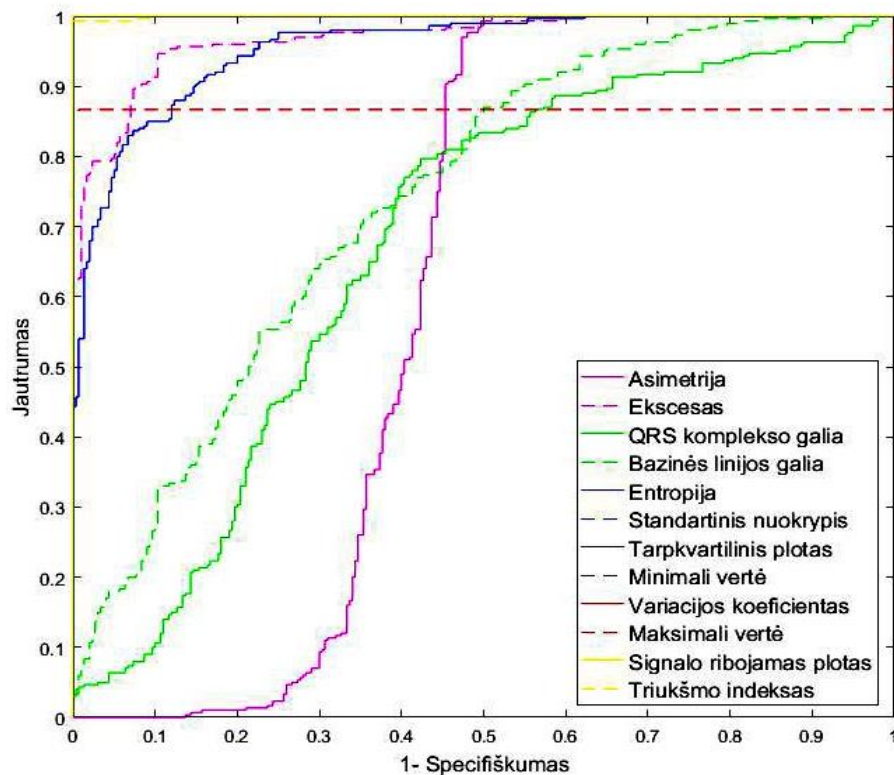
4.1.2.2 Parametrų reakcijos į sinusinį ritmą ir triukšmą tyrimas

Šiuo tyrimu siekiama nustatyti ar parametrai atskiria triukšmingus EKG signalus nuo sinusinio ritmo signalų. Siekiant objektyviai parodyti ar parametrai geba atskirti šiuos signalus yra pateikiamos parametrų reakcijų kreivės (žr. 26 pav.). Tyrimo rezultatai rodo, kad QRS komplekso galios, bazinės linijos galios ir asimetrijos koeficiento reakcijų kreivės rodo didžiausią persidengimą, tai leidžia daryti išvadą, kad šie parametrai neatskiria sinusinio ritmo signalų nuo triukšmo.



26 pav. Atskirų parametų reakcija į 10 s EKG signalus su triukšmu (juoda spalva) ir sinusinio ritmo signalus (raudona spalva)

Pateikti (žr. 27 pav.) analogiško tyrimo rezultatai, tik šį kartą siekiama įvertinti ar parametrai geba atskirti signalus ROC kreivėmis. Šiuo metodu yra gaunami analogiški rezultatai su QRS komplekso galios, bazinės linijos galios ir asimetrijos koeficiento parametrais, jie neatskiria signalų, kadangi ROC kreivės yra išsidėstę ties įstrižainės ašimi.

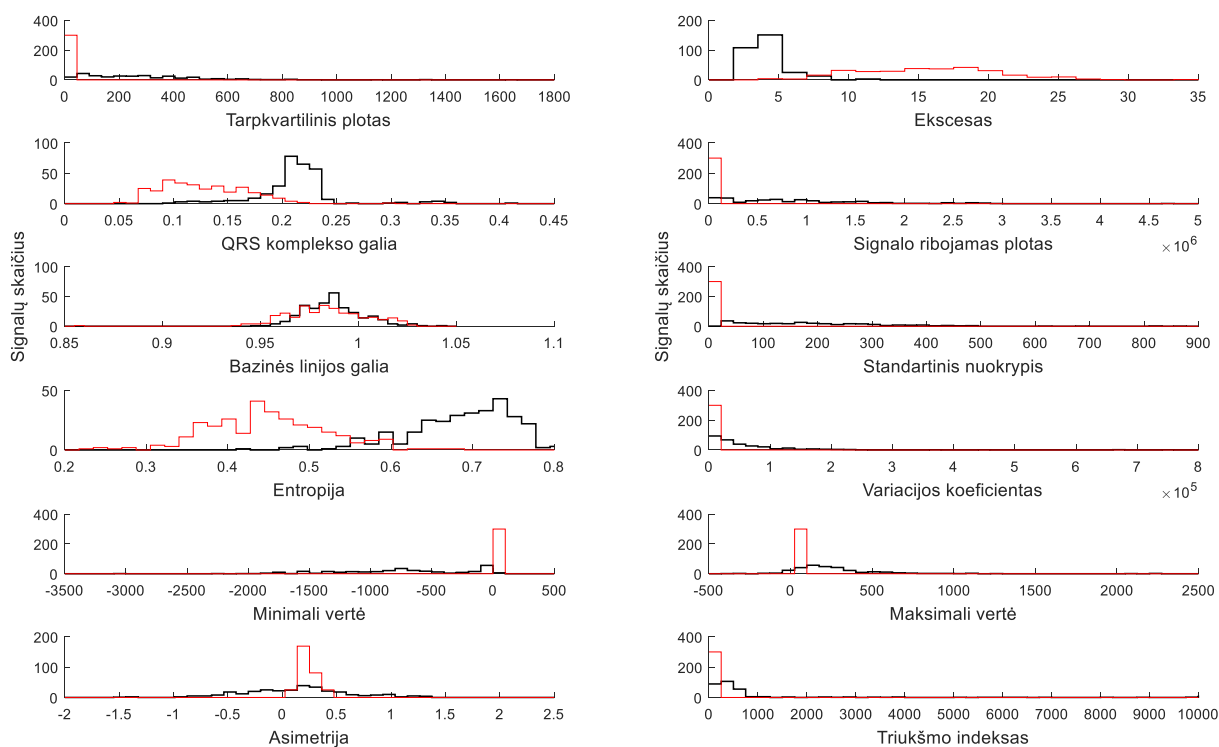


27 pav. SR ir triukšmo ROC kreivės

Kitų parametų: tarpkvartilinio ploto, signalo ribojamo ploto, standartinio nuokrypio, variacijos koeficiento, Šenono entropijos, triukšmo indekso, eksceso koeficiento, maksimalios ir minimalios signalų verčių reakcijų kreivės yra minimaliai arba visai nepersidengusios, tai rodo, kad parametrai atskiria signalus, taip pat tai galima matyti ir iš ROC kreivių šiems parametrams, kreivės yra artimos idealioms (plotas po ROC kreive lygus 1).

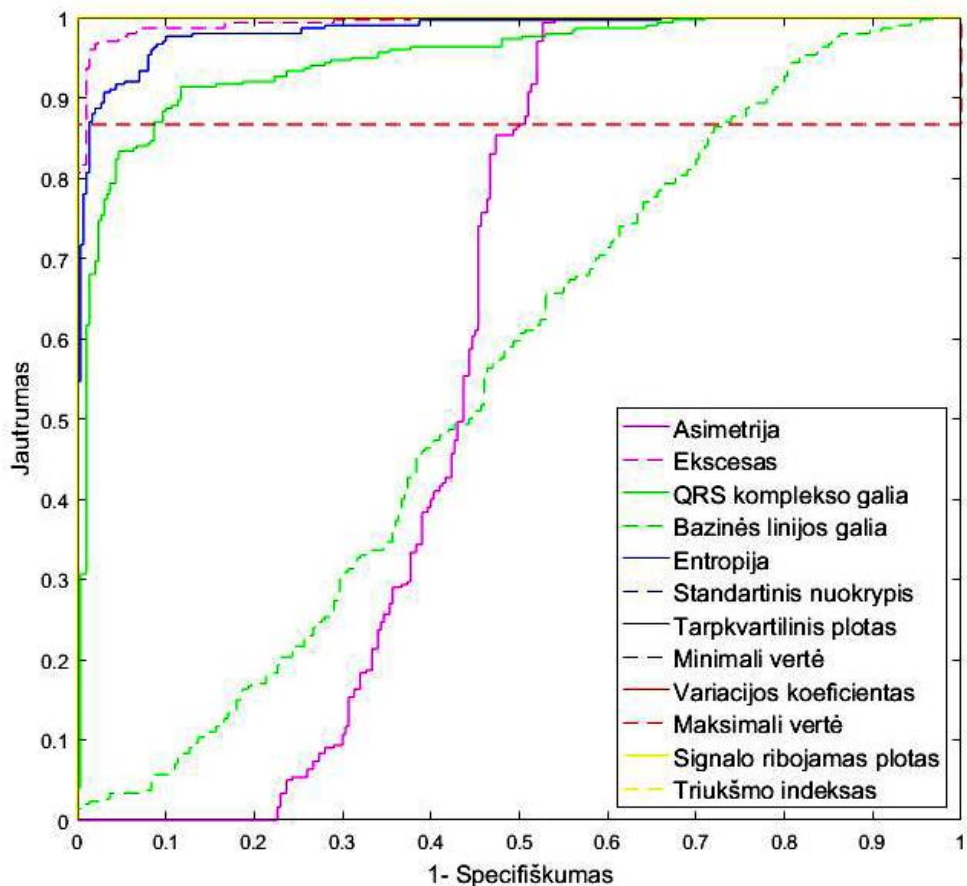
4.1.2.3 Parametų reakcijos į prieširdžių virpėjimą ir triukšmą tyrimas

Taip pat atliktas tyrimas siekiant įvertinti ar parametrai geba atskirti prieširdžių virpėjimą nuo triukšmingų EKG signalų buvo atliktas tyrimas ir įvertinta ar parametrai geba atskirti PV nuo triukšmo. Gautos parametų reakcijų ir ROC kreivės įvertinančios parametų gebėjimą atskirti prieširdžių virpėjimo ir triukšmo signalus. Iš reakcijų kreivių (žr. 28 pav.) matoma, kad asimetrijos koeficientas ir bazinės linijos galios parametrai neatskiauria prieširdžių virpėjimo nuo triukšmingų EKG signalų, kadangi kreivės yra persidengusios, panašus rezultatas gautas ir su ROC kreivėmis t. y. bazinės linijos galios ir asimetrijos parametų kreivės yra išsidėsčiusios ties įstrižainės ašimi.



28 pav. Atskirų parametų reakcija į 10 s EKG signalus su triukšmu (raudona spalva) ir prieširdžių virpėjimą (juoda spalva)

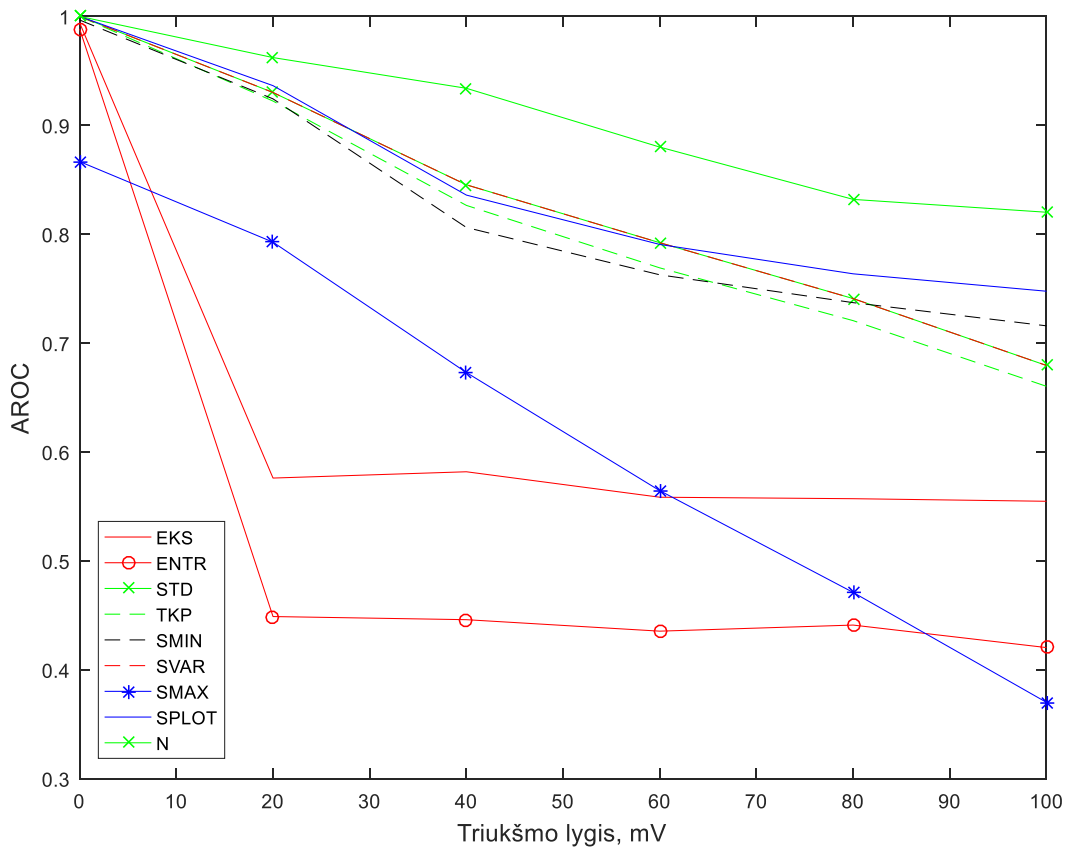
Kiti tirti parametrai rodo geresnius rezultatus, reakcijų kreivės nėra persidengusios arba persidengusios minimaliai, o ROC kreivės yra idealiai statmenos arba beveik statmenos, tai rodo, kad parametrai atskiria signalus t. y. geba klasifikuoti prieširdžių virpėjimo signalus nuo triukšmingų EKG signalų idealiu atveju, kai prieširdžių virpėjimo signaluose triukšmo RMS yra 0 mV.



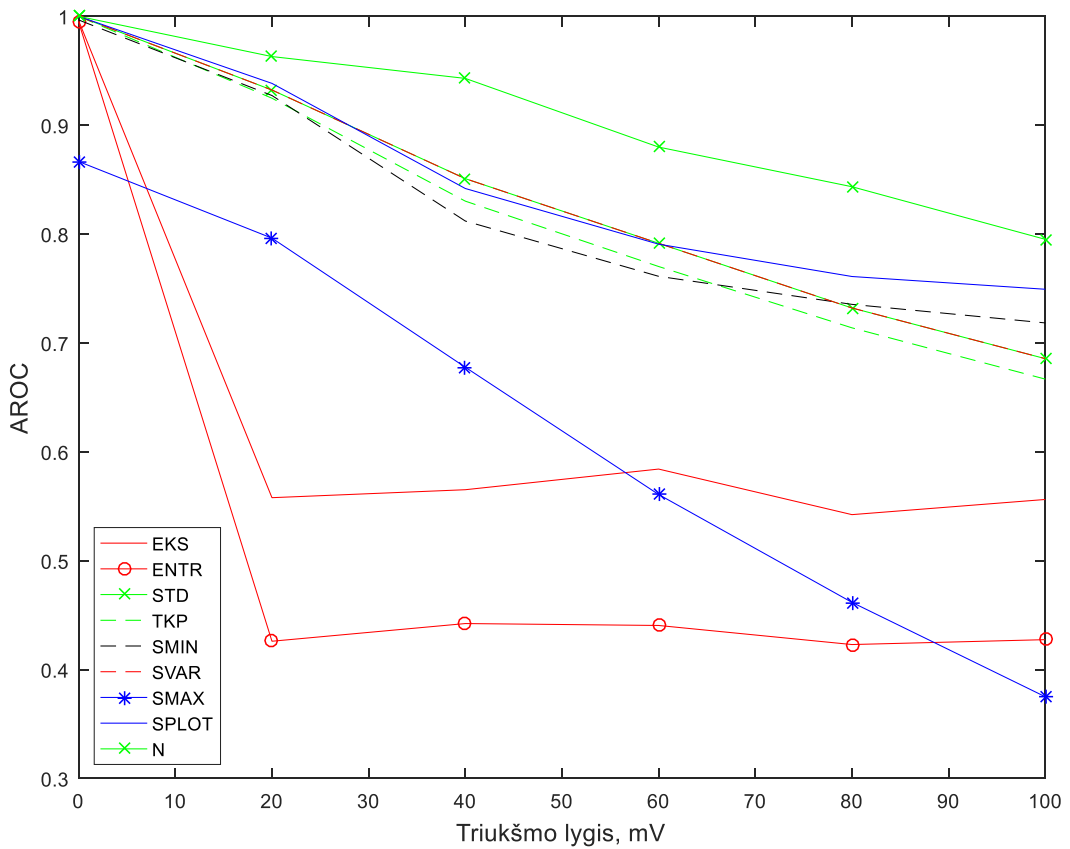
29 pav. PV ir triukšmo ROC kreivės

4.1.2.4 Triukšmo lygio įtakos parametrams tyrimas

Parametrams, kurie neatskyrė sinusinio ritmo nuo prieširdžių virpėjimo ir, kurie atskyrė triukšmingus EKG signalus nuo sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo buvo atliktas papildomas tyrimas norint įvertinti parametru priklausomybę nuo kintančio triukšmo lygio. Kadangi realių signalų triukšmų lygio amplitudės negalime įvertinti, todėl tyrimui naudoti modeliuoti signalai įvertinti triukšmo lygio įtaką parametrams. Sumodeliuota 300 signalų prie skirtingų triukšmo lygių esant signalams sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo, triukšmo lygį keičiant nuo 0 iki 100 mV žingsniu 20 mV. Tyrimas parodė, kad abejais atvejais (žr. 30 pav., 31 pav.), kad abejais atvejais eksceso koeficiento, maksimalios vertės ir Šenono entropijos parametru plotas po ROC kreive mažėja didėjant triukšmo lygiui, tai rodo, kad parametrai reaguoja į kintantį triukšmo lygį ir maža ploto po ROC kreive vertė, leidžia daryti prielaidą, kad parametrai neatskirs triukšmingų EKG signalų nuo sinusinio ritmo arba prieširdžių virpėjimo triukšmo lygiui pasiekus 20 mV triukšmo lygio RMS.



30 pav. Plotas po ROC kreivėmis esant prieširdžių virpėjimui ir triukšmui



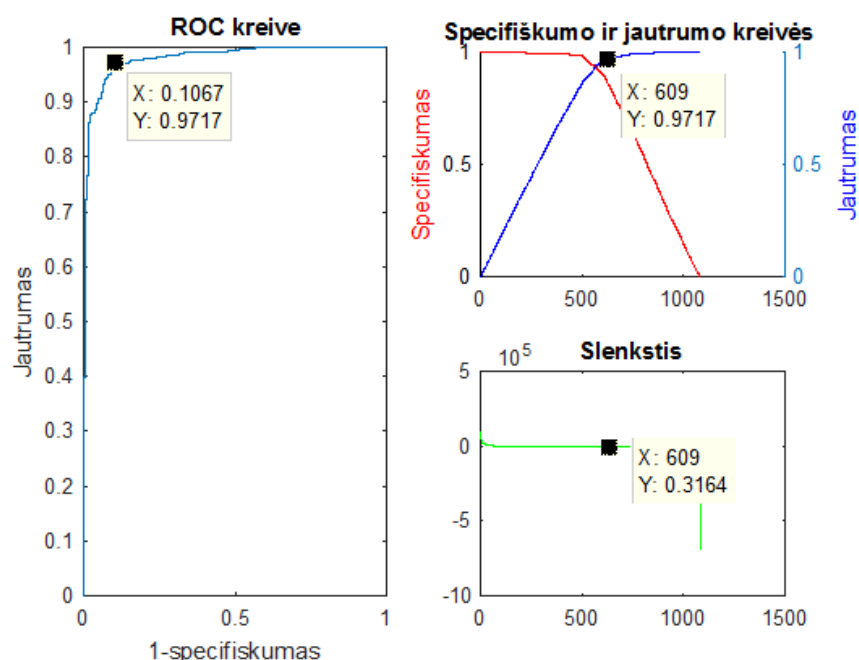
31 pav. Plotas po ROC kreivėmis esant sinusiniui ritmui ir triukšmui

4.1.3 Parametrų parinkimas

Atlikus parametrų reakcijų tyrimus įvertinta, kaip parametrai atskiria signalus. Iš gautų rezultatų, matoma, kad QRS komplekso, bazinės linijos galios ir asimetrijos koeficiento parametrai neatskiria sinusinio ritmo, prieširdžių virpėjimo signalų nuo triukšmo ar neatskiria šių signalų tarpusavyje, todėl jie yra netinkami naudoti. Parametrai, kurie tyrimo metu atskyrė šiuos signalus bus naudojami tolimesniuose tyrimuose: ekscesas, standartinis nuokrypis, tarpkvartilinis plotas, signalo minimali vertė, triukšmo indeksas. Šenono entropija, variacijos koeficientas, signalo ribojamas plotas, signalo maksimali vertė.

4.2 Triukšmo lygio įvertinimo parametrų ir sukurto algoritmo tyrimas su klinikiniais signalais

Ištyrus signalų kokybę įvertinančius parametrus pasirinkti devyni parametrai. Norint įvertinti ar pasirinkti parametrai geba atskirti klinikinių signalų (žr. 3.3.1 skyrius) triukšmingus epizodus nuo netriukšmingų yra sprendžiamas klasifikavimo uždavinys. Šio tyrimo tikslas, įvertinti ar atskirti parametrai geba diferencijuoti klinikinių signalų triukšmingus epizodus nuo netriukšmingų. Apskaičiavus visų parametrų vertes: 300 sinusinio ritmo, 300 prieširdžių virpėjimo ir 600 triukšmingų epizodų rastos slenkstinės vertės, atsižvelgiant į didžiausią plotą po ROC kreive, triukšmo lygį įvertinančių parametrų klasifikavimo slenkščio radimo pavyzdys eksceso koeficientui (žr. 32 pav.).



32 pav. Eksceso koeficiento slenkstinės vertės radimas

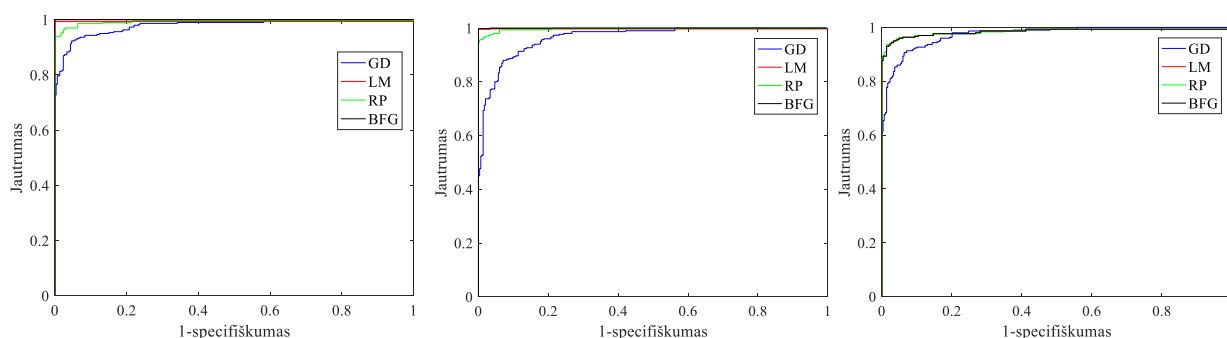
Pateikiamos visų parametų slenkstinės vertės, pagal kurias diferencijuoti klinikinių signalų epizodai į triukšmingus ir netriukšmingus (žr. 3 lentelė):

3 lentelė. Atskirų parametų klasifikavimo slenksčiai

Parametras	N	EKS	ENTR	STD	TKP	SMIN	SMAX	SLOT	SVAR
Slenkstis	0,31	0,32	0,58	3,03	3,42	-12,04	2,24	12329,6	15,12

Žinant slenksčių vertes, testavimo signalų duomenų bazės (žr. 3.3.3 skyrius) signalų epizodai (10 s) klasifikuojami į triukšmingus ir netriukšmingus, rastiems triukšmingiems epizodams priskirtas aukštas lygis 1, o netriukšmingiems žemas lygis 0, taip gautos nulių ir vienetų sekos visam signalui.

Kitas sprendimo metodas yra apjungti visus parametrus ir apmokyti dirbtinį neuroninį tinklą (DNT). Norint rasti optimalų apmokymo algoritmo ir paslėptojo neuronų tipo derinį prieš tai atliekamas dirbtinio neuroninio tinklo tyrimas. Išbandyti visi galimi deriniai panaudojant skirtingus paslėptojo sluoksnio neuronų tipus (hiperbolinio tangento sigmoido perdavimo funkciją (tansig), logaritminio sigmoido perdavimo funkciją (logsig) ir tiesinę perdavimo funkciją (purelin)) ir visus apmokymo algoritmus (gradientinio priartėjimo (*angl.* Gradient descent, GD), Levenberdo-Markardo (*angl.* Levenberg-Marquardt, LM), elastingą atgalinę sklaidos (*angl.* Resilient backpropagation, RP), BFGS kvazi-Niutono (*angl.* BFGS quasi-Newton, BFG)). Rezultatai pateikiami 33 paveiksle (žr. 33 pav.) ir 4 lentelėje (žr. 4 lentelė):

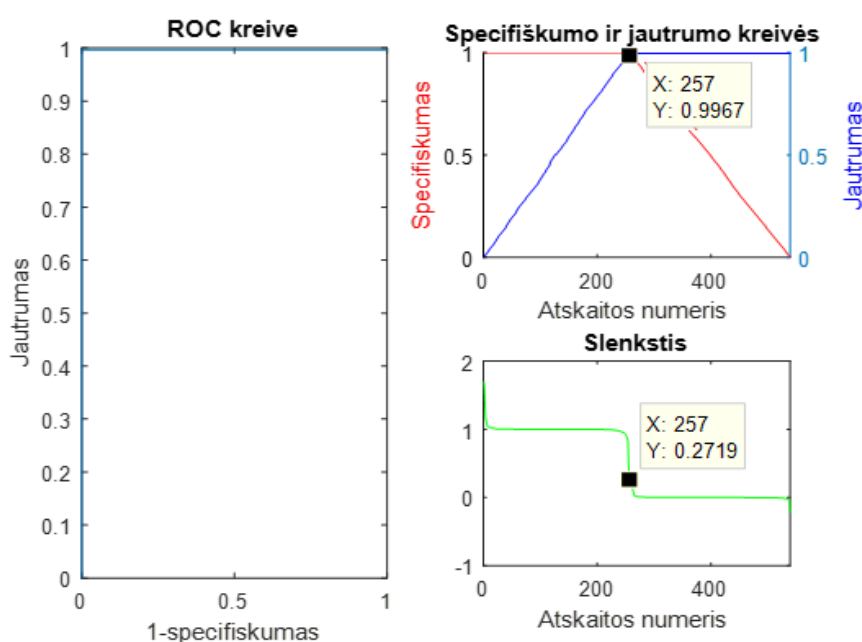


33 pav. DNT apmokymo algoritmo ir paslėptojo neuronų tipo įvertinimas ROC kreivėmis. Hiperbolinio tangento sigmoido (kairėje), logaritminio sigmoido (viduryje), tiesinė perdavimo funkcija (dešinėje)

4 lentelė. Plotas po ROC kreive

		Paslėptojo sluoksnio neuronų tipas		
		Tansig	Logsig	Purelin
Apmokymo algoritmas	GD	0,9824	0,9755	0,9725
	LM	0,9967	0,9966	0,9844
	RP	0,9916	0,9936	0,9843
	BFG	0,9833	0,9933	0,9844

Plotas po ROC kreive rodo, kad geriausias derinys dirbtiniam neuroniniam tinklui apmokyti yra, kai apmokymo algoritmas – Levenbergo-Markardo, o paslėptojo sluoksnio neuronų tipas – hiperbolinio tangento sigmoido (plotas po ROC kreive 0,9967). Su geriausiu rastu deriniu apmokomas dirbtinis neuroninis tinklas. Tinklui apmokyti ir testuoti naudota klinikinių signalų duomenų bazė sudaryta iš 10 s trukmės 300 sinusinio ritmo signalų epizodų, 300 prieširdžių virpėjimo signalų epizodų ir tokios pat trukmės 600 triukšmingų signalų epizodų. Apmokyti naudota 75 %, o testuoti 25 % duomenų bazės signalų. Apmokius ir ištestavus dirbtinį neuroninį tinklą, analogiškų būdu kaip ir atskirų parametrų atveju yra randamas klasifikavimo slenkstis - 0,2719 (žr. 34 pav.). Testuojamas dirbtinis neuroninis tinklas su realių signalų testavimo duomenų baze.



34 pav. Dirbtinio neuroninio tinklo klasifikavimo slenkščio radimas

Turint prieširdžių virpėjimo atpažinimo algoritmo duomenis ir žinant, kad algoritmas klaidingai aptiko prieširdžių virpėjimą, palygintos 50-ies skirtingų signalų gautos reikšmės su atskirų parametrų ir dirbtinio neuroninio tinklo klasifikavimo rezultatais. Nustatyta, kiek klaidingų prieširdžių virpėjimo atvejų atpažinta, kaip triukšmas, tai pateikiama procentais 7 lentelėje. Suskirsčius kiekvieną testavimo signalą į netriukšmingus ir triukšmingus epizodus, matoma, kad klaidingi prieširdžių virpėjimo epizodai atpažinti kaip triukšmas tik 35,64 % (eksceso koeficiento parametras) remiantis atskirų parametrų klasifikavimo rezultatais. Atlikus preliminarinius tyrimus su modeliuotais ir klinikiniais signalais gauta, kad dauguma atskirų parametrų geba idealiai klasifikuoti epizodus (žr. 4.1.2.3 skyrių), atlikus testavimą su realiais ilgalaikiais signalais, pastebėta, kad atskirų parametrų klasifikavimas yra artimi idealiam, tačiau tik du parametrai (ekscesas ir Šenono entropija) rodo selektyvumą netriukšmingiems ir triukšmingiems epizodams, o kiti parametrai dažniausiai visą signalą žymi, kaip triukšmą.

Rezultatams galėjo daryti įtaką griežtas skirtumas tarp algoritmui kurti naudojamų signalų, t.y. algoritmo kūrimo duomenų bazė sudaryta tik iš aukštos kokybės signalų epizodų ir iš labai žemos, apskaičiuotos parametru vertės aukštos ir žemos kokybės signalams turi didelį skirtumą, tad parinktas slenkstis turi didelį neapibrėžtumą, todėl parametrai geba diferencijuoti signalus tik tarp aukštos ir žemos kokybės, bet ne tarp vidutinės ir žemos. Dirbtinis neuroninis tinklas apmokytas naudojant įvairias parametru kombinacijas, gauti rezultatai pateikti 5 lentelėje.

5 lentelė. Rezultatai su skirtingais dirbtiniais neuroniniais tinklais

	DNT	DNT_1	DNT_2	DNT_3	DNT_4	DNT_5	DNT_6	DNT_7
Nuslopintų klaidingų PV epizodų vidurkis,%	12,61	33,62	29,41	11,16	11,55	14,65	38,77	26,36
Nuslopintų tikrų PV epizodų vidurkis,%	9,47	10,76	17,12	7,97	7,42	13,07	13,51	9,62

Priimtinausias variantas gaunamas, kai dirbtinis neuroninis tinklas (DNT_1) yra apmokomas naudojant tik du pasirinktus parametrus, tai eksceso ir Šenono entropiją. Apmokius šį dirbtinį neuroninį tinklą ir atlikus testavimą gaunama, kad klaidingų prieširdžių virpėjimų 50-tyje EKG signalų yra vidutiniškai sumažinama 33,62 %, o tikrų prieširdžių virpėjimo epizodų nuslopinama 10,76 %.

Visi parametrai ir dirbtinis neuroninis tinklas naudoti ir signalams, kuriuose yra tikri prieširdžių virpėjimo epizodai, 6 lentelėje matoma, kad atskiri parametrai, taip pat nuslopiną daugiau nei 90 % visų tikrų prieširdžių virpėjimo epizodus signale, o dirbtinis neuroninis tinklas tik 10,76 %. Galima, daryti išvadą, kad dirbtinis neuroninis tinklas mažiausiai nuslopiną teisingai atpažintų prieširdžių virpėjimo aliarmų, o pavieniai parametrai daugumą teisingų prieširdžių virpėjimo aliarmų.

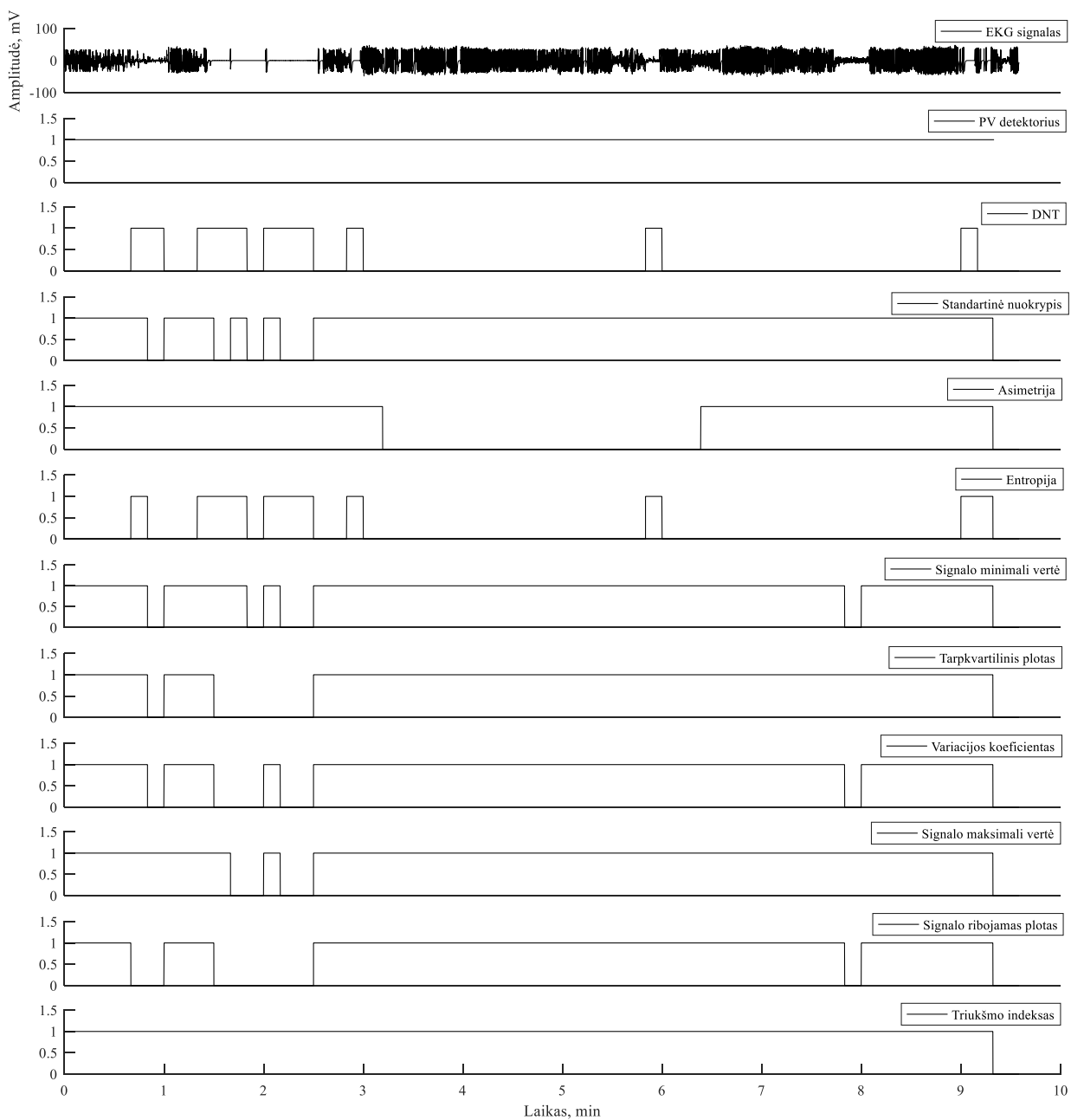
6 lentelė. Nuslopintų tikrų prieširdžių virpėjimo epizodų skaičius procentais.

Parametras Signalo Nr.	DNT_1	N	EKS	ENTR	STD	TKP	SMIN	SMAX	SPLIT	SVAR
1	20,07	99,98	25,84	25,96	100,00	100,00	99,95	98,29	100,00	100,00
2	0,26	100,00	0,54	0,35	100,00	100,00	100,00	99,89	100,00	100,00
3	2,75	99,98	2,86	3,66	99,98	100,00	99,98	99,79	100,00	99,99
4	26,61	92,45	33,46	32,14	93,84	94,18	95,04	85,89	94,70	94,32
5	0,20	100,00	0,18	0,25	100,00	100,00	100,00	99,88	100,00	100,00
6	6,05	99,98	7,72	6,84	99,99	99,99	99,98	99,95	100,00	100,00
7	6,18	99,92	6,44	67,88	99,98	100,00	99,95	99,92	100,00	99,98
8	26,85	89,11	33,59	27,37	92,25	95,24	95,41	57,93	99,07	95,15
9	6,43	98,73	8,40	8,09	99,77	99,95	99,25	76,91	100,00	99,90
10	23,11	98,84	24,53	23,91	99,35	99,91	98,95	90,83	99,98	99,58
11	0,43	99,86	0,43	1,86	100,00	100,00	100,00	58,66	100,00	100,00
12	10,17	91,01	11,92	10,67	88,59	95,01	84,85	56,66	99,00	92,09
Vidurkis, %	10,76	97,49	12,99	17,41	97,81	98,69	97,78	85,38	99,40	98,42

7 lentelė. Atpažintų klaidingų aliarmų skaičius procentais.

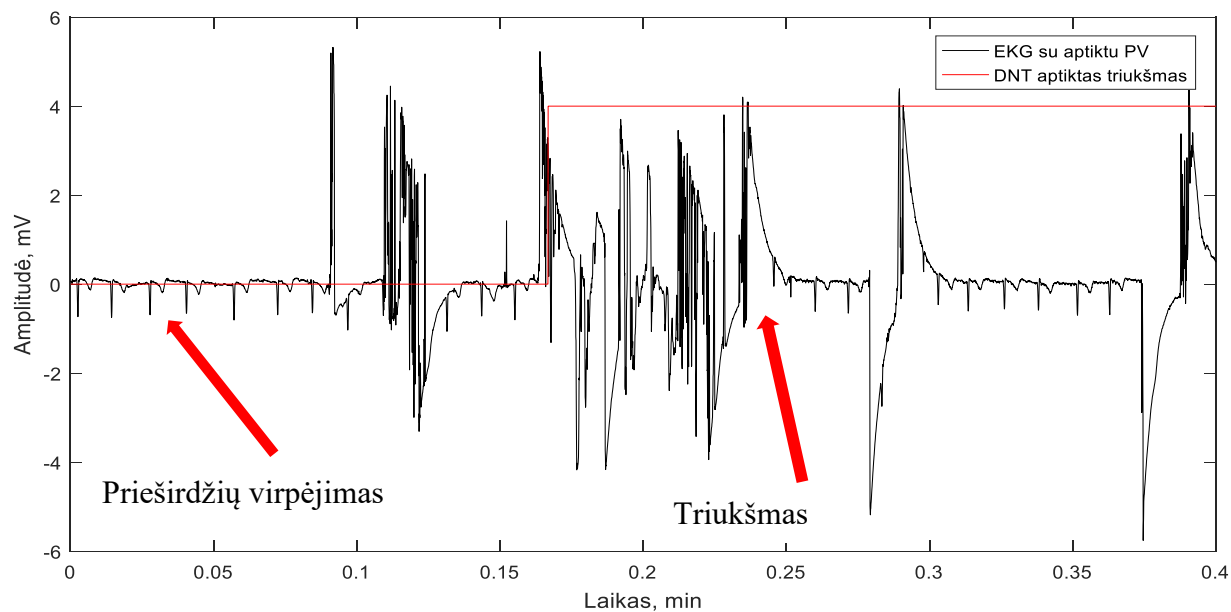
Parametras Signalo Nr.	DNT_1	N	EKS	ENTR	STD	TKP	SMIN	SMAX	SPLIT	SVAR
1	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2	22,85	100,00	32,00	22,85	100,00	100,00	100,00	81,69	100,00	100,00
3	9,08	89,59	19,35	6,23	96,29	97,94	96,61	88,82	99,80	97,48
4	48,85	100,00	37,04	34,93	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
5	40,30	99,37	44,94	37,75	99,37	100,00	100,00	98,68	100,00	99,37
6	0,14	0,00	0,14	0,14	100,00	100,00	100,00	99,86	100,00	100,00
7	30,95	100,00	29,70	30,39	98,86	100,00	100,00	96,58	100,00	98,86
8	65,80	100,00	65,80	65,80	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
9	16,86	100,00	14,32	18,55	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
10	30,56	98,04	28,58	29,20	96,89	99,51	97,05	86,68	99,84	97,38
11	43,06	70,27	35,89	29,50	82,97	88,93	80,86	16,30	98,59	86,49
12	46,47	91,97	43,94	44,90	91,70	94,48	95,25	74,59	98,41	94,13
13	61,04	93,96	44,98	61,17	81,88	91,53	92,79	53,80	99,21	89,04
14	23,01	81,94	21,35	23,85	67,89	80,73	68,31	29,92	82,40	70,39
15	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	100,00	100,00	96,49	100,00	100,00
16	61,33	100,00	62,33	50,36	100,00	100,00	100,00	99,37	100,00	100,00
17	51,06	95,64	58,61	39,19	99,76	99,82	99,72	98,04	99,90	99,80
18	17,32	99,53	19,45	14,33	100,00	100,00	100,00	99,77	100,00	100,00
19	5,63	100,00	3,29	6,90	100,00	100,00	100,00	99,75	100,00	100,00
20	33,09	97,51	28,86	34,38	95,43	97,76	95,38	85,11	98,62	95,91
21	2,92	90,17	10,26	2,92	99,69	100,00	99,21	98,72	100,00	99,75
22	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	100,00	100,00	87,06	100,00	100,00
23	10,02	100,00	23,54	11,35	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
24	17,15	91,63	52,86	33,88	99,32	99,31	99,39	95,93	99,96	99,63
25	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
26	39,42	100,00	39,42	31,46	100,00	100,00	100,00	92,04	100,00	100,00
27	38,88	100,00	52,71	50,41	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
28	64,01	61,39	61,34	53,74	98,06	97,97	97,25	68,65	99,91	98,94
29	98,99	99,92	99,80	97,66	99,80	100,00	99,80	99,83	99,97	99,83
30	2,04	100,00	6,08	2,04	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
31	28,53	100,00	28,53	51,70	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
32	97,04	97,66	97,95	95,56	95,91	96,66	96,78	92,95	98,15	96,50
33	80,02	55,28	82,73	80,97	88,94	89,55	87,77	63,09	95,90	92,01
34	86,49	94,63	79,30	83,78	99,95	99,95	99,11	91,47	100,00	99,95
35	0,40	81,98	11,24	1,96	99,92	100,00	99,64	98,53	100,00	99,96
36	25,54	98,02	26,16	29,39	99,58	99,94	98,93	83,42	100,00	99,64
37	9,64	99,29	11,45	14,58	99,29	99,92	98,63	68,38	100,00	99,37
38	0,48	74,02	12,38	2,14	99,89	100,00	99,25	98,57	99,99	99,93
39	31,70	99,56	36,24	35,67	100,00	100,00	100,00	99,56	100,00	100,00
40	74,10	71,83	77,99	75,25	14,12	21,80	14,22	8,00	24,96	15,60
41	3,87	100,00	4,34	0,47	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
42	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
43	39,04	100,00	49,09	45,69	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
44	67,15	84,79	70,58	66,18	66,57	82,32	64,11	61,38	80,61	68,62
45	20,87	99,41	31,12	25,22	100,00	100,00	99,61	58,10	100,00	100,00
46	99,52	100,00	100,00	97,92	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
47	50,71	95,49	58,80	53,44	97,10	98,97	97,11	78,23	100,00	98,83
48	31,81	100,00	31,81	31,81	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
49	7,69	97,62	11,50	8,94	99,66	99,60	98,10	61,99	100,00	99,98
50	45,30	100,00	24,22	18,96	100,00	100,00	100,00	99,19	100,00	100,00
Vidurkis, %	33,62	92,21	35,64	33,07	95,38	96,73	95,50	86,21	97,52	95,95

Mažiausiai (žr. 35 pav.) klaidingų aliarmų 25,9 % liko EKG signalą apdorojus su dirbtiniu neuroniniu tinklu (DNT_1), o su pavieniais signalais virš 70 %.



35 pav. Likę klaidingi prieširdžių virpėjimai aliarmai

Matoma (žr. 36 pav.), kad tikrieji užfiksuoti prieširdžių virpėjimo epizodai yra kartu su triukšmo dedamosiomis, todėl nuslopinimas tikrų prieširdžių virpėjimo epizodų gali ir nesiekti 10,76 %, kadangi prieširdžių virpėjimas yra su triukšmo dedamosiomis, kurios gali iškreipti gaunamus rezultatus.



36 pav. Aptiktas tikras prieširdžių virpėjimas su triukšmo dedamosiomis

IŠVADOS

1. Atliktus literatūros analizę pastebėta, kad trūksta triukšmo lygį įvertinančių metodų, esami metodai priima prielaidą, kad signalas yra normalaus sinusinio ritmo. Aritmijų metu yra siūloma kurti atskirus metodus, kurie pirma atpažintų aritmijos rūšį ir tik tada įvertintų triukšmo lygį signale.
2. Sukurta duomenų bazė susidedanti iš modeliuotų ir klinikinių EKG signalų. Modeliuotų signalų duomenų bazę sudarė dviejų skirtingų tipų signalai – sinusinio ritmo ir prieširdžių virpėjimo, sumodeliuoti keičiant triukšmo lygį signale nuo 0 iki 0,5 mV, modeliuotų signalų duomenų bazę sudarė 3600 vienos minutės ilgio signalai. Klinikinių signalų duomenų bazė sudaryta iš Physionet „PTB Diagnostic“ normalaus sinusinio ritmo 300 dešimties sekundžių trukmės EKG signalų, PV duomenų bazė iš 300 dešimties sekundžių EKG signalų užregistruotų Lundo universiteto ligoninėje, pasinaudota MIT-BIH Noise stress anotuotų EKG triukšmų duomenų baze ir sudaryta 600 dešimties sekundžių trukmės EKG signalų triukšmų duomenų apima įvairių tipų triukšmų epizodus. Testavimui skirta duomenų bazė sudaryta iš 62 klinikinių signalų užregistruotų miokardo infarktą patyrusiems pacientams, kurių trukmė siekė iki 2 parų.
3. Ištirta 12 skirtingų triukšmo lygį įvertinančių parametrų. Rezultatai rodo, kad bazinės linijos galios, QRS komplekso galios ir asimetrijos koeficiento parametrai negeba atskirti triukšmingų signalo epizodų nuo prieširdžių virpėjimo ir sinusinio ritmo, kadangi plotas po ROC kreive yra artimas 0,5, o reakcijų kreivės yra persidengusios. Kitų parametrų plotai po ROC kreive artimi 1, o reakcijų kreivės persidengusios minimaliai arba nebuvo jokio persidengimo, tai rodo, kad šie parametrai geba atskirti triukšmingus signalo epizodus nuo prieširdžių virpėjimo ir sinusinio ritmo signalų epizodų.
4. Sukurtas dirbtinis neuroninis tinklas. Atliktas tyrimas parodė, kad geriausius rezultatus gauname, kai DNT apmokomas su dviem geriausius rezultatus parodžiusiais parametrais (eksceso koeficientas ir Šenono entropija), kai dirbtinio neuroninio tinklo apmokymo algoritmas yra Levenberdo-Markardo, o paslėptojo sluoksnio neuronų tipas hiperbolinio tangento sigmoido.
5. Sukurtas dirbtiniu neuroniniu tinklu pagrįstas metodas ištirtas su testavimui skirta duomenų baze, nustatyta, kad dirbtinis neuroninis tinklas nuslopina 33,62 % klaidingų prieširdžių virpėjimo aliarmų, o tikrų prieširdžių virpėjimo epizodų nuslopinama 10,76 %.

INFORMACIJOS ŠALTINIŲ SĄRAŠAS

1. European Heart Rhythm Association, et al. Guidelines for the Management of Atrial Fibrillation: The Task Force for the Management of Atrial Fibrillation of the European Society of Cardiology (ESC). *European Heart Journal*, 20100829, Oct, 2010, vol. 31, no. 19. pp. 2369-2429 ISSN 1522-9645; 0195-668X.
2. CHUGH, S.S., et al. Worldwide Epidemiology of Atrial Fibrillation: A Global Burden of Disease 2010 Study. *Circulation*, 20131217, Feb 25, 2014, vol. 129, no. 8. pp. 837-847 ISSN 1524-4539; 0009-7322.
3. WODCHIS, W.P., et al. A Review of the Cost of Atrial Fibrillation. *Value in Health*, 2012, vol. 15, no. 2. pp. 240-248.
4. ASGARI, S., MEHRNIA, A. and MOUSSAVI, M. Automatic Detection of Atrial Fibrillation using Stationary Wavelet Transform and Support Vector Machine. *Computers in Biology and Medicine*, 2015, vol. 60. pp. 132-142.
5. BABAEIZADEH, S., et al. Improvements in Atrial Fibrillation Detection for Real-Time Monitoring. *Journal of Electrocardiology*, 2009, vol. 42, no. 6. pp. 522-526.
6. PETRĖNAS, A., SÖRNMO, L., LUKOŠEVIČIUS, A. and MAROZAS, V. Detection of Occult Paroxysmal Atrial Fibrillation. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2015, vol. 53, no. 4. pp. 287-297.
7. GASPAROVIČIUS J. *Signal Quality Determination of Textile Electrode Based ECG using Decision Trees*. Final project of Biomedical engineering master qualification degree ed. , 2016 June, 2016.
8. CLUA-ESPUNY, J.L., et al. Prevalence of Undiagnosed Atrial Fibrillation and of that Not being Treated with Anticoagulant Drugs: The AFABE Study. *Revista Española De Cardiología (English Edition)*, 2013, vol. 66, no. 7. pp. 545-552.
9. *Atrial Fibrillation Fact Sheet*. Centers for Disease Control and Prevention: U.S. Department of Health & Human Services. August 13, 2015, 2015 Prieiga per internetą: http://www.cdc.gov/dhdsp/data_statistics/fact_sheets/fs_atrial_fibrillation.htm.
10. MAČINSKAS, Š., KAZAKEVIČIUS, et al. Praktiniai Prieširdžių Virpėjimo Gydymo Aspektai. *Kardiologijos Praktika*, 2009, vol. 3, no. ISSN 1648-8105. pp. 1-37.
11. KIRCHHOF, P., et al. Outcome Parameters for Trials in Atrial Fibrillation: Executive Summary. *European Heart Journal*, 20070925, Nov, 2007, vol. 28, no. 22. pp. 2803-2817 ISSN 0195-668X; 0195-668X.
12. FRIBERG, L., HAMMAR, N. and ROSENQVIST, M. Stroke in Paroxysmal Atrial Fibrillation: Report from the Stockholm Cohort of Atrial Fibrillation. *European Heart Journal*, 20090127, Apr, 2010, vol. 31, no. 8. pp. 967-975 ISSN 1522-9645; 0195-668X.
13. THRALL, G., LANE, D., CARROLL, D. and LIP, G.Y. Quality of Life in Patients with Atrial Fibrillation: A Systematic Review. *The American Journal of Medicine*, 2006, vol. 119, no. 5. pp. 448. e1-448. e19.

14. HOLTER, N.J. New Method for Heart Studies. *Science (New York, N.Y.)*, Oct 20, 1961, vol. 134, no. 3486. pp. 1214-1220 ISSN 0036-8075; 0036-8075.
15. BARRETT, P.M., et al. Comparison of 24-Hour Holter Monitoring with 14-Day Novel Adhesive Patch Electrocardiographic Monitoring. *The American Journal of Medicine*, 2014, vol. 127, no. 1. pp. 95. e11-95. e17.
16. *Faros 360*. Mega Electronics Ltd. , 2017 Prieiga per internetą:<http://www.megaemg.com/products/faros/?GTTabs=0>.
17. **ZIO® XT Patch**. iRhythm Technologies, Inc. , 2016 Prieiga per internetą:<https://www.zioreports.com/Application.html#HOME>.
18. BARRETT, P.M., et al. Comparison of 24-Hour Holter Monitoring with 14-Day Novel Adhesive Patch Electrocardiographic Monitoring. *The American Journal of Medicine*, 2014, vol. 127, no. 1. pp. 95. e11-95. e17.
19. *Zenikor EKG-2™*. Vinnvård. Prieiga per internetą:www.vinnvard.se.
20. *Alivecor*. AliveCor, Inc. , 2017 Prieiga per internetą:<https://www.alivecor.com/en/>.
21. RAYMAEKERS, Z., et al. Usability of Handheld Electrocardiogram Devices to Detect Atrial Fibrillation in a Cardiology Ward Setting, 2015.
22. SÖRNMO, L. and LAGUNA, P. *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Academic Press, 2005.
23. FRIESEN, G.M., et al. A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1990, vol. 37, no. 1. pp. 85-98.
24. DE TALHOUE, H. and WEBSTER, J.G. The Origin of Skin-Stretch-Caused Motion Artifacts Under Electrodes. *Physiological Measurement*, 1996, vol. 17, no. 2. pp. 81.
25. BEHAR, J., OSTER, J., LI, Q. and CLIFFORD, G.D. ECG Signal Quality during Arrhythmia and its Application to False Alarm Reduction. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions On*, 2013, vol. 60, no. 6. pp. 1660-1666.
26. LI, Q. and CLIFFORD, G.D. Signal Quality and Data Fusion for False Alarm Reduction in the Intensive Care Unit. *Journal of Electrocardiology*, 2012, vol. 45, no. 6. pp. 596-603.
27. LI, Q. and CLIFFORD, G.D. *Suppress False Arrhythmia Alarms of ICU Monitors using Heart Rate Estimation Based on Combined Arterial Blood Pressure and ECG Analysis*. IEEE, 2008.
28. TANANTONG, T., NANTAJEEWARAWAT, E. and THIEMJARUS, S. False Alarm Reduction in BSN-Based Cardiac Monitoring using Signal Quality and Activity Type Information. *Sensors*, 2015, vol. 15, no. 2. pp. 3952-3974.
29. LAKE, D.E. and MOORMAN, J.R. Accurate Estimation of Entropy in very Short Physiological Time Series: The Problem of Atrial Fibrillation Detection in Implanted Ventricular Devices. *American Journal of Physiology. Heart and Circulatory Physiology*, 20101029, Jan, 2011, vol. 300, no. 1. pp. H319-25 ISSN 1522-1539; 0363-6135.

30. VERIKAS, A. and GELŽINIS, A. *Neuroniniai Tinklai Ir Neuroniniai Skaičiavimai: Vadovėlis*. Vilnius: Mokslo aidai, 2008 ISBN 9789955591535.
31. GURNEY, K. *An Introduction to Neural Networks*. CRC press, 1997.
32. PETRĖNAS, A., ZDANYTĖ, A. and MAROZAS, V. A Model for Simulating Surface Multi-Lead Atrial Activity Signals during Paroxysmal Atrial Fibrillation.
33. GOLDBERGER, A.L., et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation*, Jun 13, 2000, vol. 101, no. 23. pp. E215-20 ISSN 1524-4539; 0009-7322.
34. MOODY, G.B., MULDROW, W. and MARK, R.G. A Noise Stress Test for Arrhythmia Detectors. *Computers in Cardiology*, 1984, vol. 11, no. 3. pp. 381-384.