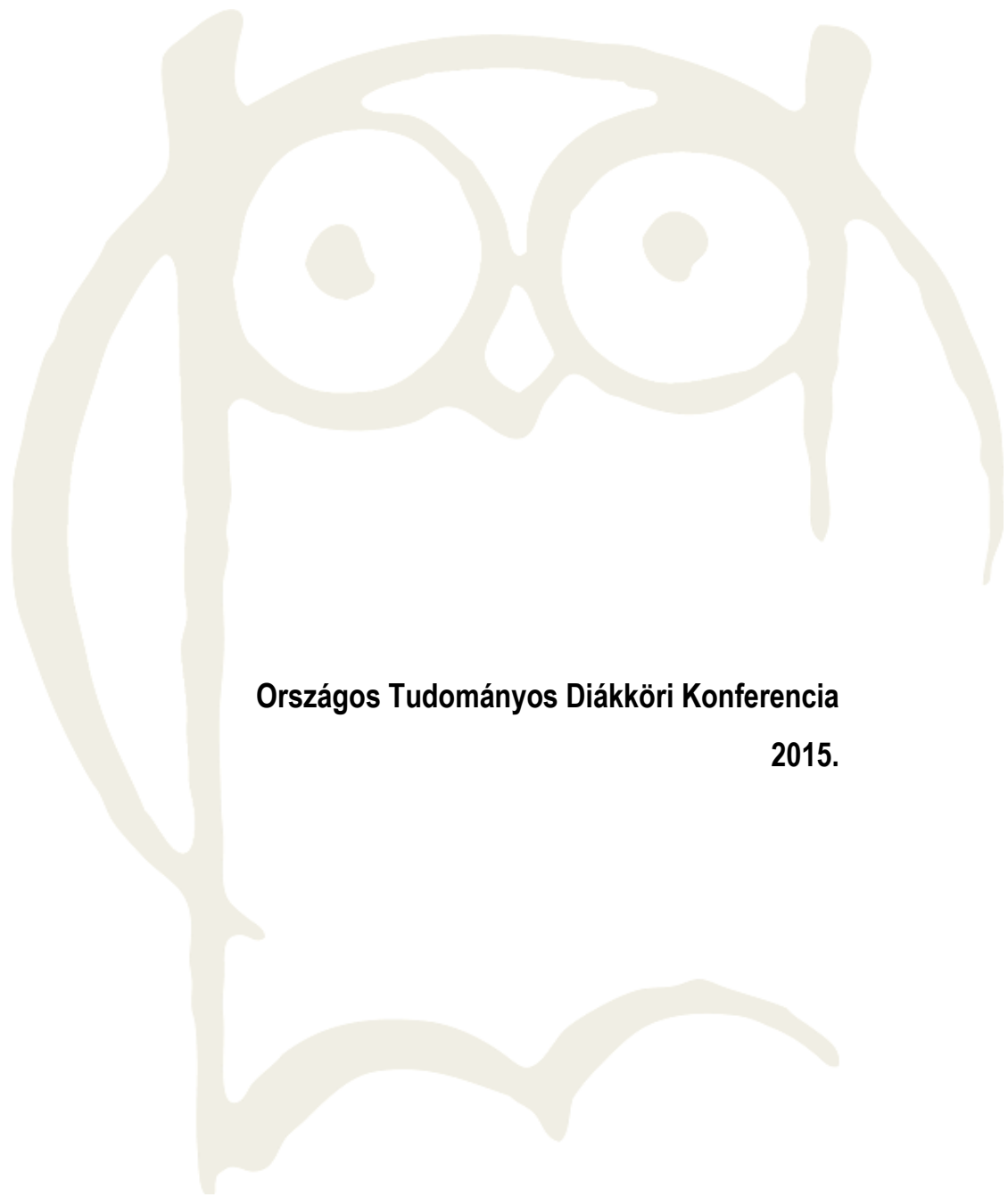


TDK DOLGOZAT

Tóth Tekla

*EKG feldolgozó MATLAB szoftver és szív ciklus
klasszifikáló algoritmus fejlesztése*



Országos Tudományos Diákköri Konferencia

2015.

EKG feldolgozó MATLAB szoftver és szív ciklus klasszifikáló algoritmus fejlesztése

Szerző: Tóth Tekla, 3. évfolyam

Témavezető: Tuboly Gergely, ügyvivő szakértő

Pannon Egyetem, Műszaki Informatikai Kar,
Villamosmérnöki és Információs Rendszerek Tanszék



Absztrakt

A kardiovaszkuláris betegségek világszerte vezető szerepet játszanak a népegészségügyi helyzet romlásában: egy 2013-as felmérés szerint évente 17,5 millió életet követelnek, melynek jelentős részét (43%) szívroham okozza. Ezt elősegítő rizikófaktorok többek közt a dohányzás, magas vércukorszint, magas vérnyomás, kóros vérzsírszintek, pszichoszociális stressz, mozgáshiány, alkoholfogyasztás. Azonban sajnos ezen kockázatok tudatos csökkentése mellett sem garantált a veszélyes szívritmuszavarok elkerülése, melyek az úgynevezett hirtelen szívhalál leggyakoribb okozói. A legfőbb problémát a keringési rendellenességek diagnosztizálása okozza, melyben az orvosi vizsgálatok során nagy segítséget nyújthatnak különféle EKG jelfeldolgozási műveleteket végző szoftverek.

Munkám során egy olyan szoftvert fejlesztettem, mely hatékonyan képes az EKG jelfeldolgozás egyes fázisait végrehajtani a jövőbeli orvosi felhasználhatóság érdekében. Feladatom egyrészt a grafikus felület részletes kidolgozása, felhasználóbaráttá tétele, továbbá az előfeldolgozás lépéseinek (mint például a hálózati zajszűrés, alapvonal-igazítás) beépítése volt. Másrészt pedig a szív ciklusok QRS komplexumokkal történő beazonosításán (QRS detektálás) túlmenően egy saját, korrelációalapú QRS klasszifikáló algoritmust fejlesztettem irodalmi példák alapján saját ötleteimmel bővítve. Ennek feladata a detektált ciklusok csoportosítása többségi, illetve nem többségi osztályba tartozó szívütésekre a lehető leghatékonyabb módon, mely további orvosi elemzések során fontos szerepet játszik. Munkámat MATLAB környezetben végeztem. Az elkészült szoftver az előzetes tesztek alapján alkalmasnak bizonyult az EKG diagnosztika támogatására.

Tartalom

1.	Bevezetés.....	1
2.	Szakirodalmi áttekintés	3
2.1.	A szív egészséges működése	3
2.2.	Patológias esetek	5
2.3.	Az EKG	7
2.4.	EKG jel feldolgozó szoftverek és a szívciklusok klasszifikálása.....	10
3.	A szoftver megvalósítása.....	12
3.1.	MATLAB környezet	12
3.2.	Az EKG jel előfeldolgozása	13
3.3.	QRS detektálás	16
3.4.	Szívciklus klasszifikáló algoritmus	19
4.	A klasszifikáló algoritmus tesztelés	24
4.1.	Teszteredmények.....	24
4.2.	További tervek.....	29
5.	Összefoglalás.....	30
	Köszönetnyilvánítás	31
	Irodalomjegyzék.....	32
	Függelék.....	36

1. Bevezetés

Az emberi szervezet egyik legfontosabb szerve a szív, melynek feladata, hogy biztosítsa a szöveteknek az egészséges működéshez szükséges vér állandó körforgását. Sajnos azonban sok esetben előfordul, hogy a keringés központja valamely szempontból nem funkcionál megfelelően. Ennek oka lehet például az, hogy vérellátási zavar lép fel a koszorúerekben, mely adott esetben szövetelhalást (infarktus) eredményezhet, ennek következtében pedig a szív ingerületvezetése is sérül. A szívritmus rendellenessége esetében szívritmuszavarról (aritmia) beszélünk. Ezek a rendellenességek szélsőséges esetekben a szív leállítását is eredményezhetik, ekkor másodperceken belül eszméletvesztés, percekben belül pedig halál következhet be [1].

Manapság ez különösen releváns probléma, mivel a kardiovaszkuláris betegség (CVD) világszerte a vezető halálok, ami évente több mint 17,5 millió életet követel. Minden esztendőben mintegy 7,6 millió ember hal meg szívrohamban, és 5,7 millióan agyi érkeringési zavarban (stroke). Becslések szerint a CVD okozta halálozások száma globálisan 2020-ra várhatóan eléri a 25 milliót. Napjainkban a szív- és érrendszeri megbetegedések a rokkantsághoz vezető tényezők közé tartoznak, és 2020-ra pedig a jóslatok szerint az első helyen fog szerepelni a kiváltó tényezők között. Az ezen oknál fogva rohamosan romló népegészségügyi helyzetnek az egészségügyi költségekben jelentős szerepe van. 2006-ban az Európai Uniónak a kardiovaszkuláris betegségek és szövődményeinek kezelése megközelítőleg 169 milliárd euróba került, ugyanez 2009-ban az USA-nak 403,1 milliárd dollárjába került [2-4].

A szív rendellenes működésének felderítésére az EKG egy klasszikus eszköz, melynek fejlesztésével, finomításával még többet tudhatunk meg szívünk működéséről, viselkedéséről. Az orvosi diagnosztikában a hagyományos, 12 elvezetéses rendszer a legelterjedtebb [5]. Azonban nagyobb tér- és időbeli felbontású rendszerek esetén több diagnosztikai információ nyerhető, így bizonyos szívbetegségek kezelése egyszerűbbé és hatékonyabbá válhat [6]. Emellett a páciensek minél pontosabb diagnózisának érdekében egyre fontosabb szerepet játszanak a szív ciklusok detektálásával és csoportosításával foglalkozó szoftverek.

Amint a fentiek is alátámasztják, nagy létjogosultsága van az EKG jel klasszifikálás tématerületének, amivel dolgozatom foglalkozik. Munkámban egyrészt a különböző EKG jel előfeldolgozási lépéseket és a szív ciklus detektálást végeztem el, valamint azok klasszifikálását egy általam fejlesztett algoritmus segítségével. Céлом a feldolgozó szoftver minél

felhasználóbarátabbá tette, ezért a program grafikus felülettel is rendelkezik. Ezen túlmenően egy olyan klasszifikáló algoritmust dolgoztam ki és implementáltam, mely hatékonyan képes a szívciklusok két csoportba való besorolására (többségi illetve nem többségi osztály), így módon hozzájárulva az orvosi EKG diagnosztika fejlődéséhez. Vizsgálataimat MATLAB környezetben végeztem, mely tökéletesnek bizonyult a feladatra. Az algoritmus teszteléshez pedig nemzetközileg elismert referencia adatbázis mérései álltak rendelkezésemre.

2. Szakirodalmi áttekintés

A szívet nagyon sokáig nem elsősorban az érrendszer középpontjának tekintették, hanem a tudat, a pszichés jelenségek székhelyeként írták le, sőt sokáig a vénákat és az artériákat sem különböztették meg egymástól, egyesek a pitvarokat nem tekintették a szív részének, és téves elveket vallottak a szívbillentyűk működéséről. Az idők folyamán csak nagyon lassan bontakoztak ki a szívről és az érrendszerről alkotott, ma is érvényes anatómiai kép [7].

Ebben a fejezetben egyrészt bemutatom a szív valós anatómiai szerepét, működését, egészséges illetve patológiás esetben. Ezután ismertetem, milyen módon vált az évek során leírhatóvá ez a működés, illetve ennek egyik legrelevánsabb eszközét, az elektrokardiográfot. Végül mai modern kutatások alapján betekintést nyújtok abba, hogy az EKG jel feldolgozása, illetve ennek meghatározó része, a szív ciklus klasszifikálás hogyan történik, és segítségével hogy állapíthatók meg különböző jellemzők a szívműködésről.

2.1. *A szív egészséges működése*

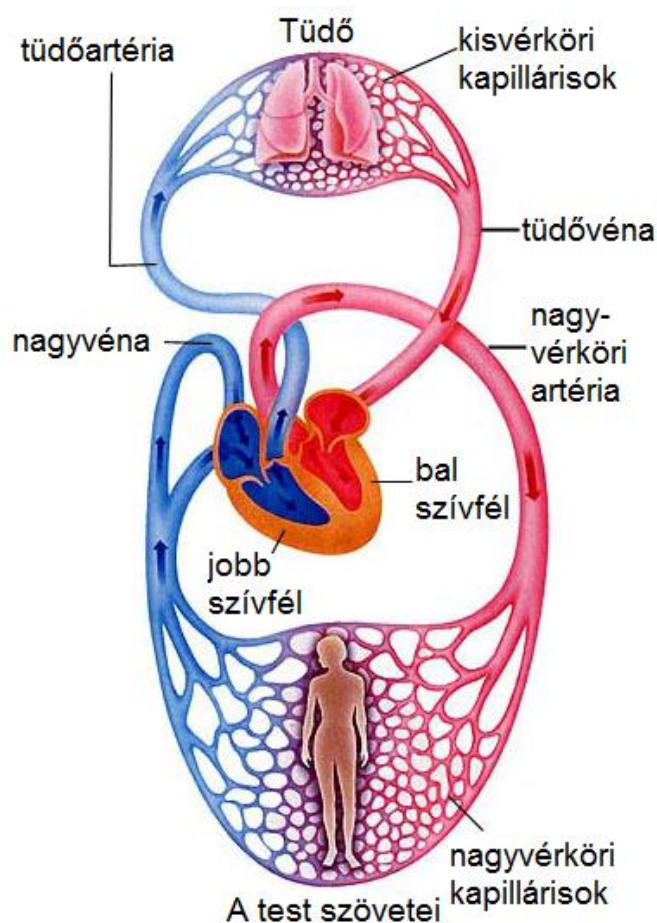
A szív keringési rendszerünk központi szabályozó szerve, működésének célja a sejtek és a szövetek egészséges működéséhez nélkülözhetetlen tápanyagokat szállító vér állandó körforgásának fenntartása. A szív különlegességét bizonyítja, hogy speciális izomszövetekből épül fel. Három fajta izomszövetet különböztethetünk meg. Az egyik a vázizomzat, harántcsíkolt szöveire a rövid távú, nagy erő kifejtés jellemző. A másik a belső szervek simaizomszöveitei, melyek hosszan tartó kis összehúzódásokra képesek. A szívre jellemző a harmadik, az úgynevezett szívizomszövet, ami a két előnyös tulajdonságot egyaránt magában hordozza: nagy erővel húzódik össze, és egész életen át folyamatos összehúzódásra képes. Ez szolgáltatja a szervezet vérkeringési rendszerének működését, ami oxigén- és tápanyagellátásáért felelős. Ezt a lentebb ismertetett nagy-, illetve kisvérkörrel viszi véghez, melyet a **2.1. ábra** szemléltet. A jelenséget először William Harvey 1628-ban latin, majd 1654-ben angol nyelven hozta nyilvánosságra az *Exercitatio anatomica de motu cordis et sanguinis in animalibus* című munkájában [7-9].

A szív négy fő részre osztható: felül a pitvarok, alul pedig a kamrák helyezkednek el. Az úgynevezett nagyvérkör a bal kamrából indul: izmos falának összehúzódásával a benne tárolt oxigénben dús vér a fő ütőérbe (aorta) ömlik, ahonnan nagy nyomással kisebb ütőerek (artériák), majd hajszálerek (kapillárisok) útján jut el a test szöveiteihez, sejtjeihez. A sejtek anyagcseréje

után a széndioxidban gazdag vér kis nyomással egyre nagyobb gyűjtőerekbe kerül, melyek a fővénába torkollanak. Végül pedig a jobb pitvarban zárul le a nagyvérkör [8,9].

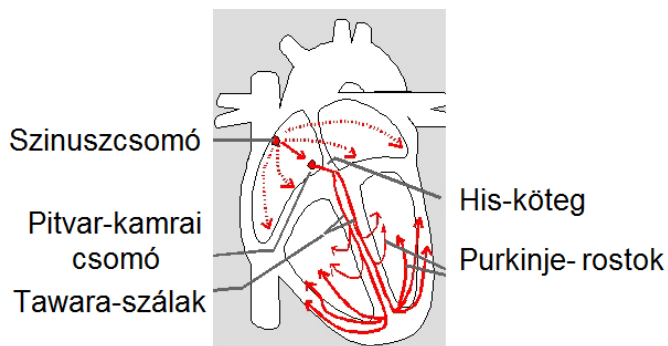
A jobb pitvar összehúzódásakor az áramló vér megnyitja az úgynevezett vitorlás billentyűket, így szabad utat nyer a jobb kamrába, a kisvérkör kiindulópontjába. Innét a vér a tüdőverőérbe jut, mely kisebb erekké, majd a tüdővel közvetlen kapcsolatban levő kapillárisokká ágazik. A tüdő légkócskaiban megtörténik a gázcsere, és az immár oxigénben gazdag vér gyűjtőereken keresztül a bal pitvarba kerül, ahonnan a megnyíló vitorlás billentyűk a bal kamrába engedik [8,9].

Lényegében tehát a nagyvérkör a test oxigén- és tápanyagellátásáért, a kisvérkör pedig a vér felfrissítéséért felelős. A két vérkör egymással párhuzamosan működik oly módon, hogy a bal kamra a jobb kamrával, illetve a bal pitvar a jobb pitvarral egy időben húzódik össze. Előbbi esetet szisztolénak, utóbbit diasztolénak nevezik. Maga a szív izomzata a diasztolé ideje alatt kap vért a koszorúereken keresztül [8,9].



2.1. ábra: A keringési rendszer felépítése

A szívizom összehúzódásának hátterében nyugvó ingerületkeltés és -vezetés az alábbi módon játszódik le. A szív elsődleges ingerületkeltő központja a jobb pitvarban fellelhető szinuszcsomó, mely önmagától, külső behatás nélkül képes az ingerület inicializálására. Normális működése esetén nyugalmi állapotban körülbelül 60 szív ciklust generál percenként. Hatására a körülötte lévő ingerelhető szívizomsejtek aktiválódnak (depolarizáció), és az ingerületet továbbadják a szomszédos, szintén ingerelhető sejteknek. A folyamat olyan gyorsan megy végbe, hogy minden ingerelhető pitvari izomsejt szinte azonnal depolarizálódik, mely a szívizom szintjén a pitvarok egyszerre történő összehúzódását jelenti. Annak érdekében, hogy a vérnek legyen elég ideje a pitvarokból a kamrákba áramolni, egy bizonyos ponton túl rövid ideig nem terjed ingerület a kamrák izomzata felé. Ez a pont a pitvarkamrai csomó, mely a szív másodlagos öningerlő központja. Ingerületkeltése esetén depolarizálódik a His-köteg, majd a bal és jobb Tawara-száraakon halad tovább az ingerület a Purkinje-rostok irányába. A Purkinje-rostok aktiválják a munkaizomzatot, mely a kamrák összehúzódását váltja ki. A szívizom elernyedése során a sejtek visszaállnak nyugalmi állapotba (repolarizáció) megteremtve az újbóli ingerelhetőség lehetőségét. A depolarizáció kezdetétől a repolarizáció végéig a sejt nem képes újra aktiválódni, ezt az időszakot refrakter fázisnak nevezzük. A folyamatot a **2.2. ábra** szemlélteti [8,9].



2.2. ábra: A szív ingerületvezető rendszere

2.2. Patológiás esetek

A szív, illetve az érrendszer működésével és betegségeivel a medicinának egy külön ága, a belgyógyászatból kinövő kardiológia foglalkozik. A kardiovaszkuláris, azaz a szív- és érrendszerei betegség elnevezés egy gyűjtőfogalom, és magában foglalja a szívben és a test érrendszerében előforduló betegségek összességét. A különböző szívbetegségek leírása és boncolati anyaggal történő bizonyítása a 18-19. században vált általánossá, hiszen ekkor a

tapasztalatszerzés egyik bevált módja a boncolás volt. Erről számolt be tanulmányaiban többek közt Jean-Baptiste de Sénac, Albrecht von Haller és William Heberden. Ezek a betegségek mindannyiunkat érintenek, hiszen egyes becslések szerint a világon minden második másodpercben meghal valaki kardiovaszkuláris betegség következtében, minden ötödik másodpercben bekövetkezik egy szívroham és minden hatodikban egy agyvérzés [8,9].

A szív rendellenes működésének hátterében például vérellátási zavar (iszkémia) vagy szívritmuszavar állhat, utóbbi esetben aritmiáról beszélünk. Dolgozatom során utóbbiak kerültek előtérbe, hiszen patológiás esetek megfigyelése is tárgyát képezte vizsgálataimnak. Az aritmiáknak két fajtáját különböztetjük meg: a pitvari, illetve kamrai aritmiákat. Legenyhébb formájukat az úgynevezett extra ütések jelentik. Ezek az időnkénti, szabálytalan ütemben érkező aktivációk indulhatnak pitvari vagy kamrai területekről, ettől függően beszélhetünk pitvari vagy kamrai extra üteésekről. Ezek nagyon ritkán idéznek elő életveszélyes állapotot, ugyanakkor szükséges feltételei olyan veszélyesebb aritmiáknak, melyek akár halálos kimenetelűek is lehetnek, ilyen többek közt a hirtelen szívhalál [1].

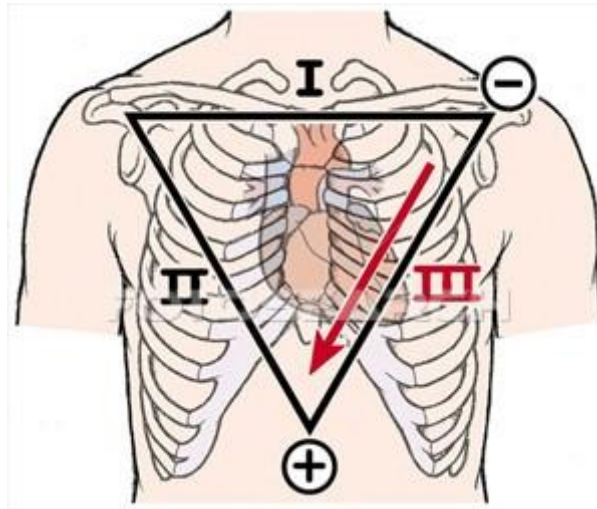
Hirtelen szívhalálnak nevezzük azokat a tragikus eseteket, amikor az illető bármilyen előzetes tünet nélkül fellépő szívmegállás miatt életét veszti. Hátterében leggyakrabban kamrafibrilláció áll, melynek pontos eredete az esetek többségében nem ismert, pusztán feltételezéseken alapszik. Ekkor a kamra különböző részei eltérő időben aktiválódnak, így a teljes izomzat egyszeri összehúzódása helyett az izomcsoportok külön-külön remegnek, melynek következtében a pumpa mechanizmus megszűnik. Ebből adódóan a keringési rendszer leáll, a test vérellátás nélkül marad, és a másodpercek alatt történő tudatvesztést újraélesztés hiányában percekben belül halál követi. Előfordulhat azonban egyéb szerencsétlen események, például trauma, erős mellkasi ütés vagy ionháztartás-zavarok hatására is. Számos kísérlet igazolta, hogy a kamrai fibrilláció kialakulásának szükséges, de nem elégséges feltétele a kamrai repolarizáció kóros inhomogenitása. Ez annyit jelent, hogy a kamrai izomzat nem egyszerre ernyed el, hanem egyes részei előbb, míg mások később állnak vissza ingerelhető alapállapotukba. Ahhoz, hogy a baleset valóban bekövetkezzen, egy rossz időben érkező extra ütés szükséges. A korai szívűtés hatására ugyanis előfordulhat, hogy az ingerület a rövid repolarizációs részek mentén visszaterjed kiindulópontjába. Így a szívritmus jelentősen felgyorsul kamrai tachycardiát eredményezve, mely fibrillációvá és hirtelen szívhalállá fajulhat el [1].

2.3. Az EKG

A kardiológiai vizsgálatoknak két fő formája létezik. A fizikális vizsgálat, azaz a hallgatózás és kopogtatás, valamint a vérnyomásmérés, kiegészítve az anamnézissel, azaz a kórelőzmény felvételével, a mellkasröntgen-vizsgálattal és a rutin kémiai laboratóriumi vizsgálatokkal, a szívbetegségek diagnosztikájának klasszikus módszereihez tartoznak. A modern műszeres kardiológiai diagnosztika szintén további két csoportra tagolódik: a beavatkozást igénylő, azaz invazív, illetve a vértelen, azaz noninvazív, módszerekre. Invazív vizsgálati módszerek közé soroljuk a szívkatéterezést és a szívelektrofiziológiai vizsgálatot. A noninvazív eljárások közé tartozik például az echokardiográfiás vizsgálat, mely ultrahanggal működik, az MRI, ami mágneses rezonanciával alkot képet a szív szerkezetéről, illetve a dolgozatban hangsúlyos elektrokardiográf, mely a 20. század elejétől elterjedt eszköz, és szív elektromos működésének leírására képes [9].

Az elektrokardiográfia röviden a szív bioelektromos működésének időben történő értelmezését és leírását jelenti jellemzően testfelszínen elhelyezett elektródák mérései alapján. Általában tehát noninvazív eljárás, mely annyit jelent, hogy nem szükséges semmilyen beavatkozás, a testet nem éri károsodás a mérés során, ezáltal fájdalommentes a páciens számára. Magát a mérőműszert – mely mind a mai napig az egyik legnépszerűbb eszköz az orvosi diagnosztikában – elektrokardiográfként, kimeneten kapott eredményét pedig elektrokardiogramként, EKG jelként említi az irodalom [6, 10].

Az első EKG mérőeszköz megalkotása Willem Einthoven holland kardiológus nevéhez fűződik, 1901-ben hozta létre a mai EKG rendszerek alapjául szolgáló első elektrokardiográfot. A mai szemmel kezdetleges berendezés csaknem 300 kg-ot nyomott, és a páciensnek mindkét kezét, illetve bal lábát elektrolit oldattal teli tartályokba kellett mártania. Több ezerszer pontosabb volt elődeinél, továbbá bonyolult matematikai számítások nélkül értelmezhető jelet produkált. Einthoven 1912-ben egy egyenlő oldalú háromszög formájában definiálta az I, II, III elvezetéseket, melyeket ma Einthoven-féle elvezetéseknek vagy végtagi elvezetéseknek is nevezünk. Ezeket bipoláris elvezetéseknek nevezzük, mivel két testfelszíni pont közötti potenciálkülönbséget mérnek. Bármely két elvezetés ismeretében kiszámítható a harmadik a $II = I + III$ összefüggés segítségével. A 2.3. *ábra* szemlélteti a leírtakat [6, 10].

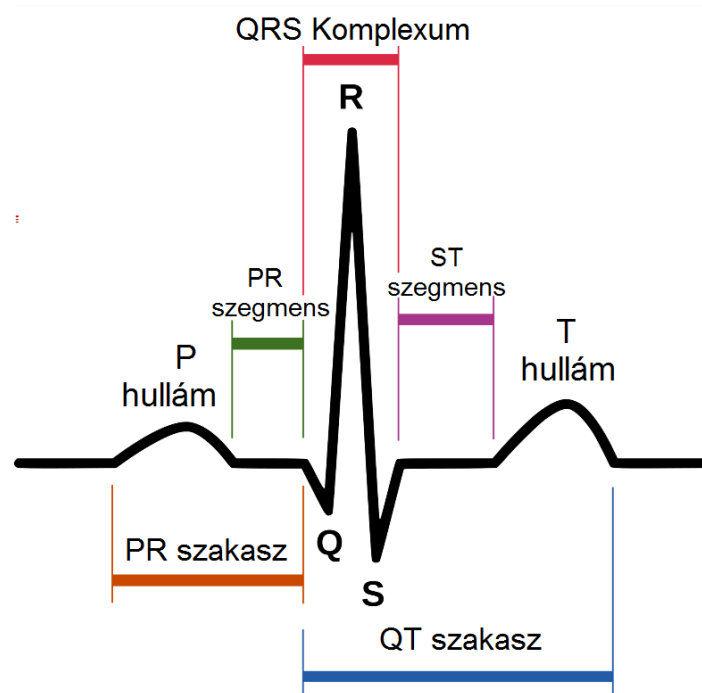


2.3. ábra: Az Einthoven-féle háromszög az Einthoven-féle elvezetésekkel

1934-ben Frank Wilson meghatározta az Einthoven-féle elvezetésekéből számított kombinált elvezetést, melyre Wilson-féle központi terminálként (WCT) hivatkozik a szakirodalom. Gyakorlatilag a végtagi elvezetések átlagát jelenti, melyhez bármely testfelszíni pont viszonyítható. Ily módon megszületett az unipoláris elvezetés fogalma, mely mindössze annyit jelent, hogy nem két testfelszínen mért potenciált viszonyít egymáshoz, hanem egy testfelszíni pont és egy referencia pont különbségét méri. 1938-ban az Amerikai Szív Szövetség és a Brit Kardiológiai Társaság együttesen megtervezte a hat mellkasi unipoláris elvezetést, V1-V6 jelöléssel látták el azokat. Emanuel Goldberger 1942-ben feltalálta a három felerősített elvezetést (aVR, aVL, aVF), melyek a végtagiakból származtathatók. Az elnevezés egyes jelkomponensek felerősítésére utal, mely tovább növelte a megszerezhető diagnosztikai információ mennyiségét. A végtagi, mellkasi és felerősített elvezetések összevonásával megszületett a 12 elvezetési rendszer, mely mind a mai napig az orvosi diagnosztika egyik legelterjedtebb eszköze [6, 10].

Az elektrokardiogram, vagy más néven EKG jel a szívben lezajló bioelektromos folyamatok ábrázolására szolgál. Hatalmas információtartalommal bír, segítségével a kardiológus számos következtetést vonhat le a szív működéséről, annak egészséges, illetve patológiás mivoltáról. Tekintsük a **2.4. ábrát!** Az ábra vázolja egy egészséges ember EKG-jelét, mely a szívizomzat tevékenységét kísérő elektromos jelenség időben történő változását mutatja. A szív ciklus első hulláma a P hullám, mely a pitvarok összehúzódását jelenti. Ezt követi az úgynevezett QRS hullámcsoporthoz (QRS komplexum), melynek során a kamrai izomzat depolarizációja történik meg. Végül pedig bekövetkezik a kamrai izomzat elernyedése, mely a

T hullámot eredményezi. A pitvari izomzat repolarizációjának testfelszínre történő elektromos kivetülése a többi komponenshez képest jelentéktelen, továbbá a domináns kamrai összehúzódással párhuzamosan jelentkezik, így elhanyagolható. Mivel az EKG jelben a kamrai depolarizáció szakasza a legszignifikánsabb, az egyes szív ciklusok azonosítása általában a QRS komplexummal történik az úgynevezett QRS detektálás során. Fontos leszögezni, hogy a fenti ábrán egy klasszikus EKG jel látható a különböző hullámok jó elkülöníthetősége érdekében. Valójában azonban – a mérő elektródák pontos testfelszíni helyzetétől függően – a különböző hullámok amplitúdói elvezetésenként igen változékonyak lehetnek [6, 10].



2.4. ábra: Sematikus EKG jel és annak főbb szakaszai

Napjainkban az orvosi diagnosztikában a 12 elvezetési rendszer a legelterjedtebb. Hosszú ideig tartó EKG monitorozásra használják az úgynevezett Holter EKG rendszereket. Jellemzőjük, hogy kicsi, mobil készülékek, kevés – általában 2-3 – elvezetéssel. Azonban az akár 48 órán keresztül tartó folyamatos vizsgálat eredménye általában ellensúlyozza a kis elvezetésszámot. Fontos szempont az EKG rendszerek mintavételi frekvenciája is, mely megadja, hogy másodpercenként hány mintát vesz a mérőeszköz a jelből. Ez az érték az időbeli, az elektródák közötti távolság pedig a térbeli felbontást határozza meg. Minél magasabb az elvezetések száma, általában annál nagyobb a térbeli felbontás. A manapság orvosi diagnosztikában használt EKG rendszerek többsége pár száz Hz mintavételi frekvencián üzemel [6, 10].

Bár nagyon sokáig úgy tűnt, hogy az említett rendszerek elegendő mennyiségű információt szolgáltatnak, a hirtelen szívhalálra való hajlam kiderítéséhez alacsony tér- és időbeli felbontásuk nem megfelelő. Ezen okból kifolyólag elkezdtek terjedni a fejlettebb testfelszíni potenciáltérképező rendszerek, melyeket jelenleg jobbra csak kutatólaboratóriumokban alkalmaznak. A modern testfelszíni potenciáltérképezők jó térbeli felbontását a nagy elvezetésszám (jellemzően 32, 64, 128 vagy 192), időbeli felbontását pedig a magas mintavételi frekvencia (1024 Hz, 2048 Hz vagy még magasabb) garantálja. A Pannon Egyetem Egészségügyi Informatikai Kutató-Fejlesztő Központjának 64 elvezetéses EKG rendszere például a hagyományos 12 elvezetésesnél jelentősen pontosabb magasabb tér- és időbeli felbontása miatt. Ezáltal a patológiás elváltozások felderítésében is jóval hatékonyabb, így bővebb információt szolgáltat a hirtelen szívhalálra való hajlam kiderítésében is [6, 10].

2.4. EKG jel feldolgozó szoftverek és a szív ciklusok klasszifikálása

Az EKG mérések tehát rendkívül sok diagnosztikai információt nyújtanak, azonban ehhez megfelelő módon értelmezni kell a kapott jeleket. Ennek egyik elterjedt módja az EKG jel feldolgozására alkalmas szoftverek használata, ami az orvosi vizsgálatok hatékonyabbá és gyorsabbá tételére hivatott. A hagyományos szoftverek több dologban eltérnek az általam fejlesztettől. Egy részt a feldolgozás során szükség van úgy nevezett szűrési műveletek elvégzésére, melyet bővebben a 3.2. fejezetben taglalok. Azonban ezek a szoftverek általában nem teszik lehetővé a szűrők módosítását, az enyémben viszont ez is megjelenik. Más részt a 2.3 fejezet végén kifejtett sok elvezetéses regisztrátumok feldolgozására sem képesek, mivel a potenciáltérképezők még nem használatosak az orvosi diagnosztikában [5, 21-23]. Az én programom viszont alkalmas ilyen regisztrátumok olvasására és analizálására, valamint a szintén későbbiekben a 3.2. fejezetben tárgyalt elvezetésszámok kiterjesztésére is. Továbbá a feldolgozó szoftverek túlnyomó részében fontos lépés az azonosított szív ciklusok pontos csoportosítása többségi (általában normál ütés) illetve nem többségi (általában patológiás eset, vagy a jelen képződő nagy amplitúdójú műtermékek) osztályokba. Ezt a folyamatot szív ciklus klasszifikálásnak nevezik.

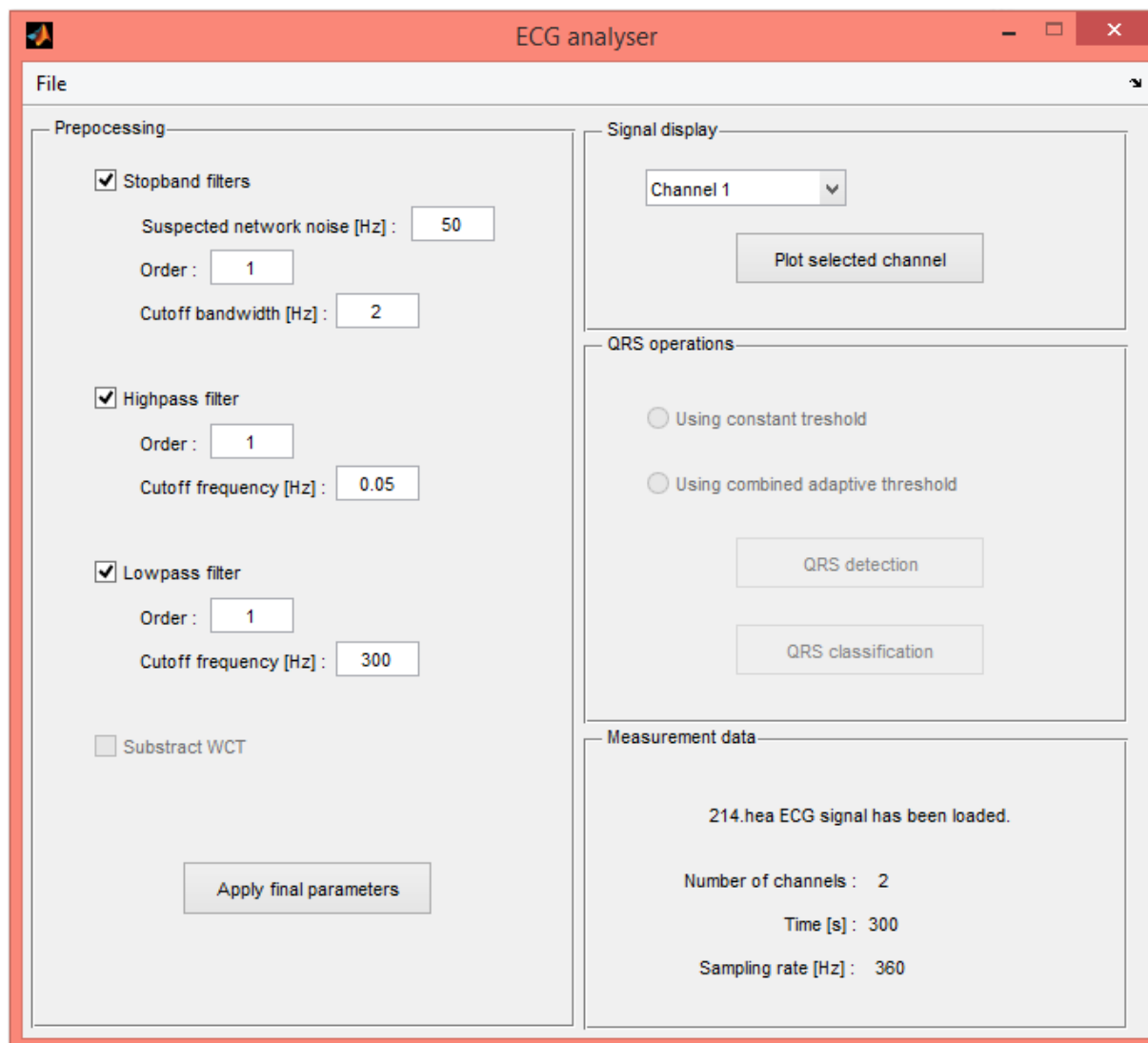
A klasszifikálásnak számos módja lehetséges. Az algoritmizálás logikai hátterének szempontjából alkalmazható részecske-raj optimalizálás, ami a probléma fokozatos közelítésével keresi a megoldást a megadott mérés minőségétől függően. E mellett előszeretettel használnak különböző lágy számítási módszereket, vagyis neurális hálózatokat,

genetikus algoritmust, fuzzy rendszereket. A neurális hálózatok hasonló típusú műveleti elemeken alapulnak, melyeknek rendezett topológiája van, és összekapcsolt rendszert alkot. A minta alapján tanulási algoritmust futtat le, majd ezt az információt felhasználva végzi el a számításokat a jel további részén. A genetikus algoritmus egy olyan keresési technika, amivel optimumot, vagy adott tulajdonságú elemet kereshetünk. A keresési tér elemei a populáció egyedei, melyek rekombinációjával vagy mutációjával hoznak létre új egyedeket, egy úgynevezett fitness érték alapján közelítve a megoldáshoz, ami az optimumhoz való viszonyát fejezi ki az egyednek. Minden iterációval kiszűrődnek a rosszabb fitness értékű egyedek, így konvergálva a megoldás felé. A fuzzy rendszerek a fuzzy logikán alapulnak, ami egy bemenet adott tulajdonsághoz való viszonyáról $[0\ 1]$ intervallumból ad egy értéket, így létrehozva egy karakterisztikus függvényt. Több ilyen tulajdonságot pedig fuzzy halmazokkal reprezentálnak, ami egy fuzzy rendszert alkot [11-18].

Az EKG jel megjelenésének szempontjából két fő módja van a klasszifikáló algoritmusok működésének: az egyik az R-R hullámcsúcsok távolságán alapuló algoritmizálás, a másik a szív ciklusok hullámformáján alapuló. Előbbi megkeresi a detektált szív ciklusok R hullámcsúcsát és azok időbeli távolsága alapján von le következtetéseket a szív ciklusok egészséges vagy patológiás mivoltáról. Az utóbbi módszer viszont általában egy – a detektált ütések alapján számított – átlagolt szív ciklust az egyes szív ciklusok hullámformájával hasonlítja össze valamilyen módon. Én munkám során nem R-R távolság mérésén alapuló klasszifikáló algoritmust fejlesztettem, hanem hullámforma szerinti korrelációvizsgálatot végeztem. Ennek oka, hogy az előbbi módszer főként azokra az esetekre alkalmazható, mikor a nem többségi ütés időbeli változást is eredményez, ez azonban ez nem mindig teljesül. A hullámformán ugyanakkor a legtöbb esetben megjelenik a változás [16, 19].

3. A szoftver megvalósítása

Az EKG jel klasszifikálás előtt a szoftvernek több előfeldolgozási műveletet is végre kell hajtania. A következő fejezetben ezek a lépések, illetve az általam fejlesztett klasszifikáló algoritmus kerül bemutatásra. Futtatáskor a **3.1. ábrán** látható felület fogadja a felhasználót.



3.1. ábra: A szoftver grafikus felhasználói felülete

3.1. MATLAB környezet

A feladat megvalósítása MATLAB környezetben történt. Ezt a programcsomagot számos tudományágban alkalmazzák, többek közt az egészségügyi informatikában is, melyre több általam olvasott irodalmi példa is bizonyóságot ad [20-23]. A program rendkívül alkalmasnak bizonyult erre a feladatra a jelfeldolgozás terén való egyszerű kezelése és sok segítséget nyújtó

beépített funkciói miatt. Előbbire példa a továbbiakban bemutatott zajszűrés egyszerű, pár paraméterrel történő kezelése, utóbbira pedig a mátrixalgebrai és numerikus műveletek preferálása adta előny, hiszen az EKG jelek számára is a mátrixos tárolás és kezelése volt ideális. A szoftver hátránya lehetne, hogy beszerzése költséges, így a fejlesztett program nem lenne könnyen elérhető. Azonban a MATLAB fejlesztői környezetében lehetőség van a forrásfájlokból futtatható „.exe” állomány generálására. Az ily módon lefordított programok futtathatók a teljes MATLAB szoftvercsomag telepítés nélkül is, a hivatalos weboldaltól ingyenesen letölthető futtatási környezet (MCR) segítségével [24]. Így a nyilvánosságra hozott szoftvert bárki ingyenesen használhatja az MCR telepítését követően. A szoftverhez, hogy minél felhasználóbarátabb legyen, grafikus felületet is fejlesztettem.

3.2. Az EKG jel előfeldolgozása

A szoftver menüsorában a „File” főmenüpont alatt lehetőség van EKG jel betöltésére az „Open” almenüpont kiválasztásával, ez a „Ctrl+O” billentyűkombinációval is elérhető. Itt két fájlformátumból lehet választani: egyrészt „.bsp”, ami a 2.3. fejezet végén említett 64 elvezetéses rendszer regisztrátumainak formátuma, másrészt „.hea”, ami pedig a PhysioNet nemzetközileg elismert EKG referencia adatbázis méréseit azonosítja [25,26]. Szintén a „File” főmenüpont alatt a „Quit” almenüpontot választva, illetve a „Ctrl+Q” billentyűkombinációval pedig kiléphetünk a programból.

A jel betöltését követően a panelek által határolt részekben van lehetőség a különböző típusú feldolgozási műveletekre. A betöltött mérés általános információi a „Measurement data” panelben tekinthetők meg. Itt a jel neve olvasható (ha már töltöttünk be), illetve elvezetésszáma („Number of channels”), ami „.bsp” fájl esetén 64, kiterjesztés után 192, PhysioNet regisztrátum esetén 2. Szerepel még időbeli hossza („Time”), ez általában 60 vagy 300 másodperc, továbbá mintavételi frekvenciája („Sampling rate”), mely általában 1024 vagy 360 Hz.

A „Preprocessing” panelben végezhetők el az előfeldolgozási lépések. Erre azért van szükség, mert a különböző zajok negatív hatást gyakorolnak a jel minőségére, ezért szűrőket kell alkalmazni. Egyrészt az EKG jel mérése során a mérőműszer és az elektromos hálózat zajt generál, melynek frekvenciája általában 50 vagy 60 Hz. Továbbá szükséges egy alapvonal-igazítás is, ami azt jelenti, hogy a körülbelül 0.5 Hz alatti zajok levágásával a jel szív ciklusok közötti nyugalmi szakasza nullához igazodik. Ezek mellett a magas frekvenciájú

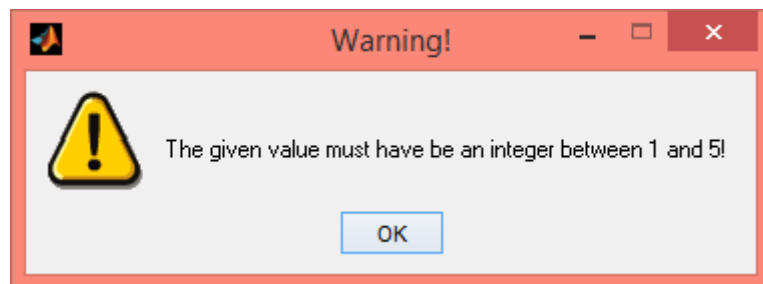
komponenseket (300 Hz felett) is el kell távolítani, mivel azok már nem tartalmazznak diagnosztikai információt, de esetenként ronthatják a jelminőséget.

A szűrő nem más, mint egy olyan szelektív erősítő, amely a bemeneti jel spektrumának egy bizonyos részét átengedi, más részét nem. Frekvenciafüggő átvitele eredményeként szűrési feladatot lát el, de nem szükséges, hogy egyúttal erősítsen is [27-29]. Az általam is használt digitális szűrők fajtái:

- aluláteresztő szűrő
- feluláteresztő szűrő
- sávszűrő

Ezek közt a különbséget az átviteli sáv és a záró sáv sorrendisége adja. Az átviteli sáv esetében a jel erősítése nullánál nagyobb és konstans, a záró sáv esetében pedig 0. Az aluláteresztő szűrő esetén az átviteli sávot adott frekvenciaérték után záró sáv követi, a feluláteresztő esetén ellenkezőleg, a sávszűrő esetén pedig adott frekvenciatartományon belül található a záró sáv, melyet mindkét oldalról átviteli sáv határol. Jelen esetben az alapvonal-igazításhoz feluláteresztő szűrőt, a hálózati zaj szűrésére sávszűrőt, a magas frekvenciájú zajok szűréséhez aluláteresztő szűrőt használtam. Ezeket a MATLAB beépített szűrőivel hajtottam végre. Korábbi tapasztalataim alapján a Butterworth nevű beépített szűrő képes ezeknek a zajoknak az optimális csillapítására, ezért azt használtam.

Ezt a három műveletet a program grafikus felhasználói felületén a „Stopband filter” (hálózati zaj szűrésére), „Highpass filter” (alapvonaligazításhoz) és „Lowpass filter” (magas frekvenciájú zajok szűrésére) mellett található jelölőnégyzetek bepipálásával aktivizálhatjuk. Mindenhol beállítható a szűrő rendje („Order”), és a vágási frekvencia („Cutoff frequency”). A sáváteresztő szűrő esetében kicsit másképp működik, mivel ott a hálózati zaj vélt frekvenciája („Suspected network noise”) és a szűrni kívánt frekvenciatartomány hossza („Cutoff bandwidth”) adható meg. A szűrő rendje 1 és 5 közti egész szám, az alapvonal-igazítás 0 és 1 közti szám, a többi frekvenciaérték pozitív szám kell, hogy legyen. Ahogy a **3.2.** és **3.3. ábrákon** látható, ezeket a korlátozásokat a program warning, majd error üzenetekkel jelzi, ezekben az esetekben nem végez el módosítást a jelen.



3.2. ábra: Warning üzenet rossz paraméterérték megadásakor

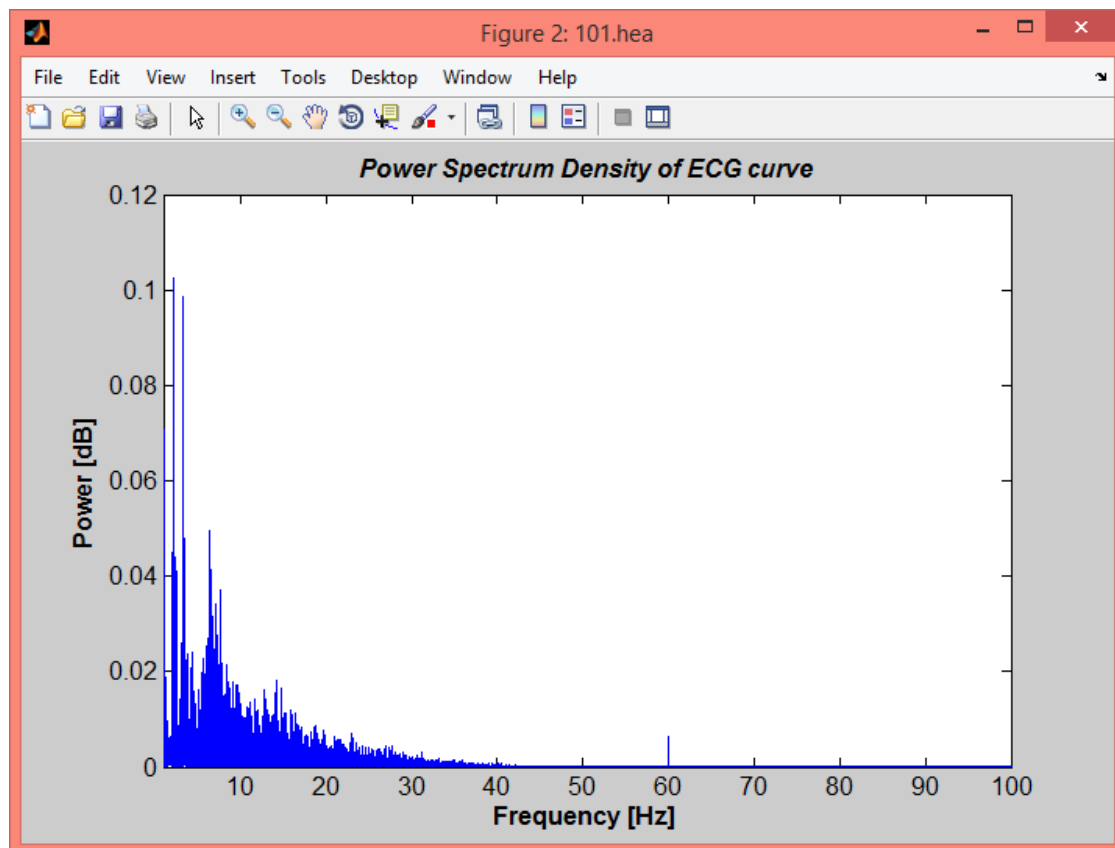


3.3. ábra: Error üzenet, mikor hibás paraméterértékkal akarunk módosítást elvégezni a mérésen

A „.bsp” kiterjesztésű fájlok esetén, mivel azok nagyobb elvezetésszámú rendszerből származó mérések, lehetőség van a Wilson Central Terminal kivonásra, illetve az elvezetésszámok kiterjesztésére. Előbbi célja a 2.3. fejezetben lett kifejtve, ahol ismertettem, hogy ezáltal az elvezetések unipolárisak lesznek, így elvégezhető az elvezetésszámok 64-ről 192-re történő kiterjesztése. Ez azért előnyös, mert a nagyobb elvezetésszámmal több diagnosztikai információ nyerhető a mérésből. A kiterjesztett jel egy már rendelkezésre álló, úgynevezett T mátrix és az eredeti jel közti mátrixműveletek eredményeként jön létre. Ez a programban a WCT kivonással együtt automatikusan megy végbe. A jelölőnégyzeteknél lévő beállítások az „Apply final parameters” gomb megnyomásával véglegesíthetők [30].

A szoftver bármely fázisában lehetőség van a jel kirajzolására a „Signal display” panel segítségével. A „Plot selected channel” gomb megnyomásával a pop-up legördülő menüben kiválasztott csatorna kerül megjelenítésre. Az „Apply final parameters” gomb megnyomása előtt nem csak az adott csatorna képe, hanem teljesítménysűrűség-spektruma is megjelenik, ami segíti a paraméterek beállítását az előfeldolgozási szakaszban. Ez arról nyújt képet, hogy adott frekvencián mekkora a jelteljesítmény, így például látható, hogy mely frekvencián található a hálózati zaj. Erre mutat példát a **3.4. ábra**. Itt látható, hogy ezúttal a zaj frekvenciája 60 Hz, amit legtöbb esetben 1 Hz sugarú környezetében szűrnek meg. Továbbá észrevehető, hogy a

jelben a 0 Hz közeli frekvenciaértékekhez nagyon magas jelteljesítmény tartozik, vagyis még nem történt alapvonal-igazítás. A jel diagnosztikailag fontos része szemmel láthatólag 45 Hz környékén ér véget. Az „Apply final parameters” gomb megnyomását követően a paraméterek nem módosíthatók tovább, a „Preprocessing” panel funkciói inaktív állapotba kerülnek, az előfeldolgozási szakasz lezárul. Bár a művelet pár másodperc alatt lezárul, előrehaladtát folyamatjelző sávval jelzi a program.



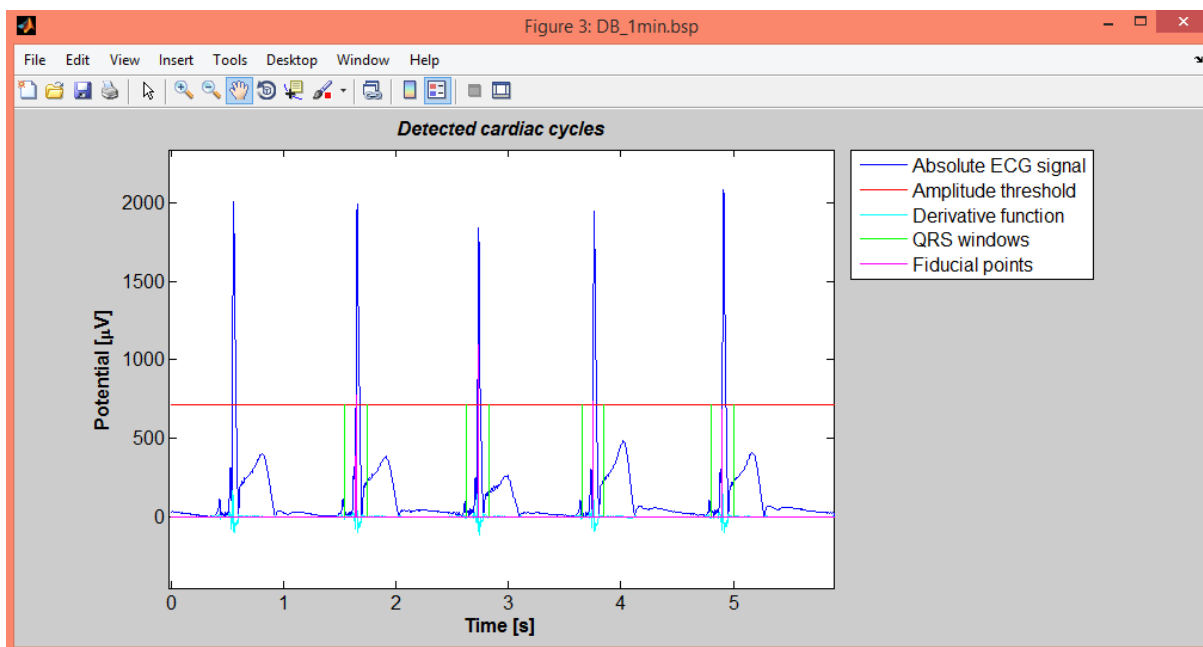
3.4. ábra: Egy mérés teljesítménysűrűség-spektruma

3.3. QRS detektálás

Az előfeldolgozást követően a szív ciklusok detektálása következik a „QRS operations” panelben a „QRS detection” gomb megnyomásával. Ezt a programban több módon hajthatjuk végre, ugyanis két rádiógomb közt választható ki, hogyan hajtsuk végre a műveletet: az egyik konstans küszöbértékkel történik („Using constant threshold”), a másik adaptív küszöbfüggvénnyel számol („Using combined adaptive threshold”).

A konstans küszöbértékkel történő szív ciklus detektálás úgy zajlik, hogy először egyenirányítjuk az EKG jelet, mely egyszerű abszolút érték képzést jelent. Erre azért van

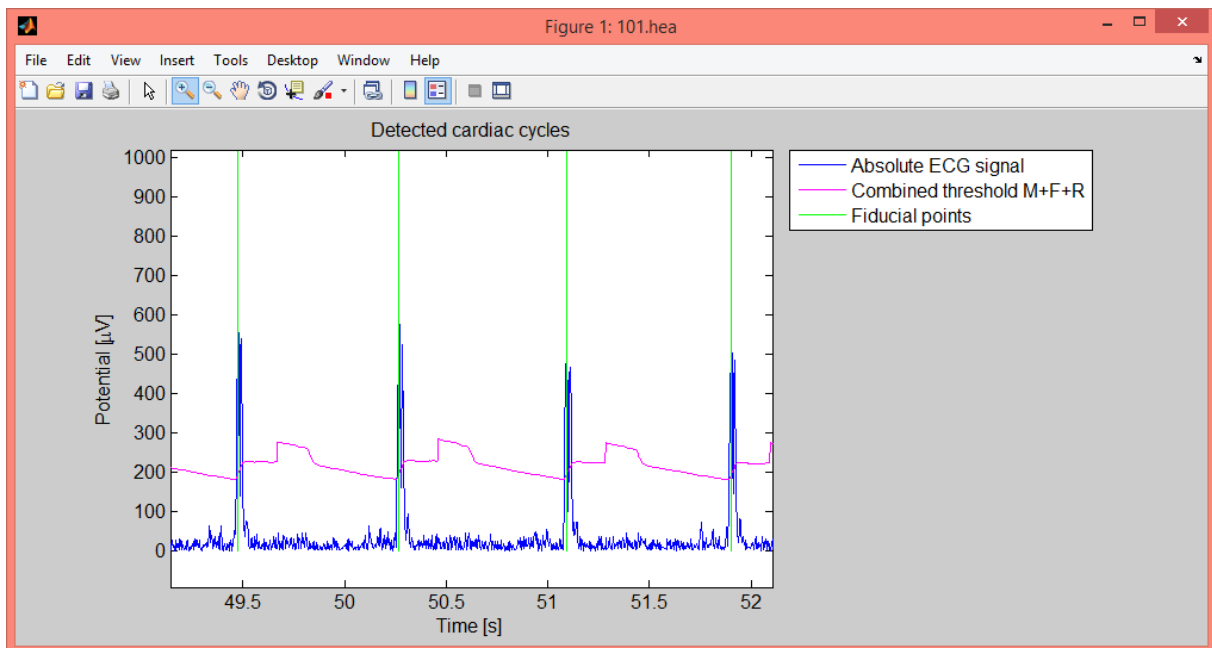
szükség, hogy ne jelentsen problémát a QRS esetleges negatív irányultsága (az adott csatorna mérő elektródájának testfelszínen való elhelyezésétől függően). Ezután megállapítunk egy küszöbértéket a mért értékek átlagának segítségével. Ehhez a küszöbértékhez viszonyítva elkezdjük vizsgálni a jelet, és ha olyan ponthoz jutunk, ahol az EKG jel eléri a küszöbszámot, akkor nyitunk egy időablakot. A beállított küszöbértékkel igyekszünk garantálni, hogy ezen értékek közt helyezkedik el a QRS szakasz domináns része, az esetleges patológiás extra ütések esetén is. A jel időablakra eső szakaszának deriváltja segítségével megkeressük a legmeredekebb pontot. Ez lesz a tényleges viszonyítási pont (úgynevezett bázispont) az egyes szív ciklusokra vonatkozóan, ami gyakran a hullám felfelé ívelő szakaszának közepe táján helyezkedik el. A program ezeket a detektált pontokat számolja össze. Ennek megjelenítése a **3.5. ábrán** látható módon történik.



3.5. ábra: Konstans küszöbértékkel történő szív ciklus detektálás

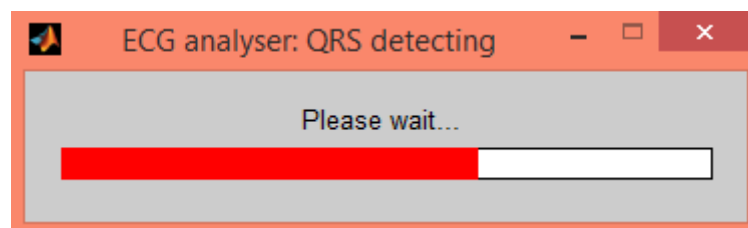
Ennél kifinomultabb az adaptív küszöbértéken alapuló szív ciklus detektálás. Pontosabban fogalmazva az algoritmus a QRS detektálást egy úgynevezett kombinált adaptív küszöbérték alapján végzi. Nem az eredeti EKG jellel számol, hanem bevezet egy komplex elvezetést, ami gyakorlatilag a jel egy adott pontjában az összes elvezetés deriváltjának átlaga. Ezután három küszöbértéket számít ki minden pontban: az adaptív meredekségi küszöbértéket, az adaptív kiegészítő küszöbértéket és az adaptív várható ütés küszöbértékét. Mindhárom érték a jel időfüggvénye szerint változik, vagyis nem konstans küszöbértékeket határozunk meg. Az adaptív meredekségi küszöbérték a QRS hullám csúcsai alapján periodikusan mozog az eredeti

jellel, a legmeredekebb pontot próbálja meg megtalálni. Az adaptív kiegészítő küszöbérték próbálja felvenni a jel hullámalakját, ez alapján nő illetve csökken. Az adaptív várható ütés küszöbértéke pedig a feltételezett szívütés pillanatában veszi fel a legalacsonyabb értéket. ennek a három értéknek a kombinálásával jön létre a küszöbérték, ami képes a szív ciklus detektálására. A módszer egy, a szakirodalomban szereplő, algoritmus implementálásának továbbfejlesztett változata a hatékonyabb működés érdekében. A detektálás megjelenítése a **3.6. ábrán** látható [31].

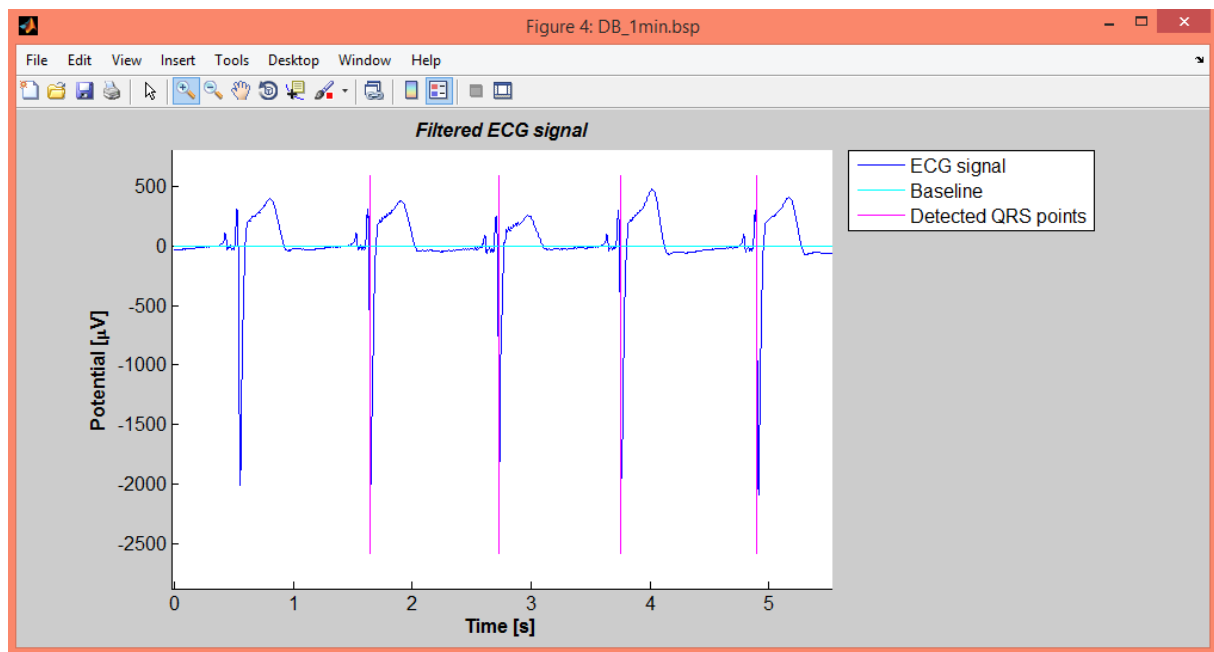


3.6. ábra: Kombinált adaptív küszöbértékkel történő szív ciklus detektálás

A detektálás tehát a „QRS detection” gomb megnyomásával végbemegy a kiválasztott módon, ennek néhány másodperces folyamatát szintén folyamatjelző sáv jelzi a **3.7. ábrán** látható módon. Ezután a detektálást végző gomb inaktív állapotba kerül, és a klasszifikálás művelete elérhetővé válik. Ekkor a program a „Plot selected channel” gombbal történő kirajzolásnál már függőleges vonalakkal reprezentálja a detektált pontokat, ahogy a **3.8. ábra** is mutatja.



3.7. ábra: Folyamatjelző sáv működése szív ciklus detektálás közben



3.8. ábra: EKG jel megjelenítése a detektált szívciklusokkal

3.4. Szívciklus klasszifikáló algoritmus

A detektálást követően szintén a „QRS operations” panelben a „QRS classification” gomb megnyomásával hajtható végre a klasszifikálás. Az algoritmus a QRS detektálás során elmetett bázispontok alapján dolgozik. Ahogyan a 2.4. fejezetben kifejtettem, a klasszifikálást hullámforma alapján korrelációvizsgálattal kívántam megvalósítani. A továbbiakban a módszer kifejtése következik.

Először az átlagolt szívciklus megállapítására van szükség. Ez úgy történik, hogy végigiterálok a detektált pontokon, és jobb oldalról 0,3, bal oldalról 0,4 másodperc környezetében tekintem a jelet, majd a bázispontok körül összesen 0,7 másodpercnnyi időszelést mintavételi pontonjaira számítok átlagolt értéket. Azért ezek az intervallumok vannak megadva, mert nyugalmi állapotban egészséges szívciklus esetén feltehetően a QRS hullámcsoporthoz elején található a bázispont, és így az egész QRS komplex illetve a T hullám beleesik az átlagolt intervallumba.

Ezután újból végighaladok a detektált pontokon, és egy tömbbe összegyűjtöm az átlagolt ciklus és az aktuális ciklus közötti korrelációs együtthatót. Ez két tetszőleges érték lineáris kapcsolatának arányszáma, értéke +1 és -1 közé esik. Ha a két jel a lineáris kapcsolat szempontjából teljesen megegyezik, értéke +1, ha pont ellentétes -1, ha pedig semmiféle lineáris kapcsolat nem írható fel köztük, akkor 0. Főként a matematikában és a statisztikában

használják. A dolgozatban szereplő korreláció az úgynevezett Pearson-féle korreláció, ami a következő képlettel írható le:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

ahol: $\bar{x}$ és $\bar{y}$ a tapasztalati várható értékek

x_i és y_i a két adatsor i -edik mintája

N az adatsorok hossza

r a Pearson-féle korrelációs együttható

Ezen értékek számítása azonban nem csak a detektálás által meghatározott bázispont alapján tekintett 0,7 másodperces intervallumban történik. Tekintettel arra, hogy a detektálás során a bázispont esetleg valamiért nem megfelelően lett meghatározva, időablakot nyitok körülbelül 0,1 másodperces intervallumban. Itt végigiteráljuk a referenciapontot, minden mintavételi pont mentén kiszámítom az általa meghatározott 0,7 másodperces intervallum korrelációját az átlagolt ciklussal, és ahol ez a legnagyobb, azt mentem el, illetve megfelelően módosítjuk a bázispont helyét is. A program ezen részlete itt olvasható:

```
for i=1:length(fiducial_index)

    for j=-(window_size/2) : window_size/2
        from=fiducial_index(i)-floor(window_size_before) + j;
        to=fiducial_index(i)+floor(window_size_after) + j;
        temp_wave=ecg_data(from:to);
        correlation_win(j+(window_size/2)+1) =
            corr(average_wave,temp_wave);
    end

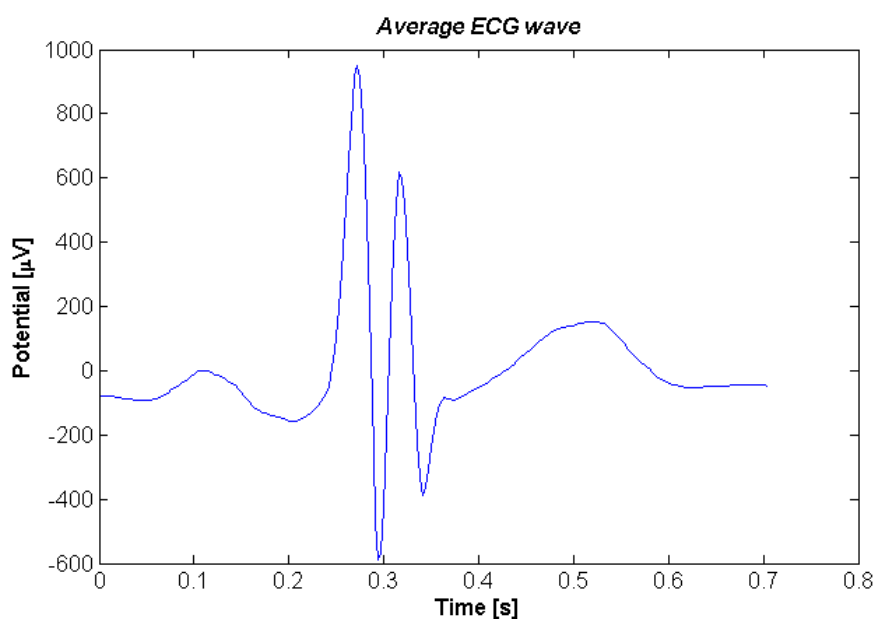
    correlation(i)=max(correlation_win);

    if correlation(i) ~= correlation_win((window_size/2) + 1)
        fiducial_index(i) = find( correlation_win == max(correlation_win) ) -
            ((window_size/2) + 1) + fiducial_index(i);
    end

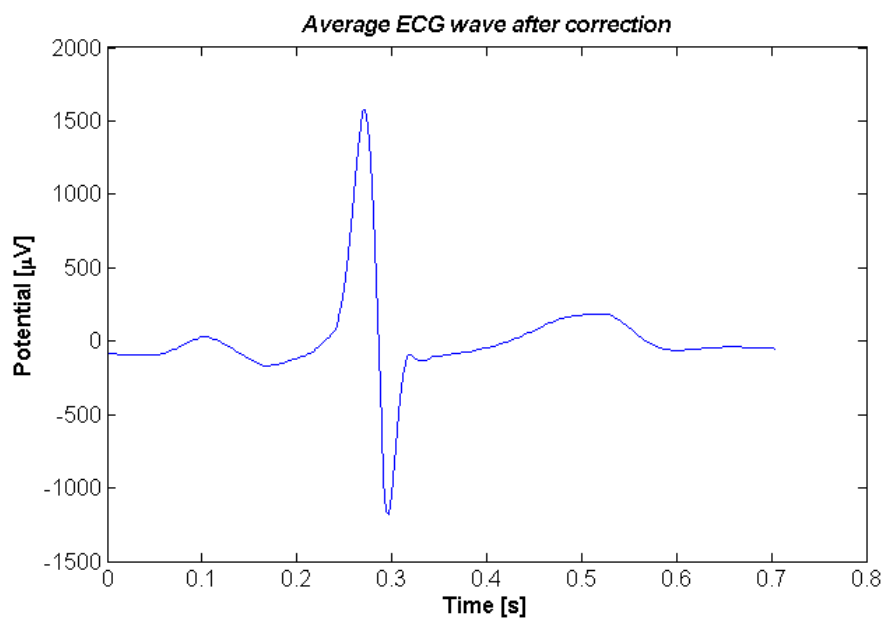
end
```

Ezt követően újraszámítom az átlagolt ciklust, ez hasonlóan zajlik, mint első esetben. Utána pedig maga a szívciklusok csoportosítása következik többségi, illetve nem többségi osztályba. Ehhez szükség van egy korrelációs küszöb megállapítására, ami alapján elvégezhető ez a csoportosítás. A korrelációs küszöb fontos hogy ne előre meghatározott konstans legyen, hiszen nagyon eltérő értékek jöhetnek szóba jeltől függően. Meghatározásához különböző statisztikai változókat használtam, egyrészt a mediánt, másrészt a szórást. A medián helyett kezdetben számtani átlagot számítottam, de hamar kiderült, a medián kiegyensúlyozottabb, hiszen többségi ciklusnak az tekinthető, ami a detektált ciklusok legalább felére egyező hullámforma, így ez a középérték mindig többségi ciklusosztályba tartozó jel korrelációs együttthatóját jelenti. Továbbá meghatároztam egy alacsony konstans értéket, amivel még megengedő a korrelációs küszöb azért, hogy ha nagyon jó minőségű és egészséges mérésen végzem a vizsgálatot, az alacsony szórási értékek miatt ne detektáljon hibásan nem többségi ciklusosztályba tartozónak egy jelet sem. A küszöbszám megállapítása után az algoritmus újfent végigiterál a már korrigált detektált bázispontok tömbjén és szétválogatja a ciklusokat a korrelációs értékek alapján, attól függően, hogy eléri-e az adott küszöbszámot. Ha igen, többségi osztályba kerül, ha nem akkor nem többségi ciklusként klasszifikálja.

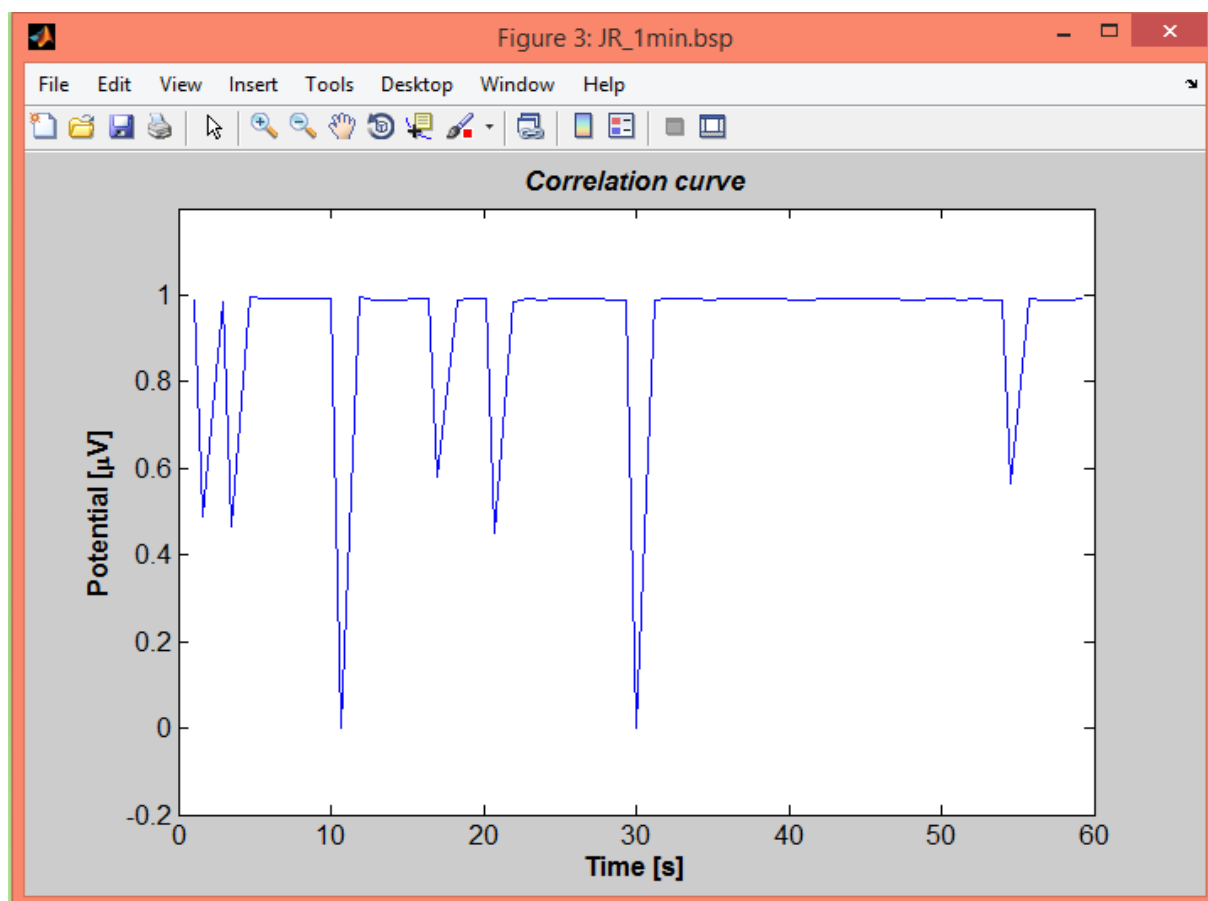
A futás során megjelenik az átlagos szívciklus és a korrigált átlagos szívciklus, ennek egy extrém esetét mutatja a **3.9. ábra** és a **3.10. ábra**, illetve a korrelációs görbe is, ami a detektált ciklusok korrelációs értékeit vizualizálja, ennek is egy rendkívül ingadozó esetét láthatjuk a **3.11. ábrán**.



3.9. ábra: Átlagolt szívciklus bázispont-korrektúra előtt patológiás esetben

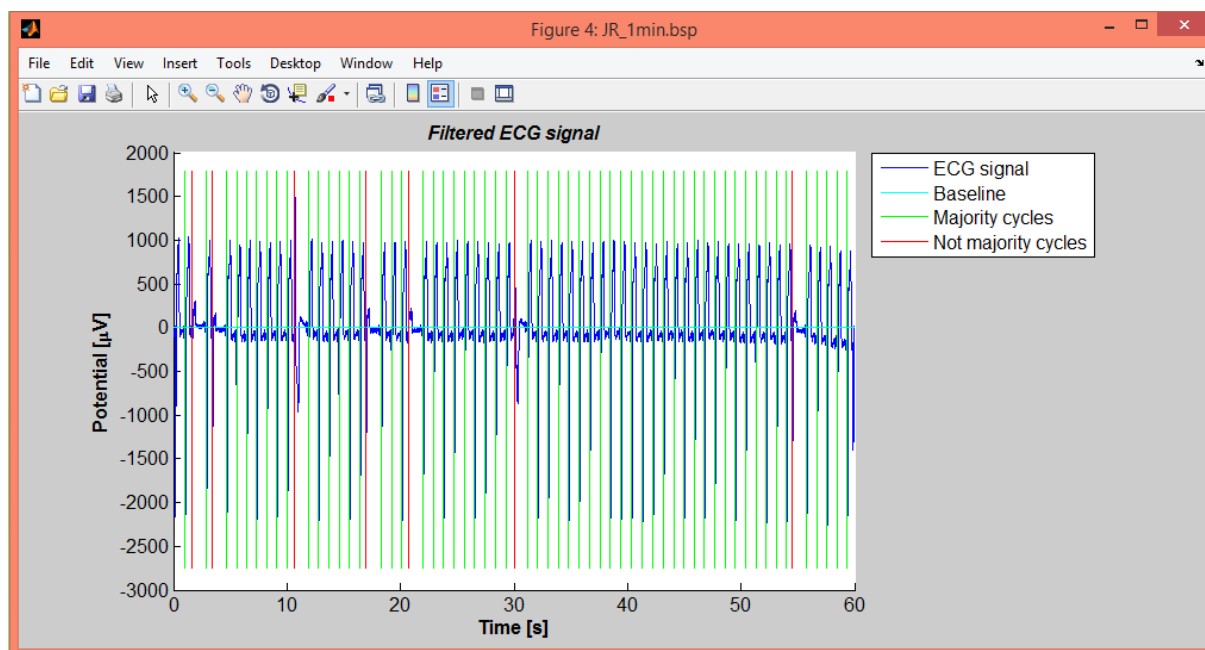


3.10. ábra: Átlagolt szív ciklus bázispont-korrektió után patológiás esetben



3.11. ábra: Korrelációs görbe patológiás esetben

A klasszifikálás tehát a „QRS classification” gomb megnyomásával történik, folyamatát nem mutatja folyamatjelző sáv, mivel rendkívül gyors. Ezt követően a „Plot selected channel” gombbal történő kirajzolásnál már zöld színnel jelennek meg a többségi osztályba tartozó ciklusokat, piros színnel pedig a nem többségi osztályba tartozó ciklusokat jelző függőleges vonalak a korrigált bázispontok helyén. Ezt mutatja a **3.12. ábra**.



3.12. ábra: EKG jel megjelenítése a klasszifikált szívciklusokkal

4. A klasszifikáló algoritmus tesztelés

Az algoritmus tesztelésére egy nemzetközileg elismert referencia adatbázis, a PhysioNet MIT-BIT (Massachusetts Institute of Technologies - Boston's Beth Israel Hospital) aritmia adatbázisának 39 regisztrátumát használtam fel [23, 24]. A az első öt regisztrátum tanulóminta volt, a további 34-on végeztem a független tesztek. Mintavételi frekvenciájuk 360 Hz, az általam vizsgált időszakuk 300 másodperc volt, és a klasszifikálást megelőzően az adaptív módszer segítségével detektáltam a szív ciklusokat. Minden regisztrátum esetében két csatorna mérése állt rendelkezésemre, az algoritmust az első csatornán teszteltem, ami a 2.4. fejezetben ismertetett II-es elvezetés kicsit módosított változata. Azért ezt a csatornát választottam, mert mérésenként változó volt, hogy a másik elvezetés a V1-V5 elvezetések melyikét tartalmazza, így az első csatornán való tesztelés következetesebb volt. A regisztrátumok különböző nemű, korú és betegséggel küzdő páciensektől származnak. A mérések „hea” fájlal nyithatók meg, a „dat” fájl magát a jelet, az „atr” a referencia annotációt tartalmazza, amivel a tesztek validálása végezhető el. Utóbbi független kardiológusok által lett meghatározva. A tesztmérések során előforduló típusok a Függelék 1. táblázatában olvashatók.

4.1. Teszteredmények

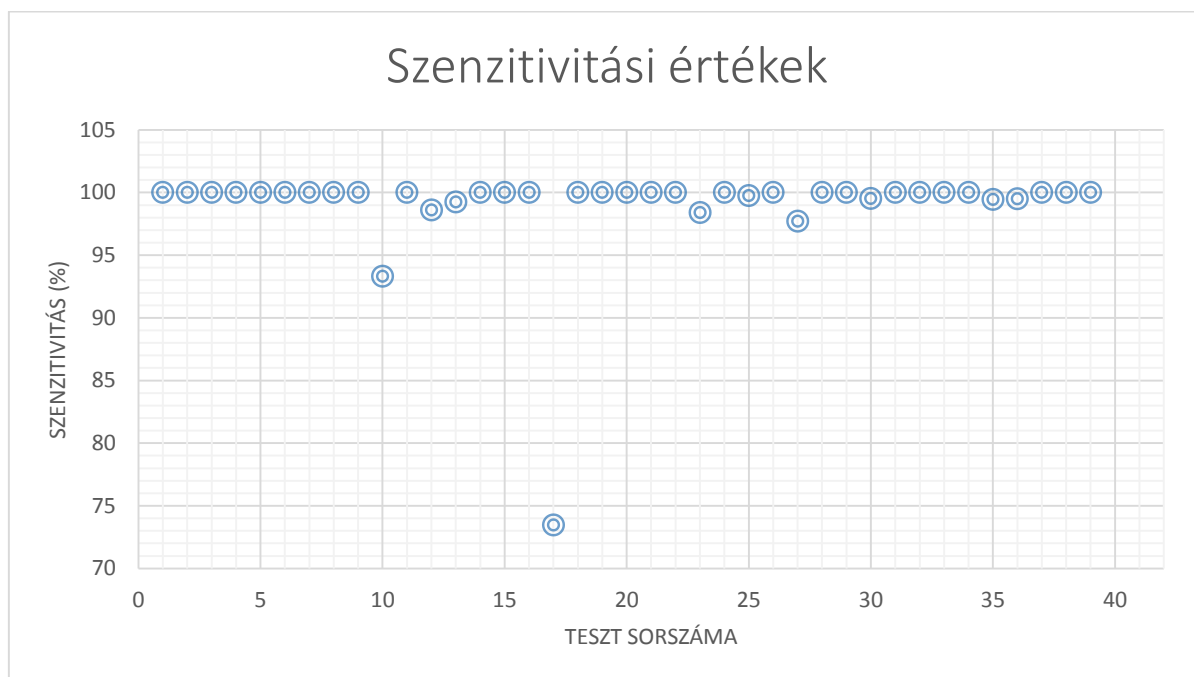
A klasszifikáló algoritmus eredményei a Függelék 4. táblázatában szerepelnek az előfeldolgozás során változó paramétereivel együtt. Az 5. táblázatban pedig a referencia annotációval végzett validálás szerepel, illetve az a két arány, amivel a tesztek eredményei kifejezhetők. A 2., illetve 3. táblázatban van kifejtve az azokat követő táblázatokban szereplő rövidítések jelentése. A hatékonyság méréséhez a következő paraméterek megállapítása volt szükséges: *TP* (true positive) azaz helyesen detektált többségi ciklus, *FP* (false positive), azaz hibásan többséginek detektált ciklus, *TN* (true negative), azaz helyesen nem többséginek detektált ciklus, és *FN* (false negative), azaz hibásan nem többséginek detektált ciklus. Ezen paraméterek segítségével megadható az algoritmus szenzitivitása (S_e) és specificitása (S_p):

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} * 100\% \quad (2)$$

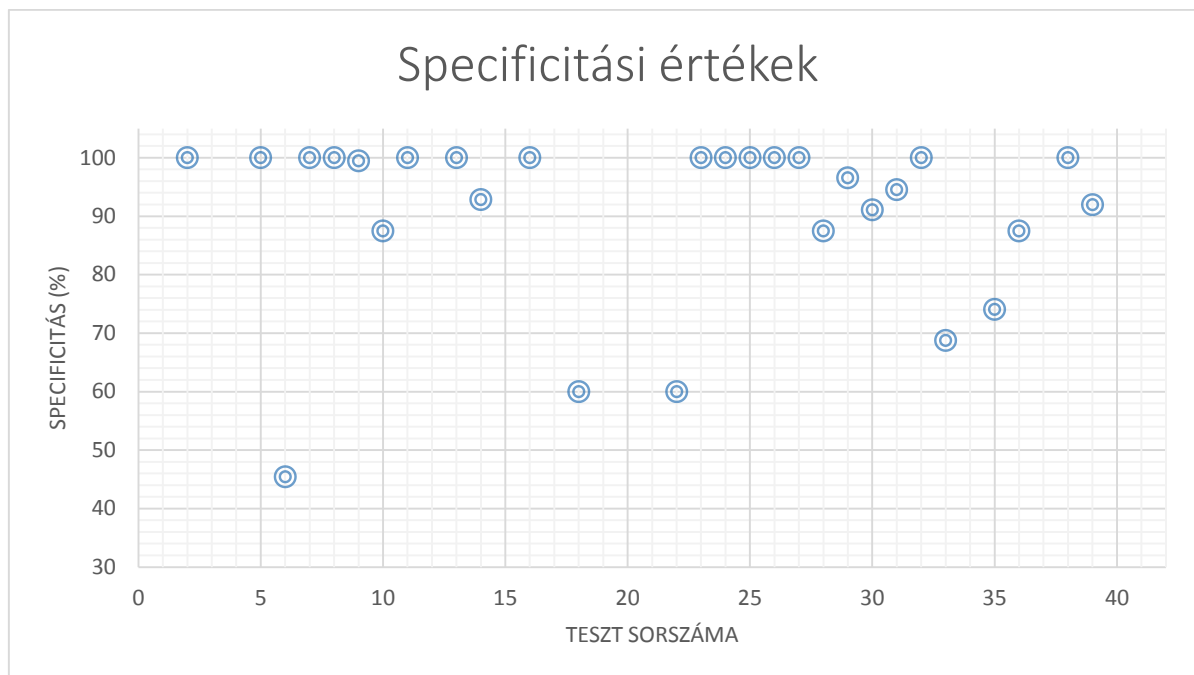
$$S_p = \frac{TN}{TN + FP} * 100\% \quad (3)$$

Az algoritmus hatékonyságának eredményei a 4.1., illetve 4.2. ábrán láthatók diagram formájában, melyek a függelékben szereplő adatokat jelenítik meg. Az összesített átlagos

szenzitivitás $S_e=98,81\%$, a specificitás $S_p=90,5\%$ lett. Fontos megjegyezni, hogy specificitás nem minden esetben volt értelmezhető. Egyrészt, mikor nem történt valamilyen formájú extra ütés, és nullával osztandó törtszám lett az eredmény. Másrészt pedig összességében négy jelet ki kellett zárni a tesztek közül, mivel azoknál nem volt egyértelmű a többségi osztály mivolta, ugyanis a jel fele normál ütés, másik fele patológiás ütés volt, így az átlagolt szívciklussal történő korreláció nem működött. Az algoritmust nem ilyen probléma megoldására lett tervezve, így eredményeit ez nem befolyásolja. Ez egy olyan speciális probléma, aminek megoldása a további fejlesztési ötletek közt szerepel.



4.1. ábra: A tesztek szenzitivitásának diagramja



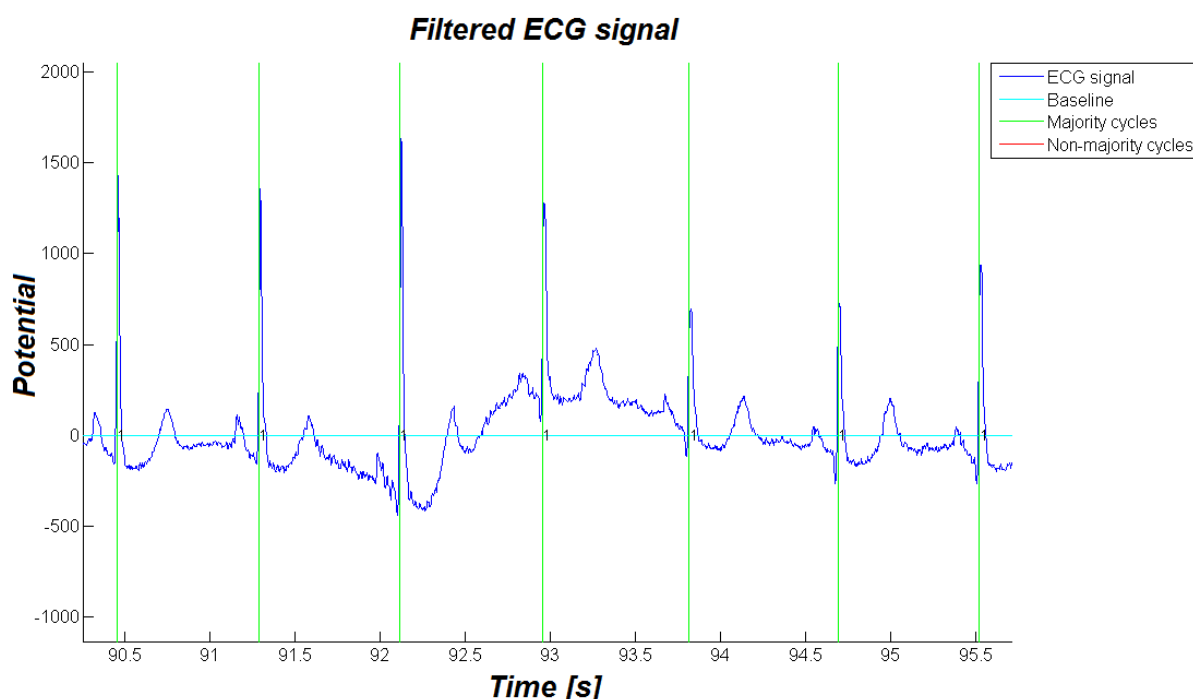
4.2. ábra: A tesztek specifitásának diagramja

Eredményeimet összevettem más irodalmi példákkal is. Több esetben ugyanazt az MIT-BIH Arrhythmia adatbázist használták a teszteléshez, így különösen jó összehasonlítási alapnak bizonyult. Az átlagos szenzitivitási és specifitási értékek és a saját eredményeim a **4.1. táblázatban** láthatók [19, 16, 11]. Elmondható tehát, hogy a szenzitivitást tekintve az algoritmus nem marad el a többitől, a specifitási érték viszont egyelőre kisebb. Összességét tekintve a program eredményei biztatóak, és még néhány továbbfejlesztési ötlettel precízebb működés érhető el.

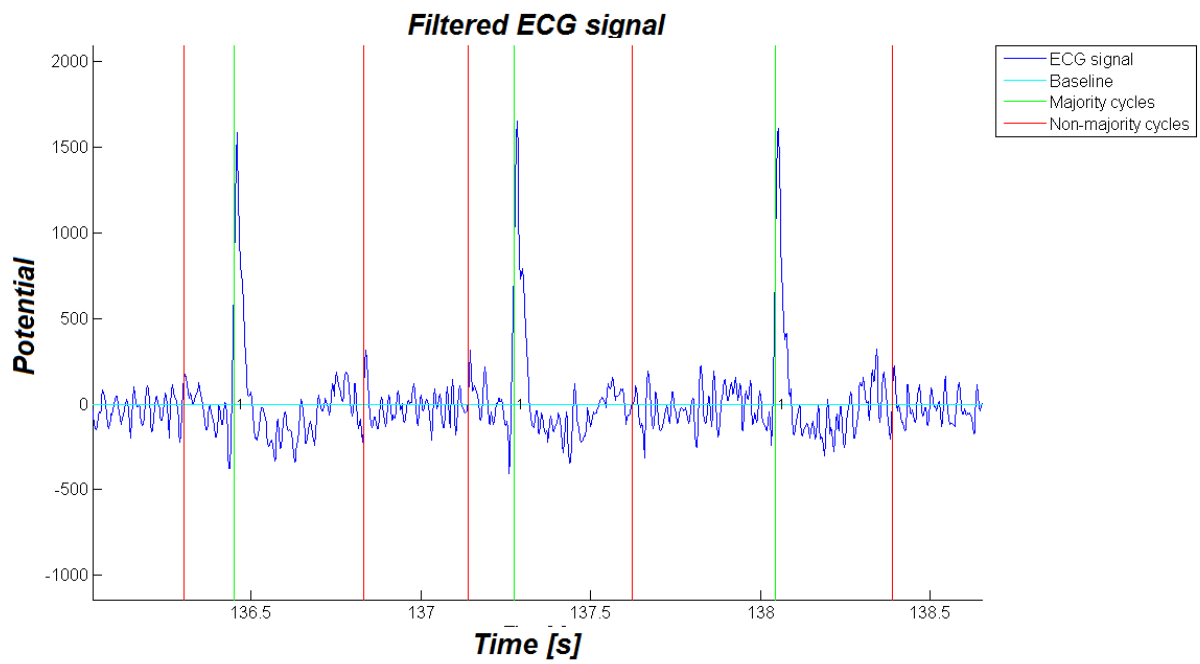
Algoritmusok	Szenzitivitás	Specifitás
1. Tanulmány	92%	95,5%
	93,6%	92,6%
2. Tanulmány	98,99%	98,02%
	98,2%	92,0%
	95,0%	94,0%
3. Tanulmány	95,24%	98,99%
Saját algoritmus	98,81%	90,50%

4.1. táblázat: A szenzitivitási és specifitási értékek összehasonlítása más algoritmusok eredményével

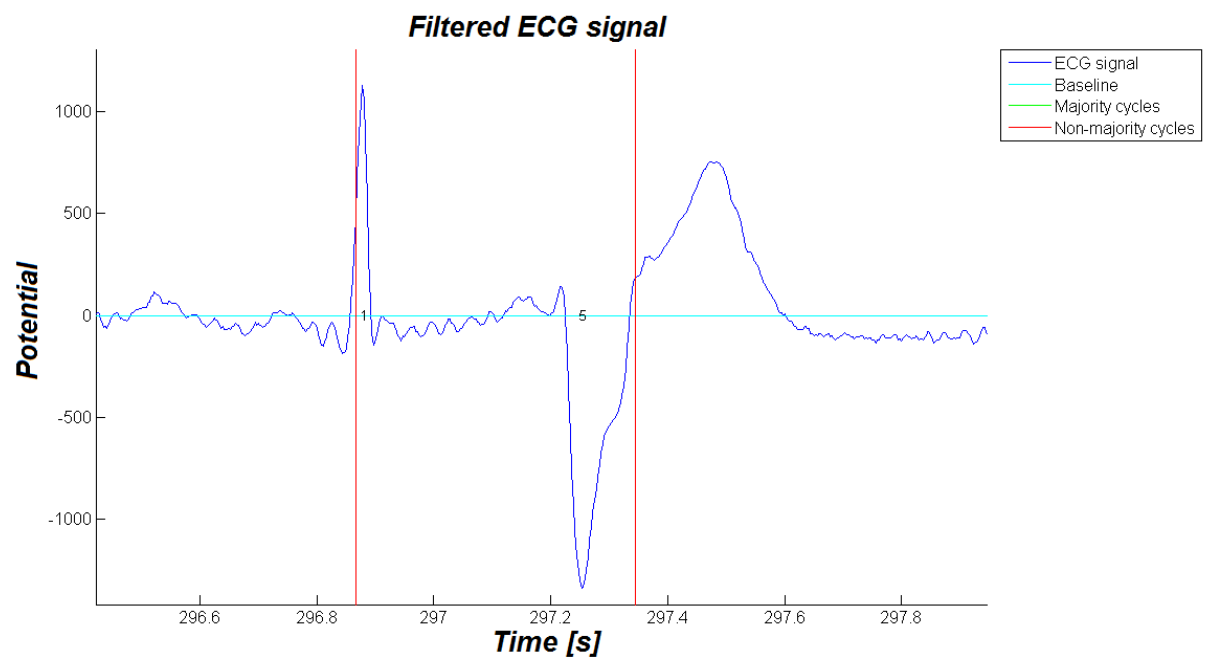
Részletesebben elemezve az algoritmus működését egyrészt megfigyelhető, hogy az alapvonal-ingadozás ellenére a szoftver bizonyos mértékig *TP* módon detektálja a normál szívütéseket, ez a lineáris korreláció alapú összehasonlítás miatt lehetséges. A jelenség a **4.3. ábrán** is látható, ahol az alapvonalat a halványkék vonallal tüntettem fel. Azonban néhány esetben ez már olyan nagy kilengés volt, hogy *FN* módon detektált. Ez olyan szempontból nem probléma, hogy bár az normál ütés lett volna, az átlagolt többségi szívciklust torzítja, így az algoritmus ilyen esetben is helyesen járt el. A **4.4. ábra** az algoritmus egy önmagát korrigáló tulajdonsága látható, ugyanis a magas zajszint miatt több ponton hibásan QRS-t detektált a program, de a klasszifikáló helyesen kirekesztette azokat. A **4.5. ábra** szintén egy, az algoritmus precizitását tanúsító, esetet jelenít meg. Itt (ahogy az a tesztek során még jó néhány helyen előfordult) egy extra ütés melletti normál ütés került kirekesztésre. Ennek oka, hogy ezekben az esetekben a P hullám nagymértékben torzul, így szintén bár normál ütésnek számítana, negatív hatást gyakorol az átlagolt ciklusra, emiatt helyesen *TN*-nak lett detektálva.



4.3. ábra: A klasszifikáló algoritmus helyes működése alapvonal-ingadozás esetén



4.4. ábra: A klasszifikáló algoritmus működése nagyobb zajszint esetén



4.5. ábra: Extra ütés kihatása a normál szívciklusra

4.2. *További tervek*

A módszer kapcsán további fejlesztési ötletek merültek fel a hatékonyság javítása érdekében. Egyrészt szeretném kibővíteni úgy az algoritmust, hogy akkor is lehessen használni, mikor az előző fejezetben említett módon nem határozható meg jól elkülöníthetően többségi osztály. Továbbá mivel rengeteg példa is ezzel foglalkozik, szeretném a hullámformán alapuló korrelációvizsgálatot kibővíteni az R-R távolságok figyelembevételével is, így szintén pontosabb eredményeket kaphatunk. Ezen kívül szeretném továbbfejleszteni a klasszifikálást oly módon, hogy nem csak két, hanem több csoport megkülönböztetésével, a különféle aritmia fajták alapján történjen az osztályozás. További terveim közt szerepel még, hogy a fejlesztett szoftver alkalmazható legyen a telemedicinában is. Emellett a többségi osztályba tartozó szív ciklusok alapján számolt átlagolt ciklusból diagnosztikai információk nyerhetők, melyek meghatározása szintén jövőbeli munkám részét képezi.

5. Összefoglalás

Az egészségügyi informatikában végzett kutatások manapság sokat segíthetnek az orvosi diagnosztikában. Munkám során e téren a kardiológiai problémákra helyeztem a hangsúlyt. Az elektrokardiográf segítségével a szív bioelektromos működését analizálhatjuk, szabályos periodikus szívciklusokat, illetve bizonyos esetekben patológiás extra ütések vizsgálatunk részletesen diagnosztikai céllal. Minél részletesebb tér- és időbeli felbontással rendelkező rendszerrel vizsgálják a pácienseket, annál pontosabb vizsgálatokat végezhetünk. Bár a nagyfelbontású testfelszíni potenciáltérképező rendszerek még nem olyan elterjedtek a hétköznapi orvoslás terén, jövőbeli klinikai alkalmazásuk új távlatokat nyithat a szív bioelektromos jeleinek értelmezésében és megjelenítésében.

Azonban sokszor problémát jelent ezeknek a jeleknek az elemzése, épp ezért munkám során ilyen jellegű problémákra próbáltam megoldást találni. Összességében egy EKG jel előfeldolgozására alkalmas szoftvert fejlesztettem, illetve ezen túlmenően a jel analizálását és a szívciklus-detektálást követően a szívciklusok klasszifikálása volt a feladatom. A program beolvassa a kiválasztott jelet, elvégzi a szükséges szűrési műveleteket, 64 elvezetési regisztrátum esetén képes az elvezetésszám kiterjesztésére, illetve a jel ábrázolására bármely feldolgozási szakaszban. A szívciklusok detektálása egyrészt egy saját egyszerűbb algoritmussal, illetve irodalmi példán alapuló kifinomultabb módszerrel végezhető el.

Az előfeldolgozó funkciókat sikerült maradéktalanul megvalósítanom, azaz a beolvasást, szűrési műveleteket, illetve a szívciklus detektálás is jól működik. A klasszifikáló algoritmust illetően a tesztek során bebizonyosodott, hogy szenzitivitását tekintve nem marad el az általam megismert irodalmi példáktól, de a specificitást tekintve még felmerült néhány újabb fejlesztési ötlet.

Ennek megfelelően jövőbeli terveim közt szerepel egyrészt az algoritmus hatékonyságának javítása és az esetleges hibák kiküszöbölése. Emellett szeretném a klasszifikálás folyamatát bővíteni oly módon, hogy a nem többségi szívciklus osztályt további osztályokra osztom fel attól függően, hogy milyen jellegű az elváltozás az adott szívcikluson. Ezen kívül tesztek végezhetők még olyan irányban is, hogy hogyan viselkedik az algoritmus, ha kevésbé jó minőségű, illetve jól szűrhető jelek állnak rendelkezésünkre. Ezek mellett szeretném, ha az algoritmus a telemedicinában is alkalmazható lenne, ily módon segítve a kardiológusok munkáját.

Köszönetnyilvánítás

A dolgozatban bemutatott munkát a Telemedicina fókuszú kutatások Orvosi, Matematikai és Informatikai tudományterületeken című, TÁMOP-4.2.2.A-11/1/KONV-2012-0073 számú projekt támogatta. A projekt az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósul meg.

Irodalomjegyzék

- [1] **Varró András:** *Sportolók hirtelen szívhalála*, LAM, pp 19-2, 105-111, **2009**.
- [2] **WHO – World Health Statistic:**
www.who.int/gho/publications/world_health_statistics/en/
- [3] **Alexandra N. Nowbar, James P. Howard, Judith A. Finegold, Perviz Asaria, Darrel P. Francis:** *2014 Global geographic analysis of mortality from ischaemic heart disease by country, age and income: Statistics from World Health Organisation and United Nations*, International Journal of Cardiology, Volume 174, Issue 2, **2014. június**
- [4] **Judith A. Finegold, Perviz Asaria, Darrel P. Francis:** *Mortality from ischaemic heart disease by country, region, and age: Statistics from World Health Organisation and United Nations*, International Journal of Cardiology, Volume 168, Issue 2, **2013. szeptember**
- [5] **Daniel Guldenring, Dewar D. Finlay, Stefan P. Nelwan, Chris D. Nugent, Mark P. Donnelly, Raymond R. Bond:** *Estimation performance of a reduced lead system during continuous 12-lead ECG ST-segment monitoring*, Journal of Electrocardiology, Volume 45, Issue 6, **2012. november-december**
- [6] **Kozmann György, Tarjányi Zsolt:** *Bioelektromos képalkotó a hirtelen szívhalál rizikóelemzésben*, IME VIII. évfolyam, Képalkotó diagnosztikai különszám, **2009**.
- [7] **Szabó Katalin:** *Szívdobbanás: A kardiológia múltja és jelene*, **2012**
- [8] **Keith L. Moore, Arthur F. Dalley:** *Clinically Oriented Anatomy*, **2006**
- [9] **Kósa István:** *A szív elektromos működése és mérőműszerei*, Élettan mérnököknek jegyzet, Veszprém, **2009**.
- [10] **Kozmann György:** *Orvosi méréselmélet jegyzet*, Pannon Egyetem, **2009**.

- [11] **Mehmet Korürek, Berat Dogan:** *ECG beat classification using particle swarm optimalization and radial basis function neural network*, Expert System with Applications, Volume 37, Issue 12, **2010. december**
- [12] **M. H. Vafaie, M. Ataei, H. R. Koofigar:** *Heart diseases prediction based on ECG signals classification using genetic-fuzzy system and dynamical model of ECG signals*, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 14, **2014.**
- [13] **Qiao Li, Cadathur Rajagopalan, Gari D. Clifford:** *A machine learning approach to multi-level ECG signal quality classification*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 117, Issue 3, **2014.**
- [14] **J.H. Abawajy, A.V. Kelarev, M. Chowdhury:** *Multistage approach for clustering and classification of ECG data*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 112, Issue 3, **2013. december**
- [15] **Eduardo José da S. Luz, Thiago M. Nunes, Victor Hugo C. de Albuquerque, João P. Papa, David Menotti:** *ECG arrhythmia classification based on optimum-path forest*, Expert Systems with Applications, Volume 40, Issue 9, July **2013. július**
- [16] **Z. Zidelmal, A. Amirou, D. Ould-Abdeslam, J. Merckle:** *ECG beat classification using a cost sensitive classifier*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 111, Issue 3, **2013. szeptember**
- [17] **Mehrdad Javadi, Seyed Ali Asghar Abbaszadeh Arani, Atena Sajedin, Reza Ebrahimpour:** *Classification of ECG arrhythmia by a modular neural network based on Mixture of Experts and Negatively Correlated Learning*, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 8, Issue 3, **2013. május**
- [18] **Saibal Dutta, Amitava Chatterjee, Sugata Munshi:** *Correlation technique and least square support vector machine combine for frequency domain based ECG beat classification*, Medical Engineering & Physics, Volume 32, Issue 10, **2010. december**

- [19] **Suryannarayana Chandaka, Amitava Chatterjee, Sugata Munshi:***Cross-correlation aided support vector machine classifier for classification of EEG signals*, Expert Systems with Applications, Volume 36, Issue 2, Part 1, **2009. március**
- [20] **Esra Güney, Ziya Ekşi, Murat Çakıroğlu:** *WebECG: A novel ECG simulator based on MATLAB Web Figure*, Advances in Engineering Software, Volume 45, Issue 1, **2012. március**
- [21] **R. Gupta, J.N. Bera, M. Mitra:** *Development of an embedded system and MATLAB-based GUI for online acquisition and analysis of ECG signal*, Measurement, Volume 43, Issue 9, **2010. november**
- [22] **Barbara Mali, Sara Zulj, Ratko Magjarevic, Damijan Miklavcic, Tomaz Jarm:** *MATLAB-based tool for ECG and HRV analysis*, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 10, **2014. március**
- [23] **Dipali Bansal, Munna Khan, Ashok K.:** *A computer based wireless system for online acquisition, monitoring and digital processing of ECG waveforms*, Computers in Biology and Medicine, Volume 39, Issue 4, **2009. április**
- [24] **MathWorks – MATLAB and Simulink for Technical Computing:**
www.mathworks.com
- [25] **Moody GB, Mark RG:** *The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database*, IEEE Eng in Med and Biol 20(3):45-50 (PMID: 11446209), **2001 május-június**
- [26] **Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE:** *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals*, Circulation 101(23):e215-e220, **2000. június**
- [27] **Seema Nayak, Dr. M K. Soni, Dr. Dipali Bansal:** *Filtering Techniques for Signal Processing*, IJREAS, **2012.**

- [28] **Yue-Der Lin, Yu Hen Hu:** *Power-Line Interference Detection and Suppression in ECG Signal Processing*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **2008**.
- [29] **Mohandas Choudhary, Ravindra Pratap Narwaria:** *Suppression of Noise in ECG Signal Using Low pass IIR Filters*, IJECSE, 2238-2243, **2012**.
- [30] **Robert L. Lux, Creig R. Smith, Roland F. Watt, J. A. Abildskov:** *Limited Lead Selection for Estimation of Body Surface Potential Maps in Electrocardiography*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **1978**.
- [31] **Ivaylo I Christov:** *Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold*, Biomedical Engineering OnLine, **2004**.

Függelék

1. táblázat: PhysioNet regisztrátumainak klasszifikálási kódjai

Kód	Jel tulajdonsága
1	Normál ütés
2	Blokk ütés a bal száron
3	Blokk ütés a jobb száron
4	Eltérő korai pitvari ütés
5	Korai kamrai összehúzódás
6	Kamrai és normál ütés egybeolvadása
7	Korai csomóponti ütés
8	Korai pitvari összehúzódás
12	Gyors ütés
14	Jel minőségének változása
16	Izolált QRS-szerű műtermék
22	Megjegyzés
28	Szívritmus-változás
37	Nem szabályszerű P hullám
38	Felgyorsult és normál ütés összeolvadása

2. táblázat: A jel hibásan nem többségi osztályba sorolásának okai

Kód	Hibás detektálás oka
A	A bázispont melletti extraütés következtében a bázispontok a korrekció során elcsúsznak
B	Hibásan detektált bázispont melletti szív ciklus
C	Egyéb, a korrelációja a küszöbérték alatt van

3. táblázat: Eredmények kiértékelésekor használt paraméterek

Rövidítés	Jelentés
Wn_s	Sávszűrő vágási frekvenciája (Hz)
Wn_h	Felüláteresztő szűrő vágási frekvenciája (Hz)
D	Összes detektált ciklus száma
D_m	Detektált többségi ciklusok száma
D_{n-m}	Detektált nem többségi ciklusok száma
TP	Helyesen detektált többségi ciklus
FP	Hibásan detektált többségi ciklus
TN	Helyesen detektált nem többségi ciklus
FN	Hibásan detektált nem többségi ciklus
S_e	Szenzitivitás (%)
S_p	Specificitás (%)

4. táblázat: A tesztek változó paramétereit és eredményeit

Tesztjel száma	Előfeldolgozási paraméterek		Klasszifikáló algoritmus eredményei		
	W_{n_s}	W_{n_h}	D	D_m	D_{n-m}
100.	60	0,4	368	368	0
101.	60	0,4	355	336	19
103.	60	0,3	352	352	0
104.	60	0,4	452	364	88
105.	60	0,4	415	411	4
106.	60	0,3	332	271	61
107.	60	0,3	350	348	2
108.	60	0,7	549	321	228
109.	60	0,4	423	417	6
111.	60	0,6	359	335	24
112.	30	0,4	425	425	0
113.	60	0,4	287	282	5
114.	60	0,4	275	260	15
115.	60	0,4	314	314	0
116.	60	0,4	392	381	11
117.	30	0,2	249	249	0
118.	30	0,2	359	262	97
121.	30	0,4	301	301	0
122.	30	0,7	418	418	0
123.	30	1	247	247	0
124.	30	0,7	251	247	0
200.	60	0,4	475	338	137
201.	60	0,4	437	428	9
202.	60	0,4	264	260	4
203.	60	0,7	522	399	123
205.	30	0,4	450	445	5
209.	60	0,6	485	468	17
210.	60	0,6	485	413	72
214.	30	0,4	383	340	43
215.	60	0,4	464	415	49
217.	60	0,4	351	307	44
219.	30	0,4	377	366	11
220.	30	0,4	351	351	0
221.	60	0,6	401	361	40
222.	60	0,6	366	359	7
230.	60	0,7	394	392	2
233.	30	0,7	515	400	115
234.	30	0,7	458	458	0

5. táblázat: Az eredmények validálása

Tesztjel száma	Jelre jellemző	Validálás								Eredmények	
		FN	FN oka	TN	TN	TN fajtája	FP	FP fajtája	TP	S _e	S _p
100.		0		0	0		4	8	364	100	
101.	14	0		10	19	16	0		336	100	100
103.		0		0	0		0		352	100	
104.	12, 14, 28, 38	0		87	88	5	0		364	100	100
105.	14	0		1	4	5	6	5,16	405	100	45,455
106.	14,28	0		0	61	5	0		271	100	100
107.	12	0		0	2	5	0		348	100	100
108.	14	0		327	228	37	3	5	146	100	99,462
109.		0		1	6	5	1	5	416	100	87,5
111.	2,14	24	B	9	0		0		335	93,315	100
114.		2	C	0	13	5	1	7	259	98,855	92,857
115.		0		0	0		0		314	100	
116.		0		0	11	5	0		381	100	100
117.		0		0	0		0		249	100	
118.	3,37	94	A	0	3	5,8	2	8	260	73,446	60
121.	14	0		0	0		0		301	100	
122.		0		0	0		0		418	100	
123.		0		0	0		0		247	100	
124.	3	0		4	1		3	7	244	100	57,14
200.	28	0		41	137	5	0		338	100	100
201.		7	B	0	2	4	0		428	98,391	100
202.		0		0	4	5	0		260	100	100
203.		1	B	62	122	5	0		399	99,75	100
205.		0		0	5	5,8	0		445	100	100
209.		2	B	0	15	16	2	8,16	466	97,694	88,235
210.		0		40	72	5,6	4	4,5	409	100	96,552
212.	3	0		0	4	1	95	1	361	100	4,040
213.		0		0	34	5,8	80	6	433	100	29,825
214.	2	2	B	0	41	5	4	5	336	99,408	91,111
215.		2	B	5	47	4,5,8	3	4,5	412	99,517	94,545
217.	12	0		0	44	1,5,38	0		307	100	100
219.		0		0	11	5	5	5,6,8	361	100	68,75
220.		0		0	0		0		351	100	
221.		0		0	40	5	14	5,12,2 8	347	100	74,074
222.		2	B	2	5	14	1	14	358	99,444	87,5
230		2	B	0	0	28	0		392	99,492	

Tesztjel száma	Jelre jellemző	Validálás								Eredmények	
		FN	FN oka	TN	TN	TN fajtája	FP	FP fajtája	TP	S _e	S _p
231.	3,22	0		0	7	5	0		284	100	100
233.	28	0		0	115	5	10	5	390	100	92
234.		0		0	0		0		458	100	