



Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје
**ФАКУЛТЕТ ЗА ИНФОРМАТИЧКИ НАУКИ И
КОМПЈУТЕРСКО ИНЖЕНЕРСТВО**

Докторска теза

ПРОЦЕСИРАЊЕ БИОЕЛЕКТРИЧНИ И
БИОАКУСТИЧНИ СИГНАЛИ ЗА
ПРЕДВИДУВАЊЕ МЕДИЦИНСКИ
СОСТОЈБИ

Автор:
м-р Моника Симјаноска

Ментор:
проф. д-р Ана Мадевска
Богданова

Април 5, 2019

Јас, м-р Моника Симјаноска, потврдувам дека во оваа докторска теза со наслов, “ПРОЦЕСИРАЊЕ БИОЕЛЕКТРИЧНИ И БИОАКУСТИЧНИ СИГНАЛИ ЗА ПРЕДВИДУВАЊЕ МЕДИЦИНСКИ СОСТОЈБИ”, објавени се оригинални истражувања за кои важат следните тврдења:

- Истражувањата се изработени за време на статусот докторанд на овој Универзитет.
- Секое користење на поврзана литература е наведено согласно правилата за цитирање.
- Наведени се сите извори и личности кои директно или индиректно допринеле во тезата.
- За секој дел од истражувањата во кој учествуваат други истражувачи, наведен е нивниот придонес.



Апстракт

Според статистиката на Светската Здравствена Организација, 30% од сите незаразни болести се поврзани со кардиоваскуларниот систем. Покрај хипертензијата, хроничното срцево попуштање исто така претставува глобална пандемија. Двете состојби би можеле да се спречат во одредена мера доколку се дејствува навремено, а за тоа е потребно непрекинато набљудување на состојбата кај ризичните случаи. Предвременото откривање на абнормалности е цел на превентивната медицина која сè повеќе се пропагира како стил на живот. Неодамна, постои забележителен пораст на развој на биосензори - лесни уреди коишто неинвазивно ги следат мерливите физиолошки функции кај човековото тело. Мотивирани од дадената статистика и од моќта на биосензорите, направени се детални истражувања во областа на биоелектричните и биоакустичните сигнали, како и за нивната примена во постоечките медицински протоколи. Основна комплетна слика за стабилноста на човечкиот систем, даваат виталните човечки параметри: ратата на срцеви отчукувања, ратата на респирации, нивото на оксигенизација во крвта, и крвниот притисок. Сеуште не постои единствен биосензор кој ги мери сите четири витални параметри. Најчесто, овозможени се ратата на срцеви отчукувања и ратата на респирации, додека за крвниот притисок и оксигенизацијата во крвта, постојат дополнителни уреди. Од практична гледна точка, направен е обид за елиминација на дополнителните уреди, но во сите обиди се користи комбинација на повеќе физиолошки сигнали, а тоа повторно значи употреба на повеќе биосензори одеднаш. Целта на ова истражување е да докаже дека крвниот притисок може да се предвиди со користење на само еден физиолошки сигнал, ЕКГ сигналот, којшто се користи за успешна проценка на ратата на срцеви отчукувања и ратата на респирации, па со тоа од еден сензор ќе се постигне предвидување на три од четири витални параметри. За целите на истражувањето користени се неколку различни биосензори и предложена е методологија базирана на анализа на комплексност на сигнали и машинско учење со која се постигнуваат резултати блиску до стандардите за сертифицирање уреди за мерење на крвен притисок (5 ± 8 mmHg), и тоа грешки од 7.93 ± 8.16 за систоличен, 6.41 ± 7.5 за дијастоличен и 5.72 ± 6.69 mmHg за среден артериски притисок. Вториот фокус во тезата е развојот на методологија за детекција на хронични срцеви попуштања базирана на машинско учење преку анализа на ФКГ сигнали. Методот постигнува точност од 96%, т.е., 87% од сите пациенти со хронични срцеви попуштања се точно класифицирани. На крајот, предложен е модел кој вклучува употреба на биосензори во постоечки медицински протоколи за одговор при масовни инциденти. Употребата е во насока на пренос на податоци помеѓу различните ентитети вклучени во протоколите, како и автоматизација на процесот на тријажирање на пациенти за што е развиена методологијата која постигнува сензитивност од 0.94/0.74 и позитивна предиктивност од 0.92/0.93 за проценка на ратата на срцеви отчукувања и ратата на респирации, соодветно. Применливоста на истражувањата е повеќекратна, и во цивилни и во воени услови.

Abstract

According to the World Health Organization, 30% from all diseases are related to the cardiovascular system. Beside the hypertension condition, the chronic heart failure also presents a global pandemic. Both conditions could be prevented at least partially, if continuously observed, especially at the patients at risk. The focus of the preventive medicine, which has become a lifestyle, is to detect abnormalities, improve early diagnosis and avoid hospitalizations or even life-threatening situations. Recently, there is a technology trend of creating devices, biosensors, that are able to measure the physiological functions of the human body. Motivated by the statistics and the power of the biosensors, detailed researches in the field of bioelectrical and bioacoustical physiological signals, as well as their application in the medical protocols, are presented in the thesis. The basic information of the stability of the human system is provided by the four vital signs: heart rate, respiratory rate, blood pressure and oxygen saturation in the blood. However, there is still no single biosensor that is able to measure all the four parameters at once. Commonly, the biosensors provide information of the heart rate and the respiratory rate, whereas for the blood pressure and the oxygen saturation measurement, there are separate devices. There are many experiments provided in the literature aimed to eliminate the need of the additional devices to measure the blood pressure. However, most of them rely on two or more physiological signals, meaning there is a need of multiple biosensors which is again not a practical solution to the problem. The goal of this research is to prove that the blood pressure can be predicted by using only one physiological signal - ECG. In such case, the biosensors that measure ECG, usually provide information about the heart rate and the respiratory rate, meaning a single biosensor that is able to measure three vital parameters could be achieved. The methodology proposed in the paper analyses data from multiple biosensors in order to model the relationship between blood pressure and the ECG signal. It is based on complexity analysis of the signal and machine learning approach that led to results close to the requirements of the standards for blood pressure devices certification (tolerating an error of 5 ± 8 mmHg). The achieved absolute errors of the proposed methodology are 7.93 ± 8.16 for the systolic, 6.41 ± 7.5 for the diastolic, and 5.72 ± 6.69 mmHg for the mean arterial pressure. Another research provided in the thesis is the acoustical, PCG, signal analysis with the aim to detect chronic heart failures. The method relies on specific audio feature extractor and machine learning design. The evaluation of the methodology showed that the overall accuracy is 96%, i.e., 87% of all chronic failures were successfully detected. Eventually, a model that includes the biosensor technology into the existing protocols for medical response in massive incidents is proposed. The model shows the data flow among the different entities involved in the protocols. The aim is to enable automatic patients' triage and the testing showed a sensitivity of 0.94/0.74 and positive predictivity of 0.92/0.93 for the estimation of the heart rate and the respiratory rate, respectively. The application of the researches presented in the thesis is multi-fold and reliable for both civil and military environments.

Благодарност

Изработката на оваа докторска теза е резултат на поддршката на два кластери на луѓе на кои експлицитно би сакала да им се заблагодарам. Првиот кластер се колегите кои ми дадоа беспрекорна професионална и емотивна поддршка. На врвот стои мојата менторка, проф. д-р Ана Мадевска Богданова, со која непрекинато созреваам уште од времето на додипломските студии. За неа можам да кажам дека важи изреката „во добро и во зло, се додека крајот на докторатот не нè раздели“, а потоа ќе биде само „во добро“. Втора на листата е мојата колешка и другарка, докторка Бојана Котеска, која беспрекорно ме поддржуваше од самиот почеток, несебично соработуваше и многупати го споделуваше со мене своето знаење во полза на науката. Од неа научив дека е најважно да си „брз и ефикасен“, за да имаш повеќе време за пиво. Трет е проф. Јуриј Тасич кој од самиот почеток учествуваше во оформувањето на темата, даваше идеи и ме збогатуваше со литература за проблемот. Четврт на листата е Томе Ефтимов, исто така еким во секоја смисла на зборот. Благодарение на неговата енергија и ентузијазам, истражувањето ја доживеа својата „ЕУРЕКА“. Потоа следат уште двајца колеги, Христијан и Мартин Ѓорески (браќата Карамазови), кои несебично со своето искуство во областа на Машинско учење и обработка на сензорски податоци ми помогнаа во право време да ја развијам методологијата претставена во тезата. Истражувањето немаше да биде оригинално во целост без ангажманот на цела армија „пациенти“ волонтери кои трпеливо дозволија многупати да им бидат измерени срцата од страна на тимот на СПОСС: Зоран Ристески, Мартин Ташкоски, Ивана Козоловска, Горан Велкоски, Магдалена Костоска и Наташа Коцеска. Најпосле велат дека амбалажата е тивкиот продавач на производот, па дизајнот на корицата за оваа докторска дисертација е резултат на креативноста на мојата другарка, графички дизајнер и илустратор, Татјана Коцева. Вториот кластер се оние без кои емотивно ќе пропаднев многу пати до сега. Сите мои импакт фактор стресови, конференции и трудови имаат уште тројца автори, и тоа Сузана Симјаноска, Лазо Симјаноски и Трајче Јовкоски.

Содржина

1	Вовед	1
1.1	Мотивација	1
1.2	Хипотези	3
1.3	Придонеси на тезата	3
1.4	Објавени трудови	4
1.5	Краток преглед на поглавјата	5
2	Физиолошки сигнали	7
2.1	Биоелектрични сигнали	8
2.2	Биоакустични сигнали	9
2.3	Биооптички сигнали	9
2.4	Биомеханички сигнали	9
2.5	Биомагнетни сигнали	10
2.6	Биохемиски сигнали	10
2.7	Биоимпедантни сигнали	10
2.8	Општ пристап за анализа на биомедицински сигнали	10
2.8.1	Стекнување на знаење за феноменот	11
2.8.2	Мерење на феноменот	11
2.8.3	Отстранување на артефакти	12
2.8.4	Моделирање на феноменот	13
2.8.5	Класификација и дијагностика	13
3	Физиологија на срце	15
3.0.1	Електричен систем на срцето	16
3.0.2	Срцеви абнормалности	18
4	Обработка на биоелектрични сигнали	21
4.1	Биолошки систем	21
4.1.1	Морфологија на електрокардиограм	24
4.1.2	Крвен притисок	25
4.2	Преглед на достигнувањата	26
4.3	Биосензори	28
4.3.1	Бази на податоци	28
4.4	Методологија	31
4.4.1	Претпроцесирање	31
	Прв пристап	31
	Втор пристап	34
4.4.2	Екстракција на карактеристики - теорија на комплексност	36
	Мобилност	36
	Комплексност	37
	Фрактална димензија	37
	Ентропија	38
	Автокорелација	38

	Возраст	39
4.4.3	Креирање класификациски модели	40
4.4.4	Рангирање на класификатори	41
	PROMETHEE II	42
4.4.5	Креирање регресиски модели	44
	Прв пристап	44
	Втор пристап	45
4.4.6	Рангирање на регресиски модели	45
4.4.7	Фузија на регресиски модели	46
4.5	Експерименти и резултати	47
4.5.1	Прв пристап	47
	Евалуација 1	47
	Евалуација 2	54
4.5.2	Втор пристап	58
	Ниво 1: Прибирање на податоци	59
	Ниво 2: Претпроцесирање	59
	Ниво 3: Класификација	60
	Ниво 4: Регресија	61
	Ниво 5: Фузија на регресиски модели	66
4.6	Заклучок	72
5	Обработка на биоакустични сигнали	75
5.1	Биолошки систем	75
5.1.1	Морфологија на фонокардиограм	76
5.1.2	Срцеви попуштања	78
5.2	Преглед на достигнувањата	79
5.3	Опрема и база на податоци	81
5.4	Методологија	82
5.4.1	Претпроцесирање	83
	Филтрирање и сегментација	83
5.4.2	Екстракција на карактеристики на сегментно ниво	84
5.4.3	Машинско учење	84
	Машинско учење на ниво на сегменти	84
	Екстракција на карактеристики на ниво на снимки	85
	Машинско учење на ниво на снимки	85
5.5	Експерименти и резултати	85
5.6	Заклучок	86
6	Примена на анализа на физиолошки сигнали	87
6.1	Интеграција на биосензори во медицински протоколи	88
6.1.1	Цивилна средина	88
6.1.2	Воена средина	89
6.2	Автоматизирање на тријажа	89
6.2.1	Методологија	91
6.2.2	Тријажа	94
6.2.3	Податочна база	95
6.2.4	Евалуација	96
	Робусност на точност	96
	Робусност на тријажа	98
	Временски перформанси	99
6.3	Биосензорски информациски систем	99

6.4	Системски ограничувања, предности и недостатоци	103
6.5	Заклучок	106
7	Заклучок	109
8	Идна работа	111
	Референци	113

СЛИКИ

3.1	Човечко срце. [207]	15
3.2	Срцеви садови. [207]	16
3.3	Пропагација на екситациски пулс низ срцето. [16]	17
3.4	ЕКГ сигнал со предвремени коморни контракции. [160]	19
3.5	ЕКГ сигнал со блок во десниот разгранок. [160]	19
4.1	Процес на обработка на биоелектрични сигнали.	21
4.2	Ориентација на електричната активност на срцето во фронталната рамнина.	22
4.3	ЕКГ канали во фронталната рамнина.	23
4.4	Конфигурација на зголемени векторски канали aVR, aVL и aVF.	23
4.5	Конфигурација која ја опфаќа електричната активност на срцето во фронталната рамнина во 360 степени.	24
4.6	Конфигурација на градниот кош.	24
4.7	Морфолошки карактеристики на ЕКГ сигнал.	26
4.8	Рана фаза на методологијата за предикција на КП од ЕКГ сигнал.	32
4.9	Напредна фаза на методологијата за предикција на КП од ЕКГ сигнал.	33
4.10	Предвидување на СКП и ДКП вредности кај субјекти во тестирачкото множество.	50
4.11	Калибрација на СКП и ДКП за субјекти во тестирачкото множество.	51
4.12	Распределба на вредности на карактеристики по класи.	52
4.13	Промени во метриците на комплексност кај ЕКГ сигналите.	53
4.14	ОЕСН за пациент X.	57
4.15	ОЕПН за пациент X.	57
4.16	Најдобри предикции во традиционалната (лево) и прилагодената (десно) поделба.	68
4.17	Фузија на предвидувања во традиционална (лево) и прилагодена (десно) поделба со користење на рангирањата на најдобрите класификатори.	69
4.18	Фузија на предвидувања во традиционална (лево) и прилагодена (десно) поделба со користење на рангирањата на средните вредности од класификациите во конфигурациите.	70
4.19	Процент на промашени класи предизвикани од погрешна предикција на СКП и ДКП.	71
4.20	Процент на “тешки” промашувања предизвикани од погрешна предикција на СКП и ДКП.	71
4.21	Процент на “тешки” промашувања по класа.	72
5.1	Процес на обработка на биоакустични сигнали.	75
5.2	Локализација на различни компоненти од срцевиот звук.	76
5.3	Морфологија на фонокардиограм.	77
5.4	Шум во случај на аортна стеноза.	79

5.5	Дигитален стетоскоп користен во студијата.	81
5.6	Методологија за обработка на ФКГ сигнали со цел предикција на срцево попуштање.	83
5.7	ОЕСН евалуација - точност наспроти бројот на употребени класификатори.	86
6.1	Инкорпорација на биосензори во случај на инцидент во цивилна средина.	89
6.2	Инкорпорација на биосензори во случај на инцидент во воена средина.	90
6.3	Процес на тријажа за одредување на приоритетност на повреди кај пациенти.	91
6.4	Целосна методологија: од изворен сигнал, до одлука за ниво на повреда.	93
6.5	Алгоритам за проценка на ХЗР параметри.	94
6.6	Робусност на методологијата за различни должини на ЕКГ сигнали.	98
6.7	Тренд на предикција кај ЕКГ сигнали во должина од 30 секунди и фреквенција од 125Hz.	100
6.8	Проток на информации помеѓу различни актери во протоколот.	101
6.9	БИС податочен модел.	102
6.10	Проток на податоци од пациент до податочна база.	102
6.11	Мобилна апликација за помагање на процесот на тријажа и пренос на витални параметри.	104
6.12	Тестирање на системот во реални услови.	107

Табели

4.1	Споредба со претходни истражувања.	29
4.2	Опис на изворите на податоци.	31
4.3	Правила за означување.	35
4.4	Број на инстанци во секоја класа на КП.	35
4.5	Покриеност на класите во рамките на секој сензор во првиот пристап.	35
4.6	Покриеност на класите во рамките на секој сензор во вториот пристап.	36
4.7	Правила за мапирање на возраста на субјектите во соодветна категорија.	39
4.8	Decision matrix	43
4.9	Евалуација на класификација и регресија на валидациски множества.	48
4.10	MAE и RMSE евалуација за СКП, ДКП и САП.	49
4.11	Резултати од тестирање за различни хиперпараметри.	49
4.12	MAE и RMSE за калибрирани предвидувања за СКП, ДКП и САП.	50
4.13	Сумирање на резултатите од раната фаза на методологија.	54
4.14	Резултати од класификација за ОЕСН1.	54
4.15	ОЕСН1 евалуација на регресиски модели.	55
4.16	ОЕСН во секое податочно множество посебно.	56
4.17	ОЕПН евалуација.	56
4.18	Компарација помеѓу перформансите на трите евалуации: ОЕСН1, ОЕСН2 и ОЕПН.	56
4.19	Сооднос на грешки помеѓу КБ и КМ.	58
4.20	Фузија на податоци во секое ниво од методологијата.	59
4.21	Дескриптивна статистика за СКП, ДКП и САП вредностите придружени кон ЕКГ сигналите.	59
4.22	Најдобри класификациски резултати за секоја конфигурација според традиционалната поделба.	62
4.23	Најдобри класификациски резултати за секоја конфигурација според прилагодената поделба.	63
4.24	Средна вредност на класификациите за секоја конфигурација кај традиционалната поделба.	64
4.25	Средна вредност на класификациите за секоја конфигурација кај прилагодената поделба.	65
4.26	Резултати од тестирачкото множество во традиционалната поделба.	66
4.27	Резултати од тестирачкото множество во прилагодената поделба.	67
4.28	Резултати од процедурата за фузија на предикции.	68
5.1	Основни демографски податоци за двете групи на субјекти. Возраст, висината и тежината се дадени како $CV \pm SD$	81
5.2	Матрица на предвидување и метрики за евалуација	86
6.1	Правила за одлучување при тријажа.	94
6.2	Минимум, максимум и средна вредност за ХР и РР во двете податочни множества.	95

6.3	Просечни СЕ и ППВ вредности за параметрите ХР и РР, за секој сензор посебно.	97
6.4	Просечен СЕ и ППВ за ХР и РР кај секој субјект посебно.	97
6.5	Просечни метрики на перформансите во зависност од возраста. . .	98
6.6	СЕ и ППВ метрики во однос на тријажа.	99
6.7	Големина на податоци измерени во лабораториски услови.	103
6.8	Брзина на пренос кај комуникациските технологии.	105
6.9	Големина на параметрите за тријажа.	105

Листа со кратенки

СЗО	Светска Здравствена Организација
ЕУ	Европска Унија
ХСП	Хронични срцеви попуштања
КВБ	Кардиоваскуларни болести
ЕКГ	Електрокардиограм
ФПГ	Фотоплетисмограм
ФКГ	Фонокардиограм
ЕМГ	Електромиограм
ЕЕГ	Електроенцефалограм
ВАГ	Виброартрограм
ХР	Рата на срцеви отчукувања
РР	Рата на респирации
СПО ₂	Ниво на оксигенизација во крвта
КП	Крвен притисок
СКП	Систоличен крвен притисок
ДКП	Дијастоличен крвен притисок
САП	Среден артериски притисок
ХПТН	Хипотензија
Н	Нормален крвен притисок
ПХТН	Предхипертензија
С1ХТН	Хипертензија тип С1
С2ХТН	Хипертензија тип С2
ИЗХТН	Изолиран тип на хипертензија
ХТНК	Хипертензична криза
ББП	Брзина на бранот на пулсот
ВПП	Време на пристигнување на пулсот
ВТП	Време на транзит на пулсот
ФД	Фрактална димензија
МУ	Машинско учење
КНН	анг. KNN
НБ	Наивен Бајес
СВМ	анг. SVM
РФ	анг. Random Forest
БЕГ	анг. Bagging
БСТ	анг. Boosting
НН	анг. Neural Networks
СЕ	Сензитивност
ППВ	Позитивна предиктивност
МАЕ	Средна апсолутна грешка
СД	Стандардна девијација
СВ	Средна вредност
Т	Точност

Капа	анг. Cohen's kappa
ПР	Прецизност
ФП	Лажно позитивни
ТП	Вистински позитивни
ФН	Лажно негативни
ТН	Вистински негативни
Р	анг. Recall
Ф	анг. F-measure
ПРК	анг. Area Under PRC
РОК	анг. Area Under ROC
ТПР	Стапка на вистински позитивни
ФПР	Стапка на лажно позитивни
КОР	анг. Matthews correlation
ПКОР	Персонова корелација
РАЕ	анг. Relative absolute error
РРСЕ	анг. Root relative squared error
МСЕ	анг. Mean squared error
РМСЕ	анг. Root mean squared error
ИНФ	анг. Informedness
МАР	анг. Markedness
МФ	микро Ф-мерка
ЛЛ	анг. Log likelihood
МИ	Заемна информација
ПРС	анг. Pearson's chi-squared test
ЕЗЗ	Електронски здравствен запис

Вовед

1.1 Мотивација

Во ЕУ, во 2013-та година, 1.7 милиони лица починале помлади од 75 години. Речиси 34% од овие смртни случаи би можеле да се избегнат доколку пациентите добиле подобра здравствена заштита [58]. Слично на тоа, во 2010 година, според извештајот на СЗО, 63% од глобалните смртни случаи на незаразни болести, би можеле да се спречат [7]. До 30% од нив се поврзани со кардиоваскуларни болести. Објавените статистички податоци јасно покажуваат дека има значителен простор за подобрување во областа на личната здравствена заштита во ЕУ и во светот. Околу половина смртни случаи што може да се избегнат се поврзани со срцеви и мозочни удари. Зголемувањето на крвниот притисок, меѓу другите фактори, го зголемува и ризикот од кардиоваскуларни заболувања [167, 134]. Според тоа, одредувањето на прагови на хипертензија е неопходно за соодветни и навремени третмани [145].

Предвременото откривање на абнормалности е цел на превентивната медицина којашто се повеќе се пропагира како стил на живот. Неодамна, постои забележителен пораст на развој на биосензори - лесни уреди кои што неинвазивно ги следат мерливите физиолошки функции кај човековото тело. Соодветно на тоа, се развиваат апликации за паметни телефони кои ги преземаат податоците од биосензорите, ги анализираат и даваат дијагноза во реално време. Употребата на поимот „биосензор“ во оваа теза, не треба да се идентификува со уредите коишто детектираат присуство, или концентрација на специфични биомолекули, микроорганизми и други биолошки аналити. Тие вообичаено содржат биолошки елемент и физиохемиски детектор којшто се користи за откривање на аналитите. Во оваа теза, со употребата на поимот „биосензор“ се осврнуваме на неинвазивните уреди кои однадвор ги мерат физиолошките функции на човековото тело.

Со развојот на технологијата на биосензори, се развиваат и различни сценарија за нивна употреба коишто стануваат се посложени, пред се заради количеството на податоци што се генерира, потребата од процесирачка моќ за нивна анализа, и сето тоа наспроти технологијата на преносливи уреди со ограничени ресурси за справување со овие податоци. ЕКГ е најчестиот физиолошки сигнал што го емитуваат комерцијалните и евтини биосензори. Потоа следи ФПГ, сензорот за потење, сензорот за температура, сигналот на акселерација, ФКГ, ЕЕГ, итн. Примената на секој од нив е различна, па се развиваат апликации коишто може да дијагностицираат и покомплексни феномени, како што се срцеви нарушувања [158], стрес [67], па дури и нарушувања во мозочните функции [204].

Сепак, основна комплетна слика за стабилноста на човечкиот систем, даваат виталните човечки параметри: ратата на срцеви отчукувања, ратата на респирации, нивото на оксигенизација во крвта, и крвниот притисок. Непрекинатото

набљудување на овие четири параметри е особено важно [191] во критични ситуации, кога настануваат повреди, па според нив се следи стабилноста на пациентот. Нивната важност е согледана за време на работата на проектот „Систем со Паметно Око за Советување и Спасување - СПОСС“ (анг. SIARS - Smart I (eye) Advisory Rescue System, NATO.EAP.SFPP 984753) во којшто главна цел беше вграднување на технологијата на биосензори во постоечки протоколи за медицински одговор при инциденти од воен и од цивилен карактер.

ХР и РР се витални параметри коишто на релативно познат и едноставен начин може да се добијат дури и од биосензор којшто емитура само ЕКГ сигнали. Додека, СПО2 и КП побаруваат дополнителни уреди коишто се ставаат независно од постоечкиот биосензор. За мерење на СПО2 се користи уред базиран на емисија и апсорпција на светлина којашто поминува низ капиларите во прстот. Сигналот којшто резултира од овие уреди е ФПГ. Најновите истражувања покажуваат дека овој вид на мерење може да се направи и со уред поставен на градниот кош [175], што значи дека лесно би можел да се интегрира со останатите биосензори. Сепак, за мерење на КП, сеуште не постои уред којшто на едноставен, евтин и неинвазивен начин ќе направи точно мерење на КП. Заради тоа, како што подоцна е опишано и во тезата, направени се повеќе истражувања за апроксимација или неинвазивно предвидување на КП од повеќе сигнали емитирани од биосензорите [32, 138, 171, 130, 195, 120, 93, 172, 92, 198, 144, 74, 39, 178]. Најчеста комбинација е ЕКГ сигнал со ФПГ сигнал емитиран од прст. И покрај бројните истражувања, не постои силен доказ за сигурноста на овие пристапи [33, 209, 153].

Овој проблем е главна мотивација за истражувањето спроведено во оваа теза. Користењето на повеќе сигнали, воедно значи и користење на повеќе сензори, што ги прави постоечките методи прилично гломазни за секојдневна употреба. Затоа, во оваа теза, целта е да се моделира врска помеѓу крвниот притисок и само еден физиолошки сигнал - ЕКГ. Со постигнување на оваа цел, методот којшто притоа ќе се развие има потенцијал да се примени во комерцијалните биосензори, овозможувајќи непрекинато следење на вредноста на КП, паралелно со останатите витални параметри. Бидејќи технологијата на биосензори се применува во различни ситуации, од амбулантски и клинички [201], до воени средини [189], овој метод може да биде соодветно решение коешто ќе ја намали потребата од разни дополнителни биосензори и уреди.

Во продолжение на истражувањето, претставена е и методологија којашто дава експериментална потврда за успешна проценка на ХР и РР, и како таква е соодветно вградена во моделот за приоритизација на пациенти (тријажа) како дел од протоколот за медицински одговор при масовни инциденти. Тријажа е процедурата за класификација на пациентите во една од 4те состојби: мртво, приоритет 1, приоритет 2 и одложен.

Хроничното срцево попуштање исто така претставува глобална пандемија, и во моментов зафаќа над 26 милиони пациенти ширум светот [8]. Тоа е голем придонесувач во стапката на смртност кај пациенти со кардиоваскуларни болести и резултира во повеќе од 1 милион хоспитализации годишно во Европа и во Северна Америка [132]. Методи за откривање на ХСП се неопходни за да се делува превентивно, да се подобри раната дијагноза и да се избегне хоспитализација, како и ситуации опасни по живот, со што значително ќе се подобри квалитетот на животот на пациентот. Мотивирани од дадената статистика и од моќта на физиолошките сигнали, направени се и дополнителни истражувања во областа на биоакустичните сигнали и нивната примена за дијагностика на срцеви попуштања.

Сите истражувања се поддржани од проектот СПОСС, кој е дел од програмата „Наука за мир и сигурност“ на НАТО (анг. SIARS, Science for Peace and Security, NATO. EAP. SFPP 984753), и се направени во соработка со Универзитетот во Љубљана, Општата болница во Цеље и Институтот „Јожеф Стефан“ во Љубљана, Словенија.

1.2 Хипотези

Главните хипотези поставени во истражувањето се следните:

Хипотеза 1. Процесираниот ЕКГ сигнал со помош на методи од МУ може да се употреби за класификација и регресија на крвен притисок.

Хипотеза 2. ФКГ сигналите може да се употребат за детекција на срцеви попуштања.

Хипотеза 3. Методологиите развиени за процесирање на физиолошки сигнали може да се употребат во процесот на тријажа при ургентни цивилни и воени ситуации.

1.3 Придонеси на тезата

Придонесите на тезата се како што следи:

1. Моделирање на односот помеѓу ЕКГ и КП со анализа на комплексност [183], при што постигнати се грешки од 8.64, 18.20, 13.52 mmHg без калибрација, и 7.72, 9.45 и 8.13 mmHg со калибрација, за СКП, ДКП и САП, соодветно [185]. Со сосем различен пристап на поделба на податоците и нивна евалуација, добиени се подобрени резултати [186]. Грешките за сосем непознато множество податоци, од сензор којшто воопшто не е вклучен во обучувачкото множество, се 13 mmHg за СКП и 12.3 mmHg за предикција на ДКП. Доколку се достапни податоци од даден сензор во обучувачкото множество, грешката се намалува на 8.2 mmHg за СКП и 8.7 mmHg за предикција на ДКП. Уште повеќе, ако се калибрира моделот со неколку инстанци од даден субјект грешката се намалува на 6.7 mmHg за СКП и 6.6 mmHg за ДКП;
2. Предложена е методологија за фузија на информации од повеќе нивоа за учење на предвидувачки модели за СКП, ДКП и САП ¹. Во овој пристап, постигнатите грешки се 7.93 ± 8.16 , 6.41 ± 7.5 и 5.72 ± 6.69 mmHg ($MAE \pm SD$) за СКП, ДКП и САП, кога се достапни инстанци од пациентот за обука на моделите (традиционална поделба). Во случај на непознати пациенти во целост (прилагодена поделба), постигнатите грешки за СКП, ДКП, и САП се 16.60 ± 11.05 , 9.24 ± 7.85 , and 9.80 ± 8.53 . Презентираните резултати се без употреба на метод за калибрација;
3. Даден е придонес кон аргументите објавени во литературата [12, 194, 180] за најоптимална должина (30 секунди) на ЕКГ сигнал потребен за изградба на предвидувачки модели;
4. Даден е придонес кон аргументите објавени во литературата [23, 125, 212, 199] за најсоодветен праг за елиминација на нискофреквентен шум, [0.4-0.5]

¹Simjanoska, Monika, Stefan Kochev, Jovan Tanevski, Ana Madevska Bogdanova, Gregor Papa, and Tome Eftimov. "Multi-level information fusion for learning a blood pressure predictive model using sensor data." Submitted 2018.

Hz, без губење на ЕКГ информации и сигурно отстранување на шумот (што е особено важно за градење на објективни модели);

5. Добиените грешки од моделите за предвидување на КП се близу дозволивите грешки од ± 5 mmHg, и стандардна девијација од 8 mmHg, според BHS и ААМІ стандардите [101] за сертифицирање на медицински уреди за мерење на КП;
6. Предложена е методологија [66] за откривање на ХСП од ФКГ сигнали со која се постигнува точност од 96%. Методот е соодветно тестиран, и покажува дека 87% од субјектите со срцеви попуштања, ги класифицира со прецизност од 87%. Ова потврдува дека хроничната срцева слабост може да се открие користејќи ФКГ сигнали снимени со дигитален стетоскоп;
7. Предложена е методологија [182] за проценка на ХР и РР од даден ЕКГ сигнал. Методологијата постигнува СЕ од 0.94/0.74 и ППВ од 0.92/0.93 за проценка на ХР и РР, соодветно.
8. Како надополнување на претходната методологија, направен е обид за полу-автоматизирање на процедурата за приоретизација на повреди при масовни инциденти (тријажа). СЕ и ППВ во однос на тријажата се 0.74 и 0.95, соодветно.
9. Направено е тестирање согласно ограничувањата на технологиите, и донесен е заклучок дека биосензор со фреквенција од 125Hz, е доволен за добивање на прецизни резултати, и со оглед на комуникациските технологии и големината на податоците, од ваков уред може да се пренесат податоци за 10 субјекти истовремено [109, 110].

1.4 Објавени трудови

Резултатите од истражувањата во тезата се објавени како што следи:

1. Monika Simjanoska, Martin Gjoreski, Matjaž Gams, and Ana Madevska Bogdanova. "Non-Invasive Blood Pressure Estimation from ECG Using Machine Learning Techniques." *Sensors* 18, no. 4 (2018): 1160. [185]
2. Monika Simjanoska, Bojana Koteska, Ana Madevska Bogdanova, Nevena Ackovska, Vladimir Trajkovik, and Magdalena Kostoska. "Automated Triage Parameters Estimation from ECG." *Technology and Health Care* 26.2 (2018), pp. 387-390. [182]
3. Monika Simjanoska, Tome Eftimov, Barbara Korousic Seljak, and Gregor Papa. "Comparing Different Settings of Parameters Needed for Preprocessing of ECG Signals Used for Blood Pressure Classification." To be published in BIOSIGNALS 2019.
4. Monika Simjanoska, Stefan Kochev, Jovan Tanevski, Ana Madevska Bogdanova, Gregor Papa, and Tome Eftimov. "Multi-Level Information Fusion for Learning a Blood Pressure Predictive Model Using Sensor Data." Submitted 2018.
5. Monika Simjanoska, Martin Gjoreski, Ana Madevska Bogdanova, Bojana Koteska, Matjaz Gams, and Jurij F. Tasic. "ECG-derived Blood Pressure Classification using Complexity Analysis-based Machine Learning." In HEALTHINF, pp. 282-292. 2018. [183]

6. Monika Simjanoska, Martin Gjoreski, Matjaž Gams, and Ana Madevska Bogdanova. "Novel Data Processing Approach for Deriving Blood Pressure from ECG Only." In International Conference on Telecommunications, pp. 273-285. Springer, Cham, 2018. [186]
7. Magdalena Kostoska, Monika Simjanoska, Bojana Koteska, and Ana Madevska Bogdanova. "Medical Real-Time Data Analytics System Design Aspects, Reference Architecture and Evaluation." In International Conference on Telecommunications, pp. 233-246. Springer, Cham, 2018. [109]
8. Magdalena Kostoska, Monika Simjanoska, Bojana Koteska, and Ana Madevska Bogdanova. "Real-Time Smart Advisory Health System." In Proceedings of the 8th International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics, p.47. ACM, 2018. [110]
9. Ivana Kozolovska, Bojana Koteska, Monika Simjanoska, and Ana Madevska-Bogdanova. "Using Biomodule for Vital Parameters Measurement in Hospital Environment." In 14th International Conference on Informatics and Information Technologies, pp. 43-44, 2017. [112]
10. Martin Gjoreski, Monika Simjanoska, Anton Gradišek, Ana Peterlin, Matjaž Gams, and Gregor Poglajen. "Chronic Heart Failure Detection from Heart Sounds Using a Stack of Machine-Learning Classifiers." In Intelligent Environments (IE), 2017 International Conference on, pp. 14-19. IEEE, 2017. [66]
11. Bojana Koteska, Natasa Koceska, Monika Simjanoska, Anton Jost, Andrej Strahovnik, Radko Komadina, Magdalena Kostoska, Ana Madevska Bogdanova, Jurij Tasic, and Janez Trontelj. "Continuous Vital Parameters Monitoring by Using Biosensors and Smart Technology Solution." In Urgentna Medicina, pp. 201-204, 2017. [111]
12. Natasa Koceska, Ivana Kozolovska, Bojana Koteska, Monika Simjanoska, Ana Madevska Bogdanova, Radko Komadina, Andrej Strahovnik, and Anton Jost. "Evaluation of Wearable System for Measuring Vital Parameters in Clinical Environment." In 9th International Conference on ICT Innovations, pp. 22-29. 2017. [106]
13. Monika Simjanoska, Bojana Koteska, Magdalena Kostoska, Ana Madevska Bogdanova, Nevena Ackovska, and Vladimir Trajkovikj. "Information System for Biosensors Data Exchange in Healthcare." In 8th International Conference on ICT Innovations, pp. 230-239. Springer, Cham, 2016. [184]
14. Ana Madevska Bogdanova, Monika Simjanoska, Nevena Ackovska, Magdalena Kostoska, Bojana Koteska, and Martin Tashkoski. "Biosensors Technology in Massive Civil Disasters." In Urgentna Medicina, pp. 353, 2016. [126]

1.5 Краток преглед на поглавјата

Во ова поглавје даден е краток опис на содржината на секоја глава посебно.

Во Глава 2 опишани се различните типови на физиолошки сигнали врз основа на феноменот којшто го отсликуваат, како и на најчестите претставници од секој тип. Опишана е нивната природа, детерминистичноста и стохастичноста.

Во Глава 3 го претставуваме срцето заедно со сите негови карактеристики, како основен биолошки систем што се истражува во оваа теза. Даден е осврт на

неговите морфолошки карактеристики, на уникатниот електричен систем, како и на најчестите абнормалности коишто настануваат и ја нарушуваат неговата функција.

Глава 4 е најобемната глава во оваа теза и е посветена на анализата на биоелектричните сигнали, поточно, фокусот е на анализа на ЕКГ сигналите. Целта е да се испита поврзаноста на ЕКГ сигналот со дискретни мерења на КП во соодветни временски периоди. Истражувањето претставено во ова поглавје му противречи на досегашното тврдење дека не постои поврзаност помеѓу морфолошките карактеристики на ЕКГ сигналот и КП. Пристапот се базира на комбинација на анализа на сложеност на биосистемот и МУ за да се открие неговата комплексност. Анализата на сложеност [140] на ЕКГ сигналите се користи за исклучување на нивните морфолошки карактеристики. Хипотезата дека во случај на абнормалност, комплексноста на биосистемот се намалува, е емпириски докажана за многу други медицински состојби [75, 43, 163]. Следејќи ја оваа хипотеза, извршуваме анализа на сложеност на 1253 ЕКГ сигнали добиени од 72 различни субјекти (волонтери) од различни возрастни групи, и во различни медицински состојби. За експериментални цели, мерењата се извршени со неколку типови комерцијални биосензори, но не истовремено. Стекнувањето на референтните вредности за КП се направени рачно, со употреба на сертифициран електронски уред базиран на манжетна. Референтните мерења на КП се користени за да се категоризираат ЕКГ сигналите во различни класи на КП според дадени медицински правила [157]. По извлекување на карактеристиките кои го опишуваат биолошкиот систем од интерес, применето е МУ за класификација на ЕКГ сигналите, и следствено, развиени се регресиски модели за предвидување на вредностите на СКП, ДКП и САП за даден ЕКГ сигнал. Методологијата е евалуирана од неколку различни аспекти, придржувајќи се и кон принципите на традиционалното МУ, но направена е и посложена евалуација со фузирање на информации добиени од различни нивоа на анализирање на сигналите. Добиените резултати се близу побарувањата на VHS и AAMI стандардите [101] за сертифицирање на медицински уреди за мерење на КП.

Во Глава 5 фокусот е на анализата на биоакустични сигнали, поточно, анализа на ФКГ сигнали, коишто ја отсликуваат работата на срцето низ различна призма од ЕКГ сигналите. Развиена е методологија базирана на МУ за детекција на ХСП преку анализа на ФКГ сигнали. Методологијата вклучува филтрирање, сегментација, екстракција на карактеристики и МУ. Во истражувањето се користени 152 ФКГ сигнали, измерени од 122 субјекти. Средната оценка на методот во однос на точноста е 96%. Поконкретно, 87% од сите пациенти со ХСП се точно класифицирани. Студијата потврдува дека соодветната методологија развиена врз база на МУ којашто се применува на реални звуци снимени со дигитален стетоскоп, може да се користи за детекција на ХСП.

Во Глава 6 дадена е реална примена на физиолошките сигнали преземени од биосензорите. Направен е модел за имплементирање на биосензори во постоечки протоколи за медицински одговор при масовни инциденти. Притоа, развиена е методологија за проценка на ХР и РР, со која се овозможува автоматизирање на процедурата за приоритизација на повреди при масовни инциденти (тријажа). За ова истражување користени се 425 мерења од 30 различни субјекти. Предложената методологија е развиена за повеќе различни платформи и е соодветно тестирана во однос на големина на податоците и поддршка на комуникациските технологии.

Заклучоците од истражувањата се дадени во Глава 7, и во последната Глава 8 се дадени насоките за можно проширување на истражувањата.

ФИЗИОЛОШКИ СИГНАЛИ

Физиолошките процеси се комплексни феномени, кои вклучуваат контрола на нервна или хормонска стимулација. Влезовите и излезите од овие процеси можат да бидат во форма на физички материјал, невротрансмитери, хормони, или сигнали кои може да бидат механички, електрични или биохемиски.

Повеќето физиолошки процеси се придружени, или се манифестираат како сигнали кои ја рефлектираат својата природа и активност. Таквите сигнали може да бидат од многу видови, вклучувајќи биохемиски - во форма на хормони и невротрансмитери, електрични - во форма на потенцијал или струја, и физички - во форма на притисок или температура.

Болести или дефекти во биолошкиот систем предизвикуваат промени во неговата нормална физиолошка состојба, што доведува до патолошки процеси кои влијаат врз перформансите, здравјето, и општата благосостојба на системот. Патолошки процес обично е поврзан со сигнали коишто се различни во некои аспекти од соодветните нормални сигнали. Ако имаме добро познавање за системот што го истражуваме, можеме да ги набљудуваме соодветните сигнали и да ја процениме состојбата на системот. Задачата не е тешка ако сигналот е едноставен, и се манифестира на површината на телото. На пример, повеќето инфекции предизвикуваат пораст на температурата на телото, што може да се чувствува лесно и преку дланката, иако тоа е релативен и квалитативен начин. За квантитативна проценка, потребен е инструмент - термометар. Ако ја мериме температурата континуирано, во различно време t , ќе добиеме сигнал кој е функција од времето t . Температурата е само еден пример за биомедицински сигнал. Постојат неколку различни видови, од различна природа и различен извор. Пред да ги објасниме, даден е опис на неколку карактеристики кои се важни да се разберат за да може да се истражува во полето на биомедицински сигнали [160].

Повеќето техники опишани низ литературата се применливи на детерминистички сигнали и системи. Сигналот се нарекува детерминистички, доколку секој пат кога сигналот е снимен или регистриран, добиените вредности се исти. Сепак, многу малку појави во природата даваат исти сигнали за различни мерења. Со други зборови, повеќето од сигналите, вклучувајќи ги и биомедицинските сигнали, се стохастички.

Стохастичкиот сигнал, иако сличен во сите мерења, содржи некои стохастички варијации во секое од мерењата. Се претставува со две променливи $x(w, t)$, каде што t е време, а променливата w идентификува одреден исход од стохастичкиот процес. Променливата w го нагласува фактот дека секое мерење на променливата x во одредено време t може да резултира со поинаква вредност. Интересен стохастички процес е "белиот шум". Белиот шум дефинира стохастички процес во кој вредноста на сигналот нема апсолутно никаква врска или зависност од вредноста на сигналот во било кое друго време. Како биомедицински пример може да се земе погрешно снимање на ЕКГ сигнал, при коешто електродите не

се соодветно прикачени на градите на субјектот. Тоа што се набљудува е само бел шум, т.е., шум предизвикан од топлина и зрачење. Тоа што е интересно е дека дури и кога електродите се правилно поврзани, се уште постои бел шум кој треба да се филтрира. Белиот шум и техниките за негово откривање или отстранување, е динамичко поле на истражување.

Разликата помеѓу детерминистичкиот сигнал и стохастичкиот процес, е фактот дека откако ќе имаме еден запис на детерминистички сигнал, знаеме се за тој сигнал. Од друга страна, секое мерење на стохастички сигнал е само еден резултат на случаен редослед. Тогаш настанува прашањето како може да се опише еден стохастичен процес. Одговорот е само со користење на функцијата за веројатност за да се изрази веројатноста сигналот да има некоја вредност во некое време t .

Постои подмножество на стохастички процеси коешто има практично корисни карактеристики. Овие процеси се нарекуваат „стационарни процеси во поширока смисла“, во коишто се подразбира дека средната вредност и варијансата остануваат константни за сите времиња. Со други зборови, иако функцијата на веројатност на таквите процеси може да се промени низ времето, средната вредност и варијансата на процесот остануваат исти во секое време. Тоа поедноставување на претпоставката помага при обработка на голем број корисни сигнали. На пример, често се претпоставува дека средната вредност и варијансата на сигналите како ЕКГ и ЕМГ не се менува барем во прилично голем временски прозорец. Таа претпоставка овозможува пресметка на средната вредност и на варијансата во една временска точка.

Подмножество на „стационарни процеси во поширока смисла“ се „стационарни процеси во строга смисла“, или тоа се процеси во кои се претпоставува дека функцијата на веројатност е независна од времето t . Ова значи дека ако некој ја најде функцијата на веројатност за едно време, истата може да се користи за да се опишат сите статистички карактеристики на процесот во секое време.

Сепак, треба да земе во предвид дека во вистински ситуации, функцијата на веројатност не е позната и мора да се процени од набљудуваните податоци. За да се постигне тоа, треба да имаме пристап до неколку мерења на процесот. Сепак, во речиси сите биомедицински случаи, многу често има само едно читање на сигналот, т.е., најчесто се мери само една ЕКГ снимка. Неразумно е да се очекува клиниките да соберат неколку стотици снимки за секој пациент, за да може да се добие функцијата на веројатност. Оттука, треба да се пресмета средна вредност и варијанса од само едно снимање. Статистички гледано, ова не е изводливо, освен ако не се направат понатамошни претпоставки. Стационарните процеси во кои просекот на секое снимање на сигналот низ времето, е еднаков на просекот од просеците на помали временски серии, се нарекуваат „ергодични процеси“ [140].

Различните биомедицински сигнали се опишани како што следува [29].

2.1 Биоелектрични сигнали

Биоелектричниот сигнал е уникатен за биомедицинските системи. Тој е генериран од нервните и мускулните клетки. Негов извор е мембранскиот потенцијал, којшто под одредени услови може да биде екситиран и да генерира акционен потенцијал. При мерење на една клетка, каде што се користат специфични микроелектроди како сензори, самиот акциски потенцијал е биомедицински сигнал. Во други мерења, каде што површинските електроди се користат како сензори, електричното поле генерирано од дејството на многу клетки, дистрибуирани во

близина на електродата, претставува биоелектричен сигнал. Биоелектричните сигнали се веројатно најважните биосигнали заради фактот што најважните биосистеми се состојат од клетки способни за екситација. Електричното поле пропагира преку биолошкиот медиум, па затоа потенцијалот може да се добие на релативно лесен начин со поставување на електродите на вообичаени локации на површината на кожата, со што се елиминира потребата од инвазивни мерења. За да се добие биоелектричниот сигнал потребен е релативно едноставен трансформер. Трансформерот е потребен, бидејќи електричната спроводливост во биомедицинскиот медиум се врши со помош на јони, додека спроводливоста во мерниот систем е со електрони. Најпознати претставници се електрокардиограмот (ЕКГ) којшто ја манифестира електричната активност на срцето, електроенцефалограмот (ЕЕГ) којшто ја манифестира електричната активност на мозокот, како и електромиограмот (ЕМГ) којшто ја манифестира електричната активност на мускулните клетки.

2.2 Биоакустични сигнали

Многу биомедицински феномени создаваат акустична бучава. Мерењето на оваа акустичната бучава обезбедува информации за изворот од каде што доаѓа. Протокот на крвта во срцето преку срцевите залистоци, или преку крвните садови, генерира типичен акустичен шум. Протокот на воздух преку дишните патишта, и во белите дробови, исто така создава звук. Звуците можат да бидат генерирани и во дигестивниот тракт, а исто така и во зглобовите. Забележано е дека и мускулите кога се во контракција произведуваат акустична бучава, т.н., мускулен шум. Бидејќи акустичната енергија се шири преку биолошки медиум, биоакустичниот сигнал може лесно да се добие на површина на кожата користејќи акустични трансформери (микрофони). Фонокардиограмот (ФКГ) е пример за биоакустичен сигнал преку којшто се следи работата на срцето. Карактеристиките на овој сигнал се детално опишани во Глава 5.

2.3 Биооптички сигнали

Биооптичките сигнали се резултат на оптичките функции на биолошкиот систем коишто се случуваат природно, или се предизвикани од мерењето. Оксигенизацијата на крвта (СПО₂) може да се процени со мерење на пренесената и повратната светлина од ткивото во неколку бранови должини. Важна информација за фетусот може да се добие со мерење на флуоресцентните карактеристики на плодовата вода. Проценката на исходот на срцето може да се изврши со методот на разредување на боја, што всушност претставува следење на изгледот на рециркулираната боја во крвотокот. Развојот на технологијата на оптички влакна отвора можност за огромна примена на биооптичките сигнали.

2.4 Биомеханички сигнали

Терминот биомеханички сигнали ги вклучува сите сигнали што се користат во биомедицината кои потекнуваат од некоја механичка функција на биолошкиот систем. Овие сигнали вклучуваат појави како движење, поместување, притисок и други. Мерење на биомеханички сигнали побарува различни трансформери, коишто не секогаш се едноставни и евтини. Механичкиот феномен не пропагира, како што е случајот со електричните, магнетните и акустичните појави. Тоа

значи дека мерењето мора да се изврши на точното место. Ова многу често го комплицира мерењето и присилува да се мери на инвазивен начин. Пример за овој тип на сигнал е мерењето на артерискиот крвен притисок.

2.5 Биомагнетни сигнали

Разни органи, како што се мозокот, срцето и белите дробови, произведуваат исклучително слаби магнетни полиња. Мерењата на овие полиња обезбедуваат информации што не се вклучени во другите биосигнали (како што се биоелектричните сигнали). Заради постоењето на слаби магнетни полиња за мерење, биомагнетните сигнали обично се со низок сооднос на сигнал-шум. Потребна е голема претпазливост при дизајнирање на системот за добивање на овие сигнали. На пример, магнетокардиографијата (МКГ) е техника со којашто се мери магнетното поле произведено од електричната активност на срцето со екстремно сензитивни магнетометри.

2.6 Биохемиски сигнали

Биохемиските сигнали носат информација за промените во концентрацијата на различни хемиски агенти во телото. Мерењето на концентрацијата на различни јони внатре и во близина на клетките, се прави со помош на специфични јонски електроди. Делумни притисоци на кислород, јаглерод диоксидот во крвта или во респираторниот систем, нивото на глукоза, се некои примери за биохемиски сигнали. Биохемиските сигнали најчесто се многу ниско-фреквентни сигнали.

2.7 Биоимпедантни сигнали

Импедансата на ткивото содржи важни информации во врска со неговиот состав, волуменот на крвта, дистрибуцијата на крв, ендокрината активност, активноста на автоматскиот нервен систем, и многу повеќе. Биоимпедансниот сигнал обично се генерира со инјектирање синусоидална струја во ткивото (фреквентен опсег од 50 kHz - 1 MHz, при ниска густина од 20-20 mA). Фреквенцискиот опсег е избран за да се минимизираат проблемите со поларизацијата на електродите, а ниските густини се избрани за да се избегне оштетување на ткивото главно поради ефектите на греење. Биоимпедансните мерења обично се прават со четири електроди. Две електроди се поврзани со изворот на струја и се користат за да ја инјектираат струјата во ткивото. Двете мерни електроди се поставени на ткивото што се испитува и се користат за мерење на падот на напонот генериран од струјата и импедансата на ткивата. Биоимпедансата всушност зборува за електричните својства на телото, т.е., кажува колку ткивото е добар спроводник.

2.8 Општ пристап за анализа на биомедицински сигнали

Биомедицинските сигнали ја претставуваат динамичната активност на физиолошките системи. Нивната природа може да биде детерминистичка или случајна (стохастичка). Нормалниот ЕКГ сигнал покажува редовен ритам со лесно препознатлив QRS комплекс (детално објаснет во Глава 4) во секој период, и под такви услови, сигналот може да се смета дека е детерминистички и периодичен сигнал. Сепак, кардиоваскуларниот систем на пациентот не може да остане во одредена

состојба во текот на поголем период, па соодветно бранот и ритамот може да варираат со текот на времето.

Динамичката природа на биолошките системи предизвикува повеќето сигнали да покажат стохастичко и нестационарното однесување. Ова значи дека статистичките податоци за сигналите, како што се средна вредност, варијанса и спектрална густина, се менуваат со текот на времето. Поради оваа причина, сигналите од динамичка природа треба да се следат и анализираат во подолг временски период, вклучувајќи различни можни состојби на системот, па соодветно резултатите треба да се стават во контекст на тие состојби.

Крајната цел на анализата на биомедицинскиот сигнал е да се направи паметен модел којшто успешно ќе го класифицира дадениот сигнал, или ќе воспостави некаква дијагноза. Лекарот или медицинскиот специјалист имаат соодветна обука, па можат да ја постигнат оваа цел преку визуелна или аудитивна анализа на презентираниот сигнал. Основното знаење, клиничкото искуство, експертизата и интуицијата на лекарот играат значајни улоги во овој процес.

Кога анализата на сигналот се прави со примена на компјутерски алгоритми, како резултат се добиваат голем број нумерички или квантитативни карактеристики на проблемот, коишто може да се однесуваат директно на морфолошките карактеристики на сигналот, како што е ширина на QRS комплексот, па истите може директно да бидат искористени од страна на стручните лица. Дури, и индиректните мерки, како што е фреквенцијата на сигналот, може да бидат искористени од страна на лекарите за давање на соодветна дијагноза. Сепак, кога се изведени карактеристики како што се коефициенти, или понапредна статистика, за нивна анализа потребен е компјутерски пристап. Обработката на биомедицински информации опфаќа математички алатки за извлекување на важни дијагностички информации од големи и сложени биомедицински и биолошки податоци.

При дизајн на еден експеримент кој опфаќа испитување на биолошки систем преку физиолошки сигнали, важно е да се внимава на следните чекори објаснети во ова поглавје.

2.8.1 Стекнување на знаење за феноменот

Првиот чекор е запознавање со феноменот којшто сакаме да го испитуваме, и идентификација на релевантните физички својства на биомедицинскиот систем што може да биде измерен користејќи соодветни биосензори. На пример, ЕКГ е сигнал што ја евидентира електричната активност на срцевиот мускул и се користи да се оценат многу функционални карактеристики на срцето.

2.8.2 Мерење на феноменот

Процедурите за добивање на сигнали може да се категоризираат како инвазивни или неинвазивни, и, активни или пасивни.

Инвазивните процедури вклучуваат сместување на трансформери или други уреди во внатрешноста на телото, како што се електроди и катетри. Кога се изведуваат ризични инвазивни процедури, од исклучително значење е да се направи анализа на ризик, за да се утврди дали за очекуваните придобивки, вреди да се стави субјектот на ризик.

Неинвазивните процедури се попосакувани за да се минимизира ризикот за субјектот на кој се извршуваат мерењата. Снимањето ЕКГ користејќи површински електроди на граден кош, или снимање на ЕМГ сигнали со површински електроди, или пак снимање на ФКГ сигнали со помош на микрофони, претставуваат неинвазивни процедури.

Повеќето системи и органи од интерес, како што се кардиоваскуларниот систем и мозокот, се добро заштитени во човековото тело, па нивно неинвазивно мерење резултира со недостаток на информации. Така, ЕКГ сигналот може да биде снимен со помош на електрода прикачена на екстремитетите, но таквиот сигнал е само проекција на вистинската состојба и може да биде доволен за следење на срцевиот ритам, но е несоодветен за поспецифична анализа на срцевиот систем, како што е преткоморната електрична активност. За да се измери преткоморната електрична активност, потребно е внесување на електрода во рамките на преткоморите.

Слично на тоа, мерењето на КП користејќи манжетна над лактот на раката или на нејзиниот зглоб, дава само проценка на артерискиот притисок, додека за детална анализа на варијациите на притисокот во текот на кардијалниот циклус, мора да се внесат катетри со сензори за притисок во срцето. Таквите инвазивни процедури овозможуваат пристап до посакуваните извори и обезбедуваат јасни и корисни сигнали, но носат високи ризици.

Постојат и такви методи кои делуваат однадвор, на пример X-зраци или ултразвук, а сепак се класифицирани како инвазивни процедури, бидејќи вклучуваат пенетрација во телото со надворешно зрачење, иако не постои видно пробивање или инвазија на телото.

Кога се зборува за активни методи за собирање податоци, се мисли на надворешните стимули кои треба да се применат врз субјектот, или да бараат од субјектот да изведува одредени активности за да се стимулира системот од интерес со цел извлекување на потребниот сигнал. На пример, снимањето на ЕМГ сигнал бара контракција на мускулот, како што е стискањето тупаница, снимање на ВАГ сигнал од коленото бара свиткување на ногата под одреден агол, снимање на визуелни сигнали бараат стимул со светлината врз субјектот, итн. Иако овие стимулации се безопасни, носат ризици во одредени ситуации за некои субјекти, на пример, свиткување на колено под одреден агол може да предизвика болка, емитурањето на светлина може да предизвика епилептичен напад кај некои субјекти, па затоа ваквиот пристап на собирање на сигнали бара претходна подготовка за справување со негативни реакции.

Пасивните процедури не бараат од субјектот да извршува никаква активност. Снимањето на ЕКГ сигналот, снимањето на ЕЕГ сигналот за време на спиењето, снимањето на ФКГ сигналот со микрофони, сите тие се пасивни процедури, но бараат соработка помеѓу субјектот и инструментите.

2.8.3 Отстранување на артефакти

Откако биомедицинскиот сигнал е снимен од страна на биосензор, треба да се претпроцесира и да се филтрира од непосакуваниот шум којшто се јавува заради несовершеноста на биосензорите. Понекогаш, поставувањето на биосензорот може да влијае врз перформансите, или однесувањето на системот, и може да предизвика нејасни варијации во параметрите коишто се испитуваат. На пример, поставувањето на релативно тежок акцелерометар влијае врз вибрациите на мускулите и го компромитира интегритетот на мерењето. Доколку има последователно повторување на експериментот, може да доведе до замор на субјектот,

па последователните мерења не можат да бидат показател за вистинското однесување на системот. Во тој случај, субјектот може да има потреба од одмор помеѓу процедурите или нивните повторувања.

На пример, кога се мери ЕКГ сигнал, еден од предусловите за добивање добар сигнал е субјектот да остане опуштен и да не се движи. Кашлањето, тензијата во мускулите и движењето на екстремитетите, предизвикуваат соодветен ЕМГ сигнал да се појави како несакан артефакт во ЕКГ сигналот. Во отсуство на било какво движење од страна на субјектот, единствената мускулна активност во телото ќе биде онаа на срцето. Кога електродите се поставени на градниот кош, дури и нормалното дишење може да предизвика ЕМГ сигнали коишто ќе се измешаат со ЕКГ сигналот. Ефективно решение би било да се сними сигналот додека субјектот го задржува дишењето неколку секунди. Ова едноставно решение, сепак не се применува при долготраен мониторинг на критично болните пациенти, или при снимање на ЕКГ кај доенчиња. Во тој случај, при обработка на сигналите се употребуваат постапки за отстранување на артефактите.

2.8.4 Моделирање на феноменот

Следен чекор е обработка на филтрираните сигнали со цел опишување на биомедицинскиот феномен што се испитува. Таквите биомедицински карактеристики се очекува да имаат дискриминирачка моќ помеѓу здравите и случаите кои отстапуваат. Овие карактеристики често се дефинираат од страна на лекарите и биолозите, и задачата на биомедицинските инженери е да создадат алгоритми за да се извлечат овие карактеристики од биомедицинските сигнали. Друга група карактеристики се оние дефинирани со помош на техники за процесирање на сигнали, коишто не секогаш имаат биолошко значење, а сепак се информативни и значително ја олеснуваат класификацијата на биомедицинските сигнали.

2.8.5 Класификација и дијагностика

Последниот чекор е класификација и дијагностика. Во овој чекор, врз основа на сите извлечени карактеристики се гради модел со којшто се претставува врска помеѓу карактеристиките и различните класи на примероци. Овие класи се дефинирани врз основа на претходна дијагностика на биомедицинските сигнали што се испитуваат. Во примерот на ЕКГ, класите може да претставуваат нормална функција, миокарден инфаркт, различни типови на тахикардија, итн. Начинот на којшто е дизајниран класификаторот е многу специфичен во однос на проблемот. Во некои системи, карактеристиките на секоја класа се добро познати, и моделот може лесно да се дизајнира со користење на директна имплементација на правила од достапна база. Во други случаи, каде што не се јасно дефинирани правилата, класификаторот мора да се обучи користејќи примери за секоја класа посебно [140]. Потоа следи објективна анализа (тестирање) за да се квантифицира способноста на моделот да ја препознае абнормалноста за дадено мерење.

Истражувањата направени во оваа теза ги следат општите упатства за изведување на мерења, анализа и градење на интелегентни модели за предвидување на медицинската состојба од интерес. За спроведување на ваков тип на истражување, потребно е претходно етичко одобрување од страна на специјализирани комисии за експериментални процедури коишто вклучуваат испитување на луѓе или животни, или лични согласности на субјектите со цел да се минимизира ризикот и неудобноста на субјектот.

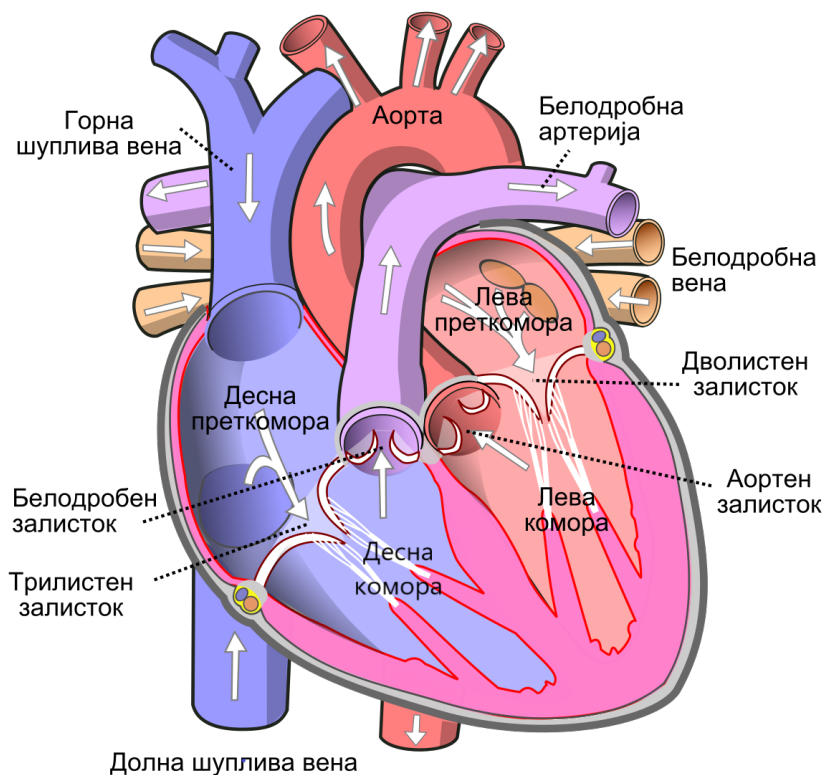
За целите на истражувањата претставени во тезата, добиена е писмена согласност од секој субјект вклучен во експериментите. Сите постапки се неинвазивни и се прилагодени да не предизвикаат непотребни непријатности кај субјектот, или пак да го доведат истиот во опасност.

3

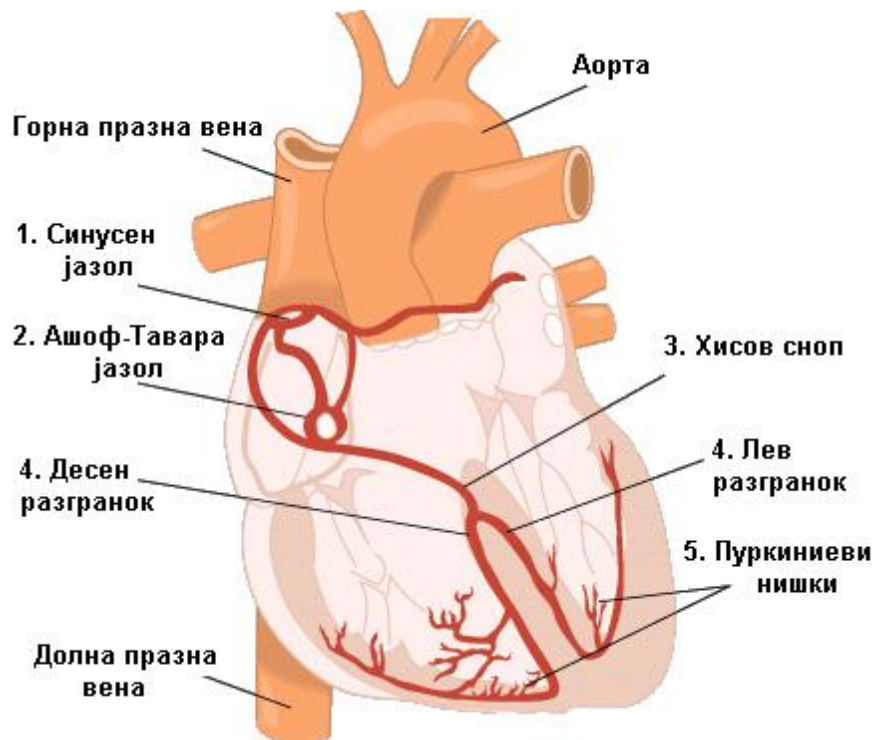
Физиологија на срце

Срцето е пумпа со четири комори, две преткомори за собирање крв и две комори за испуштање на крв. Слика 3.1 прикажува шематски приказ на четирите комори и главните крвни садови коишто се поврзуваат со срцето. Прикажани се и четирите залистоци коишто се од особено значење, особено за проблемот обработуван во Глава 5, во којашто зборуваме за срцевите попуштања што настануваат заради аномалии кај овие залистоци. Како што може да се види на сликата, постои белодробен залисток, аортен залисток, трилистен (трикуспидален) залисток, и дволистен (митрален) залисток.

Фазата на одмор, или полнење на кардијалната комора се нарекува дијастола, а фазата на пумпање се нарекува систола. Десната преткомора собира суспендирана крв од горната и долната шуплива вена (кава). За време на контракцијата на преткоморите, крвта се пренесува од десната преткомора во десната комора преку трилистниот (трикуспидален) залисток. За време на коморната систола,



Слика 3.1: Човечко срце. [207]



Слика 3.2: Срцеви садови. [207]

деоксигенираната крв во десната комора се испумпува преку белодробниот залисток во белите дробови за оксигенација.

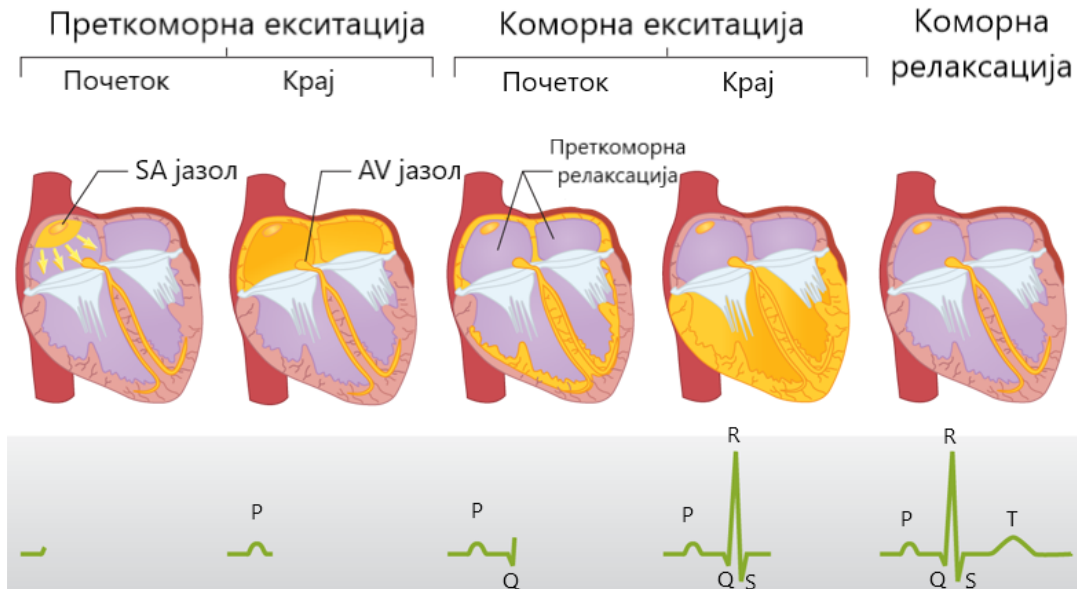
Левата преткомора добива оксигенирана крв од белите дробови, којашто се пренесува за време на преткоморната контракција во левата комора преку дволистниот (митрален) залисток. Левата комора е најголемата и најважна кардијална комора. Таа е најснажна од сите кардијални комори, бидејќи треба да ја исфрли крвта со кислород преку аортниот залисток и аортата, наспроти притисокот на остатокот од васкуларниот систем на телото.

Пулсот на срцето или срцевиот ритам е контролиран од специјализиран пејсмејкер. Тоа е група на клетки коишто го формираат Сино-Атријалниот (SA) јазол, обележан како Синусен јазол на Слика 3.2, којшто се наоѓа на раскрсницата на горната празна вена кава и десната преткомора [160]. Стапката на отпуштање на SA јазолот е контролирана од автономниот нервен систем што води до испорака на ацетилхолин, предизвикувајќи намалување на срцевиот ритам, или епинефрин, предизвикувајќи зголемување на срцевиот ритам.

Нормалната срцева фреквенција е околу 70 срцеви отчукувања во минута. Пулсот е понизок за време на спиењето, но сепак, невообичаено ниска стапка на срцево отчукување, помала од 60 отчукувања во минута за време на активност, може да укажува на нарушување наречено брадикардија. Моменталната срцева фреквенција може да достигне вредности и до 200 отчукувања во минута при енергична вежба или атлетска активност. Сепак, доколку оваа стапка се појавува при нормална физичка активност, истата може да се должи на болест, или срцеви абнормалности како тахикардија.

3.0.1 Електричен систем на срцето

Координираните електрични настани и специјализираниот систем на спроводливост, се суштински и уникатни карактеристики на срцето, и играат голема



Слика 3.3: Пропагација на екситациски пулс низ срцето. [16]

улога во ритмичката контрактилна активност на срцето.

SA јазолот е основниот, природен кардијален пејсмејкер кој предизвикува свој сопствен потенцијал за акција. Акциониот потенцијал на SA јазолот се шири низ остатокот од срцето, предизвикувајќи посебен модел на екситација и контракција, како што е прикажано на Слика 3.3. Паралелно со пропагацијата, прикажано е оформувањето на ЕКГ сигналот, заедно со сите негови компоненти (P бранот, QRS комплексот и T бранот). Секоја од тие компоненти, е посебно објаснета во Глава 4. Редоследот на настани е како што следува:

1. SA јазолот покренува акција;
2. Електричната активност се пренесува преку мускулатурата на преткоморите со релативно ниска стапка, предизвикувајќи забавена деполаризација (контракција) на преткоморите. Ова резултира со P бранот во ЕКГ, или тоа е бранот под втората слика во Слика 3.3. Поради бавната контракција на преткоморите и нивната мала големина, P бранот е бавен, има ниска амплитуда од околу 0.1 - 0.2 mV и времетраење од околу 60 - 80 ms;
3. Бранот што се пренесува се соочува со задоцнување кај AV јазолот (обележан како Ашов-Тавара јазол на Слика 3.2), што резултира со нормален изоелектричен сегмент од околу 60-80 ms, веднаш по P бранот во ЕКГ, познат како PQ сегмент. Паузата помага во завршувањето на трансферот на крв од преткоморите во коморите;
4. AV јазолот се активира;
5. Хисовиот сноп, разграноците и Пуркиниевите нишки (претставени на Слика 3.2), го пропагираат стимулот се до коморите со висока стапка.
6. Бранот на стимул брзо се шири од дното на срцето нагоре, предизвикувајќи брза деполаризација (контракција) на коморите. Ова резултира со креирање на QRS комплекс во ЕКГ сигналот, којшто е остар, со амплитуда од 1 mV и траење од 80 ms. Тоа е всушност крајот на коморната екситација прикажана на Слика 3.3;

7. Фазата на смиреност на акциониот потенцијал предизвикува изоелектричен сегмент од околу 100 - 120 ms, веднаш после QRS комплексот, познат како ST сегмент. Оваа појава е заради тоа што клетките на мускулите на коморите поседуваат релативно долг акционен потенцијал во времетраење од 300 - 350 ms;
8. Реполаризација, или релаксација, на коморите предизвикува бавен Т бран, со амплитуда од 0.1 - 0.3 mV и времетраење од 120 - 160 ms.

3.0.2 Срцеви абнормалности

Секое нарушување на редовната ритмичка активност на срцето се нарекува аритмија. Срцевата аритмија може да биде предизвикана од неправилни шаблони на активирање на SA јазолот, или со абнормална и дополнителна активност на пејсмејкери од други делови на срцето. Многу делови од срцето поседуваат ритмички својства на пејсмејкер, на пример, SA јазолот, AV јазолот, Пуркиниевите влакна, ткивото на преткоморите и ткивото на коморите. Ако SA јазолот е неактивен, било кое од горенаведените ткива може да ја преземе улогата на пејсмејкер или да воведат ектопични удари. Различни видови на абнормален ритам (аритмија) се резултат на варијација на фреквенција на формирањето на импулси.

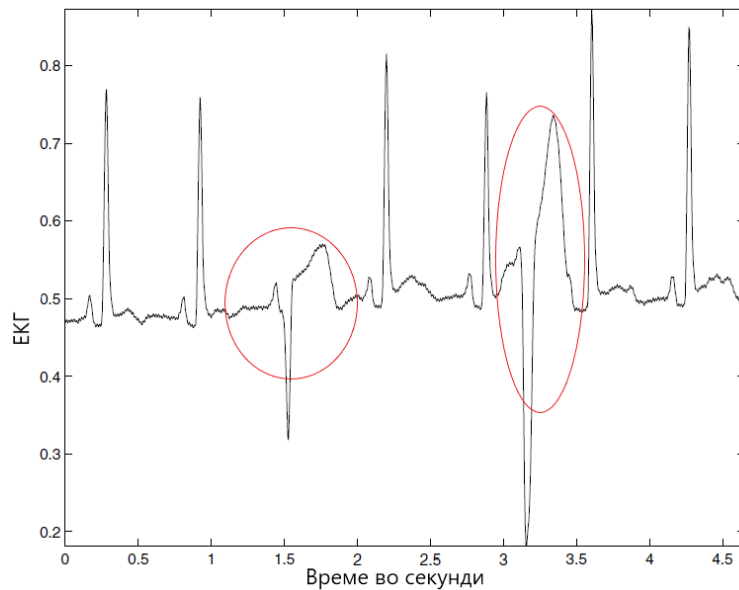
Предвремените коморни контракции предизвикани од абнормални пејсмејкери (коишто вообичаено се занемаруваат заради силата на SA јазолот) го вознемируваат редовниот ритам, и може да доведат до коморна дисоцијација и фибрилација (состојба на неорганизирана контракција на коморите независно од преткоморите), што резултира во неефикасно пумпање на крв, а може да доведе и до смрт.

Обликот на бранот предизвикан од предвремените коморни контракции се обично значително различни од нормалните контракции ако се разгледуваат кај ист субјект. Тоа се должи на различните патишта на спроведувањето на ектопичните импулси. Слика 3.4 прикажува ЕКГ сигнал со неколку нормални отчукувања и две појави на предвремените коморни контракции. Коморна бигемија е нарушување при коешто секој втор SA пулс е заменет со предвремена коморна контракција.

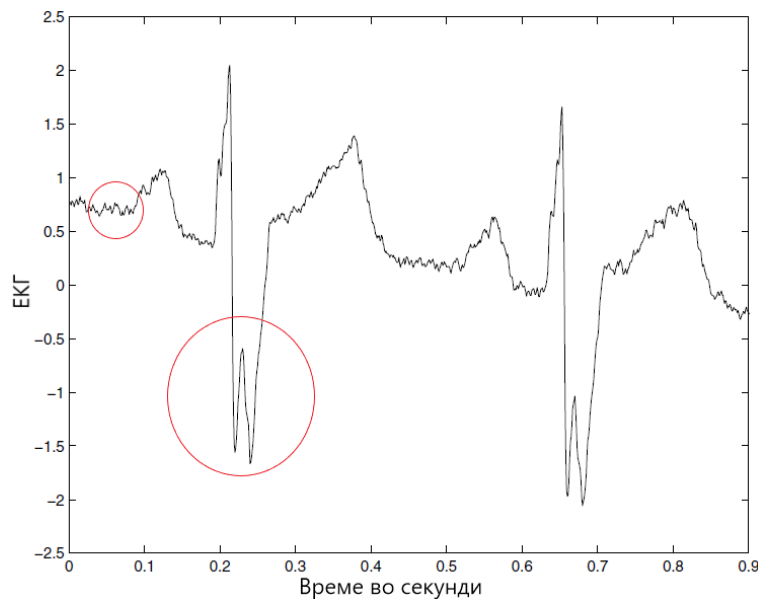
Обликот на QRS бранот може да се наруши на различни начини. На пример, блокирањето на спроводливоста во разграноците, ќе резултира со проширен QRS бран. Слика 3.5 прикажува пример за ЕКГ сигнал на пациент со блок во десниот разгранок. Од сликата може да се забележат проширените QRS комплекси коишто претрпуваат промена во формата, како и назабеност во целиот сигнал заради десинхронизираната контракција на коморите. Коморната хипертрофија (проширување), е исто така појава што може да предизвика поширени QRS комплекси.

ST сегментот, којшто е изоелектричен (рамен и во согласност со сегментот PQ) може да биде покачен или намален при појава на миокардна исхемија (намалено снабдување со крв на дел од срцевите мускули поради блок во коронарните артерии), или заради миокарден инфаркт (мртво миокардско ткиво неспособно за контракција заради недостаток на снабдување со крв).

Главната функција на срцевиот мускул може да се сумира на следниов начин. Потенцијалот којшто предизвикува контракција на срцевите клетки, предизвикува намалување на волуменот на преткоморите и на коморите. Ова резултира со зголемување на притисокот, што доведува до одлив низ залистокот кога притисокот пред залистокот го надминува притисокот зад залистокот. Овој процес



Слика 3.4: ЕКГ сигнал со предвремени коморни контракции. [160]



Слика 3.5: ЕКГ сигнал со блок во десниот разгранок. [160]

обезбедува промена на притисокот потребен за отворање и затворање на залистоците, и со тоа овозможува срцето да пумпа. Периодот на контракција на срцето се нарекува систола, а периодот на одмор на срцето се нарекува дијастола.

Срцевиот мускул има многу слични својства со останатите скелетни мускулни клетки, освен фактот дека срцевите мускулни влакна не се екситираат одеднаш од страна на еден мотоневрон. Една голема разлика помеѓу скелетните мускули и срцевиот мускул е времетраењето на акциониот потенцијал. Срцевиот мускул има значително подолг период на деполаризација и реполаризација. Подолг период на деполаризација, значи неколку стотици милисекунди наспроти само неколку милисекунди за скелетните мускули. Ова својство обезбедува максимална контракција со само еден единствен импулс. Подолг период на реполаризација во срцевиот мускул дава сигурност дека нема да има непосредно преклопување во

контракции.

Важен факт е дека деполаризацијата е функција од фреквенцијата со која срцевиот мускул прима иницирачки импулси. Во текот на ова време и последователниот период на реполаризација, теоретски, не може да се започне нова деполаризација. Сепак, и деполаризацијата и периодот на реполаризација може да се скратат по потреба. Со зголемување на стапката на повторување на циклусот, се скратува периодот на деполаризација. Ова е уште еден факт кој го диференцира срцевиот мускул од останатите скелетните мускули. Оваа карактеристика му дозволува на срцето да се адаптира кон различни физички активности.

Контракцијата на срцевиот мускул е директен резултат на клеточната електрична експитација опишана со ЕКГ сигналот. Електричното активирање на секоја клетка е показател за функционирањето на таа клетка. Затоа ЕКГ записот е резултат на деполаризација на срцевиот мускул на контролиран и повторувачки начин. Со следење на процесот на електрична деполаризација на клетките на срцевиот мускул, може да се оформи слика за функционалноста на срцето и да се искористи за препознавање на регионите во срцевата структура кои не функционираат, па соодветно навремено да се реагира. Секое отстапување од формата на типичниот ЕКГ сигнал, се анализира и се класифицира како одредено срцево нарушување [140].

Повеќе за срцевите нарушувања, нивно карактеризирање, и градење на системи за нивно препознавање, е опишано во наредните поглавја.

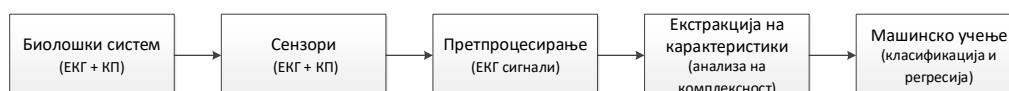
4

Обработка на биоелектрични сигнали

Во ова поглавје истражена е врска помеѓу ЕКГ сигналите и КП. Сите истражувања се поддржани од проектот СПОСС, кој е дел од програмата „Наука за мир и сигурност“ на НАТО (анг. SIARS, Science for Peace and Security, NATO. EAP. SFPP 984753), и се направени во соработка со Универзитетот во Љубљана, Општата болница во Цеље и Институтот „Јожеф Стефан“ во Љубљана, Словенија. Дел од резултатите се веќе објавени во [185, 183] и [186], а дел се поднесени во списание и се во процес на оценување.

4.1 Биолошки систем

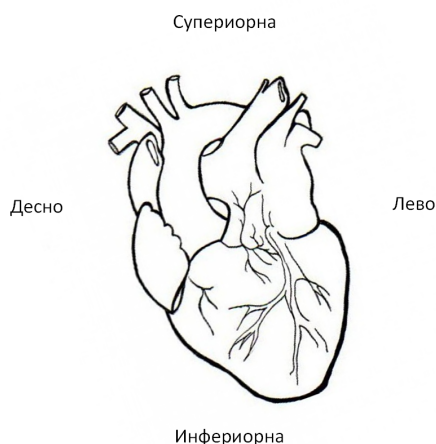
Типичен систем за обработка на биомедицински сигнали, прикажан на Слика 4.1, ги опфаќа биолошкиот систем од интерес на истражувањето, сензорите што се користат за снимање на активноста на биомедицинскиот систем и методологијата развиена за да се анализираат сигналите и да се извлечат посакуваните информации од активноста која е набљудувана. Во ова поглавје, биолошкиот систем што се анализира е срцевиот систем, чијашто електрична активност е илустрирана преку ЕКГ сигналите. Понатаму во поглавјето, даден е детален опис на проблематиката со опис на биолошкиот систем што се истражува, како и на методите користени за моделирање на односот помеѓу ЕКГ и КП.



Слика 4.1: Процес на обработка на биоелектрични сигнали.

ЕКГ е најпознат, препознатлив и употребуван биомедицински сигнал, којшто ја манифестира електричната активност на срцето. Се мери прилично едноставно, со поставување на електроди на површината на екстремитетите или градите. Разликите во потенцијалите меѓу соодветните електроди се претставени преку т.н. ЕКГ канали.

Првите мерења се направени во доцните 1800-ти [203] и раните 1900-ти [54]. Ритамот на срцето, или ратата на срцеви отчукувања, измерени во мерна единица отчукувања во минута (анг. beats per minute - bpm) можат лесно да се проценат од ЕКГ сигналот врз основа на неговите морфолошки карактеристики. Уште поважен е фактот дека ЕКГ-то се менува во присуство на кардиоваскуларни болести и абнормалности како што се миокардна исхемија и инфаркт, коморна хипертрофија и проблеми со спроводливоста. Тоа го прави овој сигнал многу моќен за рано откривање на абнормалности и соодветно брзо дејствување.



Слика 4.2: Ориентација на електричната активност на срцето во фронталната рамнина.

ЕКГ е графичка репрезентација на насоката и магнитудата на електричната активност генерирана со деполаризација и реполаризација на преткоморите и коморите на срцето. Оваа електрична активност е детектирана со помош на електродите прикачени на кожата.

Еден ЕКГ канал се состои од две површински електроди со спротивна поларност, една позитивна и една негативна, или пак, една позитивна и една референтна точка. Каналот составен од две електроди со спротивен поларитет се нарекува биполарен канал, додека каналот составен од единствена позитивна електрода и референтна точка се нарекува униполарен канал.

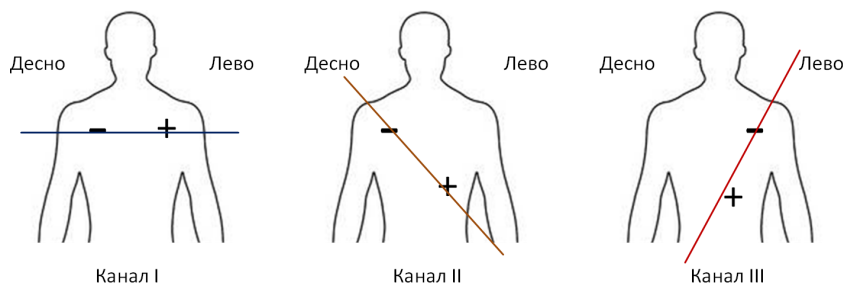
Во клиничката пракса стандардниот ЕКГ се мери со 12 канали, користејќи ги четирите екстремитети и градниот кош во шест позиции за мерење на електричната активност на срцето од 12 различни позиции. Кај 12-каналниот ЕКГ постојат 6 канали од екстремитетите (3 биполарни - I, II, и III, и 3 униполарни - AVR, AVL, и AVF), и 6 униполарни канали од градниот кош (познати уште како прекордијални, означени од V1 до V6).

За правилно да се разбере 12-каналното ЕКГ, мора да се разбере електричната активност на срцето, т.е., важна е насоката на движење на импулсите во срцето и како овие 12 канали ги детектираат тие импулси кои патуваат во различни насоки.

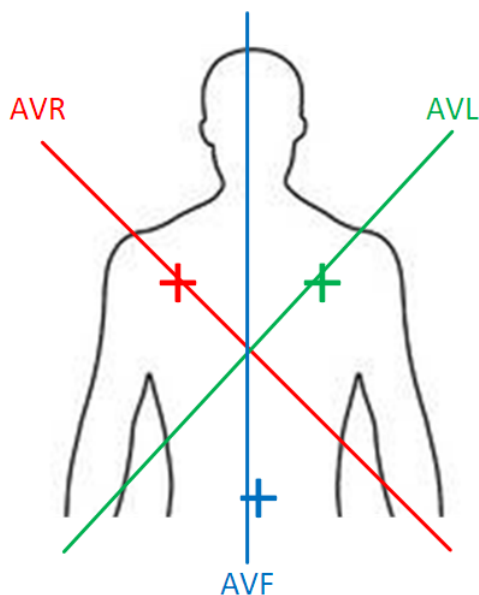
Електричната активност на срцето во фронталната рамнина е во насока: десно-лево, лево-десно, супериорна-инфериорна и инфериорна-супериорна насока, како што е прикажано на Слика 4.2.

Активноста на срцето продуцира електрични потенцијали што може да се измерат на површината на кожата. Со помош на галванометар (ЕКГ машина), може да се детектираат разликите помеѓу електричните потенцијали на различни страни на телото, како што е прикажано на Слика 4.3, канал I (десна рака - негативен, лева рака - позитивен), канал II (десна рака - негативен, лева нога - позитивен) и канал III (лева рака - негативен, лева нога - позитивен).

Останатите три канали од екстремитетите во фронталната рамнина се нарекуваат зголемени векторски канали и се означуваат со aV. ЕКГ сензорот (галванометарот) ги снима потенцијалните разлики, па оттука техниката е биполарна,



Слика 4.3: ЕКГ канали во фронталната рамнина.



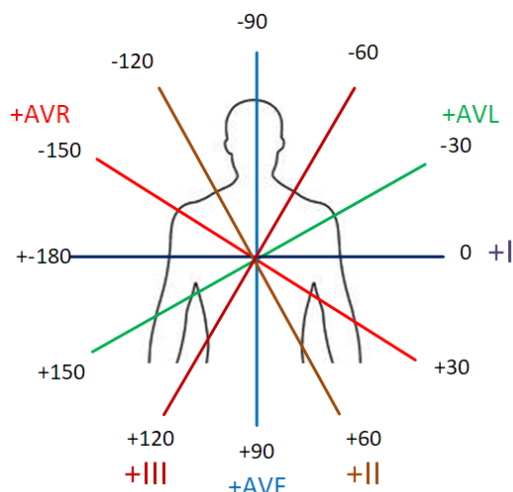
Слика 4.4: Конфигурација на зголемени векторски канали aVR, aVL и aVF.

што значи дека потенцијалот на Б се одзема од потенцијалот на А. Доколку потенцијалот на Б е нула, тогаш сензорот ќе го сними само потенцијалот на А. Оттука, следните 3 електроди, познати како V електроди, или уште се нарекуваат и униполарни канали, имаат нула потенцијал и го мерат електричниот пулс во само една точка. За да се добие мерењето од нив, ЕКГ машината се подесува на aVR, aVL, и aVF, и ја мери волтажата од овие делови на телото. aVR, aVL, и aVF, соодветствуваат на позицијата на којашто се наоѓаат зголементите векторски канали и тоа, R означува позитивна електрода на десно рамо, L стои за позитивна електрода на лево рамо и F за позитивна електрода на стопалото, како што е прикажано на Слика 4.4.

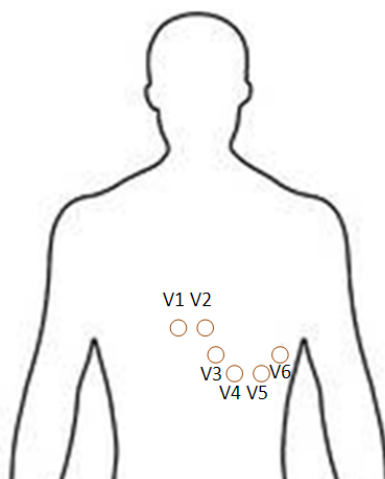
Слика 4.5 ја прикажува комбинацијата на 6-те канали, со што се опфаќа електричната активност на срцето во фронталната рамнина во 360 степени.

Останатите 6 канали од 12-каналното ЕКГ се нарекуваат прекордијални канали. И кај овие 6 канали се користи истата техника како и во случајот на aVR, aVL и aVF каналите. Секој прекордијален канал се состои од позитивна електрода прикачена на градниот кош на пациентот. Правилното позиционирање на позитивните електроди, претставено на Слика 4.6, е многу важно за добивање на валидна ЕКГ информација, т.е., за добивање на прогресијата на R бранот.

Сепак, повеќето комерцијално достапни биосензори овозможуваат 1-канално



Слика 4.5: Конфигурација која ја опфаќа електричната активност на срцето во фронталната рамнина во 360 степени.



Слика 4.6: Конфигурација на градниот кош.

мерење на ЕКГ, во зависност од поставеноста на електродите. Во тезата се користени комерцијални биосензори, и соодветно, мерено е едноканално ЕКГ.

4.1.1 Морфологија на електрокардиограм

Срцевиот циклус е претставен во период на повторување на ЕКГ сигнал како серија на бранови означени со P, QRS и T. Ако го погледнеме срцевиот циклус како низа настани, може да ги препознаеме следните епохи прикажани на Слика 4.7:

- P бран: Контракцијата на преткоморите е предизвикана од импулсот на SA јазолот. Преткоморите не поседуваат никаков специјализиран систем за спроведување како оној на коморите, туку контракцијата се одвива на бавен начин со стегање на преткоморните мускули. Поради оваа причина, бранот P е бавен, со времетраење од околу 80 ms. Амплитудата на P бранот е многу помала (околу 0.1 - 0.2 mV) од онаа на QRS, бидејќи преткоморите се помали од коморите. P бранот е епоха поврзана со појавата на контракција

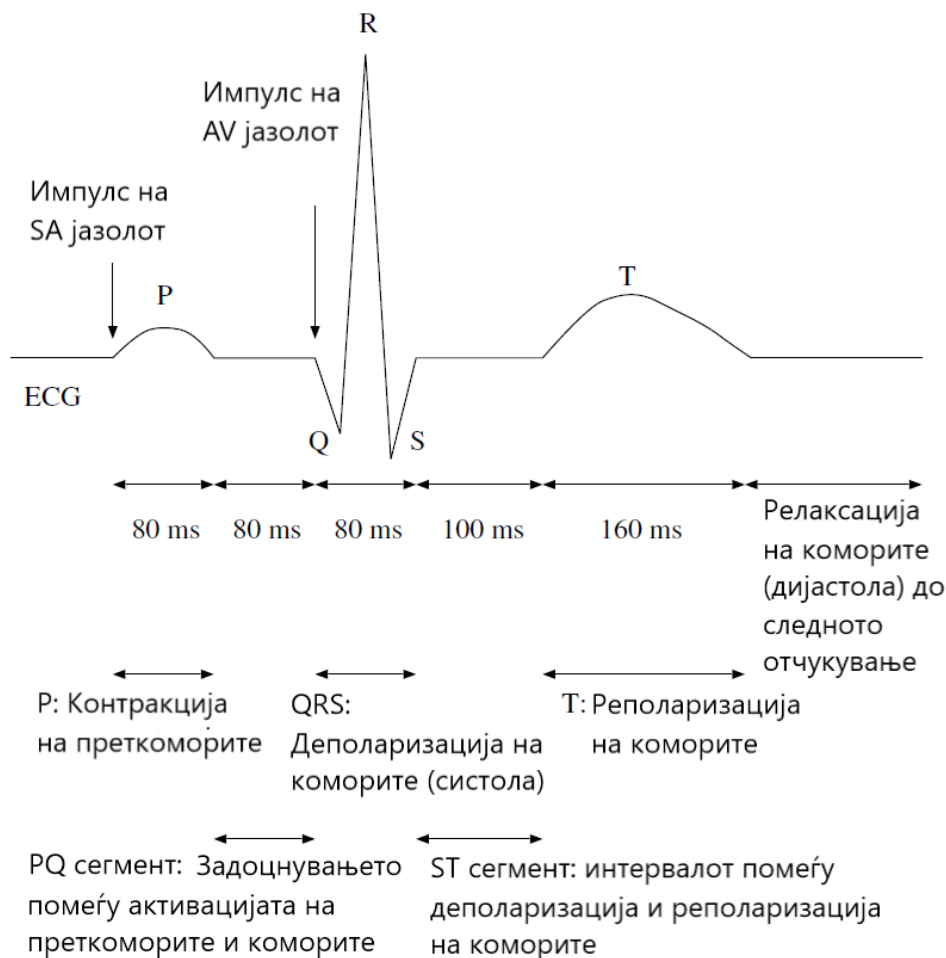
на преткоморите, но нивната релаксација не произведува посебен облик на бран во ЕКГ, бидејќи е засенет од следниот QRS бран.

- PQ сегмент: AV јазолот обезбедува временско задоцнување за да го олесни довршувањето на контракцијата на преткоморите и трансфер на крв во коморите, пред да настане самата контракција на коморите. Резултирачкиот PQ сегмент, со траење од околу 80 ms, е изоелектричен, т.е., без електричен полнеж.
- QRS бран: Специјалниот систем на Пуркиниевите влакна коишто се наоѓаат во срцето (именувани според истоимениот чешки анатомист), стимулираат масивна контракција на коморните мускули. Скоро истовремено контракцијата на целата коморна мускулатура резултира со остар и висок QRS комплекс со амплитуда од околу 1 mV траење од 80 - 100 ms. Настанот на контракција на коморите е претставен со ерата на QRS.
- ST сегмент: Изоелектричниот ST сегмент е поврзан со интервалот помеѓу деполаризација и реполаризација на коморите. Времетраењето на тој временски интервал е околу 100 - 120 ms. Во случај на миокардијална исхемија или инфаркт, може да настанат промени во дел од левата коморна мускулатура со што ќе се предизвика депресија на ST сегментот или негово издигнување. Сегментот PQ служи како корисна референца кога изоелектричната природа на ST сегментот треба да биде потврдена.
- T бран: T бранот се појавува во нормален ЕКГ сигнал како дискретен бран одделен од QRS бранот со изоелектричен ST сегмент. Сепак, тоа се однесува на последната фаза на враќање на коморите од состојба на деполаризација, состојба на мирување, поточно во процесот на реполаризација. T бранот најчесто се нарекува бран кој одговара на коморна релаксација. Притоа, треба да се истакне дека релаксацијата преку реполаризација е само последната фаза на контракција. T бранот има ниска амплитуда (0.1 - 0.3 mV) и е бавен бран кој се протега во времетраење од 120 - 160 ms. Тој е речиси отсутен во многу ЕКГ снимки. Наместо обидот да се открие често нејасниот T бран, може да се извлече дел од ЕКГ (од почетокот на QRS бранот) и да се искористи за претставување на ST сегментот и T бранот.

4.1.2 Крвен притисок

Крвниот притисок се дефинира како силата која крвта ја пренесува на ѕидовите на артериите, како резултат на тоа што срцето пумпа крв [181]. Нормалниот пулс на срцето се смета дека е 70 удари во минута [160]. Постојат две фази за управување со протокот на крв, фаза на дијастола, позната како фаза на полнење, и фаза на систола, позната како фаза на пумпање. Максималниот притисок за време на еден срцев удар е систоличен крвен притисок (СКП), а минималниот притисок помеѓу два срцеви удари е дијастоличен крвен притисок (ДКП).

Мерењето на крвниот притисок е едно од основните мерења во здравствената заштита. Секое мерење се состои од две вредности, една за СКП и една за ДКП. КП во клиничката пракса се мери во милиметри на жива (mmHg), и покрај тоа што меѓународниот стандард за единица е Паскал, со тоа што $1 \text{ Pa} = 0.0075 \text{ mmHg}$. Ако мерењето на КП го гледаме како вектор $x = [x_1, x_2]$, каде x_1 укажува на СКП и x_2 на ДКП, при последователни мерења на КП во единица време,



Слика 4.7: Морфолошки карактеристики на ЕКГ сигнал.

ќе добиеме низа од вектори $x(n)$. При набљудување на пациентите на интензивна нега и при хируршки процедури, се вметнува инвазивен мерач на притисок, со што се добива непрекинато (континуирано) следење на СКП и ДКП. Сигналот тогаш се изразува како функција од времето $x(t)$, со што се олеснува набљудувањето на трендовите во КП.

4.2 Преглед на достигнувањата

Развивањето на прецизен неинвазивен метод/уред за мерење на КП сеуште претставува предизвик за истражувачите. Некои од повлијателните системи развиени со цел неинвазивно мерење на КП се следните:

- уред заснован на тонометриски артериски систем [32];
- ФПГ оптички сензор [138];
- ARTSENS за брахијален артериски притисок [171];
- електронски систем базиран на осцилометриски метод [130];
- уред за процена на КП врз основа на принципот на компензација на волумен [195];

- модулиран механизам за магнетни потписи на крв [120], и
- пренослива опрема која вклучува систем за КП врз основа на манжетни [93].

Сепак, сите овие уреди се независни целини специјализирани само за мерење на КП, и ги исклучуваат другите витални знаци. Дополнително, некои од нив дури и не ги постигнуваат саканите лабораториски резултати кога се користат во секојдневието, особено за одредени групи на корисници.

Други истражувања се насочени кон неинвазивни методи за предвидување, или апроксимација на КП. Во повеќето студии за предвидување на КП, користена е комбинација од ЕКГ и ФПГ сигнали [172, 92, 198, 35, 3], што го прави проблемот уште посложен заради потребата од дополнителна опрема, т.е., потребен е еден сензор за ЕКГ и еден за ФПГ. Вообичаените техники што се користат за предвидување на КП воглавно се потпираат на БПП, ВПП и ВТП [144, 74, 39, 178], за чијашто вредност да се добие, неопходен е ФПГ сигналот. Сепак, самата релевантност на мерење на ФПГ сигналот на неинвазивен начин е дискутабилна, па оттука, не е даден јасен доказ за поврзаноста помеѓу ФПГ мерењето и КП [33, 209, 153].

Со оглед на објавените резултати во литературата, во Табела 4.1 ги претставуваме сите познајачни достигнувања во литературата евалуирани според средната апсолутна грешка и стандардната девијација, МАЕ \pm СД. Вториот кластер резултати во истата табела се однесуваат на најновите истражувања, објавени во 2018 и прифатени за објава во 2019. Во последниот кластер, најдоле во табелата, изолирани се резултатите објавени во оваа теза за да може лесно да се споредат со резултатите објавени во литературата.

Како што може да се увиди, во студија што опфаќа 78 записи од ФПГ [65], постигнатата е средна грешка за СКП и ДКП од 5.1 ± 4.3 mmHg и 4.6 ± 4.3 mmHg, соодветно. Грешка од ± 5.93 mmHg за СКП, ± 4.76 mmHg за ДКП, и ± 4.23 mmHg за САП, се постигнува во пилот студија од 150 мерења земени од 10 субјекти [3]. МАЕ од 9 ± 5.6 mmHg за СКП и 1.8 ± 1.3 mmHg за ДКП се добива од метод кој користи комбинација од Балистокардиографија (БКГ) и ФПГ сигнали [37]. Грешка од 0.8 ± 7 mmHg за СКП и 0.9 ± 6 mmHg за ДКП е постигната со користење ФПГ сигнали во [45]. Точност од 7.49 ± 8.82 mmHg за СКП и 4.08 ± 5.62 mmHg за ДКП е објавена во ФПТ-базирана студија во [35].

Од поврзаната литература, идентификувавме само две други студии во кои ЕКГ е користен за проценка на КП. Сепак, и двата методи користат дополнителен сензор покрај ЕКГ сензорот (ФПГ сензор). Во првата студија анализирани се 10 субјекти [3] и постигнати се грешки од ± 5.93 за СКП, ± 4.76 за ДКП и ± 4.23 за САП. Во втората студија [35], грешките се 7.49 ± 8.8 за СКП и 4.07 ± 5.6 за ДКП.

Што се однесува до најновите резултати објавени во 2018, случајот со користени методи е ист - или се користи комбинација од повеќе физиолошки сигнали, или се развиени комплетно нови техники како употреба на слики од ултразвук и РГБ камери. Во ниту еден случај не е објавено дека се користи само ЕКГ сигнал.

Корелацијата помеѓу ЕКГ и КП претходно е дискутирана и тестирана во неколку студии [176, 86]. Сепак, резултатите не потврдуваат силна врска помеѓу појавата на хипертензија и морфолошките промени во даден ЕКГ сигнал. Поради оваа причина, ние му приоѓаме на проблемот од сосем поинаква перспектива, притоа не потпирајќи се на морфолошките карактеристики на ЕКГ сигналот.

За разлика од останатите пристапи, за креирање на методологијата претставена во оваа теза, во првиот пристап се користат податоци од само еден тип

на сензор, ЕКГ, од 51 субјект со широк опсег на возраст [16-83] и со употреба на четири различни комерцијални биосензори. Во вториот пристап, повторно се користи само ЕКГ сигналот, но собрани се податоци од 72 пациенти и пет комерцијални биосензори. Резултатите од истражувањата се наоѓаат во последните шест редици од табелата.

Во првиот пристап од методологијата [185], означен со (1) во табелата, најмалите грешки (MAE) добиени за СКП, ДКП и САП се 8.64, 18.20, 13.52 mmHg без калибрација, и 7.72, 9.45 и 8.13 mmHg со калибрација. Уште повеќе, со користење на дополнителен метод за евалуација, постигнати се грешки од 8.2, 8.0, и 13.0 mmHg, без калибрација, и 7.1, 6.7, и 10.2 mmHg со калибрација за СКП. За ДКП постигнатите грешки се 8.7, 10.1, и 12.3 mmHg, без калибрација, и 6.3, 6.7, и 14.3 mmHg, со калибрација.

Во вториот пристап, означен со (2) во табелата, со фузија на информации на повеќе нивоа, постигнати се грешки од 7.93 ± 8.16 , 6.41 ± 7.5 и 5.72 ± 6.69 mmHg (MAE \pm SD) за СКП, ДКП и САП, кога се достапни податоци од даден пациент за обука на моделите (традиционална поделба). Во случај на непознати пациенти во целост (прилагодена поделба), постигнатите грешки за СКП, ДКП, и САП се 16.60 ± 11.05 , 9.24 ± 7.85 , и 9.80 ± 8.53 . Презентираните резултати се без употреба на метод за калибрација.

4.3 Биосензори

Неодамнешните технолошки достигнувања имаат овозможено комерцијално достапни био-сензори кои непречено може да се носат без притоа да ги попречуваат активностите во секојдневниот живот. Био-сензорите даваат можност за следење на човечките витални знаци во реално време, со што се овозможува можност за превентивно и навремено известување, како и за дијагностицирање во реално време [42]. Многу од уредите, дури и оние по најниска цена на пазарот, постигнуваат разумни резултати во реални услови.

При снимање на клеточните електрични сигнали, точноста на регистрираниот сигнал и корисноста од извлекување заклучоци врз основа на тој сигнал, ја одредуваат контактната површина и компатибилноста на електродата. Кога на површината на кожата се поставуваат електроди, треба да се предвид дека надворешната површина на кожата, епидермисот, е мешавина од живи и мртви клетки. Мртвите клетки немаат цитоплазма и не ја спроведуваат соодветно електричната енергија. Уште повеќе, на кожата може да се појават масти, коишто исто така се слаби спроводници. Потењето, пак од друга страна, ја подобрува спроводливоста поради содржината на сол, односно, јони Na⁺, K⁺ и Cl⁻. Овие проблеми може да се надминат со соодветна подготовка на кожата и третмани како што се одмастување и ексфолијација на кожата.

4.3.1 Бази на податоци

Во истражувањето користени се пет различни извори на податоци, но сепак различна комбинација од нив се користи во различни експерименти заради различното време во коешто истите се измерени.

Четири од тие извори се добиени од комерцијални ЕКГ сензори, а еден е добиен од јавна база на клинички податоци која е достапна на Интернет. За да се измерат референтните вредности за СКП и ДКП, паралелно со мерењето на ЕКГ сигналите користен е електронски уред базиран на манжетна. Во клиничкиот случај референтните вредности на КП се добиени со помош на инвазивен

Табела 4.1: Споредба со претходни истражувања.

Студија	Извор	Бр. субј.	Возраст	Записи	Метод	MAE СКП	MAE ДКП	MAE САП
[65]	ФПГ	65	22-65	78	Вејалет, МПВ	5.1 ± 4.3	4.6 ± 4.3	N/A
[3]	ЕКГ, ВТП	10	24-63	150	Нумеричко решение	±5.93	±4.76	±4.23
[37]	БКГ, ECG	5	/	/	Аналитичко решение	9 ± 5.6	1.8 ± 1.3	H/B
[45]	ФПГ	16	18-48	/	Фреквенциски анализи	0.8 ± 7	0.9 ± 6	H/B
[35]	ЕКГ, ФПГ, ВПП	/	/	/	Аналитичко решение	7.49 ± 8.8	4.07 ± 5.6	H/B
[102]	ФПГ	МІМІС II [170]	возрасни	4254	Линеарна регресија, ВНМ, МПВ	13.84 ± 17.56	6.96 ± 9.16	8.54 ± 10.87
[213]	ВТП	127	/	/	Вејалет трансфор- мации	±7.63	H/B	H/B
[51]	ВТП, ФПГ	27	21-29	/	Аналитичко решение	-0.37 ± 5.21	-0.08 ± 4.06	-0.18 ± 4.13
[190]	ЕКГ + ФКГ	84	/	/	Deep RNN	[3.84-5.81] (RMSE)	[1.80-5.21] (RMSE)	
[103]	FBG сензор	77	21-87	132	PLSR, ANN	Непознато: 12±17		
[217]	Ултразвук (слики)	24	/	/	Регресија, Bland- Altman	10.21	8.23	
[139]	ФКГ	400	/	1323	DT, SVR, ABR, RFR	[4.17-7.51] (SD)	[8.90-18.54] (SD)	
[211]	ЕКГ + ФКГ	85	/	/	DNN	3.63	2.45	
[60]	рФКГ	6	20-35	/	Гаусов модел	8.42±8.81	12.34±7.10	
Прв пристап (1)	ЕКГ	51	16-83	3129	Анализа	8.64 (с: 7.72 ± 10.22)	18.20 (с: 9.45 ± 10.03)	13.52 (с: 8.13 ± 8.84)
Прв пристап (2)	ЕКГ	51	16-83	3129	на ком- плексност	8.2 (с: 7.1)	8.7 (с: 6.3)	7.9 (с: 5.4)
Прв пристап (3)	ЕКГ	51	16-83	3129	плексност	8.0 (с: 6.7)	10.1 (с: 6.7)	
Прв пристап (4)	ЕКГ	51	16-83	3129	+ МУ	13.0 (с: 10.2)	12.3 (с: 14.3)	
Втор пристап (1)	ЕКГ	72	16-83	1253		7.93 ± 8.16	6.41 ± 7.5	5.72 ± 6.69
Втор пристап (2)	ЕКГ	72	16-83	1253		16.60 ± 11.05	9.24±7.85	9.80±8.53

уред што се користи во клиничката пракса. Сите учесници вклучени во истражувањето имаат потпишано писмена согласност за нивните анонимни податоци да бидат вклучени во студијата. Секој извор на податоци е објаснет како што следува:

1. Cooking Hacks (CH) ЕКГ сензорот [41] е користен за ЕКГ мерења кај 16 учесници на возраст од 16 до 72 години. Релевантноста на овој сензор е потврдена во различни студии вклучувајќи: мониторинг во болнички средини [208], за развој на методи за проценка на ББП и ВПП [20] и докажан е како валиден и веродостоен сензор за носење во реални средини [137]. Сите мерења со овој сензор се извршени во седечка положба во времетраење од 10 до 60 секунди, со брзина на земање примероци од 125 Hz. Секој ЕКГ сигнал е придружен со референтни вредности за СКП и ДКП.
2. Три учесника на возраст од 25 до 27 години се снимени со помош на 180 eMotion FAROS [22] сензорот кој овозможува брзина на земање примероци од 1000 Hz. eMotion FAROS се потврдува дека е релевантен како медицинска опрема за снимање на ЕКГ [4]. Користен е во најнови студии за испитување на нарушувања на спиењето [133], како и за истражување на физички активности кај деца од предучилишна возраст [40]. Секој учесник во мерењата беше обврзан да го задржи сензорот прицврстен на градите најмалку 4 часа за време на неговите секојдневни активности, притоа мерејќи ги СКП и ДКП периодично, на 30 минути, или на 1 час.
3. Третиот користен сензор е Zephyr Bioharness [197] модулот, кој овозможува брзина на земање примероци од 250 Hz. Zephyr Bioharness е докажано сигурен и валиден мониторинг уред во неколку неодамнешни студии фокусирани на тестирање на валидноста и веродостојноста на модулот [99, 49, 100, 83]. Четиринаесет учесници беа евидентирани според истите критериуми користени за првиот случај, а 11 дополнителни пациенти на возраст од 20-73 години и со различна историја на болести беа измерени еднократно под надзорство на лекар (анестезиолог) во Општата болница во Целје, Словенија. Сите учесници, со исклучок на 11 пациенти регистрирани во болницата, немаат историја на проблеми со срцето. Мерењата на здрави учесници беа изведени од страна на доброволци.
4. Savvy [173] е четвртиот сензор којшто е искористен за мерење на ЕКГ кај 21 нови волонтери на возраст од 15-54 години. Релевантноста на сензорот е исто така потврдена во литературата [200, 164].
5. Петтиот извор на податоци е од клинички тип, и е преземен од Физионет (анг. Physionet) [73] базата којашто е јавно достапна за истражувања. Се работи за множеството мерења под име Charis [105]. Овие мерења се направени со болничка опрема, од страна на лекари во склоп на хируршката единица за интензивна нега на Медицинскиот центар „Роберт Вуд Џонсон“ на Универзитетот „Рутгерс“. Преземени се ЕКГ мерења, како и инвазивни мерења на КП, за 7 пациенти на возраст помеѓу 20 и 74 години со трауматски повреди на мозокот.

Сите информации се сумирани во табелата 4.2.

Табела 4.2: Опис на изворите на податоци.

Извор	Релевантност	Учесници	Старост	Состојба
Cooking hacks [41]	[208, 20, 137]	16	16–72	здрави
180°eMotion FAROS [22]	[4, 133, 40]	3	25–27	здрави
Zephyr Bioharness [197]	[99, 49, 100, 83]	25	20–73	14 здрави, 11 со нарушено здравје
Savvy [173]	[200, 164]	21	15–54	здрави
Charis [105]	Клиничка опрема	7	20–74	повреди на мозокот

4.4 Методологија

Методологијата предложена во оваа теза е развивана хронолошки, во период од две години, па соодветно претставени се две значајни целини од коишто се добиени валидирани резултати. Затоа, при описот на експериментите, на едните ќе се осврнеме како добиени од раната фаза на методологијата, или прв пристап, а на другите како добиени од подоцнежна фаза на методологијата којашто вклучува понапредни анализи, т.н. втор пристап.

Во првиот пристап покажана е врска помеѓу КП и комплексноста на ЕКГ сигналот [185]. Успешноста на анализата на комплексност е претходно докажана и за други медицински состојби [75, 43, 163]. Во ова ниво, изборот на методи и соодветни параметри најмногу е базиран на литературата. Сите чекори се прикажани на Слика 4.8, и соодветно објаснети понатаму во истото поглавје.

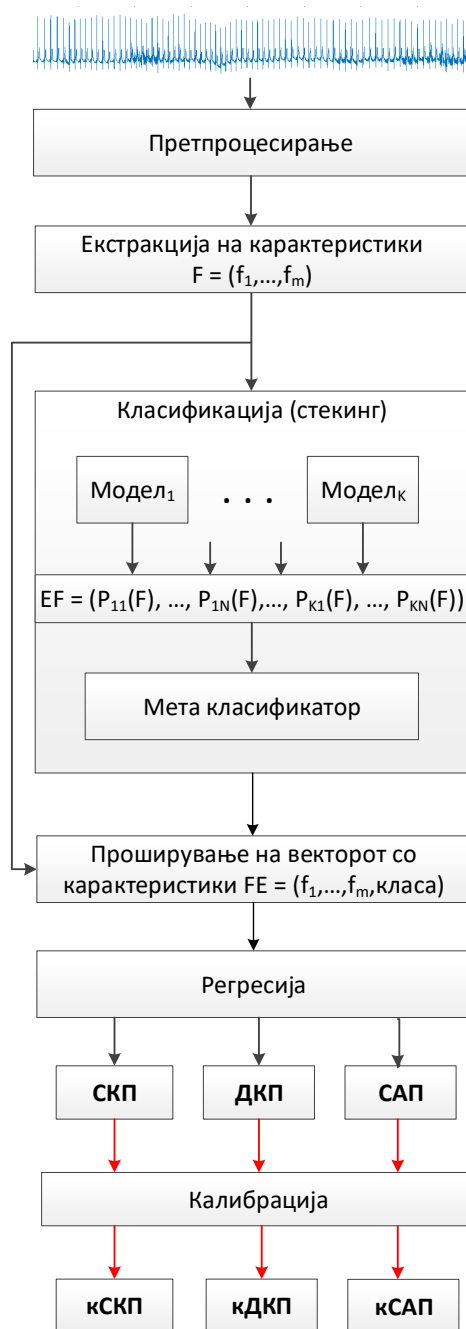
Во напредната фаза на методологијата, следена е парадигма за фузија на информации што произлегуваат од податоците, или за кои велите дека се водени од податоците (анг. data-driven) [53]. Главната идеја е да се извлечат карактеристики од ЕКГ сигнал со примена на различни поставки на параметрите, за коишто претходно се водеме според литературата. Се работи за испитување на различни должини на сигналот и различни фреквенции за отстранување на нискофреквентниот шум. Со тоа, добиени се различни множества со карактеристики врз чија основа потоа се градат регресиски модели. Применет е метод за рангирање на моделите според нивните перформанси, па според тоа, истите се фузираат со цел предвидување на единствена вредност за СКП, ДКП и САП. Целата методологија е прикажана на Слика 4.9, и соодветно објаснета понатаму во истото поглавје.

4.4.1 Претпроцесирање

Претпроцесирањето на сигналите и во двата пристапи опфаќа чистење на шум, одредување на должина на сегментите од сигналот врз коишто ќе се донесува одлука, и нивно означување согласно референтните вредности за СКП, ДКП и САП.

Прв пристап

Првата постапка се однесува на чистење на шумот кај сигналот и зачувување само на информативниот дел. ЕКГ сигналот по природа има ниска фреквенција. Препорачаната стапка на земање мостри за оформување на ЕКГ сигнал е 500 Hz. Високата фреквенција којашто се јавува, т.н. бучава во ЕКГ сигналите, е честа појава што се должи на системите за снимање, употребата на кабли, или други извори. Од друга страна, ниските артефакти што се јавуваат, се нискофреквентни шумови предизвикани од движењето на градниот кош, појави како кашлање или дишење, но и од слабиот контакт на електродите со кожата. Највообичаениот



Слика 4.8: Рана фаза на методологијата за предикција на КП од ЕКГ сигнал.

периодичен артефакт во биомедицинските сигнали се шумовите што настануваат како резултат на електричната енергија и се појавуваат на фреквенција од 50 Hz или 60 Hz.

Клиничкото ЕКГ обично се филтрира со пропусен опсег од околу [0.05 - 100] Hz [160], со препорачана стапка на земање примероци од 500 Hz за потребите на дијагностицирање. Сепак, овој пропусен опсег, ја вклучува и компонентата што се јавува на 60 Hz, па оттаму, едноставно филтрирање со ниска пропустливост (пропуштање на ниски фреквенции) нема да биде соодветно за отстранување на



Слика 4.9: Напредна фаза на методологијата за предикција на КП од ЕКГ сигнал.

шумот. Сепак, доколку се користи филтрирање со ниска пропустливост со праг помал од 60 Hz, би можело да резултира во измазнување или замаглување на QRS комплексот, како и да влијае на PQ и ST сегментите. Сепак, во ова истражување овие морфолошки карактеристики се занемарени, па се следи тврдењето дека може да се користи и намален опсег од [0.5 - 50] Hz [160], и дека 50 Hz се доволни за читање на валидна информација од ЕКГ сигналот [128].

За отстранување на нискофреквентниот шум, направени се подетални анализи заради фактот дека горната граница на тој шум се преклопува со информацијата на ЕКГ. Во почетните анализи, избран е праг од 0.3 Hz за отстранување

на тој шум врз основа на литературата во која се тврди дека со употребата на тој праг со сигурност нема да настане деформирање на ЕКГ сигналот [125]. Оттука во раната фаза на методологија, применет е филтер кој ги пропушта само фреквенциите во опсег [0.3 - 50] Hz.

Вториот дел од претпроцесирањето се однесува на сегментирање на сигналите. Емпириски е докажано дека сегменти во времетраење од 30 секунди од ЕКГ сигналите се доволни за да се создадат робусни проценки во областа на истражувањата [12, 194, 180]. Покрај тоа, оваа должина на сигналот не го надминува приближното време потребно за изведување на традиционалните мерења на КП врз база на уред со манжетни, па затоа сегменти во должина од 30 секунди се смета дека се валидни за ова истражување.

Третиот чекор во претпроцесирањето е означување (лабелирање) на сигналите согласно измерените референтни вредности за СКП и ДКП. За да се овозможи означување на ЕКГ сигналите преземени од базата со клинички податоци, континуираните артериски мерења на КП се поделени на интервали од 30 секунди, а вредностите се трансформирани во единечни СКП и ДКП вредности. За дискретните мерења на КП, не е потребно вакво претпроцесирање и нивните вредности веднаш се придружени кон соодветниот ЕКГ сигнал.

Табелата 4.3 ги претставува медицинските правила за означување на ЕКГ сигналите во однос на опсегот на СКП и ДКП [157, 2]. Проблемот што се јавува е поради причината што класите како што се дадени во табелата не се еднозначно определени, па затоа условите „И“ се проверуваат после сите останати проверки. Соседните класи се групирани за да се обезбеди класен баланс кој е неопходен за релевантни резултати при МУ. Колоната "Групирани (прв пристап)" го претставува бројот на инстанци од соодветната класа согласно првиот пристап, каде се земени сите можни сегменти од по 30 секунди, со чекор од 30 секунди, за секое ЕКГ мерење.

Втор пристап

Во вториот пристап направени се подетални анализи кои бараат различно претпроцесирање на сигналите. Најниската ЕКГ компонента познато е дека се појавува на 0.05 Hz [160], што значи дека во одреден степен настанува преклопување со нискофреквентниот шум. За да се провери ова влијание, нискофреквентниот шум е филтриран со поставување на различен праг, почнувајќи од 0.05 Hz, се до 0.5 Hz, со чекор од 0.05 Hz.

Покрај тоа, наместо да се потпираме на тврдењето дека сегменти во должина од 30 секунди се доволен извор на информации (прв пристап), во овој пристап се испитува информативноста на различни должини на сигнали, од 10, 20 и 30 секунди за секој праг посебно како што е дефинирано погоре.

Оттука, креирани се 30 различни множества коишто содржат сегменти од ЕКГ сигнали во траење од 10, 20 и 30 секунди и филтрирани со 10 прагови за отстранување на нискофреквентен шум, почнувајќи од 0.05 до 0.5 Hz, со чекор 0.05. Тоа значи дека за секој ЕКГ сигнал, креирани се 30 негови различни репрезентации.

Означувањето на податоците е согласно истите правила дадени во Табела 4.3, со тоа што бројот на инстанци во секоја од класите е даден во колона "Групирани (втор пристап)". Може да се увиди дека бројот на инстанци значително се разликува од првиот пристап. Тоа се должи на одлуката да се зема само по еден

претставник (во однос на различните должини, подоцна филтрирани со различни прагови) од секое мерење, така што ќе се добијат споредливи множества со карактеристики како што е опишано понатаму во методологијата. Оваа одлука е донесена заради фактот дека повеќето од мерењата припаѓаат во „нормалната“ класа, па повеќекратно сегментирање на ист сигнал ќе доведе до непотребно умножување на оваа класа што ќе резултира во нормална распределба на целните вредности, СКП и ДКП, што не одговара на нивната вистинска природа на појавување. За да се исфорсира што е можно поуниформна распределба на целните вредности, земен е само по еден претставник од 10, 20 и 30 секунди за даден ЕКГ сигнал. Со тоа, бројот на резултирачки сигнали соодветствува со бројот на направени мерења.

Табела 4.3: Правила за означување.

Категорија	Код	СКП (mmHg)	Логички оператор	ДКП (mmHg)
Нормална	ХПТН	<=90	ИЛИ	<=60
	Н	90-119	И	60-79
Предхипертензија	ПХТН	120-139	ИЛИ	80-89
Хипертензија	С1ХТН	140-159	ИЛИ	90-99
	С2ХТН	>=160	ИЛИ	>=100
	ИЗХТН	>=140	И	<90
	ХТНК	>=180	ИЛИ	>=110

Табела 4.4: Број на инстанци во секоја класа на КП.

Категорија	Код	Инстанци (прв пристап)	Групирани (прв пристап)	Инстанци (втор пристап)	Групирани (втор пристап)
Нормална	ХПТН	25	312	51	412
	Н	287		361	
Прехипертензија	ПХТН	1091	1091	426	426
Хипертензија	С1ХТН	83	1726	63	415
	С2ХТН	12		328	
	ИЗХТН	1605		17	
	ХТНК	26		7	

Табела 4.5 го претставува вкупниот број на инстанци, односно примероци на сигнали добиени од секој сензор во првиот пристап. Со тоа се гледа покриеноста на класите во рамките на секој сензор. Треба да се нагласи дека во првиот пристап користени се 4 сензори (без Savvy). Тоа е заради фактот дека до тој момент петтиот сензор сеуште не е достапен за вршење на мерења.

Табела 4.5: Покриеност на класите во рамките на секој сензор во првиот пристап.

Сензор/Класа	0	1	2
СН	197	85	15
Faros	4	25	6
Zephyr	44	28	24
Charis	67	953	1681
Вкупно	312	1091	172

Во вториот пристап, направени се мерења со уште еден сензор (Savvy). После означувањето на податоците, распределбата на класи по сензори е дадена во Табела 4.6.

Табела 4.6: Покриеност на класите во рамките на секој сензор во вториот пристап.

Сензор/Класа	0	1	2
CH	147	39	9
Faros	4	25	6
Zephyr	40	26	19
Savvy	144	110	59
Charis	77	226	322
Вкупно	412	426	415

4.4.2 Екстракција на карактеристики - теорија на комплексност

Комплексноста на брановите форми во некои сигнали, како што се ЕКГ, ЕЕГ, ЕМГ и ФКГ, се разликуваат во однос на физиолошките и патолошките феномени. Анализата на сложеност на таквите сигнали може да помогне во разбирањето на процесите што ги одразуваат. Сè поголем е интересот за нелинеарни динамички анализи на биомедицински сигнали со користење на методи на фрактали, теорија на хаос и нелинеарни моделирања.

Вообичаено, ЕКГ сигналите се обработуваат за да се извлечат и анализираат морфолошките карактеристики на сигналот [33, 210, 219, 74, 153, 209, 143]. За разлика од овие пристапи, во оваа теза се користи анализа на сложеност за претставување на информациите кодирани во ЕКГ сигналите и моделирање на односот со СКП, ДКП и САП вредностите, следејќи специфичен дизајн на МУ. Во ова истражување се следи претпоставката дека нормален и здрав биомедицински систем е многу комплексен, а откако ќе се појави абнормалност, неговата комплексност опаѓа [140, 75, 21, 218, 43, 163]. Со оглед на истражувањата сродни на проблемот што се истражува [131, 136, 55, 31], избрани се пет метрики како функции за моделирање на сложеноста на ЕКГ сигналите: мобилност на сигналот, сложеност на сигналот, фрактална димензија, ентропија и автокорелација. Анализата на сложеност се поставува како независна од каналот на ЕКГ мерењето.

Во раната фаза на методологијата додадена е и возраста на учесникот како дополнителна метрика во векторот со карактеристики. Во подоцнежната верзија на методологијата, оваа метрика е исфрлена заради опасност од креирање на пристрасност на моделот кон учесникот заради фактот дека во податочните множества не постојат мерења од секоја класа за секоја возраст, па моделот не би имал доволен број на податоци за правилна обука.

Секоја функција е формално опишана како што следува.

Мобилност

Мобилноста на сигналот е квантитативна мерка за нивото на варијација во сигналот. Нека x_i , $i = 1, \dots, N$ е ЕКГ сигналот со должина N и со $d_j = x_{j+1} - x_j$ нека се претставени варијациите од прв ред. Тогаш факторите од прв ред, S_0 и S_1 , се пресметуваат како:

$$S_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}} \quad (4.1)$$

$$S_1 = \sqrt{\frac{\sum_{j=2}^{N-1} d_j^2}{N-1}} \quad (4.2)$$

Односот помеѓу S_1 и S_0 ја дава мобилноста на сигналот:

$$\text{Mobility} = \frac{S_1}{S_0}, \quad (4.3)$$

Комплексност

Со дадени варијациите од прв ред на ЕКГ сигналот, $d_j, j = 1, \dots, N-1$, варијациите од втор ред се преставени со $g_k = d_{k+1} - d_k$. Тогаш, факторот од втор ред се пресметува како:

$$S_2 = \sqrt{\frac{\sum_{k=3}^{N-2} g_k^2}{N-2}}, \quad (4.4)$$

За пресметување на двете метрики, мобилност и комплексност, користен е методот на Хјорт [113].

Фрактална димензија

Фракталната димензија е една од најважните мерки за сложеност што ја изразува комплексноста на сигналот и многу се користи во техниките за обработка на биомедицински сигнали.

ФД е мерка за сличност на сигналот со самиот себе и опишува фундаментални шеми скриени во сигналот со зголемување и споредба на различни делови од него. На пример, да претпоставиме дека сме го испечатиле сигналот на парче хартија и дека имаме неколку лупи со различна зголемувачка моќ. Ако на почеток го погледнеме сигналот без употреба на лупа, а потоа се фокусираме на еден дел од него со употреба на лупа, ќе забележиме дека делот што го гледаме под лупа има високо ниво на сличност со останатиот сигнал. Доколку продолжиме да се фокусираме на се помали и помали делови од сигналот, и истите ги зголемуваме со лупи се повеќе и повеќе, ќе забележиме помалку или повеќе слични шеми на повторување.

Методот на Хигучи [89] е еден од најпрецизните и најефикасните методи за проценка на нивото на сличност на сигналот со самиот себе. Предложениот метод, ја одредува ФД на сигналот со проценка на должината на сигналот реконструиран во различни временски интервали. Во оваа теза, за пресметување на ФД, користен е алгоритмот на Хигучи [6] со поставување на параметрите како што е опишано во [52].

За временска серија X која се состои од N точки, прво се формираат k под-серији со различна резолуција, почнувајќи од некое време $m = 1, \dots, k$. За секое k од 1 до k_{max} , се пресметува просечната должината како просек од должините l_k за $m = 1, \dots, k$. ФД е односот помеѓу $\ln(l(k))$ и $\ln(1/k)$. Сето тоа формално е прикажано на следниот начин:

$$X_k^m : x(m), x(m+k), x(m+2k), \dots, x(m + \lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k) \quad (4.5)$$

Должината на кривата $X_k^m, l(k)$ се пресметува како:

$$l(k) = \frac{(\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor} |x(m+ik) - x(m+(i-1)k)|)(N-1)}{(\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor)k} \quad (4.6)$$

Фракталните својства се забележани во неколку физиолошки структури и процеси. Многу анатомски структури имаат фрактален изглед, на пример, коронарните артерии, венските и бронхијалните разгранувања, одредени снопови на мускулни влакна, како и мрежата на Хис-Пуркине за дистрибуција на деполяризацискиот стимулус во коморите [70]. Исто така, и многу други појави имаат фрактална природа, како што е електрогенезата на QRS комплексот во ЕКГ сигналот [1] и ритмот на здраво срце, којшто иако не е редовен, сепак е фрактал со висок степен на варијабилност [72, 71].

Познато е дека многу биолошки системи стануваат се помалку сложени како што стареат. Проучувањето на ФД на ЕЕГ сигнали земени од припадници во различни возрастни групи укажува дека, како што стареат луѓето, нивната ФД се намалува [140]. Понатаму, прикажана е анализа на ЕЕГ сигнали кај стаорци и како со употреба на ФД може да се опишат различните состојби на мозокот, пред и после напад [119]. Слично, оваа мерка е употребена и во студија за мерење на ефектите на анестезијата врз активноста на мозокот. Забележано е дека ФД опаѓа кога анестезијата се продлабочува и дека тоа е корисна мерка за проценка на длабочината на анестезијата [122]. Во друга студија, проучувани се акцелерациски сигнали добиени од зглобовите на прстите кај пациенти од три вида на заболувања на коските. Проучувањето на ФД покажало дека има значителни разлики помеѓу трите групи на пациенти [179]. Фрактална анализа е применета и на слики на дојка од мамограми [161].

Ентропија

Во теоријата на информации, ентропијата е мерка за мерење на количеството информација во дадена променлива. Таа е мерка за неред и според неа може да се прави разлика помеѓу едноставните и послофистицирани сигнали. Ентропијата на сигнали како ЕЕГ и ЕКГ може да се искористи за откривање или предвидување на појавата на одредени болести. Во повеќето случаи, намалувањето на ентропијата е поврзана со појавата на болест [221]. Затоа, висококомплексните сигнали често се смета дека имаат нормална функција.

Количеството на информација е прикажано преку концептот на веројатност. Нека p_i ја означува веројатноста за секое x_i од ЕКГ сигналот X за $i = 1, \dots, N - 1$. Тогаш, ентропијата се пресметува како:

$$Entropy = \sum_{i=0}^{N-1} p_i \log\left(\frac{1}{p_i}\right) \quad (4.7)$$

Автокорелација

Функцијата на автокорелација ја пресметува сличноста на сигналот со неговите поместени верзии. Нека τ е вредноста на поместување. Тогаш, автокорелацијата се пресметува како:

$$r_{xx}(\tau) = \int_{-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(t)x(t-\tau)p_{xx}(x(t), x(t-\tau))dt, \quad (4.8)$$

каде $p_{xx}(x(t), x(t-\tau))$ ја претставува здружената густина на распределба на $x(t)$ и $x(t-\tau)$.

Интересна карактеристика на оваа функција е нејзината способност за откривање на периодичност во стохастички сигнали. Секоја периодичност во сигналот се претставува со појавата на врв кој може квантитативно да се измери. И

не само што ја открива периодичноста, туку ги мери и главните карактеристики на оваа периодичност, како што е периодот на осцилација. Друга карактеристика на автокорелациската функција е вредноста на τ во која функцијата го достигнува својот максимум. Функцијата го достигнува својот максимум за $\tau = 0$, бидејќи во тој случај сигналот се споредува со самиот себе.

Уште една интересна карактеристика на функцијата на автокорелација е нејзиното пресметување за белиот шум. Од дефиницијата за белиот шум, знаеме дека не постои зависност или корелација помеѓу случајните променливи во последователни времиња t . Ова значи дека за секоја вредност кога $\tau \neq 0$, функцијата за автокорелација е 0, т.е., нема автокорелација. Исто така, знаеме дека сличноста на сигналот со самиот себе е максимална. Ова значи дека автокорелациската функција за белиот шум е истата (импулсна) функција којашто има голема вредност во почетокот ($\tau = 0$) и вредност 0 за сите останати τ .

Главната примена на оваа функција е идентификување на потенцијалниот причинско-последичен ефект помеѓу случајни процеси. Да претпоставиме дека треба да откриеме дали постои врска помеѓу сигналот на КП $y(t)$ и ЕКГ снимките на пациент, $x(t)$, кои се измерени еден час по КП, односно, $\tau = 1$. Ако функцијата на автокорелација покажува врв во $\tau = 1$, тогаш може да се утврди дека може да има некоја врска помеѓу КП и електричната активност на срцето, односно, ЕКГ. Покрај овој пример, постојат и многу други фактори како што се физичката активност и исхраната чии потенцијални ефекти врз функцијата на срцето може да се истражат со користење на функцијата на вкрстена корелација.

Возраст

Релацијата помеѓу возраста и КП е докажана со математички модел [115] којшто го објаснува ефектот на големината на крвните садови врз протокот на крвта. Всушност, возраста придонесува за промените што настануваат во артериските садови и прават крвните садови да станат цврсти и нееластични, а со тоа се предизвикува и зголемување на брзината на бранот на притисокот. Како последица, рефлектираниот бран на притисок, исто така ќе забрза враќајќи се назад кон срцето, со што ќе предизвика зголемен систоличен притисок за справување со товарот [115]. Заради ова влијание, во раната фаза на методологијата, првиот пристап, вклучена е и возраста на субјектите како дел од векторот со карактеристики. Возраста е мапирана во пет категории, согласно категориите предложени во литературата [11]. Правилата за мапирање на возраста во соодветна категорија се дадени во Табела 4.7.

Табела 4.7: Правила за мапирање на возраста на субјектите во соодветна категорија.

Категорија	Ранг
Адолесценција	12–20
Рана зрелост	21–35
Средновечност	36–50
Зрела зрелост	51–80
Доцна зрелост	>80

Откако се објаснети карактеристиките што ќе се користат за опишување на ЕКГ сигналите, важно е да се посочи дека со оглед на претпроцесирањето во

првиот пристап, карактеристиките се пресметани на едно множество од ЕКГ сигнали, сите сегментирани на 30 секунди и исфилтрирани со праг од 0.3 Hz за отстранување на нискофреквентниот шум.

4.4.3 Креирање класификациски модели

Класификацијата е спроведена со следење на специфичен дизајн на МУ, којшто е комбинација од повеќе методи со цел моделирање на различни структури во податоците. За проблемот на предвидување на класата на КП, употребени се седум различни алгоритми, и тоа:

1. КНН - за разгледување на меѓусебната сличност [97];
2. J48 - со кој ја разгледуваме информациската придобивка на функциите [152];
3. НБ - да се разгледа силна независност меѓу карактеристиките [166];
4. SVM - за препознавање на репрезентативните (подржувачки) вектори на секоја класа [88];
5. РФ - за комбинирање на повеќе модели изградени на различни карактеристики [123];
6. БЕГ - да се воведат повеќекратно земање на тренинг множества како начин за намалување на варијансата на J48 алгоритмот [27]; и
7. БСТ - да се воведат поголема тежина на погрешно класифицираните инстанци во претходниот модел со цел подобрување на учењето во следниот модел [63].

Со оглед на векторот со карактеристики, што беше добиен со користење на претходно опишаната процедура за анализа на сложеност, секој од седумте класификатори создава веројатности [84] за припадност на инстанците од обучувачкото множество во секоја од класите дефинирани во Табела 4.3. Произведените веројатности, $p_{11}(F), \dots, p_{KN}(F)$, за секој карактеристичен вектор F , за секој класификатор $K = 1, \dots, 7$ за секоја класа на КП, $N = 1, \dots, 3$ се агрегирани во нови вектори со карактеристики коишто се внесуваат во единствен мета-класификатор [26], кој во овој случај е експериментално избран да биде методот РФ. Излезот на мета-класификаторот е нова карактеристика што се воведува во почетниот вектор на карактеристики за понатамошно градење на регресиски модели.

Во првиот пристап овој метод е употребен со цел одредување на лабела (класа на КП) на влезните вектори со карактеристики (метрики на комплексност и возраста како дополнителна карактеристика во векторот).

Во вториот пристап, влез се векторите коишто ги вклучуваат само метриките на комплексност (без возраста), и целта на мета-класификаторот е да произведе веројатности за дадениот вектор со карактеристики да припаѓа на секоја од класите на КП (0, 1 и 2). За секоја конфигурација, како што е опишано во Глава 4.4.1, класификаторот е обучен со користење на множество за обучување и тестиран е врз множество за валидација. Постапката се повторува m пати за различен избор на обучувачко и валидациско множество. Идејата зад повеќекратната поделба на обучувачко и валидациско множество во секоја конфигурација, е да се добие најдобриот избор на обучувачко множество, за коешто се верува дека понатаму ќе биде релевантно за градење на регресиски модели. Така, за секоја конфигурација, после оваа постапка, креирани се m класификатори.

4.4.4 Рангирање на класификатори

Овој модул се однесува само на напредната фаза на методологијата прикажана на Слика 4.9, претставена како втор пристап во тезата. Идејата е дека развиените модели со пристапот на МУ треба соодветно да се евалуираат, за да се избере најдобриот модел за специфично сценарио [47]. Показатели за успешност на моделот можат да бидат различни метрики за евалуација со различни особини преку коишто се опишува квалитетот на моделите. Постојат студии во коишто истражувачите го избираат најдобриот модел врз основа на само една метрика [18, 48], но неодамна истражувачите се интересираат за целокупната ефикасност на моделите, земајќи во предвид неколку метрики одеднаш со цел донесување на општ заклучок.

Целта е да се избере најдобрата конфигурација (најдобро обучувачко множество) во рамките на секоја од 30те конфигурации опишани во Глава 4.4.2.

Секоја метрика за евалуација има различна моќ, па наместо да се користи една, фокусот е на 17 метрики низ коишто ги мериме перформансите на класификаторите. Секоја од нив е опишана како што следува:

- Точност - Оваа метрика е најчесто користена и го претставува односот (процентот) на точни предвидувања од вкупниот број на предвидувања.
- Капа - го споредува бројот на точно класифицирани инстанци (набљудувана точност), со очекуваната точност (земајќи ги во предвид бројот на инстанци во секоја класа, со бројот на точно класифицирани инстанци).
- ПР - го доловува ефектот на голем број негативни примери како резултат на класификацијата, со споредба на ФП со ТП, а не со ТН, т.е. мери колку од предвидените инстанци се вистински позитивни.
- Р - за да се измери колку од ТП инстанците се предвидени.
- Ф - го мери односот помеѓу ПР и Р, давајќи им притоа еднаква важност на двете метрики.
- ПРК - кривата ПР-Р не ги зема во предвид ТН, бидејќи ТН не е дел ниту од ПР ниту од Р. Со оглед на фактот што во нашето истражување има повеќе негативни (нормален КП) од позитивни (хипертензија), ПРК може да биде многу информативна метрика за перформансите на класификаторот. Ако на графикот класификаторот се најде во горниот десен агол, тоа значи дека класификаторот ги погодува ТП без ниту еден ФП и ФН. Ова значи дека сме добиле совршен класификатор.
- РОК - оваа крива ја претставува стапката на вистински позитивните (ТПР), наспроти стапката на лажно позитивните (ФПР). Оттука, доколку класификаторот се најде во горниот лев агол, значи дека воопшто не се појавуваат ФП и со тоа класификаторот е совршен класификатор.
- КОР - ги зема во предвид сите четири метрики ТП, ФП, ТН и ФН за да се пресмета коефициентот на корелација помеѓу вистинските и предвидените лабели [202].
- РАЕ - е мерка за грешка во споредба со едноставен (прост) класификатор, што значи дека ја зема тоталната апсолутна грешка и ја нормализира со тоа што ја дели со грешката на едноставниот класификатор.

- РРСЕ - ја зема вкупната квадратна грешка и ја нормализира со квадратната грешка на едноставниот класификатор. Квадратен корен од оваа грешка ќе ја намали грешката во исти димензии како проблемот што се разгледува.
- РМСЕ - ја објаснува стандардната девијација на грешката за предвидување;
- ИНФ - квантифицира колку класификаторот е информиран за дадената класа. Дава информација за тоа колку конзистентно класификаторот ја предвидува класата [156].
- МАР - квантифицира како е одбележана класата за специфицираниот класификатор, т.е. колку конзистентно класата го има класификаторот како маркер со комбинирање на мерките за точни класификации [156].
- МФ - прави агрегација на придонесите на сите класи за пресметка на просечната F-мерка со оглед на вкупните ТП, ФН и ФП.
- ЈЛ - ја претставува веројатноста на предвидувањето со оглед на вистинската класа.
- МИ - мери дали вистинските и предвидените ознаки се статистички зависни.
- ПРС - за да се измери дали набљудуваните и очекуваните фреквенции се исти со споредба на табелата на предвидени со онаа на вистинските вредности.

Бидејќи имаме повеќекласен проблем, сите вредности се соодветно пондерирани.

PROMETHEE II

Еден начин да се оценат перформансите на даден модел се однесува на целото множество метрики според коишто моделот се евалуира. Овие метрики (критериуми) може да се максимизираат или минимизираат, во зависност од посакуваната вредност на метриката (помала или поголема). За оваа проблематика, се користат PROMETHEE II методите [9] што го решаваат проблемот на оценување на најчесто спротиставени метрики. Тие се применуваат во различни области како што се: бизнис, хемија, производство, општествени науки, земјоделство и медицина [9, 95, 142], а неодамна, се користени и за оценка на оптимизациски алгоритми [53].

Во ова истражување, идејата зад овој процес е да се избере најдобриот модел што може да се добие во рамките на секоја конфигурација (како што е објаснето погоре). За таа цел треба да се рангираат класификаторите земајќи ги во предвид сите метрики за евалуација на перформансите, коишто претходно ги објаснивме во истото поглавје.

Нека бројот на користени метрики е p . Треба да се направи споредба меѓу m класификатори (алтернативи) во однос на метриците за оценка на перформансите p (критериуми). Еден начин да се направи тоа е да се користат PROMETHEE методите. Тие се користат за донесување на одлуки во случај на низа алтернативи, според некаков збир на често спротиставени критериуми. За методот, изградена е евалуациска матрица, во којашто секоја алтернатива се проценува за секој критериум. Методот врши парни споредби помеѓу сите алтернативи за секој критериум за да обезбеди, или целосно, или делумно рангирање на алтернативи.

Нека $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ е множество на класификатори што треба да се споредат во однос на множество од евалуациски метрики за оцена на перформанси $PM = \{pm_1, pm_2, \dots, pm_n\}$. Добиената матрица на одлуки е $m \times p$ матрица (Табела 4.8) којашто ги содржи добиените вредности за класификаторите за секој PM посебно.

Табела 4.8: Decision matrix

	pm_1	pm_2	...	pm_p
C_1	$pm_1(C_1)$	$pm_2(C_1)$...	$pm_p(C_1)$
C_2	$pm_1(C_2)$	$pm_2(C_2)$...	$pm_p(C_2)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
C_m	$pm_1(C_m)$	$pm_2(C_m)$...	$pm_p(C_m)$

Функцијата за предност во перформанси за два класификатори се дефинира како степен на предност на класификатор C_1 над класификатор C_2 дадена со следнава равенка:

$$P_j(C_1, C_2) = \begin{cases} p_j(d_j(C_1, C_2)), & \text{ако се преферира максимизација} \\ p_j(-d_j(C_1, C_2)), & \text{ако се преферира минимизација} \end{cases} \quad (4.9)$$

каде што $d_j(C_1, C_2) = pm_j(C_1) - pm_j(C_2)$ е разликата помеѓу вредностите на класификаторите за метриците pm_j , и $p_j(\cdot)$ е генерализирана функција за предност доделена на секоја метрика. Постојат шест видови на генерализирани функции за предност [25]. Некои од нив бараат одредени параметри што треба да се дефинираат, како што се параметрите и праговите на индиферентност. Предност на прагот е најмалата количина што се претпоставува како преференција, додека прагот на индиферентност е најголемата разлика што се смета за незначителна. Во ова истражување се користи генерализирана функција на предност со т.н. V-облик, за секоја метрика посебно, и со поставување на прагот на предност, q , на максималната разлика што постои за секоја метрика во секоја конфигурација. Равенката за оваа функција е дадена во Равенка 4.10, и со неа, сите вредности на разлики се земаат во предвид со употреба на линеарна функција.

$$p(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \frac{x}{q}, & 0 \leq x \leq q, \\ 1, & x > q \end{cases} \quad (4.10)$$

По изборот на функцијата за приоритет за секој PM , следниот чекор е да се дефинира просечниот индекс на предност. Просечниот индекс на предност за секој пар на класификатори обезбедува информации за глобална споредба помеѓу нив со користење на сите метрики. Просечниот индекс на предност може да се пресмета како:

$$\pi(C_1, C_2) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p w_j P_j(C_1, C_2), \quad (4.11)$$

каде што w_j ја претставува тежината на PM_j . Колку е повисока вредноста на тежината на даден PM , толку е поголема нејзината релативна важност. Изборот на тежини е клучен чекор во методот PROMETHEE II, бидејќи ги дефинира

приоритетите што ги користи одлуката. Во овој случај, користен е методот на Шенонова ентропија [53]. Просечниот индекс на предност не е симетрична функција, па $\pi(C_1, C_2) \neq \pi(C_2, C_1)$.

За рангирање на класификаторите, треба да се пресмета и разликата помеѓу позитивната предност, $\phi(C_i^+)$, и негативната предност, $\phi(C_i^-)$. Позитивната предност ни дава информација како даден класификатор е глобално подобар од останатите, додека негативната предност ни кажува како дадениот класификатор „заостанува“ во однос на останатите. Позитивната предност е дефинирана како:

$$\phi(C_i^+) = \frac{1}{(m-1)} \sum_{x \in C} \pi(C_i, x), \quad (4.12)$$

додека негативната предност е дефинирана како:

$$\phi(C_i^-) = \frac{1}{(m-1)} \sum_{x \in C} \pi(x, C_i). \quad (4.13)$$

Разликата помеѓу нив е:

$$\phi(C_i) = \phi(C_i^+) - \phi(C_i^-). \quad (4.14)$$

PROMETHEE II методот ги рангира класификаторите со нивно подредување според опаѓачките вредности на дефинираната разлика.

4.4.5 Креирање регресиски модели

Прв пристап

Во првиот пристап, избрано е најдоброто обучувачко множество според Капа статистиката и истото е искористено за креирање на три регресиски модели за предвидување на СКП, ДКП и САП. САП е вредност која се изведува од дадените вредности на СКП и ДКП на следниот начин:

$$\text{САП} = \frac{\text{СКП} + 2 \times \text{ДКП}}{3} \quad (4.15)$$

Специфично кај овој пристап е што векторите со карактеристики се проширени, вклучувајќи ја и класата на КП. При креирање на обучувачките вектори, класата на КП е вистинската класа на КП, додека при тестирање на методата, тестирачкото множество прво поминува низ изградениот класификатор со што му се одредува класата, па заедно со предвидената класа и останатите карактеристики, поминува низ трите модели за одредување на СКП, ДКП и САП, како што е опишано на Слика 4.8.

Калибрацијата може да биде сериозен проблем кога се користат повеќе физиолошки сигнали [214], но исто така е чест проблем при развивањето на системи за предвидување на КП. Вообичаено е моделите да се калибрираат со податоци од субјектите. Тој процес е уште познат како персонализација на моделите [96]. Во овој пристап, наместо користење на податоци од субјектите, калибрацијата се постигнува со разгледување на распределбата на веројатностите на грешките што се произведени од предвидувањата на СКП, ДКП и САП од множеството субјекти користени за валидација на моделите.

Втор пристап

Во вториот пристап, по рангирањето на класификаторите во рамките на секоја конфигурација, се селектираат најдобрите обучувачки множества во секоја конфигурација и се креираат регресиските модели. При градење на моделите, во векторот со карактеристики не влегува класата на КП, туку самото обучувачко множество се дели на три посебни подмножества врз основа на вистинската класа на КП, и за секое подмножество се гради по еден повеќецелен (анг. multi-target) регресиски модел [220, 28] за предвидување на СКП, ДКП и САП. Одлучено е да се користи ваков дизајн за подоцнежна фузија на информации од секој модел посебно со цел поверодостојно предвидување. Дополнително, експериментално е покажано дека класата на КП е првиот атрибут според којшто регресиското дрво одлучува, па според тоа, одлучено е да се прават модели во рамките на секоја класа.

Во оваа фаза се изведени три повеќецелни регресиски модели, каде што целите се СКП, ДКП и САП вредностите. Трите повеќецелни регресии се однесуваат на трите различни класи на КП и затоа добиени се MR_{ij} модели, означувајќи ги класите со $i = 0, \dots, 2$, а со $j = 0, \dots, 2$ означувајќи ги целите СКП, ДКП и САП. Секој повеќецелен модел е спој од предвидувачки кластерирачки дрва (метод на РФ), коишто ги генерализираат класификациските дрва [107].

Идејата во оваа фаза е да ги спои веројатностите произведени од мета - класификаторот (објаснет за вториот пристап во Глава 4.4.3) со вредностите предвидени со MR моделите. Оттука, конечните предвидувања за СКП, ДКП и САП, се добиени на следниов начин:

$$\text{СКП} = \sum_{i=0}^2 p_i MR_{i0}; \quad (4.16)$$

$$\text{ДКП} = \sum_{i=0}^2 p_i MR_{i1}; \quad (4.17)$$

$$\text{САП} = \sum_{i=0}^2 p_i MR_{i2}; \quad (4.18)$$

каде p_0, p_1 , и p_2 се веројатностите за даден вектор со карактеристики да припаѓа во секоја од класите на КП како што е дефинирано.

4.4.6 Рангирање на регресиски модели

Откако ќе се изградат регресиските модели, методологијата што се користи за рангирање на класификаторите се користи повторно за рангирање на регресиските модели, со разлика во метриците користени за евалуација на перформансите на моделите. Секоја е објаснета како што следи:

- ПКОР - ја претставува корелацијата помеѓу вистинските и предвидените вредности, со пресметување на Персоновиот коефициент на корелација.
- МСЕ - е просекот на квадратните разлики помеѓу предвидените и реалните вредности и покажува колку податоците се концентрирани околу линијата на најдобро совпаѓање.
- МАЕ - е просечната грешка добиена од апсолутните разлики помеѓу вистинските и предвидените вредности.

- RMSE - се користи за да им се даде поголема тежина за големите грешки, што е особено важно за проблемот на предвидување на КП. Затоа, прво се квадрираат разликите помеѓу вистинските и предвидените вредности, потоа се зема средна вредност и на крај се зема квадратен корен од просекот.

Користејќи ја претходно објаснетата методологија во Глава 4.4.4, регресиските модели се рангираат земајќи ги во предвид информациите од секоја метрика.

4.4.7 Фузија на регресиски модели

Во истражувањето објавено во [80], направен е сеопфатен преглед на најновите техники за фузија на повеќе-сензорски податоци наменети за мерење на физиолошки сигнали. Овој пристап има особена примена во препознавање активност [151], емоции [82, 192] и здравствена состојба во целост [177]. Сепак, за да се постигне фузија на повеќе-сензорски податоци, потребни се посоефицирани техники за обработка на сигналите, со оглед на фактот дека сензорските уреди се со ограничени ресурси во смисла на компјутерска моќ и капацитет на складирање. Иако, фузијата на информации ветува дека ќе се добијат порелевантни резултати, сепак, потребно е развивање на соодветни апликации за примена на покомплексни методи за претходна обработка на сигналот, екстракција на карактеристики и МУ. Затоа претставената методологија е развивана во таа насока.

Главната цел на предложената методологија е да ги спои информациите од секоја конфигурација со цел да се предвидат вредностите на СКП, ДКП и САП. Поради оваа причина, фузијата на информации се врши со комбинирање на информациите од сите регресиски модели (т.е. моделите од сите конфигурации) со користење на влијанието на секој од нив. Влијанието доаѓа од ранговите на најдобрите обучувачки и валидациски множества (избрани во рамките на секоја конфигурација) на коишто регресиските модели се обучени и оценети, но овој пат, рангирани врз основа на нивната класификациска моќ во однос на различните конфигурации. Така, откако регресискиот модел ќе предвиди вредност, тогаш оваа вредност се множи со вредноста на рангирање на конфигурацијата од којашто е изграден моделот на регресија. Имајќи ги предвидувањата на сите регресиски модели помножени со нивните рангови, истите се сумирани за да произведат по едно единствено СКП, ДКП и САП предвидување.

Формално, нека P е ЕКГ сигналот на пациентот за кој треба да се предвидат СКП, ДКП и САП. Ако го обележиме рангот на i -тата конфигурација со R_i , а вкупниот број на модели со T , нормализираниот ранг NR_i се пресметува на следниот начин:

$$NR_i = \frac{\frac{(T-R_i)}{T}}{\sum_{i=1}^T \frac{(T-R_i)}{T}} \quad (4.19)$$

Конечно, предвидените вредности на СКП, ДКП и САП се добиваат како збир на придонеси од сите модели. Нека со FP ја означиме сплотената (фузирана) предвидена вредност (која може да биде вредност за СКП, ДКП или САП), NR е нормализираниот ранг, а p е предвидената вредност. Потоа, предвидувањата може да се пресметаат како очекувана вредност од сите конфигурации, што е збир на сите предвидувања, помножени со соодветните рангови на одредена конфигурација, како што е објаснето, во следнава равенка:

$$FP = \sum_{i=1}^T p_i NR_i \quad (4.20)$$

4.5 Експерименти и резултати

4.5.1 Прв пристап

Евалуација 1

Во првиот пристап, субјектите на случаен начин се поделени во три различни дисјунктни множества, од кои 60% од субјектите се вклучени во обука, 10% во валидација и 30% во тестирање. Дисјунктноста на множествата не подразбира само непреклопување на инстанците, туку и непреклопување на субјектите, во смисла дека, доколку еден субјект се најде во едно од множествата, истиот не може да се појави во останатите две множества. Изработени се четири различни модели. Прв е класификацискиот модел за предвидување на класата на КП, којашто е потребна за трите различни регресиски модели изградени за да ги предвидат вистинските вредности на СКП, ДКП и САП.

Во првиот пристап, после фазата на претпроцесирање и екстракција на карактеристики создадени се вкупно 3129 вектори кои содржат седум карактеристики претставени во три класи на КП: нормална, прехипертензија и хипертензија, распределени како што е прикажано во колона „Прв пристап“ во Табела 4.4. Со оглед на тоа дека излезот од класификацискиот модел е многу важен и влегува како дел од векторите со карактеристики врз кои се изградени моделите на регресија, избран е моделот за класификација којшто се покажа како најдобар помеѓу 100-те експерименти направени со избор на различна комбинација на обучувачки, валидациски и тест множества. Перформансите на секој класификатор се оценети преку Капа статистиката, којашто, покрај точноста на класификаторот, ја зема предвид и можноста за погодување на класата случајно, како што е опишано во Формула 4.21.

$$\text{Капа} = \frac{\text{УспешностНаТековенКласификатор} - \text{УспешностНаСлучаенКласификатор}}{1 - \text{УспешностНаСлучаенКласификатор}} \quad (4.21)$$

По евалуацијата на валидациските множества во секоја од 100-те итерации, бројот на модели кандидати за избор на најдобро обучувачко множество е намален на осум модели за коишто е добиена Капа статистика од над 0.40. За сите осум случаи, изградени се регресиски модели за предвидување на СКП, ДКП и САП. Точноста, Капа статистиката од класификацијата и грешките во единица mmHg добиени од евалуација на регресиските модели се прикажани во Табела 4.9.

Изборот на најдобар модел зависи од перформансите на регресиските модели создадени за секој од осумте обучувачки множества избрани според Капа статистиката, земајќи ги предвид грешките и корелацијата помеѓу вистинските и предвидените вредности на КП во множеството за валидација.

Три посебни модели за предвидување на СКП, ДКП и САП беа создадени за секој од кандидатите за обучувачко множество коишто покажаа најголема прецизност при тестирањето со валидациските множества. Оригиналните класи на КП во обучувачките множества беа искористени за проширување на почетните вектори со карактеристики и со тоа направена е подготовка на податоците за регресија, како што е прикажано на Слика 4.8.

Моделите за регресија беа оценети со помош на метриците MAE и RMSE. MAE е просечната грешка добиена од апсолутните разлики помеѓу вистинските,

Табела 4.9: Евалуација на класификација и регресија на валидациски множества.

Точност (%)	Капа	MAE СКП	MAE ДКП	MAE САП	RMSE СКП	RMSE ДКП	RMSE САП	ПКОР
73.04	0.40	5.39	7.01	5.08	7.17	8.16	6.50	0.39
89.80	0.40	6.51	4.68	5.32	7.93	5.97	6.57	0.35
76.79	0.55	9.47	7.54	7.93	14.68	11.47	12.10	0.44
91.76	0.76	5.17	7.99	5.20	7.82	8.98	6.47	0.27
78.05	0.60	13.27	9.21	4.59	17.24	11.77	6.43	0.77
85.71	0.78	7.86	9.62	6.00	9.46	11.19	7.44	0.77
87.50	0.76	7.38	8.47	7.69	9.72	10.57	9.60	0.87
76.00	0.58	10.13	6.38	7.97	13.04	8.65	9.86	0.35

a_i и предвидените вредности p_i , за $i = 1, \dots, n$, каде што n е бројот од инстанци по субјект. MAE ги вреднува сите разлики подеднакво и се пресметува како:

$$\text{MAE} = \frac{\sum_1^n |p_i - a_i|}{n} \quad (4.22)$$

За да се добие повисока тежина за големите грешки, што е важно за проблемот со КП, разликите помеѓу вистинските и предвидените вредности прво се квадрирани, потоа е земен просек, и на крај земен е квадратен корен од просекот. RMSE се пресметува според следната формула:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_1^n |p_i - a_i|^2}{n}} \quad (4.23)$$

Добиените резултати се прикажани во Табела 4.9 за секој СКП, ДКП и САП. Последната метрика за евалуација која ја земаме во предвид е корелацијата

Табела 4.10: MAE и RMSE евалуација за СКП, ДКП и САП.

Субјект	Бр. инстанци	MAE СКП	RMSE СКП	MAE ДКП	RMSE ДКП	MAE САП	RMSE САП
1	5	8.69	8.77	3.80	4.86	5.66	6.21
2	20	9.48	15.67	4.74	6.93	6.73	11.21
3	10	7.77	16.06	4.22	7.98	5.39	10.58
4	11	7.15	8.56	9.87	10.69	7.71	8.48
5	12	8.00	9.52	11.51	12.08	8.31	8.92
6	8	6.42	8.84	7.42	8.64	5.27	7.23
7	5	7.46	10.03	12.56	13.00	6.92	7.21
8	5	10.33	11.63	5.10	5.82	3.02	3.68
9	1	22.60	22.60	11.05	11.05	14.27	14.27
10	1	35.67	35.67	12.87	12.87	20.87	20.87
11	1	1.00	1.00	6.36	6.36	1.98	1.98
12	1	34.85	34.85	23.02	23.02	27.31	27.31
13	12	5.66	6.10	6.90	9.15	7.12	8.10
14	436	8.48	10.36	19.56	20.09	16.67	17.38
15	258	8.94	11.28	19.74	20.63	10.54	12.21

Табела 4.11: Резултати од тестирање за различни хиперпараметри.

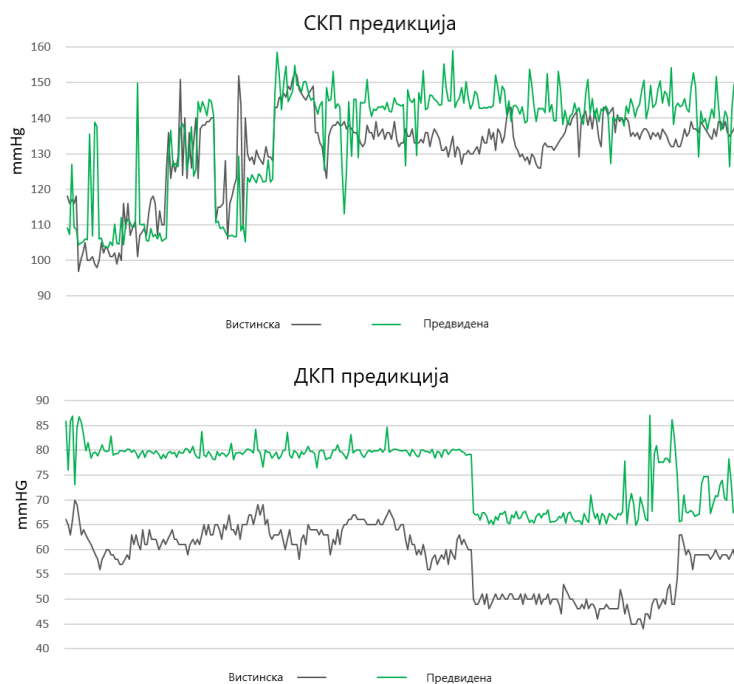
MAE СКП	RMSE СКП	MAE ДКП	RMSE ДКП	MAE САП	RMSE САП
8.18	10.79	17.44	18.70	13.98	15.66
9.76	12.81	17.06	18.39	11.66	13.38
11.90	15.33	16.83	18.16	11.41	13.55
9.35	12.03	17.76	19.04	12.42	14.16
10.54	13.48	17.01	18.27	10.52	12.36

помеѓу вистинските и предвидените вредности на КП во множеството за валидација. Овие резултати се прикажани во последната колона од Табела 4.9.

Со оглед на резултатите, моделот со највисока Капа статистика од 0.78 е избран како најсоодветен со постигната точност од 85.71% и грешки од 7.86 mmHg, 6.00 mmHg и 11.19 mmHg за СКП, ДКП и САП, соодветно, создавајќи просечна корелација од 0.77 помеѓу вистинските и предвидените вредности.

Табелата 4.10 ги претставува резултатите од соодветното тестирачко множество добиено со поделбата за која е избрано најдоброто обучувачко множество. Табелата ја претставува оценката за MAE и RMSE за СКП, ДКП и САП за секој од 15те субјекти (означени од 1 до 15 во колона 1) вклучени во тестот. Бројот на

инстанци по предмет на испитување се движи од 1 до 436 (колони 2). Вкупниот број на тестирани случаи изнесува 786, што резултира со вкупна грешка, претставена со $MAE \pm CD$ (RMSE) во mmHg, од 8.64 ± 10.74 (10.97) за случајот СКП, 18.20 ± 8.45 (19.34) за случајот ДКП и 13.52 ± 8.06 (15.07) за случајот САП. Со оглед на резултатите за секој субјект одделно, најлоши резултати се добиени за субјектите 9, 10 и 12. За тие субјекти, само по една инстанца е достапна и не можеме да ги провериме предвидувањата за други инстанци од истиот субјект, па оттука, не може да се утврди со сигурност дека добиеното мерење е валидно.

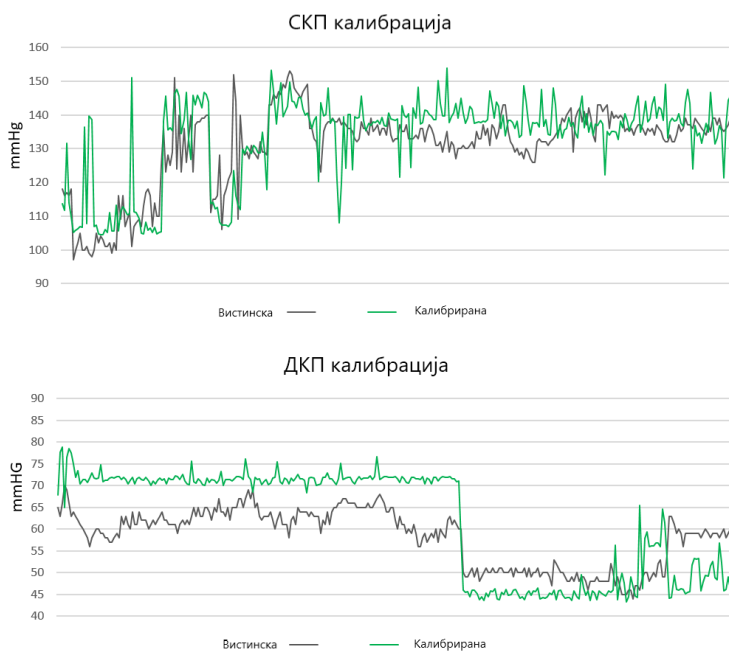


Слика 4.10: Предвидување на СКП и ДКП вредности кај субјекти во тестирачкото множество.

Табела 4.12: MAE и RMSE за калибрирани предвидувања за СКП, ДКП и САП.

Субјект	Бр. инстанци	MAE СКП	RMSE СКП	MAE ДКП	RMSE ДКП	MAE САП	RMSE САП
1	5	6.69	8.04	5.84	7.95	10.08	11.57
2	20	10.34	16.23	9.64	10.62	5.72	10.02
3	10	8.01	16.37	13.33	13.55	8.18	13.66
4	11	7.47	8.99	26.71	27.35	31.33	32.31
5	12	10.83	13.20	4.17	5.15	4.49	5.23
6	8	7.92	9.86	13.61	15.00	6.38	7.09
7	5	5.96	9.17	5.16	7.94	4.90	7.02
8	5	9.89	11.02	7.04	7.44	22.14	22.43
9	1	28.55	28.55	12.09	12.09	14.58	14.58
10	1	27.98	27.98	17.56	17.56	40.04	40.04
11	1	4.24	4.24	2.17	2.17	0.54	0.54
12	1	28.18	28.18	31.25	31.25	36.43	36.43
13	12	2.74	3.83	15.13	16.27	16.19	16.62
14	436	6.90	8.64	11.45	12.31	8.50	9.55
15	258	8.75	12.23	5.13	6.34	6.06	8.14

Апсолутните (вистински) вредности на КП за предвидување на СКП и ДКП се прикажани на Слика 4.10. Вистинските вредности на КП се означени со црна линија. Зелената линија ги претставува предвидените вредности на КП. Сите КП



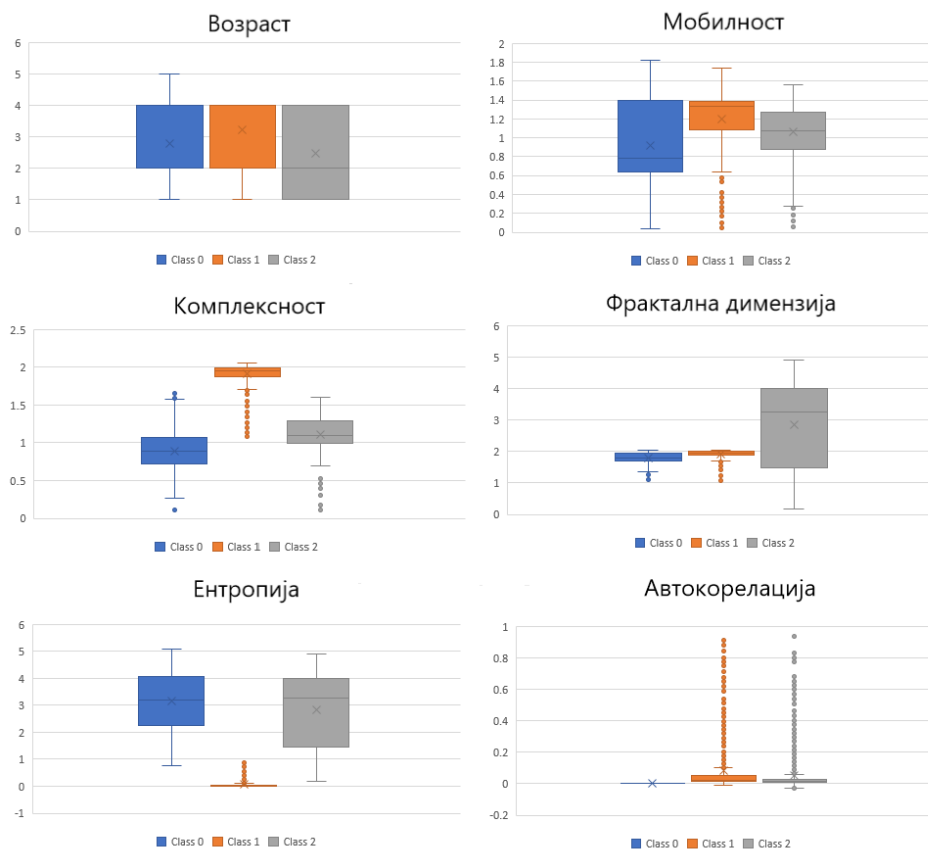
Слика 4.11: Калибрација на СКП и ДКП за субјекти во тестирачкото множество.

вредности се дадени во mmHg. Може да се заклучи дека моделите имаат тенденција да предвидат повисоки вредности на КП од оние вистинските, особено кога се предвидува ДКП. Сепак, линијата на предвидување сеуште ја следи динамиката на вистинските вредности на КП.

За да се процени чувствителноста на резултатите, користено е валидациското множество за истражување на неговото влијание врз изборот на хиперпараметри. Класификаторот и регресиските модели во секоја итерација се „потхранувани“ со по еден субјект од валидациското множество, добивајќи ги најдобрите хиперпараметри за одредена поставка. Сепак, не се забележани значителни промени во параметрите и добиени се следниве резултати во Табела 4.11 при тестирање на моделите.

Со цел минимизација на грешка, предложен е метод за калибрација на предвидените КП вредности, базиран на распределбите на веројатност на вредностите на MAE, добиени од тестирањето на соодветното валидациско множество поставено во фазата на обучување на моделите. За секоја од грешките за СКП, ДКП и САП, направени се тестови за распределба на веројатности, при што добиени се најдобрите дистрибуции како што следува. Грешките од предвидувањето на СКП се покажа дека најдобро се вклопуваат во генерализирана дистрибуција на Парето со $k = -0.49, \sigma = 19.06, \theta = -14.98$; грешките од предвидувањето на ДКП се покажа дека најдобро се вклопуваат во Логистичката дистрибуција со $\mu = -6.85, \sigma = 5.04$, а за САП грешките од предвидувањето се покажа дека најдобро се вклопуваат во генерализирана Парето дистрибуција со $k = -0.17, \sigma = 9.62, \theta = -10.34$.

Имајќи ги параметрите за секоја распределба, за секој субјект кој се наоѓа во множеството за тестирање, се генерира случајна грешка од одредената дистрибуција и потоа таа грешка се одзема од предвидената вредност за СКП, ДКП и САП, посебно. Слика 4.11 претставува предвидување со калибрација (зелена линија) за истите вредности на КП презентирани на Слика 4.10.



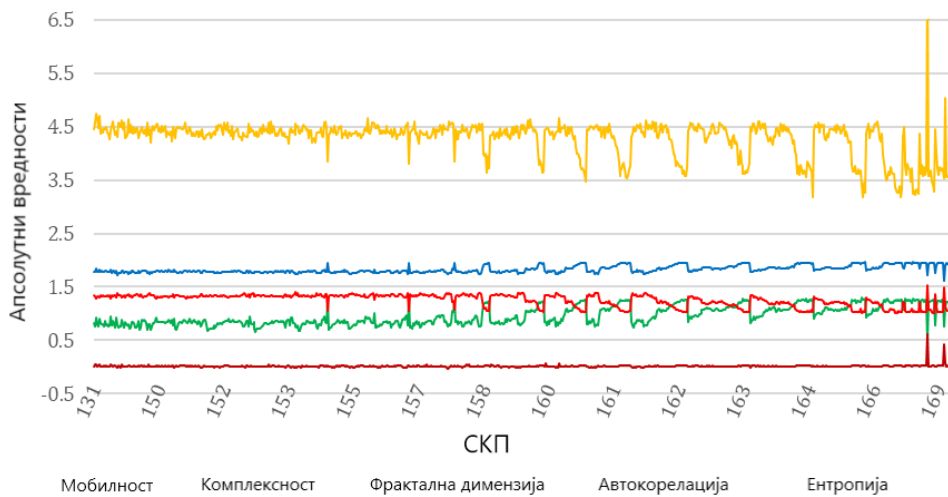
Слика 4.12: Распределба на вредности на карактеристики по класи.

Целокупната MAE и RMSE по калибрацијата значително се намалува, особено во случајот ДКП. Новите MAE \pm СД (RMSE) дадени во mmHg се 7.72 ± 10.22 (10.50) за СКП, 9.45 ± 10.03 (11.07) за ДКП и 8.13 ± 8.84 (10.26) за САП. Резултатите од калибрацијата за секој посебен предмет се претставени во Табела 4.12. Неколку проблематични субјекти во однос на предвидување на КП без калибрација, останаа проблематични и во фазата на калибрација. Сепак, значително подобрување беше постигнато за субјектите 14 и 15, кои содржат најголем дел од случаите, 436 и 258, соодветно. За овие субјекти, вкупната грешка (MAE СКП + MAE ДКП + MAE САП) во Табела 4.12 се намали за 40% кај 14-тиот субјект и за 50% кај 15-тиот субјект кога се споредува со вкупната грешка во Табелата 4.10 за истите субјекти.

За карактеристиките на сложеност добиени од ЕКГ сигналите филтрирани [0.3-50] Hz, на Слика 4.12, презентирани се распределбите, средната вредност и варијабилноста на секоја карактеристика во однос на трите КП класи како што е опишано во Табела 4.4. Ова беше направено со цел да се анализира дали според одредена карактеристика може да се направи видна разлика помеѓу трите класи. Може да се види дека, за некои од карактеристиките, на пример, мобилност, комплексност и ентропија, дури и само средната вредност има дискриминирачка моќ за трите класи. Освен средната вредност, и варијабилноста на вредностите на карактеристиките е додатна информација, со тоа што понекогаш може да укажува на шум во податоците.

Додатно, на Слика 4.13 претставени се промените на вредностите на метриците на комплексност кај ЕКГ сигналите, во зависност од зголемувањето на

СКП. Од сликата може да види дека како се зголемува СКП, што значи нарушување на биолошкиот систем, метриците на комплексност се повеќе варираат. Тоа укажува дека овие метрики може да ја рефлектираат моменталната состојба на крвниот притисок.



Слика 4.13: Промени во метриците на комплексност кај ЕКГ сигналите.

Предложениот модел за предвидување на КП врз основа на податоци од ЕКГ сензори е тестиран на 51 различни субјекти и четири различни ЕКГ сензори. Намерата на предложениот метод е да открие и моделира нови релации во односот помеѓу ЕКГ и КП. Земајќи ја во предвид досегашната литература, не постои некоја претходна студија што ги опишува овие врски користејќи го овој конкретен избор на карактеристики. Базите на податоци се објавувени за да бидат слободно достапни за научни цели [24].

Предложената методологија за предвидување на КП покажува перформанси блиски до оние на сертифициран медицински уред. Првата придобивка е екстракцијата на карактеристики користејќи анализа на сложеност. Врз основа на хипотезата дека еден здрав биомедицински систем во нормална состојба има голема сложеност и откако ќе се појави абнормалност, неговата сложеност опаѓа, овие карактеристики извлечени од ЕКГ сигналите, се чини дека содржат вредни информации за КП. Анализата на сложеност ги исклучува морфолошките карактеристики на ЕКГ сигналите и ја нагласува ентропијата на системот, што овозможува подобро учење и, следствено, подобри предвидувања. Ова е потврдено и со изведбата на целокупниот систем на МУ, а подоцна и со анализата на карактеристики, каде што може јасно да се види дека распределбите на карактеристиките се менуваат во однос на различните класи на КП (Слика 4.12).

Друга придобивка што ја разликува предложената методологија од стандардните пристапи на МУ, е тоа што следен е специфичен дизајн на МУ којшто подразбира комбинација, или шема, од повеќе класификатори за предвидување на КП. Тој дизајн му овозможува на мета-класификаторот да добие повеќе информации за односите, структурите и шаблоните во податоците, што доведува до подобри перформанси. Грешката (MAE) на непознат тест е 8.64 за СКП, 18.20 за ДКП и 13.52 за предвидување на САП. При калибрација базирана на моделирање на веројатносни распределби на грешки, MAE значително се намалува на 7.72 за СКП, 9.45 за ДКП и 8.13 за САП. Прегледот на резултатите е даден во Табелата

4.13. Целта е да се постигнат резултати колку што е можно поблиску до резултатите за сертифицирање медицински уреди за мерење на КП, т.е., прифатливо отстапување е ± 5 mmHg и СД од 8 mmHg според VHS и AAMI стандардите [101].

Табела 4.13: Сумирање на резултатите од раната фаза на методологија.

Грешка (mmHg)	Предикција	Калибрација
MAE СКП	8.64 ± 10.74	7.72 ± 10.22
RMSE СКП	10.97	10.50
MAE ДКП	18.20 ± 8.45	9.45 ± 10.03
RMSE ДКП	19.34	11.07
MAE САП	13.52 ± 8.06	8.13 ± 8.84
RMSE САП	15.07	10.26

Со оглед на временската ефикасност на методот, времето на мерење потребно за добивање на ЕКГ сигнали од сензорот е 30 секунди; просечното време потребно за анализа на сложеност на сигналот е 0.1272 секунди; просечното време потребно за да се изгради модел за предвидување е 1.0547 секунди; и просечното време потребно за вршење на предвидување е 0.0001 секунди. Оттука, откако ќе се изгради моделот за предвидување, предвидувањата може да се смета дека се прават во реално време.

Евалуација 2

Согласно податоците користени во првиот пристап, претставена е уште една дополнителна евалуација на методологијата користена во првиот пристап, според принципот на оставање на еден субјект за тестирање надвор од множеството, а сите останати да се користат за обука на моделот. Исто како и во претходниот случај, направени се четири видови на анализи: класификација, регресија, анализа на карактеристики и евалуација на уредите. Класификациските анализи, како и претходно, се насочени кон предвидување на класата на КП, а регресиски модели се градат со цел предвидување на реалните вредности за СКП, ДКП и САП.

За да се испита успешноста на моделите, направени се три евалуации: оставање на еден субјект надвор со мешани податоци (ОЕСН1), ОЕСН внатре во податочното множество (ОЕСН2), и оставање на едно податочно множество (сензор) надвор (ОЕПН).

Резултатите од класификацијата за ОЕСН1 се дадени во Табела 4.14. Табелата ја прикажува средната вредност на класификацијата од тест субјектите во сите 51 обиди, кога 50 субјекти биле вклучени во обучување на моделот, а 1 субјект во процесот на тестирање.

Табела 4.15 ги презентира грешките за предикција на СКП, ДКП и САП, за секој од 51от субјект во моментот кога истиот претставувал тест. Дополнително, направена е калибрација која е специфична за субјектот, што значи дека обучениот модел е калибриран со неколку мерења од дадениот субјект. Со

Табела 4.14: Резултати од класификација за ОЕСН1.

Класа/Метрика	ПР	Р	Ф	Точност
0	0.71	0.67	0.69	
1	0.58	0.89	0.71	0.73
2	0.94	0.63	0.76	

калибрацијата грешката MAE за СКП, од 8.24 ± 5.34 се намалува на 7.11 ± 5.29 , за ДКП од 8.75 ± 7.90 на 6.28 ± 5.02 , и за САП од 7.92 ± 9.66 на 5.35 ± 4.16 .

Табела 4.15: ОЕСН1 евалуација на регресиски модели.

Субјект	СКП				ДКП				САП			
	Предикција		Калибрација		Предикција		Калибрација		Предикција		Калибрација	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
1	10.8	11.3	3.1	3.5	17.0	15.5	2.9	3.2	15.8	14.4	3.1	3.2
2	9.7	10.6	10.1	10.1	4.9	6.5	4.2	4.6	9.3	9.9	4.2	4.7
3	5.8	6.8	6.8	9.0	6.3	7.0	2.8	3.3	7.5	7.7	2.3	2.5
4	5.3	5.3	5.3	5.3	4.9	5.0	4.9	5.0	5.6	5.7	5.6	5.7
5	10.2	13.0	7.8	10.0	5.6	7.3	4.6	5.9	5.7	7.1	6.1	6.9
6	12.5	13.0	2.8	3.8	6.2	8.0	4.0	5.1	9.3	10.5	4.7	5.3
7	6.3	6.7	2.6	3.7	4.5	5.6	3.6	4.5	5.3	5.8	2.5	3.2
8	6.7	7.5	6.3	7.5	5.5	7.7	5.2	6.3	4.5	5.6	3.4	4.0
9	5.0	6.4	4.6	6.2	4.5	5.3	3.1	3.5	4.0	4.5	4.6	5.5
10	5.1	4.9	5.0	5.0	7.6	7.4	7.4	7.7	6.2	7.8	6.5	8.6
11	20.9	19.8	4.8	7.0	15.5	18.4	5.2	10.2	20.8	18.2	7.1	7.3
12	6.1	7.2	6.2	7.1	2.1	2.4	2.4	2.3	3.4	3.3	3.7	3.5
13	10.2	9.2	3.4	3.3	8.2	7.2	4.0	5.1	10.9	10.5	5.2	5.2
14	10.2	13.7	16.9	19.0	8.6	12.2	9.9	11.9	6.5	9.1	14.4	16.1
15	12.3	14.8	9.2	11.6	15.9	18.0	10.5	10.9	11.1	14.8	8.0	10.5
16	19.0	21.2	18.1	21.4	11.7	10.7	11.3	10.1	7.2	9.5	7.1	9.7
17	8.6	9.8	10.9	11.0	15.4	15.6	4.1	4.8	7.7	7.5	3.1	3.5
18	29.3	17.9	31.3	20.0	52.6	33.6	35.4	24.8	68.5	32.5	25.6	12.6
19	7.1	7.7	7.1	7.9	20.2	21.5	6.1	7.5	15.0	14.6	3.8	4.8
20	7.1	7.2	5.2	5.8	6.7	7.5	5.7	6.2	7.6	7.5	3.4	3.3
21	10.5	11.4	11.4	10.1	14.4	12.3	13.5	12.0	7.6	9.1	11.9	9.5
22	10.9	11.8	3.4	4.6	4.5	4.8	6.2	6.1	11.8	10.9	4.1	4.8
23	4.9	5.6	5.5	7.5	4.1	5.5	3.5	4.7	3.3	4.4	3.9	5.0
24	5.8	7.1	5.8	7.1	8.6	9.5	8.6	9.5	2.3	4.0	2.3	4.0
25	7.0	7.0	7.0	7.0	3.1	3.1	3.1	3.1	3.0	3.0	3.0	3.0
26	8.7	9.8	8.7	9.8	9.5	10.1	9.5	10.1	2.9	5.0	2.9	5.0
27	17.6	17.6	17.6	17.6	7.2	7.2	7.2	7.2	0.7	0.7	0.7	0.7
28	2.3	2.7	2.3	2.7	8.3	8.4	8.3	8.4	2.6	4.5	2.6	4.5
29	4.6	5.3	4.6	5.3	6.3	7.2	6.3	7.2	4.7	7.7	4.7	7.7
30	4.2	4.8	4.2	4.8	3.6	5.0	3.6	5.0	1.6	2.4	1.6	2.4
31	4.0	4.6	4.0	4.6	2.6	3.6	2.6	3.6	2.7	3.6	2.7	3.6
32	8.3	9.9	8.3	9.9	8.2	10.4	8.2	10.4	7.0	9.3	7.0	9.3
33	2.4	3.2	2.4	3.2	7.4	8.8	7.4	8.8	4.8	6.9	4.8	6.9
34	6.8	6.8	6.8	6.8	4.4	4.4	4.4	4.4	6.6	6.6	6.6	6.6
35	13.3	13.3	13.3	13.3	11.9	11.9	11.9	11.9	12.1	12.1	12.1	12.1
36	7.9	7.9	7.9	7.9	0.4	0.4	0.4	0.4	1.2	1.2	1.2	1.2
37	6.6	6.6	6.6	6.6	2.1	2.1	2.1	2.1	2.7	2.7	2.7	2.7
38	0.5	0.5	0.5	0.5	6.1	6.1	6.1	6.1	4.7	4.7	4.7	4.7
39	2.3	2.3	2.3	2.3	5.3	5.3	5.3	5.3	3.2	3.2	3.2	3.2
40	4.8	4.8	4.8	4.8	6.5	6.5	6.5	6.5	4.2	4.2	4.2	4.2
41	4.9	4.9	4.9	4.9	5.3	5.3	5.3	5.3	5.8	5.8	5.8	5.8
42	3.2	3.2	3.2	3.2	6.1	6.1	6.1	6.1	7.1	7.1	7.1	7.1
43	0.7	0.7	0.7	0.7	4.0	4.0	4.0	4.0	1.6	1.6	1.6	1.6
44	11.4	11.4	11.4	11.4	2.0	2.0	2.0	2.0	2.5	2.5	2.5	2.5
45	16.0	20.3	11.4	13.2	12.1	15.2	9.6	11.2	12.7	15.8	13.4	16.3
46	10.2	12.6	6.7	13.2	3.6	4.1	4.9	5.3	7.0	7.2	4.2	5.4
47	3.0	3.6	4.5	5.2	6.2	6.7	2.2	2.5	2.4	3.0	2.2	2.7
48	4.4	5.1	4.3	5.8	17.2	17.8	3.9	4.7	11.8	12.6	4.1	5.2
49	11.6	16.2	11.4	15.8	20.3	21.0	5.6	6.8	15.2	16.8	7.0	7.8
50	8.2	9.8	5.0	6.1	8.5	10.4	8.8	10.3	8.7	11.0	8.9	11.0
51	5.1	6.4	4.2	5.4	12.2	14.3	6.2	7.7	7.4	8.7	4.5	5.5
СВ	8.2	8.8	7.1	7.8	8.7	9.1	6.3	6.7	7.9	7.9	5.4	5.8
СД	5.3	5.0	5.3	4.8	7.9	6.1	5.0	3.9	9.7	5.5	4.2	3.5

Со дотогаш достапните четири податочни множества, направени се уште два експерименти, и тоа, ОЕСН во секое податочно множество посебно (ОЕСН2), и ОЕПН како што е објаснето претходно во текстот. Резултатите од ОЕСН2

се презентирани во Табела 4.16. Различните податочни множества се означени од 1-4 (бидејќи се користат четири различни сензори). Со оглед на добиените грешки, за СКП, МАЕ од 8.05 е блиску до средната вредност на МАЕ добиена за целокупната ОЕСН евалуација во Табела 4.15. За ДКП, најкритични се број 2 и 4. Се претпоставува дека таа појава е заради премалиот број на субјекти во тоа множество. Сепак, со калибрација, грешката МАЕ се намалува на средна вредност од 6.5 ± 0.99 .

Табела 4.16: ОЕСН во секое податочно множество посебно.

КП	Множество	Предикција		Калибрација	
		МАЕ	RMSE	МАЕ	RMSE
СКП	1	8.6	9.8	5.8	7.1
	2	8.0	8.9	6.1	6.6
	3	7.5	7.8	7.3	7.7
	4	8.1	10.3	7.6	10.1
ДКП	1	7.4	8.5	5.5	6.6
	2	14.9	15.5	6.5	7.4
	3	6.4	7.0	6.4	6.8
	4	11.8	13.4	7.9	9.7

Резултатите за ОЕПН евалуацијата се презентирани во Табела 4.17. Заклучокот од дадените грешки е дека во случај кога податочните множества му се во целост непознати на моделот, тогаш моделот не може да предвиди добро ниту во обидот со калибрација.

Табела 4.17: ОЕПН евалуација.

КП	Предикција		Калибрација	
	МАЕ	RMSE	МАЕ	RMSE
СКП	13.0	15.7	10.2	12.6
ДКП	12.3	14.9	14.3	17.0

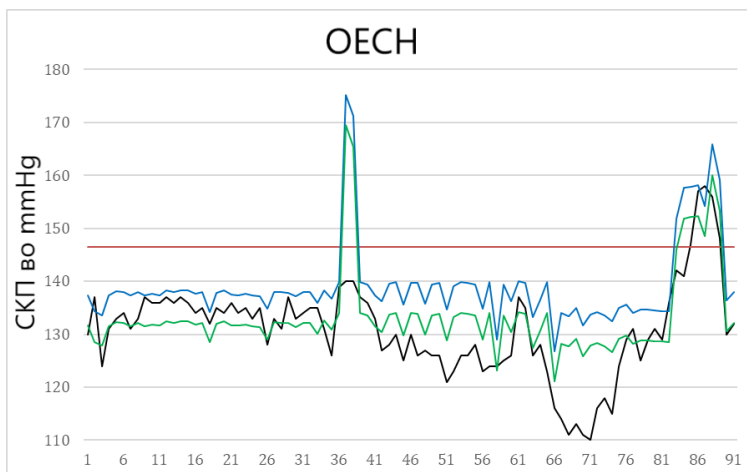
Финално, Табела 4.18 претставува компарација помеѓу сите три вида на евалуација претставени во оваа секција.

Табела 4.18: Компарација помеѓу перформансите на трите евалуации: ОЕСН1, ОЕСН2 и ОЕПН.

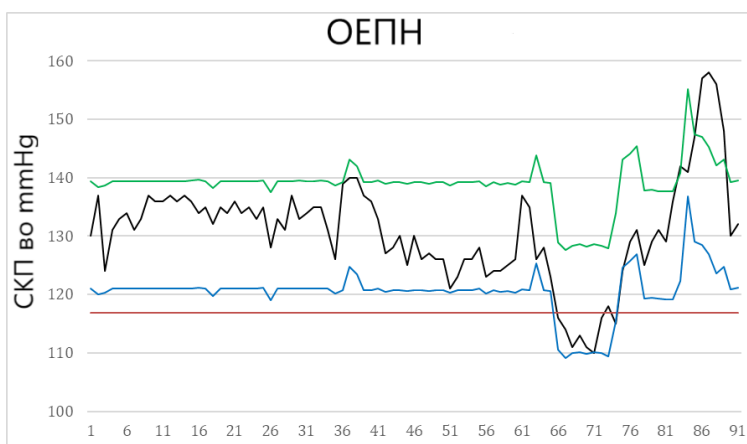
КП	Евалуација	Предикција		Калибрација	
		$\mu(\text{MAE})$	$\mu(\text{RMSE})$	$\mu(\text{MAE})$	$\mu(\text{RMSE})$
СКП	ОЕСН1	8.2	8.8	7.1	7.8
	ОЕСН2	8.0	9.2	6.7	7.9
	ОЕПН	13.0	15.7	10.2	12.6
ДКП	ОЕСН1	8.7	9.1	6.3	6.7
	ОЕСН2	10.1	11.1	6.7	7.6
	ОЕПН	12.3	14.9	14.3	17.0

Разликите помеѓу ОЕСН и ОЕПН се прикажани на слики 4.14 and 4.15, соодветно. Двете фигури ги претставуваат апсолутните вредности на СКП кај случајно избран пациент X од базата Charis преземена од Физсионет. Пациентот е соодветен заради фактот дека има висока варијабилност во вредностите на СКП, па може добро да се види дали предикциите ги следат апсолутните вредности на СКП. Вистинските СКП вредности се означени со црна боја, сината линија ги претставува предвидените вредности, а зелената ги претставува калибрираните предикции. Со црвена линија го претставуваме теоретскиот, едноставен предиктор кој што секогаш има тенденција да ја предвидува средната вредност од обучувачкото множество. Инстанците се претставени на x-оската, додека СКП

вредностите во mmHg се дадени на у-оска. Од Слика 4.14 може да се види дека во случај на ОЕСН, предикцијата ја следи тенденцијата на вистинските вредности. Спротивно на тоа, во случај на ОЕПН, предикцијата е малку подобра од онаа на едноставниот предиктор, но не може да се заклучи дека е веродостојна. Со оглед на резултатите, може да се заклучи дека на моделот му се потребни обучувачки инстанци од податочното множество (сензор) за да може да прави точни предикции за ЕКГ сигнали од тој сензор.



Слика 4.14: ОЕСН за пациент X.



Слика 4.15: ОЕПН за пациент X.

Иако сите субјекти се измерени со различни сензори, сепак направен е обид за споредба помеѓу комерцијалните биосензори и клиничките монитори кои се користат во пракса. Споредбата е направена како сооднос помеѓу грешките од предвидувањата. Со оглед на достапните мерења, групите субјекти (здрави, со повреди на мозокот, и со здравствени проблеми), како и двата типа на уреди (биосензори и клинички монитори), направени се две групи според типот на уреди што се користени за мерењата. Првата група ги опфаќа здравите и болните субјекти измерени со комерцијални биосензори (КБ), а втората група ги содржи субјектите со повреди на мозокот, измерени со клинички монитори во болницата (КМ). Во Табела 4.19 се користат разликите помеѓу RMSE (RM) и MAE (M), RM-M, за да се пресметаат разликите во калибрациските и предиктивните модели, за потоа да се пресмета соодносот на грешки помеѓу КБ и КМ. Разликите помеѓу

Табела 4.19: Сооднос на грешки помеѓу КБ и КМ.

КП	Група	Предикција (П)			Калибрација (К)			П	К
		М	РМ	РМ-М	М	РМ	РМ-М		
СКП	КБ	8.01	8.87	0.87	6.41	7.14	0.74	2.6	3.4
	КМ	8.07	10.31	2.24	7.63	10.11	2.49		
ДКП	КБ	8.04	9.59	1.55	7.02	8.63	1.61	1.0	1.1
	КМ	11.82	13.37	1.55	7.88	9.68	1.80		

РМСЕ и МАЕ се искористени за да го покажат разидувањето на вистинските и предвидените/калибрирани СКП и ДКП вредности. Пресметките укажуваат дека грешките се приближно исти за сите субјекти. По пресметувањето на разликите РМ-М за двата случаи (предвидување и калибрација), пресметан е и соодносот за двата случаи. Соодносот П (предикција) за СКП покажува дека групата КМ е 2.6 пати полоша од групата КБ; додека за случајот ДКП, грешките се исти. Соодносот К (калибрација), покажува дека по калибрацијата, групата КМ е 3.4 пати полоша од КБ (дури и повеќе од пред калибрацијата); додека за ДКП, е 1.1 пати полоша во споредба со КБ.

4.5.2 Втор пристап

Во вториот пристап, методологијата е насочена кон подлабоки анализи со цел постигнување на порелевантни резултати со фузирање информации од различни нивоа на анализа.

Користејќи ја идејата за фузија на информации, предложено е истата да биде спроведена на пет различни нивоа, како што е прикажано на Слика 4.9:

- Ниво 1. Од причина што се набљудува еден ист феномен со повеќе ЕКГ сензори, податоците се собираат во еден базен на податоци што ќе се користи за откривање на знаење за проблемот на предикција на КП. Во ова ниво, се прави фузија на сензори.
- Ниво 2. Множествата со карактеристики се пресметани од повеќе извори на податоци (фузија на податоци од повеќе сензори), што ги претставуваат примероците на сигнали сегментирани со различни должини и филтрирани со различни фреквенции за отстранување на нискофреквентниот шум. Овој чекор е од голема важност, бидејќи дава сигурност дека ниту една ЕКГ информација нема да биде изгубена со филтрирањето на сигналите, но во исто време дава сигурност и дека нискофреквентниот шум сигурно ќе биде отстранет и нема да влијае врз понатамошното градење на модели. Векторите со карактеристики во секое множество се добиени следејќи ја истата процедура. Бројот на карактеристики е ист во секое множество, но се менува нивната вредност во зависност од должината на сигналот и фреквенцијата која е употребена за филтрирање на тој сигнал. Понатаму во текстот, овие множества со карактеристики уште се нарекуваат и различни конфигурации.
- Ниво 3. Секоја конфигурација се користи како влез во класификациската процедура објаснета во Глава 4.4.3. Бидејќи проблемот е чувствителен и не може да се оцени со стандардниот пристап за валидација, се користат две различни постапки за евалуација, од кои се добиваат неколку метрики според коишто се оценуваат перформансите. Следно, се употребува методот

PROMETHEE [9] за избирање на најдобриот модел за класификација. Самиот избор, може да се смета како фузија на информации, бидејќи информациите од различните метрики се комбинираат за да се избере најдобрата комбинација од обучувачко и валидациско множество за секоја конфигурација.

- Ниво 4. За секое од најрепрезентативните обучувачки множества од секоја конфигурација, се градат регресиски модели за предвидување на СКП, ДКП и САП вредностите. На ова ниво, повторно има фузија на информации со тоа што за финалното предвидување на СКП, ДКП и САП, се користат веројатностите произведени од класификаторите во претходното ниво. Следно, регресиските модели се рангираат со користење на истиот пристап како и во претходното ниво, со единствена разлика во метриците (како што е опишано во методологијата во Глава 4.4.5).
- Ниво 5. На ова ниво, повторно се прави фузија на информации добиени од регресиските модели за сите конфигурации што се комбинираат заедно за да се добие единствено предвидување за СКП, ДКП и САП. Притоа се користи влијанието на секој регресиски модел, што всушност се добива од рангирањето на класификациските модели, бидејќи со рангирањето на класификациските модели, се рангираат обучувачките множества врз коишто подоцна се изградени регресиските модели.

Табелата 4.20 прави резиме на нивоата на фузија на податоци препознаени во секој чекор од методологијата за предвидување на КП.

Табела 4.20: Фузија на податоци во секое ниво од методологијата.

Чекор	Ниво на фузија
Прибирање на ЕКГ сигнали	Фузија на сензори
Претпроцесирање	Фузија на податоци од повеќе сензори
Класификација	Фузија на информации
Регресија	Фузија на информации
Фузија на регресиски модели	Фузија на информации

Експериментите и резултатите во секое ниво, се објаснети како што следи.

Ниво 1: Прибирање на податоци

Во овој пристап се користат сите извори на податоци што се наведени претходно во истражувањето. Табела 4.21 содржи дескриптивна статистика за СКП, ДКП и САП, придружени на секој измерен ЕКГ сигнал.

Табела 4.21: Дескриптивна статистика за СКП, ДКП и САП вредностите придружени кон ЕКГ сигналите.

КП	СВ	Медијана	Мода	СД	Варијанса	Мин.	Макс.
СКП	128.31	126	115	20.89	436.42	84	208
ДКП	71.97	71	68	11.76	138.41	37	134
САП	90.75	89	85	11.24	126.37	53	152

Ниво 2: Претпроцесирање

Како што е објаснето во фазата на претпроцесирање, од секој измерен ЕКГ сигнал, во три наврати земени се примероци во времетраење од x секунди, каде што

$x = 10, 20$ и 30 секунди. Оттука, креирани се 3 различни множества. Потоа, како што е објаснето во Глава 4.4.1, секој ЕКГ сигнал, во секое множество подлежи на филтрирање со 10 различни фреквенции за елиминација на шумот, почнувајќи од 0.05 до 0.5 Hz, со чекор 0.05 . Оттука, секој измерен ЕКГ сигнал добива 30 различни репрезентации, што значи дека се креирани 30 различни множества.

Со пресметување на векторите со карактеристики за секој сигнал, во секое множество, добиени се 30 различни множества со вектори со карактеристики, поточно, 30 различни конфигурации, придружени со референтните вредности за СКП, ДКП и САП.

Ниво 3: Класификација

Откако се создадени 30 различни конфигурации, истите треба да се поделат на обучувачко, валидациско и тест множество, со цел градење на модел за класификација на КП. Имајќи во предвид дека има повеќе независни мерења за секој субјект и дека тој број на мерења варира за секој субјект, предложена е поделба на множествата на два начина:

1. Традиционална поделба: Во првиот начин, секое мерење се смета за независно. Пред да се започне со експериментите, 15% од сите мерења избрани на случаен начин, се земаат да бидат во тест множеството. Тоа тест множество се отстранува од другите податоци и се користи дури на крајот од експериментот кога ќе се тестираат моделите. Потоа, за секоја од 30те конфигурации, остатокот од податоците, 30 пати се дели на обучувачко и валидациско множество во сооднос 75% за обука и 25% за валидација. За секоја поделба, се создава класификатор како што е опишано во Глава 4.4.3. Како излезен резултат, добиени се 30 матрици што ги содржат перформансите за секој од 30те поделби и се со димензија 30×17 , каде што 30 е бројот на поделби и 17 е бројот на метрики за евалуација (описани во Глава 4.4.4) добиени со евалуација на моделите над соодветното валидациско множество од таа поделба од којашто е обучен класификаторот.
2. Прилагодена поделба: Во вториот начин го следиме правилото дека ако субјектот е вклучен во едно множество, ниту едно од неговите мерења не може да се појави во друго множество. Слично на тоа, како и во претходниот начин, 15% случајно избрани субјекти заедно со сите нивни мерења се земени да го сочинуваат тест множеството и се отстранети од остатокот од податоците. Според истото правило, за секоја од 30те конфигурации, остатокот од податоците е 30 пати поделен на обучувачко и валидациско множество, со земање на 75% од субјектите за обука и 25% за валидација. За секоја поделба се гради класификатор, и повторно се добиени 30 матрици со метриците за евалуација на перформанси, од истите димензии како во претходниот случај.

Откако се завршени класификациските експерименти, методот опишан во Глава 4.4.4 се применува за да се најде најдобрата поделба на обучувачко и валидациско множество, според резултатите од валидациските множества. Притоа не е вреднувана само една метрика, туку се тежнее кон влијанието на 17, каде што за 14 од нив (Точност, Капа, ПРК, РОК, Ф, КОР, ПР, Р, ИНФ, МАР, МФ, ЛЛ, МИ, и ПКОР) се преферира максимизација, а за 3 (РАЕ, РРСЕ, и РМСЕ) се

преферира минимизација. Табелите 4.22 и 4.23 ги прикажуваат најдобрите избрани класификации во рамките на секоја од 30те конфигурации, за традиционална и прилагодена поделба на множествата, соодветно. Редиците ги претставуваат конфигурациите, почнувајќи од 10 секунди со праг на филтер од 0.05 Hz, до 30 секунди со праг од 0.50 Hz.

Земајќи го предвид најдобриот претставник од секоја конфигурација, се применува истиот метод за рангирање за да се најде најдобрата конфигурација од сите конфигурации. Последната колона во табелите 4.22 и 4.23 ги презентираат резултатите од методот за рангирање. Во случај на традиционална поделба, најдобриот класификатор се добива од множеството со карактеристики пресметани од сигнали со должина од 30 секунди и филтрирани со фреквенција за отстранување на нискофреквентни компоненти од 0.35 Hz. Во случај на прилагодена поделба, најдобриот класификатор се добива од множеството со карактеристики пресметани од сигнали во должина од 10 секунди и фреквенцијата за отстранување на шум под 0.30 Hz.

За да се истражи влијанието на сите испитувања, не само на најдобрите, наравено е рангирање на средните вредности од сите класификации во рамките на секоја конфигурација. Резултатите за двете постапки за поделба на множествата се прикажани во табелите 4.24 и 4.25. Во случај на традиционална поделба, најдобрата конфигурација се добива со користење должина на сигнал од 30 секунди фреквенција на филтер од 0.50 Hz, додека, во случај на прилагодена поделба, се издвојува конфигурацијата со должина на сигнал од 30 секунди и фреквенција од 0.10 Hz.

Сепак, ако се земат предвид сите четири табели, може да се забележи дека редиците од 1 до 10, што ја претставуваат деградацијата на класификаторот во растечки редослед, се главно фокусирани во кластерот на конфигурации произлезени од ЕКГ сигнали во должина од 30 секунди.

Ниво 4: Регресија

Во следниот чекор, секое од најдобрите обучувачки множества е поделено на три подмножества според класата на КП (0, 1 и 2). Трите обучувачки подмножества се користат за обука на три повеќецелни регресиски модели за предвидување на СКП, ДКП и САП вредностите.

Со претходната постапка, од избраните обучувачки множества од сите конфигурации, добивме класификатори што произведуваат веројатности за даден вектор со карактеристики да припаѓа во секоја од трите класи на КП. Со користење на трите обучувачки подмножества во рамките на обучувачките множества, изградени се и три повеќецелни регресиски модели за предвидување на СКП, ДКП и САП вредностите.

Конечните вредности на СКП, ДКП и САП се пресметуваат со користење на равенките 4.16, 4.17 и 4.18 опишани во Глава 4.4.5. Со овој чекор, целта е да се претстави нивото на несигурност од предвидувањата на класите на КП што класификаторот ги предвидува.

Методологијата се тестира на надворешните тестирачки множества, издвоени на почетокот, при поделбата на множествата на традиционален и прилагоден начин. Табелите 4.26 и 4.27 ги прикажуваат резултатите од регресијата за традиционалната и прилагодена поделба, соодветно. Според резултатите од рангирањата и во двете табели, 4.26 и 4.27, се фаворизираат конфигурациите од 30 секунди, со варијабилна фреквенција на отсекување од 0.40 и 0.50 Hz во двата случаи. Треба да се наведе дека за примена на методот на рангирање,

Табела 4.22: Најдобри класификациски резултати за секоја конфигурација според традиционалната поделба.

Конф.	Точност	Капа	ПРК	РОК	Ф	КОР	ПР	Р	РАЕ	РРСЕ	РМСЕ	ИНФ	МАР	МФ	ЛЛ	МИ	ПКОР	Ранг
10/0.05	62.64	0.44	0.58	0.75	0.62	0.44	0.62	0.63	60.32	99.99	0.47	0.44	0.45	0.63	58.49	0.22	108.80	30
10/0.10	63.02	0.45	0.59	0.75	0.63	0.44	0.63	0.63	60.70	98.98	0.47	0.44	0.45	0.63	62.04	0.23	113.45	29
10/0.15	66.04	0.49	0.66	0.80	0.66	0.49	0.66	0.66	53.36	91.39	0.43	0.49	0.50	0.66	67.58	0.26	128.29	24
10/0.20	66.79	0.50	0.66	0.80	0.66	0.50	0.66	0.67	52.74	91.80	0.43	0.50	0.52	0.67	76.05	0.29	139.57	21
10/0.25	66.04	0.49	0.63	0.79	0.66	0.49	0.66	0.66	54.48	94.55	0.45	0.49	0.50	0.66	70.22	0.26	131.07	26
10/0.30	67.17	0.51	0.67	0.81	0.67	0.51	0.67	0.67	52.88	93.77	0.44	0.51	0.51	0.67	74.61	0.28	140.49	20
10/0.35	66.42	0.50	0.68	0.81	0.66	0.49	0.66	0.66	54.56	91.93	0.43	0.49	0.51	0.66	72.72	0.27	134.24	22
10/0.40	69.43	0.54	0.66	0.81	0.69	0.54	0.69	0.69	49.32	90.30	0.43	0.54	0.56	0.69	92.99	0.35	164.39	14
10/0.45	68.68	0.53	0.66	0.81	0.68	0.53	0.68	0.69	51.07	92.01	0.43	0.53	0.54	0.69	84.97	0.32	153.19	16
10/0.50	70.57	0.56	0.67	0.81	0.71	0.56	0.71	0.71	47.80	91.31	0.43	0.56	0.55	0.71	89.11	0.34	169.56	8
20/0.05	64.53	0.47	0.64	0.79	0.64	0.47	0.65	0.65	56.09	96.77	0.46	0.47	0.47	0.65	63.29	0.24	119.38	28
20/0.10	66.04	0.49	0.64	0.78	0.66	0.49	0.66	0.66	56.55	96.33	0.45	0.49	0.49	0.66	69.30	0.26	130.68	27
20/0.15	71.32	0.57	0.70	0.83	0.71	0.57	0.72	0.71	48.77	86.82	0.41	0.57	0.57	0.71	93.12	0.35	175.72	7
20/0.20	67.92	0.52	0.69	0.82	0.68	0.52	0.68	0.68	50.09	87.66	0.43	0.52	0.52	0.68	75.98	0.29	143.74	17
20/0.25	69.06	0.54	0.67	0.81	0.69	0.54	0.69	0.69	51.28	90.79	0.43	0.54	0.53	0.69	76.84	0.29	149.91	15
20/0.30	66.04	0.49	0.69	0.82	0.66	0.49	0.66	0.66	52.90	92.99	0.44	0.49	0.49	0.66	71.55	0.27	133.50	23
20/0.35	67.17	0.51	0.66	0.80	0.67	0.51	0.68	0.67	53.25	92.09	0.43	0.51	0.50	0.67	73.06	0.28	138.99	19
20/0.40	69.06	0.54	0.69	0.82	0.69	0.53	0.69	0.69	48.28	87.86	0.41	0.53	0.54	0.69	93.23	0.35	161.51	12
20/0.45	69.43	0.54	0.68	0.82	0.69	0.54	0.69	0.69	48.56	89.90	0.42	0.54	0.54	0.69	90.15	0.34	162.24	13
20/0.50	72.45	0.59	0.72	0.84	0.72	0.59	0.72	0.72	44.67	85.49	0.40	0.58	0.59	0.72	99.74	0.38	184.55	3
30/0.05	67.55	0.51	0.65	0.80	0.67	0.51	0.67	0.68	52.21	91.82	0.43	0.51	0.52	0.68	73.56	0.28	140.16	18
30/0.10	66.04	0.49	0.63	0.79	0.66	0.49	0.66	0.66	52.52	95.07	0.45	0.49	0.50	0.66	73.00	0.28	132.83	25
30/0.15	69.81	0.55	0.69	0.82	0.70	0.55	0.70	0.70	50.11	89.51	0.42	0.55	0.55	0.70	94.26	0.36	168.34	10
30/0.20	72.08	0.58	0.68	0.82	0.72	0.58	0.72	0.72	47.05	89.65	0.42	0.58	0.59	0.72	94.15	0.36	177.48	6
30/0.25	69.81	0.55	0.70	0.84	0.69	0.55	0.69	0.70	46.96	88.40	0.42	0.55	0.56	0.70	88.02	0.33	162.42	9
30/0.30	69.81	0.55	0.71	0.83	0.69	0.55	0.69	0.70	47.57	89.27	0.42	0.55	0.57	0.70	86.39	0.33	160.76	11
30/0.35	72.83	0.59	0.75	0.86	0.72	0.59	0.72	0.73	42.69	82.24	0.39	0.59	0.60	0.73	98.87	0.37	185.14	1
30/0.40	73.58	0.60	0.69	0.83	0.73	0.60	0.73	0.74	42.64	86.07	0.41	0.60	0.61	0.74	102.81	0.39	194.63	2
30/0.45	71.32	0.57	0.72	0.84	0.71	0.57	0.72	0.71	43.56	85.65	0.40	0.57	0.57	0.71	91.83	0.35	173.94	4
30/0.50	71.32	0.57	0.74	0.85	0.71	0.57	0.71	0.71	46.81	86.16	0.41	0.57	0.58	0.71	89.51	0.34	170.30	5

за метриците MAE, MSE, и RMSE, се бара минимизација, додека за ПКОР се преферира максимизација.

Земајќи ги во предвид победниците, ако се погледнат нивните перформанси во табелите 4.22 и 4.23, може да се согледа дека тие се рангирани како 2 и 6 во анализите на најдобрите класификации, и како 2 и 9 во анализите на средните вредности од класификациите, дадена во табелите 4.24 и 4.25. Од друга страна,

Табела 4.23: Најдобри класификациски резултати за секоја конфигурација според прилагодената поделба.

Конф.	Точност	Класа	ПРК	РОК	Ф	КОР	ПР	Р	РАЕ	РРСЕ	РМСЕ	ИНФ	МАР	МФ	ЛЛ	МИ	ПКОР	Ранг
10/0.05	55.16	0.33	0.54	0.71	0.53	0.32	0.54	0.55	68.23	108.14	0.51	0.31	0.37	0.55	56.59	0.18	96.75	14
10/0.10	46.99	0.24	0.53	0.68	0.45	0.25	0.54	0.47	77.09	109.25	0.54	0.27	0.29	0.47	32.67	0.12	58.12	27
10/0.15	55.30	0.30	0.53	0.70	0.55	0.33	0.56	0.55	66.71	104.72	0.50	0.32	0.34	0.55	40.72	0.19	61.14	16
10/0.20	51.46	0.22	0.51	0.67	0.49	0.23	0.50	0.51	73.99	110.49	0.52	0.24	0.28	0.51	19.38	0.09	29.71	28
10/0.25	54.01	0.31	0.52	0.69	0.54	0.31	0.55	0.54	71.47	110.71	0.52	0.32	0.30	0.54	33.26	0.14	57.64	22
10/0.30	63.14	0.44	0.62	0.78	0.64	0.47	0.68	0.63	58.84	95.76	0.46	0.47	0.45	0.63	52.12	0.22	93.10	1
10/0.35	56.38	0.28	0.60	0.72	0.56	0.32	0.56	0.56	67.75	101.45	0.49	0.32	0.32	0.56	25.18	0.13	40.82	18
10/0.40	50.19	0.24	0.48	0.64	0.50	0.24	0.51	0.50	80.58	116.81	0.55	0.23	0.27	0.50	26.72	0.10	45.47	30
10/0.45	52.68	0.30	0.48	0.66	0.51	0.28	0.52	0.53	75.96	112.93	0.53	0.27	0.34	0.53	32.58	0.15	54.57	24
10/0.50	52.68	0.29	0.49	0.67	0.50	0.28	0.50	0.53	73.16	112.33	0.53	0.27	0.34	0.53	29.21	0.13	49.54	25
20/0.05	56.88	0.35	0.55	0.73	0.54	0.34	0.53	0.57	63.21	106.86	0.51	0.33	0.42	0.57	45.39	0.21	73.83	11
20/0.10	56.07	0.34	0.55	0.72	0.52	0.33	0.53	0.56	69.25	106.40	0.50	0.33	0.42	0.56	48.09	0.20	77.33	12
20/0.15	57.24	0.24	0.57	0.65	0.57	0.23	0.58	0.57	66.19	103.87	0.50	0.23	0.24	0.57	11.33	0.07	20.14	23
20/0.20	57.14	0.32	0.55	0.70	0.57	0.33	0.57	0.57	67.37	104.82	0.50	0.34	0.34	0.57	29.84	0.15	47.90	15
20/0.25	51.64	0.25	0.51	0.66	0.51	0.25	0.52	0.52	75.33	109.22	0.51	0.26	0.23	0.52	26.49	0.11	44.91	26
20/0.30	55.56	0.28	0.58	0.70	0.56	0.30	0.57	0.56	66.80	101.72	0.48	0.30	0.29	0.56	12.89	0.08	20.42	21
20/0.35	65.56	0.37	0.63	0.73	0.65	0.39	0.65	0.66	56.85	94.44	0.46	0.39	0.39	0.66	19.70	0.13	34.84	5
20/0.40	51.03	0.24	0.45	0.61	0.51	0.23	0.51	0.51	78.26	115.49	0.55	0.24	0.22	0.51	39.74	0.10	68.30	29
20/0.45	61.03	0.41	0.58	0.76	0.59	0.41	0.59	0.61	65.11	93.24	0.44	0.41	0.45	0.61	53.41	0.25	86.30	2
20/0.50	54.87	0.33	0.51	0.67	0.55	0.33	0.56	0.55	77.03	103.46	0.49	0.34	0.35	0.55	35.22	0.16	60.30	20
30/0.05	58.64	0.36	0.58	0.75	0.57	0.37	0.56	0.59	61.19	101.95	0.49	0.36	0.40	0.59	70.00	0.24	115.57	7
30/0.10	54.15	0.32	0.53	0.68	0.55	0.34	0.59	0.54	72.85	109.31	0.52	0.35	0.30	0.54	68.93	0.23	115.65	13
30/0.15	60.96	0.41	0.60	0.75	0.62	0.43	0.64	0.61	62.35	97.53	0.47	0.43	0.42	0.61	45.74	0.20	80.81	3
30/0.20	58.48	0.38	0.53	0.69	0.57	0.37	0.58	0.58	67.72	105.90	0.50	0.37	0.41	0.58	47.47	0.21	77.22	10
30/0.25	52.73	0.30	0.54	0.69	0.52	0.34	0.59	0.53	74.38	108.59	0.52	0.36	0.32	0.53	52.02	0.19	88.54	19
30/0.30	56.07	0.33	0.52	0.68	0.56	0.33	0.56	0.56	70.54	105.38	0.50	0.32	0.33	0.56	43.67	0.16	79.52	17
30/0.35	58.37	0.37	0.58	0.74	0.57	0.37	0.57	0.58	64.60	101.66	0.48	0.37	0.40	0.58	49.26	0.22	79.46	9
30/0.40	62.73	0.36	0.59	0.74	0.60	0.43	0.65	0.63	58.09	100.81	0.48	0.48	0.42	0.63	27.00	0.25	40.09	4
30/0.45	59.41	0.38	0.59	0.73	0.59	0.38	0.59	0.59	68.63	100.51	0.47	0.39	0.38	0.59	45.21	0.15	88.38	8
30/0.50	60.48	0.40	0.59	0.74	0.60	0.41	0.60	0.60	68.74	95.42	0.45	0.41	0.41	0.60	37.36	0.18	67.44	6

конфигурациите што се покажани како најдобри во однос на класификацијата (табели 4.22 и 4.23), сега се рангирани како 12 и 20 (табели 4.26 и 4.27). При рангирањето направено на средните вредности од перформансите, наместо избирање на најдобрите од секоја конфигурација проследено со рангирање, најдобрите конфигурации (табели 4.24 и 4.25) сега се рангирани како 2 и 6 (табели 4.26 и 4.27), соодветно.

Ова доведува до заклучок дека ако се бара индикатор за развивање на добри

Табела 4.24: Средна вредност на класификациите за секоја конфигурација кај традиционалната поделба.

Конф.	Точност	Капа	ПРК	РОК	Ф	КОР	ПР	Р	РАЕ	РРСЕ	РМСЕ	ИНФ	МАР	МФ	ЛЛ	МИ	ПКОР	Ранг
10/0.05	55.90	0.34	0.55	0.72	0.56	0.34	0.56	0.56	67.66	106.06	0.50	0.34	0.34	0.56	41.21	0.16	73.51	30
10/0.10	57.14	0.36	0.55	0.72	0.57	0.36	0.57	0.57	65.98	104.75	0.49	0.36	0.36	0.57	44.73	0.17	79.91	29
10/0.15	60.31	0.40	0.59	0.75	0.60	0.40	0.60	0.60	61.56	101.06	0.48	0.41	0.41	0.60	52.70	0.20	96.16	26
10/0.20	59.58	0.39	0.59	0.75	0.59	0.39	0.60	0.60	61.48	101.11	0.48	0.39	0.40	0.60	52.82	0.20	94.83	27
10/0.25	61.71	0.43	0.60	0.76	0.62	0.43	0.62	0.62	59.50	99.47	0.47	0.43	0.43	0.62	57.58	0.22	104.93	24
10/0.30	61.72	0.43	0.61	0.76	0.62	0.43	0.62	0.62	59.39	99.42	0.47	0.43	0.42	0.62	59.62	0.22	107.92	23
10/0.35	62.44	0.44	0.62	0.77	0.62	0.44	0.62	0.62	58.41	98.32	0.46	0.44	0.44	0.62	59.65	0.23	109.37	19
10/0.40	62.36	0.44	0.62	0.77	0.62	0.44	0.62	0.62	58.14	98.21	0.46	0.44	0.44	0.62	59.76	0.23	109.30	20
10/0.45	63.41	0.45	0.63	0.78	0.63	0.45	0.64	0.63	56.76	97.20	0.46	0.45	0.45	0.63	62.30	0.24	115.22	12
10/0.50	64.54	0.47	0.64	0.79	0.64	0.47	0.65	0.65	55.09	95.66	0.45	0.47	0.47	0.65	66.12	0.25	122.79	9
20/0.05	58.62	0.38	0.59	0.74	0.59	0.38	0.59	0.59	63.53	102.87	0.48	0.38	0.38	0.59	49.30	0.19	88.73	28
20/0.10	59.99	0.40	0.60	0.75	0.60	0.40	0.60	0.60	61.16	100.92	0.48	0.40	0.40	0.60	54.65	0.21	98.10	25
20/0.15	62.43	0.44	0.62	0.77	0.62	0.44	0.62	0.62	58.09	98.66	0.47	0.44	0.44	0.62	61.82	0.23	112.15	16
20/0.20	62.15	0.43	0.62	0.77	0.62	0.43	0.62	0.62	57.95	98.19	0.46	0.43	0.43	0.62	61.28	0.23	110.71	18
20/0.25	62.28	0.43	0.62	0.77	0.62	0.43	0.62	0.62	58.44	98.69	0.47	0.44	0.43	0.62	60.43	0.23	109.98	22
20/0.30	62.30	0.43	0.62	0.77	0.62	0.43	0.62	0.62	57.57	98.31	0.46	0.44	0.44	0.62	60.86	0.23	110.67	17
20/0.35	63.08	0.45	0.63	0.78	0.63	0.45	0.63	0.63	56.79	97.37	0.46	0.45	0.45	0.63	63.93	0.24	116.04	13
20/0.40	63.03	0.45	0.63	0.78	0.63	0.45	0.63	0.63	57.01	97.40	0.46	0.45	0.44	0.63	64.69	0.24	116.94	14
20/0.45	63.45	0.45	0.63	0.78	0.63	0.45	0.63	0.63	56.34	96.95	0.46	0.45	0.46	0.63	65.98	0.25	118.96	11
20/0.50	64.13	0.46	0.64	0.79	0.64	0.46	0.64	0.64	55.59	95.93	0.45	0.46	0.46	0.64	67.94	0.26	123.58	10
30/0.05	62.96	0.44	0.62	0.77	0.63	0.44	0.63	0.63	57.95	97.14	0.46	0.44	0.45	0.63	60.71	0.23	111.83	15
30/0.10	62.20	0.43	0.62	0.77	0.62	0.43	0.62	0.62	58.17	98.56	0.46	0.43	0.43	0.62	61.49	0.23	111.13	21
30/0.15	64.47	0.47	0.65	0.79	0.64	0.47	0.64	0.64	55.17	95.38	0.45	0.47	0.47	0.64	67.96	0.26	124.11	8
30/0.20	65.53	0.48	0.65	0.80	0.65	0.48	0.65	0.66	53.85	94.20	0.44	0.48	0.49	0.66	71.30	0.27	131.13	6
30/0.25	66.33	0.49	0.66	0.80	0.66	0.49	0.66	0.66	52.30	92.80	0.44	0.50	0.50	0.66	74.72	0.28	137.65	4
30/0.30	64.97	0.47	0.65	0.79	0.65	0.47	0.65	0.65	54.30	95.02	0.45	0.48	0.48	0.65	69.85	0.26	128.06	7
30/0.35	66.50	0.50	0.67	0.80	0.66	0.50	0.66	0.67	52.03	92.87	0.44	0.50	0.50	0.67	73.57	0.28	136.63	3
30/0.40	66.64	0.50	0.67	0.81	0.67	0.50	0.67	0.67	51.48	92.09	0.43	0.50	0.50	0.67	75.69	0.29	140.08	2
30/0.45	66.34	0.50	0.67	0.81	0.66	0.49	0.66	0.66	52.03	92.94	0.44	0.50	0.50	0.66	73.10	0.28	135.94	5
30/0.50	66.83	0.50	0.68	0.81	0.67	0.50	0.67	0.67	51.14	91.97	0.43	0.50	0.51	0.67	74.14	0.28	138.77	1

модели за предвидување на СКП, ДКП и САП (чекор на регресија), добар пристап би бил да се земе најдобрата конфигурација од рангирањето на средните вредности од перформансите.

Слика 4.16 ги покажува предвидувања за СКП, ДКП и САП од најдобрите конфигурации, со претставување на вредноста на КП во mmHg на у-оската, и конкретните инстанци на х-оската. Сините линии се вистинските вредности на

Табела 4.25: Средна вредност на класификациите за секоја конфигурација кај прилагодената поделба.

Конф.	Точност	Класа	ПРК	РОК	Ф	КОР	ПР	Р	РАЕ	РРСЕ	РМСЕ	ИНФ	МАР	МФ	ЛЛ	МИ	ПКОР	Ранг
10/0.05	44.32	0.14	0.45	0.60	0.43	0.14	0.46	0.44	83.80	117.68	0.56	0.14	0.16	0.44	14.64	0.06	24.40	16
10/0.10	43.05	0.12	0.46	0.58	0.43	0.13	0.48	0.43	85.39	119.59	0.57	0.14	0.12	0.43	15.59	0.06	26.19	21
10/0.15	44.02	0.13	0.45	0.59	0.43	0.13	0.46	0.44	84.55	119.00	0.57	0.14	0.14	0.44	14.43	0.06	23.65	19
10/0.20	44.28	0.15	0.44	0.59	0.43	0.15	0.47	0.44	85.16	118.83	0.57	0.16	0.16	0.44	18.22	0.07	30.27	14
10/0.25	45.89	0.15	0.47	0.60	0.45	0.15	0.48	0.46	81.93	116.21	0.55	0.16	0.15	0.46	14.88	0.06	24.46	12
10/0.30	43.78	0.14	0.46	0.60	0.43	0.14	0.47	0.44	83.49	117.40	0.56	0.15	0.14	0.44	15.84	0.06	26.07	15
10/0.35	44.07	0.13	0.46	0.59	0.43	0.14	0.46	0.44	84.54	117.58	0.56	0.13	0.14	0.44	11.94	0.05	18.98	18
10/0.40	42.43	0.11	0.43	0.58	0.41	0.11	0.44	0.42	86.35	120.03	0.57	0.11	0.11	0.42	12.52	0.04	21.03	26
10/0.45	44.51	0.13	0.46	0.59	0.43	0.13	0.45	0.45	83.31	116.29	0.55	0.13	0.15	0.45	10.94	0.05	17.06	17
10/0.50	41.80	0.10	0.44	0.58	0.40	0.10	0.43	0.42	86.91	118.43	0.57	0.10	0.12	0.42	10.41	0.04	16.55	29
20/0.05	42.80	0.13	0.45	0.59	0.42	0.13	0.46	0.43	85.39	118.85	0.57	0.13	0.15	0.43	16.57	0.06	28.14	20
20/0.10	46.08	0.16	0.46	0.59	0.45	0.16	0.49	0.46	81.75	117.28	0.56	0.17	0.17	0.46	18.36	0.06	31.33	11
20/0.15	41.65	0.10	0.44	0.57	0.41	0.11	0.45	0.42	87.05	121.09	0.58	0.12	0.11	0.42	11.59	0.05	18.65	28
20/0.20	42.90	0.12	0.45	0.58	0.42	0.13	0.47	0.43	86.06	118.77	0.57	0.13	0.13	0.43	15.25	0.06	25.31	22
20/0.25	41.97	0.09	0.44	0.57	0.41	0.10	0.45	0.42	86.71	120.46	0.58	0.10	0.10	0.42	11.93	0.05	19.48	30
20/0.30	42.65	0.12	0.44	0.57	0.41	0.11	0.44	0.43	86.93	119.17	0.57	0.12	0.13	0.43	14.81	0.05	24.20	23
20/0.35	41.61	0.10	0.44	0.57	0.40	0.10	0.44	0.42	87.53	120.54	0.58	0.10	0.11	0.42	14.66	0.06	23.60	27
20/0.40	41.76	0.11	0.44	0.57	0.40	0.11	0.45	0.42	87.62	120.57	0.58	0.12	0.12	0.42	15.25	0.06	23.65	25
20/0.45	44.69	0.13	0.47	0.60	0.44	0.14	0.47	0.45	83.58	116.39	0.56	0.15	0.14	0.45	15.72	0.07	24.58	13
20/0.50	42.97	0.10	0.45	0.58	0.42	0.11	0.44	0.43	86.02	118.99	0.57	0.11	0.11	0.43	11.88	0.05	18.69	24
30/0.05	47.96	0.19	0.49	0.62	0.47	0.19	0.50	0.48	78.77	115.69	0.55	0.20	0.21	0.48	23.61	0.09	40.29	5
30/0.10	49.21	0.19	0.49	0.62	0.49	0.20	0.52	0.49	78.07	114.34	0.54	0.21	0.20	0.49	21.45	0.08	36.08	1
30/0.15	47.88	0.20	0.49	0.63	0.47	0.21	0.52	0.48	78.95	114.58	0.55	0.22	0.21	0.48	21.63	0.09	37.32	2
30/0.20	48.21	0.20	0.48	0.62	0.47	0.21	0.51	0.48	79.81	115.27	0.55	0.22	0.22	0.48	24.05	0.10	40.22	3
30/0.25	46.82	0.18	0.48	0.62	0.46	0.18	0.49	0.47	80.50	115.71	0.55	0.19	0.19	0.47	24.06	0.09	40.49	7
30/0.30	45.69	0.16	0.46	0.61	0.44	0.16	0.48	0.46	82.11	116.52	0.56	0.17	0.17	0.46	19.97	0.08	33.25	10
30/0.35	47.53	0.16	0.48	0.60	0.46	0.17	0.50	0.48	79.27	114.75	0.55	0.18	0.16	0.48	19.43	0.08	32.22	8
30/0.40	48.41	0.18	0.48	0.60	0.47	0.18	0.50	0.48	78.94	114.78	0.55	0.19	0.19	0.48	19.29	0.07	32.74	6
30/0.45	48.31	0.18	0.47	0.62	0.47	0.19	0.49	0.48	79.17	114.26	0.54	0.19	0.19	0.48	25.97	0.10	43.66	4
30/0.50	45.79	0.18	0.48	0.63	0.44	0.19	0.50	0.46	82.13	115.70	0.56	0.20	0.21	0.46	19.59	0.07	32.44	9

КП, а црвените линии се предвидените вредности на КП. Црните линии ги претставуваат средните вредности на СКП, ДКП и САП, добиени од обучувачките множества. Овие вредности се користат како референца за успехот на развиените регресиски модели, покажувајќи колку се истите подобри од едноставните модели коишто секогаш ќе ја предвидуваат средната вредност научена од обучувачките множества.

Од сликата може да се согледа дека линијата на предвидување јасно ја следи

Табела 4.26: Резултати од тестирачкото множество во традиционалната поделба.

Конф.	СКП				ДКП				САП				Ранг
	MAE	MSE	RMSE	ПКОР	MAE	MSE	RMSE	ПКОР	MAE	MSE	RMSE	ПКОР	
10/0.05	10.88	250.55	15.83	0.68	8.43	151.08	12.29	0.24	7.73	133.84	11.57	0.34	30
10/0.10	10.31	212.43	14.58	0.71	7.82	138.20	11.76	0.34	7.27	120.64	10.98	0.39	29
10/0.15	10.56	223.38	14.95	0.70	7.66	133.35	11.55	0.37	7.21	118.93	10.91	0.41	28
10/0.20	10.37	229.38	15.15	0.70	7.53	120.54	10.98	0.45	7.03	111.73	10.57	0.45	25
10/0.25	10.23	219.76	14.82	0.71	7.46	118.58	10.89	0.46	6.92	106.72	10.33	0.48	22
10/0.30	9.52	192.45	13.87	0.74	7.58	120.04	10.96	0.47	6.95	103.45	10.17	0.50	15
10/0.35	10.32	219.49	14.82	0.71	7.15	114.52	10.70	0.49	6.81	105.07	10.25	0.49	17
10/0.40	10.33	222.90	14.93	0.70	7.61	129.55	11.38	0.41	7.18	117.85	10.86	0.41	27
10/0.45	10.41	225.00	15.00	0.70	7.19	119.17	10.92	0.47	6.87	109.66	10.47	0.46	23
10/0.50	9.56	204.58	14.30	0.72	7.53	129.81	11.39	0.42	6.93	114.05	10.68	0.44	24
20/0.05	10.41	209.18	14.46	0.74	7.85	123.51	11.11	0.44	7.58	115.19	10.73	0.45	26
20/0.10	9.39	181.81	13.48	0.76	7.86	130.69	11.43	0.41	7.30	107.93	10.39	0.48	19
20/0.15	9.51	193.94	13.93	0.75	7.44	124.69	11.17	0.44	6.84	102.35	10.12	0.51	14
20/0.20	9.37	181.94	13.49	0.77	7.69	126.99	11.27	0.42	7.05	104.47	10.22	0.50	16
20/0.25	9.87	191.28	13.83	0.75	7.49	127.50	11.29	0.41	7.07	110.53	10.51	0.46	21
20/0.30	9.44	170.15	13.04	0.78	7.38	117.57	10.84	0.48	6.90	98.22	9.91	0.53	9
20/0.35	9.33	187.44	13.69	0.76	7.05	114.71	10.71	0.49	6.74	99.55	9.98	0.52	10
20/0.40	9.67	178.49	13.36	0.77	7.17	116.80	10.81	0.49	6.91	100.11	10.01	0.53	11
20/0.45	9.56	180.75	13.44	0.76	7.31	121.34	11.02	0.45	6.84	104.33	10.21	0.49	13
20/0.50	9.53	181.52	13.47	0.78	6.96	115.83	10.76	0.49	6.57	99.61	9.98	0.53	8
30/0.05	9.85	187.32	13.69	0.75	7.55	129.22	11.37	0.41	7.02	108.26	10.40	0.48	18
30/0.10	10.31	201.68	14.20	0.74	7.14	124.47	11.16	0.46	6.84	111.77	10.57	0.49	20
30/0.15	8.49	142.39	11.93	0.82	6.93	112.97	10.63	0.52	6.29	91.00	9.54	0.58	6
30/0.20	8.66	152.72	12.36	0.80	6.60	103.80	10.19	0.56	6.09	88.64	9.41	0.58	4
30/0.25	8.43	150.76	12.28	0.80	6.67	107.95	10.39	0.54	5.97	86.15	9.28	0.59	3
30/0.30	8.90	168.70	12.99	0.78	6.49	101.65	10.08	0.57	5.94	88.21	9.39	0.58	5
30/0.35	9.56	184.66	13.59	0.76	7.12	119.68	10.94	0.48	6.72	105.06	10.25	0.50	12
30/0.40	8.61	156.25	12.50	0.80	6.15	95.62	9.78	0.60	5.77	82.75	9.10	0.61	1
30/0.45	8.51	163.70	12.79	0.79	6.80	111.27	10.55	0.53	6.08	94.23	9.71	0.56	7
30/0.50	8.54	168.42	12.98	0.78	6.28	99.43	9.97	0.58	5.85	87.19	9.34	0.59	2

актуелната линија во тест множеството од традиционалната поделба, додека во прилагодената поделба, линијата на предвидување не може да ги фати сите трендови во промените на КП. Претпоставуваме дека овој феномен се должи на фактот дека при поделбата не е дозволено инстанци од ист субјект да се појават во различни множества, па така доколку по случаен пат се тргнат субјектите со хипертензија кои се малку на број, може да се случи моделот да нема доволно податоци да научи за тој случај.

Ниво 5: Фузија на регресиски модели

На крајот, направена е фузија на информациите добиени од повеќе целните регресиски модели од сите конфигурации. Бидејќи обучувачкото множество што се користи за креирање на повеќе целните регресиски модели е избрано согласно

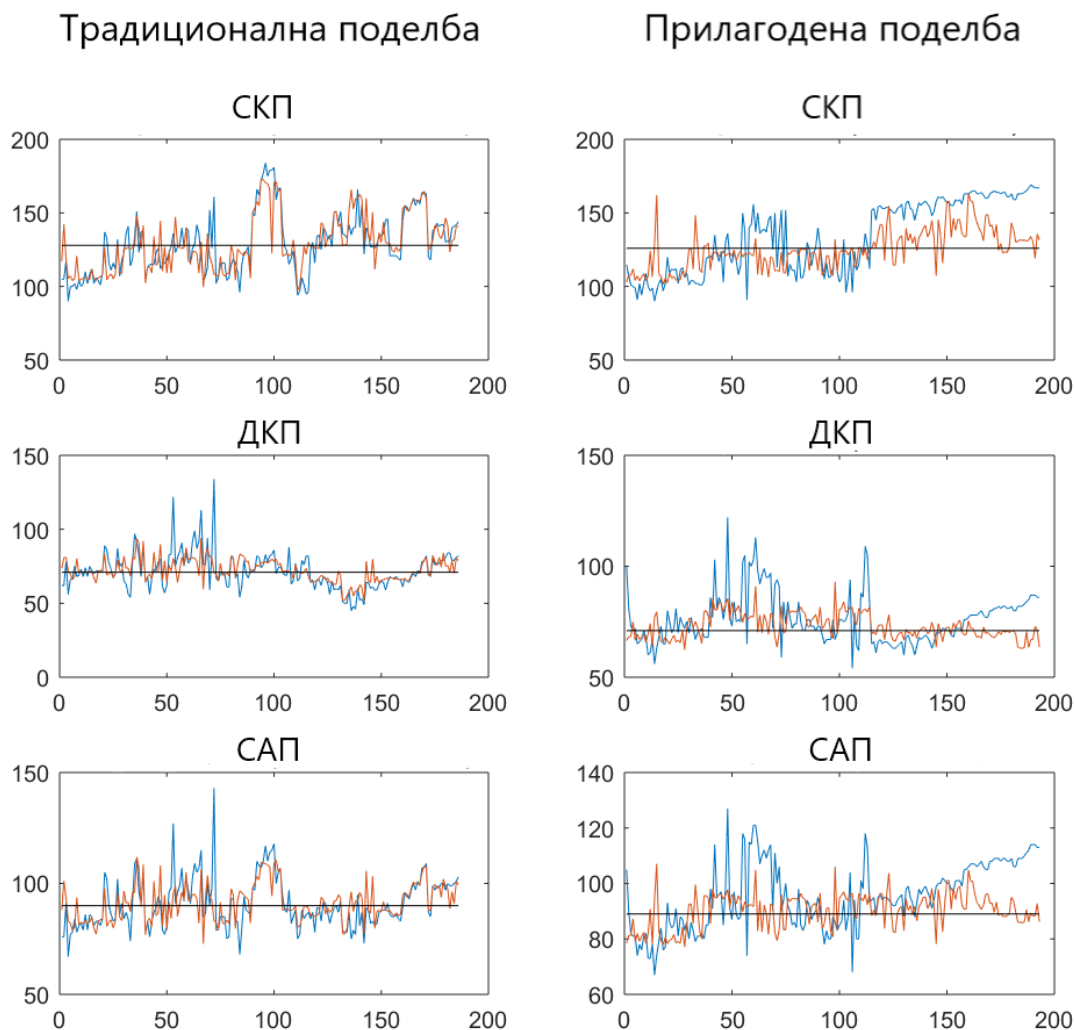
Табела 4.27: Резултати од тестирачкото множество во прилагодената поделба.

Конф.	СКП					ДКП					САП					Ранг
	MAE	MSE	RMSE	ПКОР	ПКОР	MAE	MSE	RMSE	ПКОР	ПКОР	MAE	MSE	RMSE	ПКОР	ПКОР	
10/0.05	15.49	401.55	20.04	0.63	0.63	10.87	197.58	14.06	-0.22	-0.22	11.37	208.01	14.42	0.15	0.15	
10/0.10	19.22	564.06	23.75	0.51	0.51	9.35	171.16	13.08	0.16	0.16	12.02	222.90	14.93	0.03	0.03	
10/0.15	17.03	400.63	20.02	0.63	0.63	10.72	184.99	13.60	-0.15	-0.15	11.79	217.59	14.75	0.08	0.08	
10/0.20	17.01	507.84	22.54	0.56	0.56	9.82	167.25	12.93	0.00	0.00	11.70	212.95	14.59	0.20	0.20	
10/0.25	15.95	418.39	20.45	0.61	0.61	10.15	175.42	13.24	-0.04	-0.04	11.43	204.27	14.29	0.13	0.13	
10/0.30	15.90	428.25	20.69	0.61	0.61	11.26	189.50	13.77	-0.13	-0.13	12.30	223.57	14.95	0.08	0.08	
10/0.35	14.96	383.98	19.60	0.64	0.64	11.19	195.60	13.99	-0.15	-0.15	11.81	214.62	14.65	0.14	0.14	
10/0.40	15.23	411.75	20.29	0.64	0.64	11.83	220.68	14.86	-0.31	-0.31	12.43	238.22	15.43	0.10	0.10	
10/0.45	16.47	448.62	21.18	0.57	0.57	11.17	197.05	14.04	-0.10	-0.10	12.60	236.76	15.39	0.03	0.03	
10/0.50	15.53	412.91	20.32	0.63	0.63	11.49	212.08	14.56	-0.21	-0.21	12.28	231.66	15.22	0.07	0.07	
20/0.05	18.57	526.36	22.94	0.53	0.53	9.53	166.24	12.89	0.04	0.04	11.15	199.71	14.13	0.19	0.19	
20/0.10	20.44	639.12	25.28	0.46	0.46	8.79	148.61	12.19	0.17	0.17	11.30	199.46	14.12	0.23	0.23	
20/0.15	17.88	487.77	22.09	0.59	0.59	11.57	216.64	14.72	-0.17	-0.17	12.31	231.04	15.20	0.08	0.08	
20/0.20	18.11	514.65	22.69	0.54	0.54	9.39	157.87	12.56	0.14	0.14	10.98	198.92	14.10	0.17	0.17	
20/0.25	18.71	546.87	23.39	0.52	0.52	8.96	159.18	12.62	0.10	0.10	10.97	200.21	14.15	0.15	0.15	
20/0.30	16.17	412.49	20.31	0.62	0.62	12.04	223.79	14.96	-0.27	-0.27	12.02	222.56	14.92	0.08	0.08	
20/0.35	17.00	436.39	20.89	0.64	0.64	9.94	178.64	13.37	0.02	0.02	10.87	196.44	14.02	0.20	0.20	
20/0.40	15.64	361.26	19.01	0.70	0.70	10.57	190.56	13.80	-0.14	-0.14	10.19	187.34	13.69	0.18	0.18	
20/0.45	16.29	413.83	20.34	0.67	0.67	10.25	173.99	13.19	-0.06	-0.06	10.42	186.67	13.66	0.22	0.22	
20/0.50	19.31	531.20	23.05	0.50	0.50	9.50	158.78	12.60	0.10	0.10	11.40	201.99	14.21	0.01	0.01	
30/0.05	21.49	649.85	25.49	0.40	0.40	9.89	175.00	13.23	0.16	0.16	12.54	233.38	15.28	0.04	0.04	
30/0.10	22.02	685.54	26.18	0.31	0.31	7.86	124.11	11.14	0.32	0.32	11.30	187.46	13.69	0.19	0.19	
30/0.15	19.43	556.33	23.59	0.46	0.46	10.37	176.74	13.29	-0.03	-0.03	11.58	215.40	14.68	0.02	0.02	
30/0.20	21.60	650.16	25.50	0.49	0.49	9.21	167.23	12.93	0.05	0.05	12.31	224.92	15.00	0.13	0.13	
30/0.25	19.42	525.79	22.93	0.51	0.51	11.21	197.13	14.04	0.01	0.01	12.09	233.00	15.26	-0.10	-0.10	
30/0.30	15.68	415.29	20.38	0.65	0.65	10.86	183.53	13.55	-0.11	-0.11	11.34	203.42	14.26	0.22	0.22	
30/0.35	21.30	663.79	25.76	0.44	0.44	8.93	148.61	12.19	0.25	0.25	12.19	218.75	14.79	0.12	0.12	
30/0.40	16.72	438.41	20.94	0.60	0.60	10.09	170.14	13.04	0.10	0.10	11.22	202.91	14.24	0.09	0.09	
30/0.45	17.20	450.34	21.22	0.57	0.57	11.57	207.80	14.42	-0.09	-0.09	11.73	209.57	14.48	0.03	0.03	
30/0.50	17.39	462.46	21.50	0.59	0.59	9.23	145.64	12.07	0.19	0.19	10.54	181.21	13.46	0.19	0.19	

рангирањата на класификациите, истото рангирање се користи за да се претстави влијанието на повеќецелните регресиски модели од секоја конфигурација, врз крајното предвидување на СКП, ДКП, и САП.

Затоа, веднаш штом се создаваат моделите на регресија од најдобрите обучувачки множества докажани во класификациската анализа, предвидените вредности се множат со нивниот ранг. Рангирањата се скалирани така што сумата од нивните вредности е 1. Откако секое предвидување ќе се помножи со скалираниот ранг соодветен на тоа обучувачко множество, сите вредности се сумираат во една единечна вредност за СКП, ДКП и САП.

Постапката се повторува за најдобрите класификации од анализите на најдобри класификации во рамките на секоја конфигурација (табели 4.22 и 4.23), и рангирањата од анализата на средните вредности на перформансите во секоја конфигурација (табели 4.24 и 4.25), и за двата начини на поделба на множествата. Табела 4.28 претставува евалуација на крајните резултати, каде што “Најдобар”



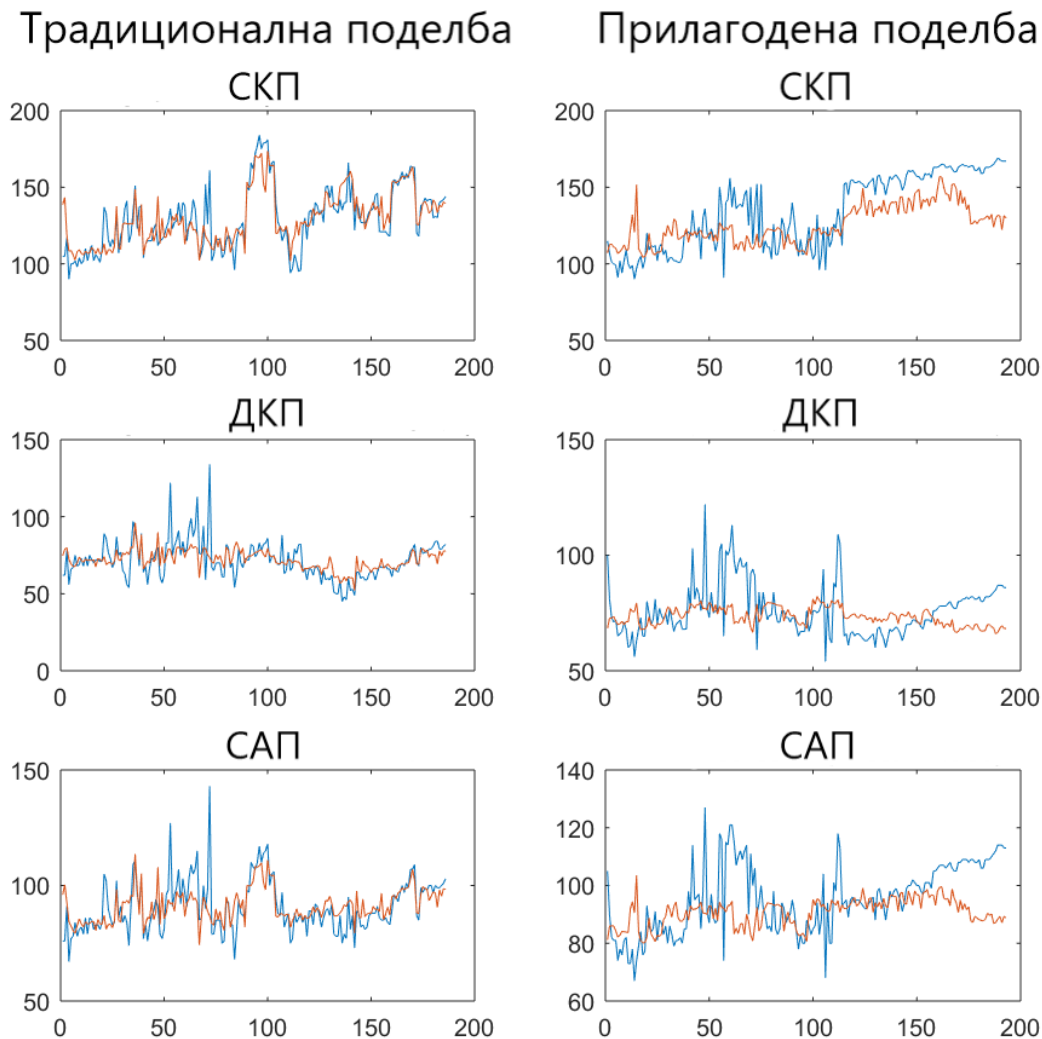
Слика 4.16: Најдобри предикции во традиционалната (лево) и прилагодената (десно) поделба.

Табела 4.28: Резултати од процедурата за фузија на предикции.

П1	Најдобар		Фузија 1		Фузија 2		П2	Најдобар		Фузија 1		Фузија 2	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
СКП	8.61	12.50	7.94	11.40	7.93	11.36	СКП	17.39	21.50	16.40	19.69	16.60	19.92
ДКП	6.15	9.78	6.43	9.88	6.41	9.85	ДКП	9.23	12.07	9.26	12.15	9.24	12.11
САП	5.77	9.10	5.73	8.82	5.72	8.79	САП	10.54	13.46	9.76	12.92	9.80	12.98

се најдобрите резултати при традиционалната (П1) и прилагодена (П2) поделба, според рангирањето во табелите 4.26 и 4.27; “Фузија 1” е случајот каде што се користат рангирањата на најдобрите класификатори, и “Фузија 2” е случајот каде што се користат рангирањата на средните вредности од сите класификации во рамките на конфигурациите. Согледувајќи ја табелата, и во двата случаи може да се заклучи дека фузијата на предвидување доведува до подобро предвидување, особено во случајот на СКП, и има подобрувања во предвидувањето на САП. За ДКП предвидувањата, резултатите се скоро исти. Предвидувањата за “Фузија 1” и “Фузија 2” се прикажани на сликите 4.17 и 4.18, соодветно.

Слика 4.19 го отсликува влијанието на грешките во промена на класата на КП.

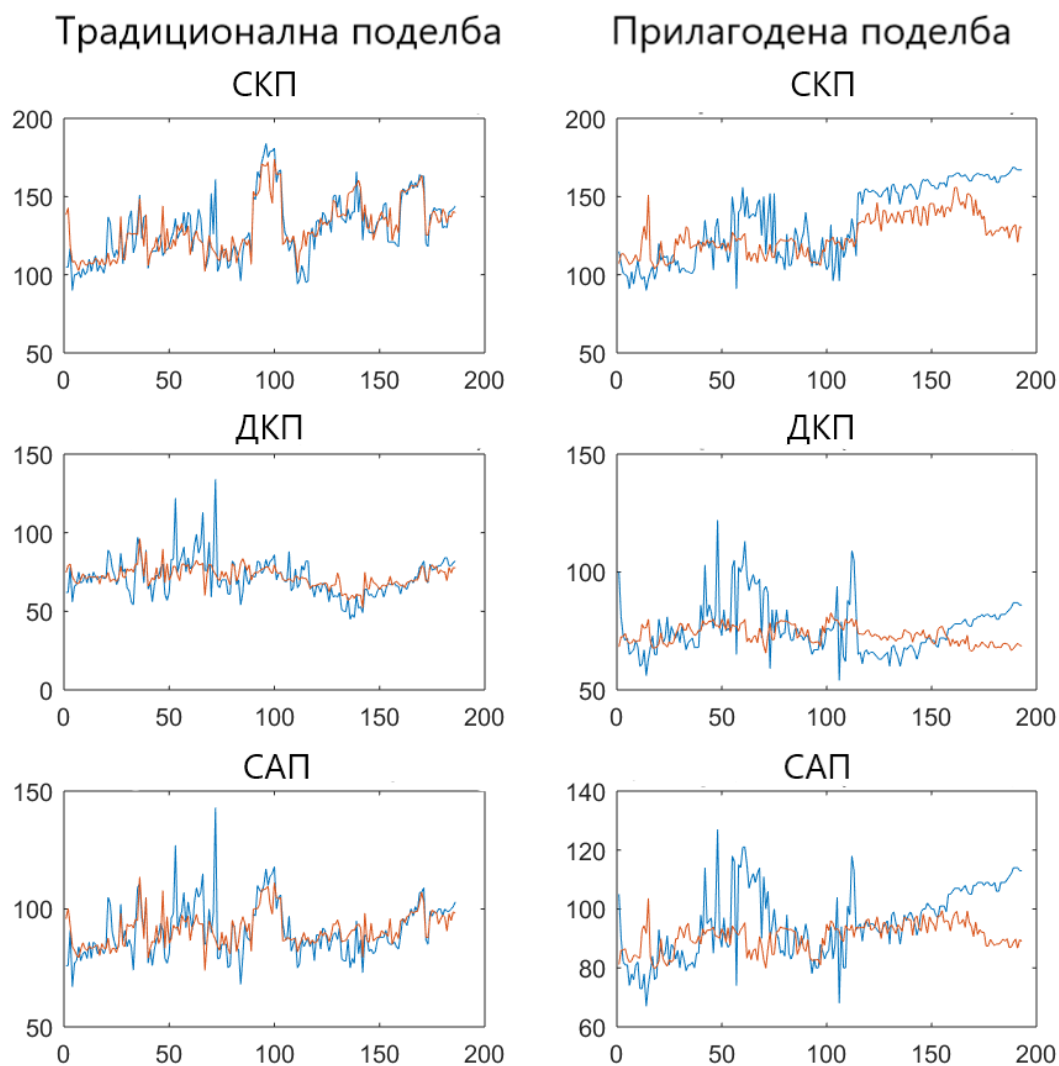


Слика 4.17: Фузија на предвидувања во традиционална (лево) и прилагодена (десно) поделба со користење на рангирањата на најдобрите класификатори.

За двата начини на поделба (традиционална и приспособена), се проверува дали грешката предизвикана од регресиските модели води до промена на вистинската класа на КП како што е дадена во Табела 4.3. Се испитува промената и кај вистинските и кај здружените класи дадени во истата табела.

Од сликата може да се заклучи дека, конфигурацијата со број 26, што се однесува на сигнали долги 30 секунди и фреквенција на отсекување од 0.3 Hz, може да се смета дека е најдобра со најмала промена на класата на КП, земајќи ги во предвид и традиционалната и прилагодената поделба.

Слика 4.20 дава приказ на т.н. “тешки” промашувања предизвикани од погрешна предикција на СКП и ДКП. Едно промашување на класата на КП се смета дека е тешко, доколку растојанието помеѓу вистинската и предвидената класа е повеќе од 1. Ако се додадат овие анализи на претходните, може да се види дека најдобри конфигурации се со број 3 и 26. Ако се споредат со претходната Слика 4.19, кадешто се селектира 26та конфигурација како најдобра, според новите

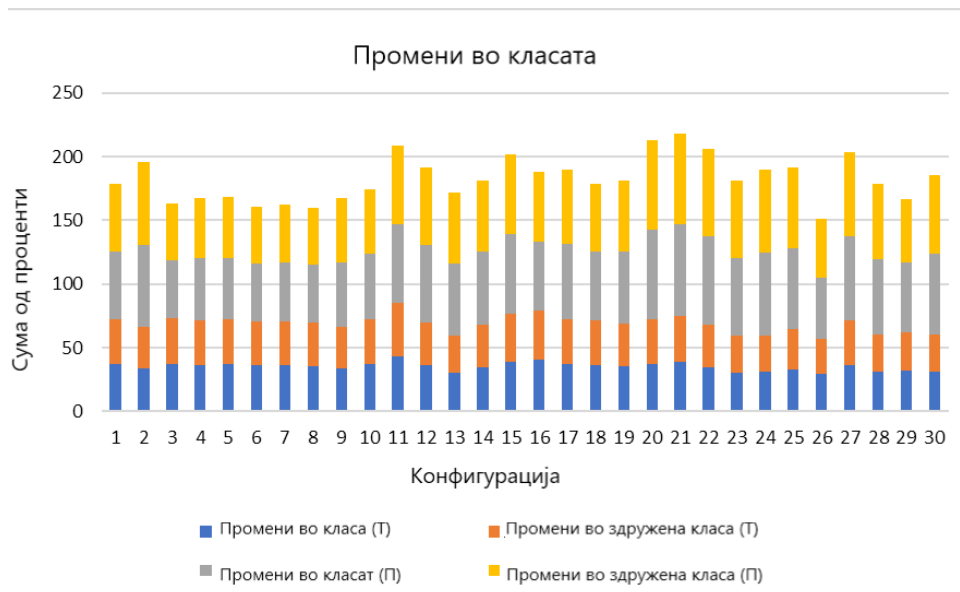


Слика 4.18: Фузија на предвидувања во традиционална (лево) и прилагодена (десно) поделба со користење на рангирањата на средните вредности од класификациите во конфигурациите.

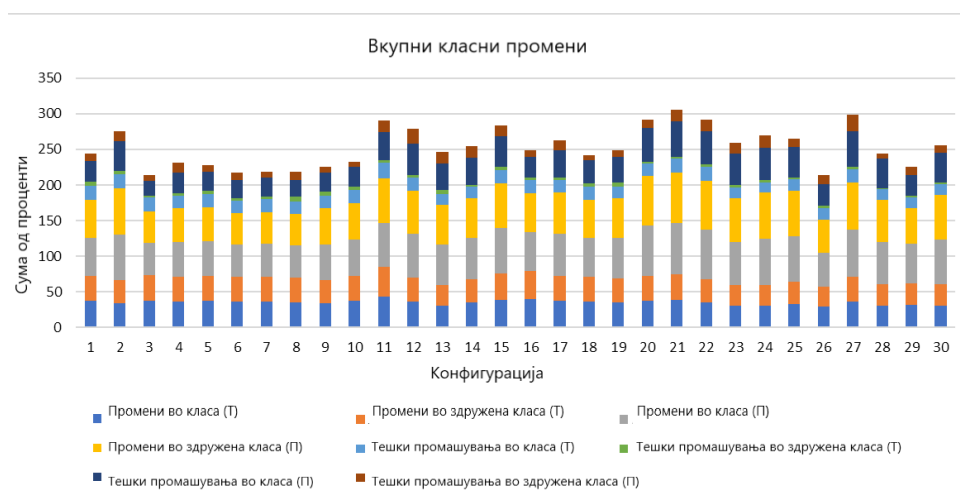
анализи, може да се очекуваме дека 4% од сите промашувања (27%) во традиционалната поделба, и 13% од сите промашувања (47%) во прилагодената поделба, дека ќе бидат “тешки”.

Ако се навратиме во табелите што ги прикажуваат резултатите од регресиите (табели 4.26 и 4.27), може да се види дека 26тата конфигурација е рангирана како 5та и 10та. Бидејќи не може да се донесе заклучок дали оваа конфигурација е најдобра, одлучено е да се додаде процентот на промашувања на класите во останатите метрики за евалуација на перформансите, и да се тежнее кон нивна минимизација. Повторувајќи ги анализите за рангирање, сепак, не се појавени значителни промени во изборот на најдобра и најлоша конфигурација. Тоа значи дека нема значителна разлика во новите метрики што ќе го надвлее влијанието на останатите метрики.

Испитувајќи ги распределбите на “тешките” промашувања по класи, како што може да се забележи и на слика 4.21, класа 4 (C2XTH), е најпроблематична, и во

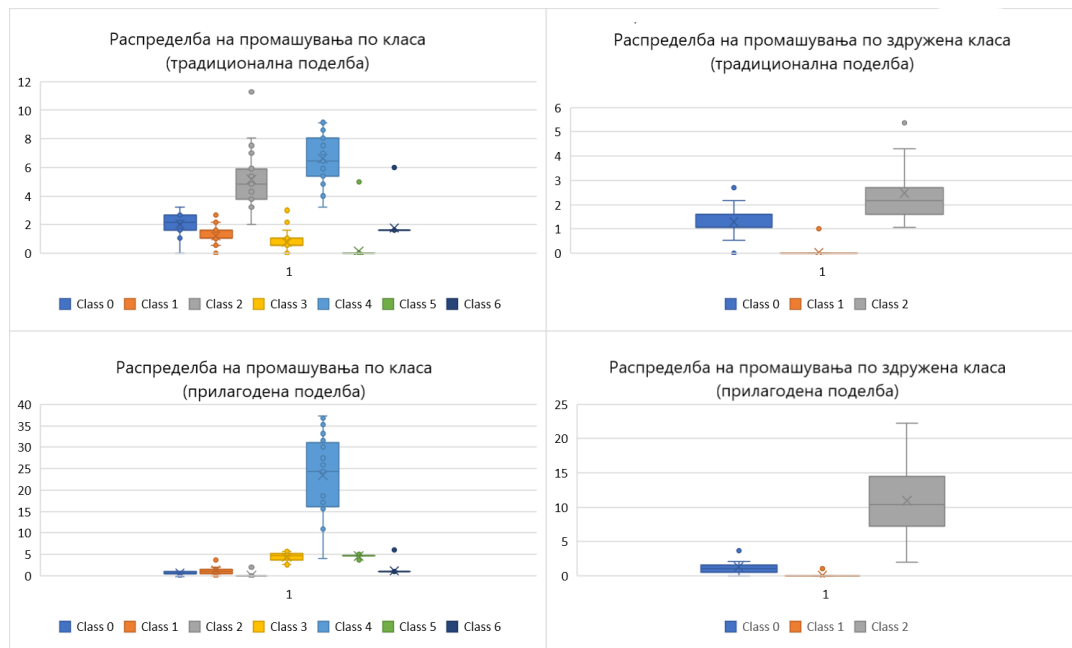


Слика 4.19: Процент на промашени класи предизвикани од погрешна предикција на СКП и ДКП.



Слика 4.20: Процент на “тешки” промашувања предизвикани од погрешна предикција на СКП и ДКП.

двете поделби (традиционална и прилагодена). Овој феномен се должи на фактот дека повеќето од претставниците на хипертензија се всушност пациенти со повреди на мозокот кои страдаат од изолирана систолична хипертензија, којашто се карактеризира со висок СКП и низок ДКП (дадени во табела 4.8). Ова се рефлектира и во здружувањето на класите, бидејќи класата 4 се здружува со останатите хипертензивни класи и заедно ја оформуваат класата 2. Истите резултати важат и во пристапот на фузија на предвидувањата.



Слика 4.21: Процент на “тешки” промашувања по класа.

4.6 Заклучок

Во ова поглавје даден е осврт на две длабоки анализи за предвидување на СКП, ДКП и САП. Воведени се неколку новости, вклучувајќи го моделирањето на врската помеѓу ЕКГ сигналите и КП преку анализа на комплексност на сигналите, и специфичниот дизајн на МУ за градење модели за предвидување на класата на КП, како и на вредностите на СКП, ДКП и САП.

Користејќи различно процесирање, донесен е заклучок за најинформативната должина на ЕКГ сигнал, како и за најдобрата фреквенција што со сигурност ќе го елиминира нискофрегентниот шум без да го деформира ЕКГ сигналот, т.е. без да се изгубат значајни информации. Откриено е дека моделите научени за должина на сигнал од 30 секунди со фреквенција на отсекување од 0.40 Hz и 0.50 Hz се најинформативни.

Разгледани се повеќе аспекти на поделба на податоците, при што направен е различен дизајн на студијата. Покрај општиот дизајн, предложена е и методологија за фузија на информации на повеќе нивоа за учење на предвидувачки модели. Со спојување на моделите изградени од различни конфигурации (должина на сигнал и фреквенција на отсекување), постигнати се подобри резултати.

Придонесите на трудот се како што следува:

- Моделирање на односот помеѓу ЕКГ и КП со анализа на комплексност;
- Методологија за спојување информации на повеќе нивоа за учење на предвидувачки модели за СКП, ДКП и САП;
- Евалуација на различни конфигурации (должина на ЕКГ сигнал и фреквенција на отсекување) со цел избор на најинформативна конфигурација;
- Придонес кон аргументите објавени во литературата за најоптимална должина на ЕКГ примероци потребни за изградба на предвидувачки модели [12, 194, 180];

- Придонес кон аргументите објавени во литературата за најсоодветен праг за елиминација на шум, без губење на ЕКГ податоци и сигурно отстранување на шумот (што е важно за градење на објективни модели) [23, 125, 212, 199].

Во првиот пристап од методологијата [185], најмалите грешки добиени за СКП, ДКП и САП се 8.64, 18.20, 13.52 mmHg без калибрација, и 7.72, 9.45 и 8.13 mmHg со калибрација. Со сосем различен пристап на поделба на множествата и нивна евалуација [186], добиени се подобрени резултати. Грешките за сосем непознато множество податоци, од сензор којшто воопшто не е вклучен во обучувачкото множество, се 13 mmHg за СКП и 12.3 mmHg за предикција на ДКП. Доколку се достапни податоци од даден сензор во обучувачкото множество, грешката се намалува на 8.2 mmHg за СКП и 8.7 mmHg за предикција на ДКП. Уште повеќе, ако се калибрира моделот со неколку инстанци од даден субјект грешката се намалува на 6.7 mmHg за СКП и 6.6 mmHg за ДКП.

Во вториот пристап, со фузија на информации на повеќе нивоа, постигнати се грешки од 7.93 ± 8.16 , 6.41 ± 7.5 и 5.72 ± 6.69 mmHg ($MAE \pm SD$) за СКП, ДКП и САП, соодветно, кога се достапни податоци од пациентот за обука на моделите (традиционална поделба). Во случај на непознати пациенти во целост (прилагодена поделба), постигнатите грешки за СКП, ДКП, и САП се 16.60 ± 11.05 , 9.24 ± 7.85 , and 9.80 ± 8.53 . Презентираните резултати се без употребување на метод за калибрација.

Резултатите се близу побарувањата на BHS и AAMI стандардите [101] за сертифицирање на медицинските уреди за мерење на КП, според коишто дозволиви се грешки од ± 5 mmHg, и стандардна девијација од 8 mmHg.

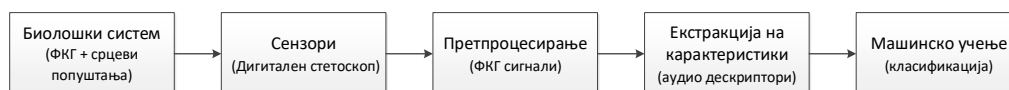
5

Обработка на биоакустични сигнали

Во ова поглавје се истражува врската помеѓу ФКГ сигналите и срцевите попуштања. Истражувањето е поддржано од Институтот „Јожеф Стефан“ во Љубљана, Словенија. Резултатите се објавени во [66].

5.1 Биолошки систем

Во ова поглавје се разгледува обработката на биоакустични сигнали со цел градење на интелигентен систем за предикција на срцеви попуштања. Методологијата повторно го следи генералниот пристап за обработка на биомедицински сигнали, прикажан на Слика 5.1, со тоа што биолошкиот систем од интерес на истражувањето е различен, како и сензорите што се користат за снимање на активноста на биомедицинскиот систем. Проблемот што се разгледува има различна природа, па соодветно е развиена различна методологија врз истите принципи за претпроцесирање на сигнали, градење вектори со карактеристики, и градење на интелигентен систем за предикција на срцеви попуштања.



Слика 5.1: Процес на обработка на биоакустични сигнали.

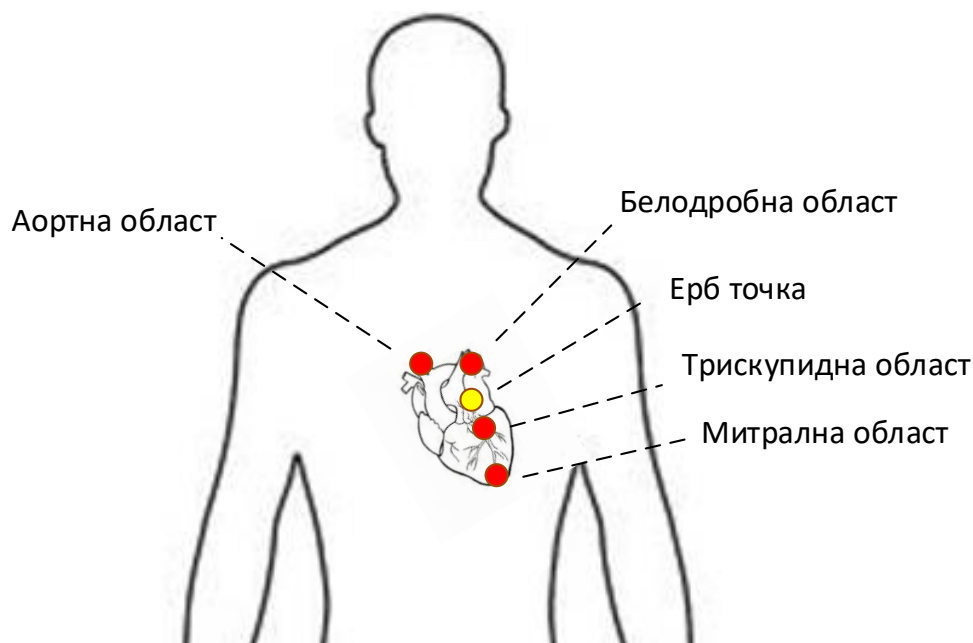
Во ова поглавје, биолошкиот систем што се анализира е повторно срцевиот систем, но наместо електричната активност, се мери неговата контрактилна активност, притоа опфаќајќи ја и крвта. Срцето и крвта заедно го сочинуваат кардиохемискиот систем. Контрактилната активност на кардиохемискиот систем се мери преку срцевиот звук, фонокардиограм (ФКГ), кој е можеби најтрадиционалниот биомедицински сигнал. Стетоскопот е примарен инструмент преку којшто лекарите го слушаат звукот генериран од оваа активност.

Во оваа глава се навлегува детално во проблематиката со опис на биолошкиот систем што се истражува, како и во методите користени за моделирање на односот помеѓу ФКГ сигналот и срцевите попуштања.

ФКГ сигналот претставува запис од звучните вибрации од контрактилната активност на кардиохемискиот систем. За снимање на ФКГ сигнал, потребен е трансдусер за претворање на вибрациите, или звучниот сигнал, во електронски сигнал. За оваа цел, на градниот кош на пациентот се поставуваат микрофони или предаватели на притисок.

Нормалните звуци коишто доаѓаат од срцето даваат информација за општата состојба на срцето во смисла на ритам и контрактилност. Во случај на кардиоваскуларни болести или дефекти, овие звуци претрпуваат промени што се јавуваат во форма на дополнителни звуци и шумови. Нивното препознавање е од корист за правилно дијагностицирање на појавата.

Порано се верувало дека срцевите звуци се предизвикани од движењата на залистоците. Денес е познато дека тие се предизвикани од вибрациите на целиот кардиоваскуларен систем. Кардиохемискиот систем може да се спореди со балон исполнет со течност, којшто кога прима стимулација на било која локација, вибрира во целост. Меѓутоа, на одредени локации на градите поединечно, се слушаат различни компоненти од срцевиот звук. Тие локации се нарекуваат аускултаторни области и се следните: митрална, аортна, белодробна и трикуспидна област, сите прикажани на Слика 5.2. Митралната област е во близина на врвот на срцето, аортната област е од десната страна на градната коска, трикуспидната област е во четвртиот меѓуребрен простор од двете страни на градната коска, и белодробната област лежи на левата парастернална линија во вториот или третиот меѓуребрен простор.

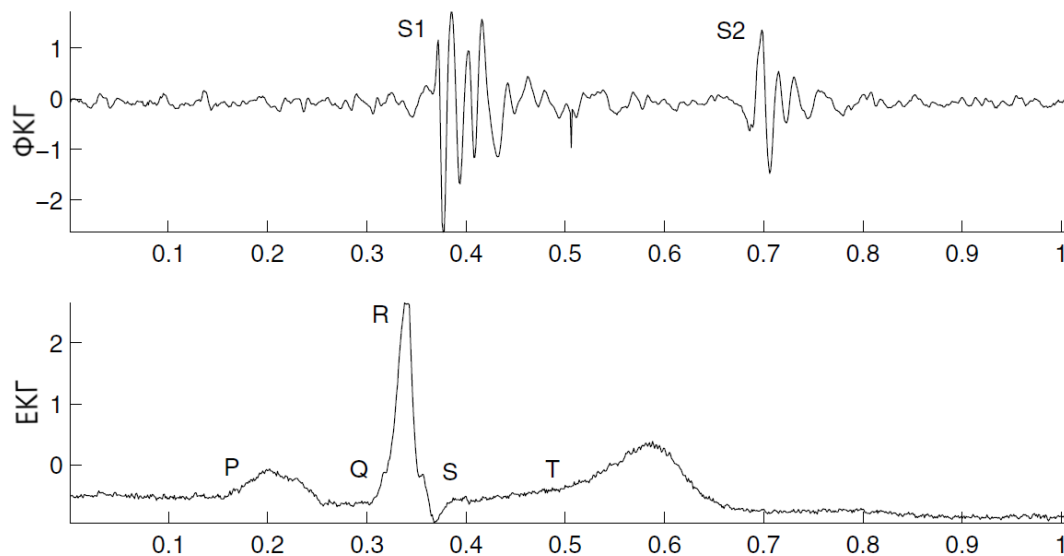


Слика 5.2: Локализација на различни компоненти од срцевиот звук.

ФКГ сигналите обично се снимаат со помош на пиезоелектрични контактни сензори што се чувствителни на поместување и се лепат на површината на кожата [160].

5.1.1 Морфологија на фонокардиограм

Нормалниот кардијален циклус содржи два главни звуци - прв срцев звук (S1) и втор срцев звук (S2). Слика 5.3 прикажува нормален ФКГ сигнал, заедно со паралелно мерен ЕКГ сигнал за соодветна компарација на морфолошките карактеристики.



Слика 5.3: Морфологија на фонокардиограм.

S1 се јавува на почетокот на контракцијата во коморите, и одговара на времето на креирање на QRS комплексот во ЕКГ сигналот. Почетните вибрации во S1 се јавуваат кога заради првите миокардни контракции во коморите се придвижува крвта кон преткоморите. Втората компонента на S1 започнува со предизвиканата напнатост од затворените AV залистоци, со што се забавува крвта. Во оваа фаза, позната како изоволумна контракција, сите четири срцеви залистоци се затворени. Потоа, аортниот и белодробниот залисток се отвораат и крвта се исфрла од коморите. Третата компонента на S1 може да биде предизвикана од осцилацијата на крв помеѓу коренот на аортата и сидовите на коморите. Ова е проследено со четвртата компонента на S1, којашто може да се должи на вибрациите предизвикани од турбуленцијата предизвикана од исфрлената крв којашто тече брзо преку аортата и белодробната артерија.

По систолната пауза во ФКГ сигналот во нормален кардијален циклус, вториот звук S2 е предизвикан од затворањето на залистоците. Додека примарни вибрации се јавуваат во артериите поради забавувањето на крвта, коморите и преткоморите исто така вибрираат. S2 има две компоненти, една заради затворање на аортниот залисток (A2) и друга заради затворање на белодробниот залисток (P2). Аортниот залисток обично се затвора пред белодробниот, па со тоа A2 му претходи на P2 за неколку милисекунди. Разликата A2-P2 се зголемува кај здравите субјекти за време на вдишувањето. Белодробната импеданса е пониска за време на вдишување во споредба со состојбата за време на издишување. Усогласеноста на белодробните крвни садови е зголемена за време на вдишувањето, бидејќи тие се прошируваат поради негативен торакален притисок. Овие услови предизвикуваат доцнење на P2 за време на вдишувањето во споредба со состојбата за време на издишувањето. Голема разлика се случува за време на издишување во случај белодробна хипертензија, па дури може и да се смени редоследот на појава на A2 и P2.

Во некои случаи, може да се слушне трет срцев звук (S3), што одговара на ненадејно завршување на фазата на брзо полнење на коморите. Бидејќи коморите се полни со крв и нивните сидови се опуштени за време на овој дел од дијастолата, вибрациите на S3 се со многу ниска фреквенција. Во доцната дијастола, четвртиот срцев звук, S4, може да се слушне понекогаш, и е предизвикан од

преткоморните контракции коишто ја фрлаат крвта во коморите.

Сумарно, првиот срцев звук, S1, одразува низа на настани поврзани со контракција на коморите: затворање на залистоците, изоволумна контракција, отворање на белодробните залистоци и исфрлање на крвта од коморите. Вториот срцев звук, S2, е поврзан со крајот на контракцијата на коморите, означена со затворање на аортните и белодробните залистоци. Како што забележавме во случај на Т бранот, крајот на контракцијата на коморите не може да се нарече специфичен настан сам по себе. Меѓутоа, во случај на S2, има специфични настани поврзани со затворањето на аортните и белодробните залистоци, како што се A2 и P2 компонентите на S2. За жал, идентификацијата на A2 и P2 е тешка во случај на здрави сигнали, бидејќи тие обично се преклопуваат. Ако A2 и P2 се разликуваат многу заради кардиоваскуларна абнормалност, ќе бидат потребни повеќе ФКГ снимки истовремено за да се идентификува секоја компонента посебно [160].

5.1.2 Срцеви попуштања

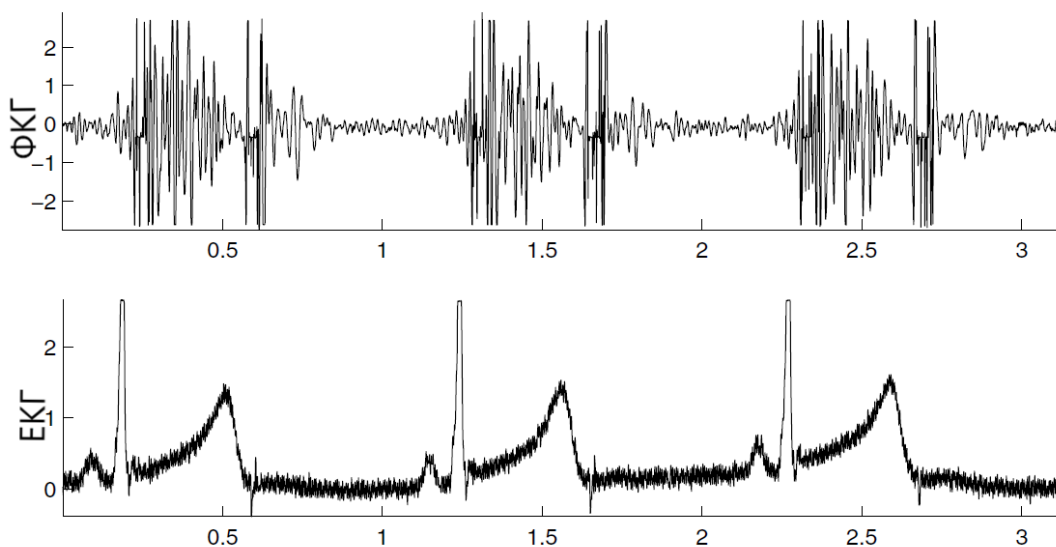
Интервалите помеѓу S1 и S2, и S2 и S1 на следниот циклус (соодветствувајќи на коморна систола и дијастола), вообичаено се тивки. Во овие интервали може да се појават шумови предизвикани од одредени кардиоваскуларни дефекти и болести. Шумовите се звуци со висока фреквенција што се јавуваат кога брзината на крвта се зголемува, течејќи низ неправилна структура со препреки, или отвори. Типични состојби во кардиоваскуларниот систем кои предизвикуваат турбуленција во протокот на крв, се стеноза на залистоците и инсуфициенција. Се вели дека залистокот е стенозиран кога, поради таложеење на калциум, или други причини, залистоците стануваат затегнати и не се отвораат целосно, а со тоа предизвикуваат пречка на патот на крвта што се исфрла. Се вели дека залистокот е инсуфициентен кога не може ефикасно да се затвори и предизвикува повратно истекување на крвта низ тесниот отвор.

Систолните шумови се предизвикани од услови како што е коморниот септален дефект (дупка во септумот или сидот помеѓу левата комора и десната комора), аортна стеноза, белодробна стеноза, митрална инсуфициенција и трикуспидална инсуфициенција. Аортната и белодробната стеноза предизвикуваат опструкција на патот кога крвта се исфрла за време на систолата. Митралната и трикуспидалната инсуфициенција предизвикуваат враќање на крвта во преткоморите за време на контракцијата на коморите.

Дијастолните шумови се предизвикани од услови како што се аортна инсуфициенција, белодробна инсуфициенција, митрална стеноза и трикуспидна стеноза. Други причини што предизвикуваат шумови се преткоморен септален дефект и патентен дуктус артериосус (абнормална врска помеѓу аортата и белодробната артерија), како и одредени физиолошки или функционални состојби што резултираат со зголемен кардијален излез или зголемена брзина на крвта.

Различни карактеристики на срцевите звуци и шумови, како што се интензитетот, содржината на фреквенцијата и времето, се погодени од многу физички и физиолошки фактори, вклучувајќи го местото на снимање на градниот кош, интервенирачките торакални структури, коморната контрактилност, позициите на срцевите залистоци на почетокот на систолата, степенот на присутниот дефект, ратата на срцеви отчукувања и брзината на крвта. На пример, во случај на митрална стеноза, S1 звукот е гласен и доцни, додека S2 е широко разделен; акутен миокарден инфаркт предизвикува патолошки S3 и тешка митрална регургитација (враќање на крвта во обратен правец) што доведува до зголемување на S4.

Иако шумовите се звуци слични на бучава, сепак нивните карактеристики помагаат во разликувањето на различни состојби. На пример, аортната стеноза предизвикува медиостолечен шум со форма на дијамант, додека митралната стеноза предизвикува дијастолен-претсистолен шум со постепено зголемување на интензитетот. Слика 5.4 ги илустрира ФКГ и ЕКГ сигналите во случај на аортна стеноза, при што јасно се гледа типичниот облик на шумот во форма на дијамант во систолата [160].



Слика 5.4: Шум во случај на аортна стеноза.

5.2 Преглед на достигнувањата

Неуспех во презентацијата на фреквенциите на срцевиот звук и на разликата меѓу нив, идентификација на енергијата на варијации, процес на ослободување на сигналот од шум и определување на компонентите на срцевиот звук [124] се само неколку од проблемите со кои истражувачите честопати се соочуваат при анализа на ФКГ сигнали. Во истражувањето презентирани во оваа теза се осврнуваме на некои од нив.

Главна, истражувачите прават разлика помеѓу три дела кога анализираат ФКГ сигнали. Првиот дел е процесот на сегментација каде што сигналите се сегментираат во S_1 и S_2 компоненти. S_1 ги претставува настаните поврзани со коморната контракција и S_2 го означува крајот на S_1 (затворање на аортниот и белодробниот залисток) и почеток на коморната релаксација [160]. Со цел да се олесни процесот на сегментација, некои истражувачи применуваат техники за отстранување на неинформативниот шум [79]) предизвикан од човечкото тело или од околината каде што е направен експериментот. Процесот на сегментација може да биде директен или индиректен (со користење на ЕКГ сигналот како референца) [34]. Друга поделба на техники за сегментација е со т.н. „плико“ пристап (директен), или со МУ (примена на надворешно медицинско знаење). Нормализираната просечна енергија на Шенон [121, 38], Хилбертовата трансформација на срцеви карактеристични бранови [38], авторегресивни спектрални методи; спектрална густина; енергија на Вејвлет коефициенти; потпис на

сложеност; Дистрибуција на Вињер-Вил [57], се некои од методите што обично се користат за директна сегментација.

Во [91] истражувачите го користат методот на сегментација базиран на алгоритмот (анг. Matching Pursuit) предложен во [141] за да се одреди временската локација на почетокот и крајот на секој срцев циклус во сигналот. Алгоритмот покажува точност од 97.5% за откривање на почетокот и 96% за откривање на крајот [141]. Понекогаш е потребна рачна сегментација за да се пронајдат границите [216]. Во тој случај, директен пристап може да се избегне, и техники на МУ како Скриени Маркови Модели [174] или Невронски Мрежи може да се применат со [147].

Екстракција на карактеристики е обично вториот дел од анализата на ФКГ сигналите и е од клучно значење за постигнување успешна класификација. Постојат два пристапи, првиот тип се оние кои се базираат на медицинско знаење, а вториот се заснова на разгледување на сигналот во временско-фреквенциски домен. Вториот пристап е погоден за ФКГ сигнали заради нивната нестационарност, што значи дека нивната фреквенција се менува со времето [57]. Највисока фреквенција, највисока амплитуда, вкупна моќ, вкупна хармонична дисторзија, пропусен опсег, Q-фактор, се некои од предложените временско-фреквенциски карактеристики што се покажуваат како корисни за класификација на ФКГ сигналите (што припаѓа во третиот и последен дел од анализа на ФКГ сигналите) [187]. Алгоритам базиран на Вејвлет методот се користи за извлекување на некои статистички карактеристики на ФКГ сигналите од коишто со помош на МУ (Невронски мрежи) се избира најсоодветното подмножество со карактеристики [13].

Различни техники од МУ се користат за класификација на ФКГ сигналите [168]. Во [127] се применува методот на SVM со цел идентификација на различни видови шумови кај 198 срцеви звуци. Објавените резултати покажуваат точност од 76.48% за систолните нарушувања и 77.94% за дијастолните нарушувања. Направени се експерименти и со употреба на НН, КНН и НБ метод, но овие методи покажуваат полоши перформанси во споредба со пристапот базиран на SVM. Спротивно на тоа, во друга студија [187] НБ методот се покажува како најдобар класификатор со постигната точност од 93.33% во споредба со другите методи од областа на МУ. Веројатносен пристап базирани на Скриени Маркови модели е предложен во [36] при што класификацијата резултира со 96.25% веродостојност за систоличен шум и 90% за дијастолен шум. Систем за откривање на абнормалности базиран на SMOTE и AdaBoost алгоритмот постигнува 83.33% точност во целост и 84.92% прецизност при класифицирање на абнормални срцеви звуци [193]. Слично на пристапот којшто е предложен во оваа теза, во [15] авторите предлагаат методологија каде ФКГ сигналот е поделен на прозорци со мали преклопувања. SVM се повторно искористени во друга студија за класификација на 25 субјекти, при што добиена е 80% целокупната точност [15]. Во [188] претставена е употребата на Логистичка регресија за класификација на ФКГ сигнали од 151 субјект добиени со помош на мобилен телефон и електронски стетоскоп. Резултатите покажуваат 77.8% сензитивност и 86.7% специфичност за мерењата направени со мобилен телефон, и 81.9% сензитивност и 91.2% специфичност за мерењата направени со електронски стетоскоп. Способноста на методот на КНН е истражена во [159], каде највисока точност од 99.6% е постигната врз база на подмножество на карактеристики добиени со користење на методот Сооднос на Фишера Дискриминанта (анг. Fisher's Discriminant Ratio).



Слика 5.5: Дигитален стетоскоп користен во студијата.

5.3 Опрема и база на податоци

ФКГ записите за потребите во оваа студија се снимени со помош на професионален дигитален стетоскоп 3М™ Littmann Electronic Стетоскоп Модел 3200.

Снимањето на ФКГ сигналите е предводено од страна на стручно лице, лекар, во Клинички Центар Љубљана. Во експериментот, доброволно земаат учество 23 лица со претходно дијагностицирано срцево попуштање, и 99 здрави лица, без претходна историја на срцеви болести што би се манифестирало во абнормален срцев звук. Секој ФКГ сигнал, кај сите субјекти е снимен во Ерб точката, означена со жолта боја на Слика 5.2. Во оваа точка најдобро се слуша звукот на затворањето на митралните и трискупидните залистоци по што коморите се празнат во белите дробови. Поточно, тоа е S_1 , S_2 , е почетокот на дијастолата, релаксирачката фаза на срцето. Тоа е звукот предизвикан од затворањето на аортниот и белодробниот залисток.

Стетоскопот што е користен, овозможува максимална должина на снимање од 30 секунди. За некои субјекти, со цел да се зголеми количината на податоци потребни за студијата, направено е повеќе од едно снимање. Пред самиот почеток на истражувањето, добиена е потврда од комисијата за медицинска етика при Клиничкиот центар во Љубљана.

Основната демографија на двете групи субјекти е прикажана во Табела 5.1, вклучувајќи ги факторите на коморбидитет, постоечки медицински дијагнози, и постоечки лекови.

Табела 5.1: Основни демографски податоци за двете групи на субјекти. Возраста, висината и тежината се дадени како $СВ \pm СД$.

	Здрави (99)	Со срцево попуштање (23)
Пол	55 Ж + 44 М	3 Ж + 20 М
Возраст	35 ± 11	51 ± 13
Висина (цм)	173 ± 9	173 ± 18
Тежина (кг)	71 ± 13	80 ± 16
Пушач	11	2
Прекумерна тежина	9	1
Алкохол	1	0
Друга здравствена состојба	19	23
Користени медикаменти	10	23

5.4 Методологија

Кардиоваскуларните болести опфаќаат појави како срцев удар и хронично срцево попуштање, ревматска срцева болест, акутна миокардна исхемија, цереброваскуларни болести, артериска хипертензија, периферна артериска болест и вродени срцеви заболувања. КВБ, според извештајот на СЗО [132] се покажува дека се причина за смртта на 17.5 милиони луѓе. Покрај познатите фактори на ризик како што се пушењето, дебелината, дијабетесот и хиперлипидемијата, како главна причина се наведува и стареењето на популацијата, т.е. постарите луѓе се понаклонети кон КВБ и тоа е особено назначено во развиените земји [114].

Промената на начинот на живот и фокусирањето на превентивна медицина може значително да ја намали појавата на КВБ. Превентивната медицина сама по себе се потпира на постојано набљудување на личното здравје. Трендот на развој на биосензори за следење на физиолошките сигнали овозможуваат континуирано здравствено набљудување без притоа да ги попречуваат секојдневните активности, и тоа на релативно евтин и ефикасен начин [98].

Повеќето срцеви заболувања не можат едноставно да се детектираат со употреба на ЕКГ сигналот [165]; а сепак, тие заболувања предизвикуваат промени во срцевите звуци што можат да бидат многу корисни во откривањето на точната дијагноза [160]. Оние промени што може да настанат при турбулентен проток на крв, абнормалности во залистоците или промени во коморната усогласеност, се познати како срцеви шумови [114]. Детекцијата на шумови и други абнормални промени на срцевиот звук е проблем што бара висококвалификувани лекари со длабоки знаења добиени од долготрајниот клинички процес на обука. Фонокардиографијата е една од алатките за аускултација на срцето. Запишаниот ФКГ сигнал носи дури и повеќе информации отколку што може да се слушнат од човечкото уво, иако во минатото оваа техника не била многу популарна поради недостаток на методи за соодветна анализа на сигналот [162].

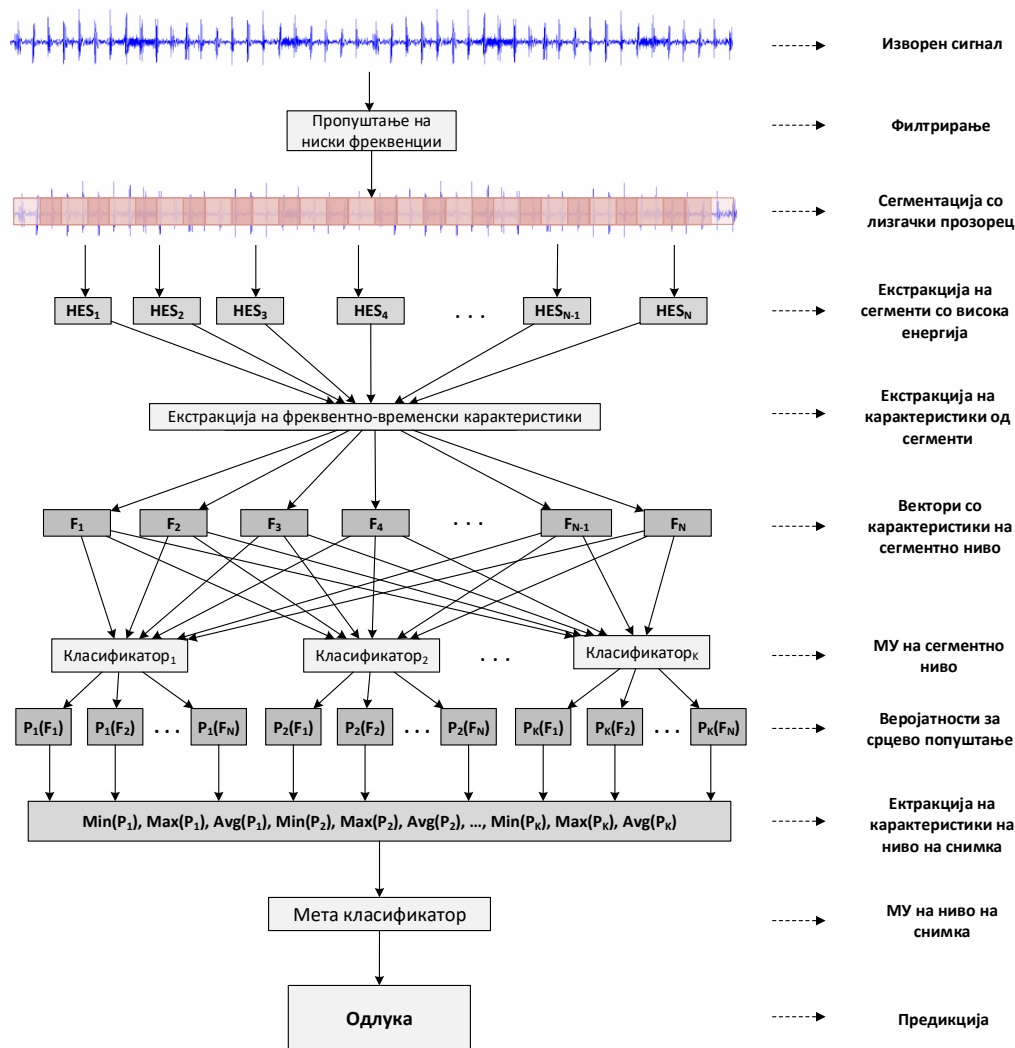
Во овој теза, се фокусираме на моделирање на врската помеѓу ФКГ сигналот и хроничните срцеви попуштања - состојба која моментално зафаќа над 26 милиони луѓе ширум светот [8].

При состојба на хронично срцево попуштање, срцето не може доволно да пумпа крв за да ги задоволи потребите на телото. Обучен лекар може да препознае срцево попуштање од срцевите звуци (третиот звук S_3 е силен, но не секогаш е ексклузивна индикација). Сепак, во моментов единствениот сигурен дијагностички тест е NT-proBNP [17] тестот.

Континуираниот технолошки напредок овозможува зголемување на компјутерската моќ што им овозможува на истражувачите да ги подобрат постоечките и да изнајдат нови методи од областа на вештачка интелигенција, за значително подобрување на нашиот секојдневен живот. Користејќи ги најсовремените техники (на пример, длабоко учење) компјутерите се способни да вршат човечки задачи (препознавање на говор, емоции, предмети, итн.) и тоа само со анализирање на сигнали како, слики, видеа и звуци.

Следејќи го трендот за анализа на сигнали во реално време, предложена е оригинална методологија за детекција на ХСП базирана на МУ од ФКГ сигнали.

Звуците се снимаат со користење на професионален дигитален стетоскоп презентираан на Слика 5.5, што може да ги пренесува снимените звуци преку Bluetooth. Добиени се вкупно 152 срцеви звуци од 122 различни субјекти, од кои 23 претходно биле дијагностицирани од страна на лекар дека со сигурност имаат срцеви попуштања.



Слика 5.6: Методологија за обработка на ФКГ сигнали со цел предикција на срцево попуштање.

Методологијата се состои од четири постапки: филтрирање, сегментација, екстракција на карактеристики и МУ. Применетата методологија резултираше со целосна точност од 96%, Ф-резултат од 0.97 за негативна (здрава) класа и 0.87 за позитивната (пациенти со срцеви попуштања) класа.

Предложената методологија е претставена на Слика 5.6. Таа се состои од неколку фази: филтрирање, сегментација, екстракција на карактеристики на сегментно ниво, МУ на сегментно ниво, екстракција на карактеристики на ниво на снимка, МУ на ниво на снимка и предикција. Секоја од фазите е опишана во следните поглавја.

5.4.1 Претпроцесирање

Филтрирање и сегментација

Изворните аудио датотеки се филтрираат со помош на нископропусен филтер, метод на Батерворт, со праг на пропустливост од 1 kHz. Оваа техника беше

избрана врз основа на студијата објавена во [38] во којашто се предлага методологија за детекција на абнормалност на срцевиот звук врз основа на Шенонова енергија. Изборот на праг од 1 kHz е донесен како резултат на претходно знаење дека кардиоваскуларните звуци најверојатно ќе се појават во фреквенциите под 1 kHz [38]. Уште повеќе, овој праг дава сигурност дека ќе се елиминираат звуците што не носат информација, бидејќи тие се појавуваат во повисоките фреквенции.

За сегментација на филтрираниот аудио сигнал, користена е техника на лизгачки прозорец во времетраење од 1 секунда. Секој нареден е со иста должина, но зема информација од претходниот лизгачки прозорец во времетраење од 0.5 секунди. Откако се извадени сите сегменти од сигналот, за секој сегмент се пресметува неговата енергија. По пресметките, оние аудио сегменти со енергија пониска од средната енергија на сите сегменти од истиот сигнал, се отстрануваат. Во оваа фаза, остануваат само сегментите со висока енергија. Оваа техника обично се користи за обработка на говор, со којшто се отфрлаат аудио сегментите што не содржат информации [85], а сепак може да му наштетат на процесот на МУ со што моделот би се нахранил со невалидни податоци.

5.4.2 Екстракција на карактеристики на сегментно ниво

Во фазата на екстракција на карактеристики од сегменти, според објавената литература, сеуште не постојат општо познати карактеристики за откривање на срцеви попуштања од необработени аудио снимки.

Оттука, од секој аудио сегмент, се пресметуваат 1582 карактеристики од фреквентно - временски домен, на пример, цепстрални коефициенти, положба на максимална гласност, итн. За извлекување на нумерички карактеристики од секој сегмент искористена е алатката OpenSmile [59], којашто е специјализирана за анализа на аудио снимки. Истата алатка е користена и претходно во студија во која се анализираат звуци од различни видови бумбари, што резултира во успешна класификација [78].

OpenSmile прво ги пресметува дескрипторите на ниско ниво од аудио сигналот (гласност, квалитет, итн.) и прави различни репрезентации на аудио сигналот (цепструм и линеарно предиктивно кодирање). Потоа, во нареден чекор применува статистички функции и регресииска анализа врз дескрипторите со цел генерирање на финален вектор со карактеристики што може да се користи од страна на алгоритми од МУ. Статистичките функции што ги применува OpenSmile се: откривање на екстреми (позиција на мин/макс вредности), статистички моменти (прв до четврт), перцентили и времетраење (процент на време за коешто аудио сигналот е над прагот). Како излез од оваа фаза, секој сегмент е претставен со вектор од 1582 карактеристики што може да се користат во следната фаза на МУ.

5.4.3 Машинско учење

За целите на ова истражување, направен е специфичен дизајн за имплементација на МУ со т.н. стекинг (користење информации од повеќе класификатори). Овој модул ги вклучува фазите: МУ базирано на сегменти, генерирање на карактеристики на ниво на снимки, и МУ на ниво на снимки.

Машинско учење на ниво на сегменти

Во фазата на МУ базирано на сегменти, се градат неколку паралелни, посебни модели за класификација на пациентите, со употреба на алгоритмите: J48, НБ,

КНН, СВМ, РФ, БЕГ и БСТ. Идејата за комбинирање на различни алгоритми е тоа што со различни алгоритми се моделираат различни структури во податоците.

Секој од седумте модели зема како влез вектори со карактеристики за секој сегмент посебно, и на излез ја дава веројатноста тој сегмент да претставува дел од снимка на пациент со срцево попуштање.

Екстракција на карактеристики на ниво на снимки

Оваа фаза се смета како дел од целокупниот процес на МУ, бидејќи директно зависи од веројатностите произлезени од МУ употребено врз сегменти. Во фазата на екстракција на карактеристики на ниво на снимки, излезот од сегментно-базираните МУ модели се агрегираат и претставуваат влез во наредната фаза на МУ на ниво на снимки. Агрегацијата се изведува со користење на минимумот, максимумот и просекот од предвидувањата на секој од моделите базирани на сегменти.

На пример, ако се користат седум модели базирани на сегменти, и ако има вкупно десетина сегменти од по 1 секунда, за секој сегмент од секој модел се добива веројатност тој да биде абнормален. Врз основа на веројатностите, агрегирани се 21 карактеристика (минимум, максимум и просек за сите седум модели).

Машинско учење на ниво на снимки

Во оваа фаза, еден мета класификатор е обучен со векторите со карактеристики добиени од претходната фаза. Поточно класификаторот на ниво на снимки, ги добива минимумите, максимумите и просечните вредности од учењето базирано на сегменти, и го дава конечното предвидување дали пациентот е здрав или е со срцево попуштање. Сите алгоритми што се користат се имплементирани во WEKA toolkit [84].

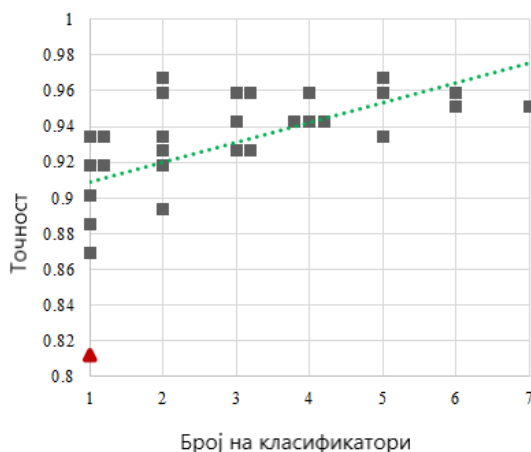
5.5 Експерименти и резултати

За евалуација на методот, експериментите се изведени со отстранување на по еден субјект во секоја итерација, се додека постојат субјекти. Тоа поставување го нарекуваме „отстранување на еден субјект надвор (ОЕСН)“. ОЕСН постапката се повторува онолку пати колку што има субјекти во базата на податоци (122) и резултатите се просек од евалуацијата на сите субјекти во итерацијата кога имале улога на тест субјекти.

Покрај тоа, експериментите се изведени со комбинации од различни типови на модели употребени во фазата на сегментно-базирано МУ, од единечни модели до комбинации од седум модели изградени со алгоритмите: J48, НБ, КНН, СВМ, РФ, БЕГ и БСТ. Параметрите на алгоритмите се стандардни.

Слика 5.7 ги претставува резултатите од евалуацијата според ОЕСН пристапот. На у-оската е точноста на методот, а на х-оската е бројот на класификатори што се користат во фазата на МУ базирана на сегменти. Црвениот триаголник ја претставува мнозинската класа во базата на податоци (односно, 81% од субјектите се здрави). Секоја сива точка ја претставува евалуацијата на методот за различни комбинации на модели во сегментно-базираната фаза на МУ.

Од резултатите може да се види дека предложениот метод го надминува мнозинскиот класификатор за било која комбинација на модели од МУ. Како



Слика 5.7: ОЕСН евалуација - точност наспроти бројот на употребени класификатори.

дополнување, се прикажува линијата на тренд (линија со зелени точки), преку којашто се воочува дека што повеќе модели се користат во сегментно-базираната фаза на МУ, толку се постигнуваат поточни резултати. Меѓутоа, ако се избере умно, добри перформанси може да се постигнат и со само два модели од сегментно-базираната фаза на МУ.

Табела 5.2 ја претставува матрицата на предвидување и ефикасноста на предвидувањето (точност, прецизност, сензитивност и Ф-мерка). Најдобри перформанси се постигнуваат со користење на комбинација од пет модели (БСТ, СВМ, КНН, НБ и J48) во сегментно-базираната фаза на МУ и со употреба на РФ во улога на мета модел. Редиците од матрицата на предвидување ја претставуваат вистинската класа и првите две колони ја претставуваат предвидената класа. Броевите во матрицата претставуваат фракција на вкупниот број на случаи по класа. Може да се види дека и прецизноста и сензитивноста за класата со субјекти со срцеви попуштања е 87% и Ф-мерката е 0.87.

Табела 5.2: Матрица на предвидување и метрики за евалуација

Точност = 96%	Здрави	ХСП	Прецизност	Сензитивност	Ф-мерка
Здрави	0.97	0.03	96.97	96.97	0.97
ХСП	0.13	0.87	86.96	86.96	0.87

5.6 Заклучок

Во ова поглавје презентирана е методологија за откривање на хронични срцеви попуштања од срцеви звуци, ФКГ сигнали, со користење на специфичен дизајн од МУ, во којшто се употребува моќта на повеќе класификатори за обучување на еден мета класификатор. Експерименталната евалуација покажа ветувачки резултати, бидејќи методологијата постигнува 96% точност при евалуација на принцип ОЕСН. Покрај тоа, методологијата открива 87% од субјектите со срцеви попуштања, со прецизност од 87%. Ова потврдува дека хроничната срцева слабост може да се открие користејќи реални звуци снимени со дигитален стетоскоп.

6

Примена на анализа на физиолошки сигнали

Во ова поглавје ја прикажуваме примената на технологијата на биосензори во реални ситуации и во постоечки медицински протоколи. Сите истражувања се поддржани од проектот СПОСС, кој е дел од програмата „Наука за мир“ на НАТО (анг. SIARS, NATO. EAP. SFPP 984753). Идејата е да се прикаже, како интеграцијата на биосензори ќе ги потпомогне постоечките протоколи, и ќе помогне да се надминат тековните технолошки бариери за непречено одвивање на протоколите. Истражувањата во ова поле се направени во соработка со Универзитетот во Љубљана и Општата болница во Цеље. Резултатите се објавени во [184, 126, 182, 109, 112, 111, 106] и [110].

Биосензорите се лесно преносливи и лесни за употреба, што ги прави погодни за користење и од страна на немедицински лица, т.е., волонтери кои сакаат да помогнат во случај на инцидент. Соодветно на тоа, презентирана е нова архитектура за потпомагање на постоечките протоколи за медицински одговор при масовни катастрофи. Архитектурата вклучува биосензори со цел олеснување и забрзување на процесот на тријажа што се користи при масовни катастрофи. Главната цел е автоматизирање на дел од тријажата, со овозможување на проценка на виталните параметри од ЕКГ сигналите емитирани од биосензорите. Заради тоа, направени се подлабоки анализи за откривање на погодноста на ЕКГ сигналите за проценка на рата на срцеви отчукувања и рата на респирации. Предложена е методологија којашто го опфаќа целиот процес (проценка и тријажа) и за којашто евалуацијата покажа дека е погодна за имплементација во преносливи уреди со слаба процесирачка моќ и мал капацитет.

Со инкорпорирање на технологија на биосензори и преносливи уреди (таблети или мобилни телефони), може да се надминат и комуникациските недостатоци во постоечките протоколите за спасување. Биомедицинските податоци може да се соберат од местото на настанот и да се испратат директно во болниците задолжени да ги прифатат повредените лица. Соодветно на тоа, предложен е и Биосензорски Информациски Систем (БИС), чијашто главна цел е да овозможи размена на виталните податоци добиени од биосензорите. БИС одговара на барањата на постоечките протоколи за медицински одговор во случај на масовни инциденти. Овој систем има за цел да ја олесни и подобри размената на податоци помеѓу различните институции вклучени во протоколите. БИС обезбедува строго структурирани податоци, и со тоа е еден чекор поблиску до интероперабилниот проток на податоци помеѓу различни медицински системи.

6.1 Интеграција на биосензори во медицински протоколи

Покрај соодветноста на биосензорите за употреба во секојдневниот живот со цел непрекинато набљудување на сопствената здравствена состојба, оваа технологија заради нејзината ниска цена и лесна достапност, може да биде од голема корист и во тешки ситуации кога се загрозени животите на стотици луѓе одеднаш.

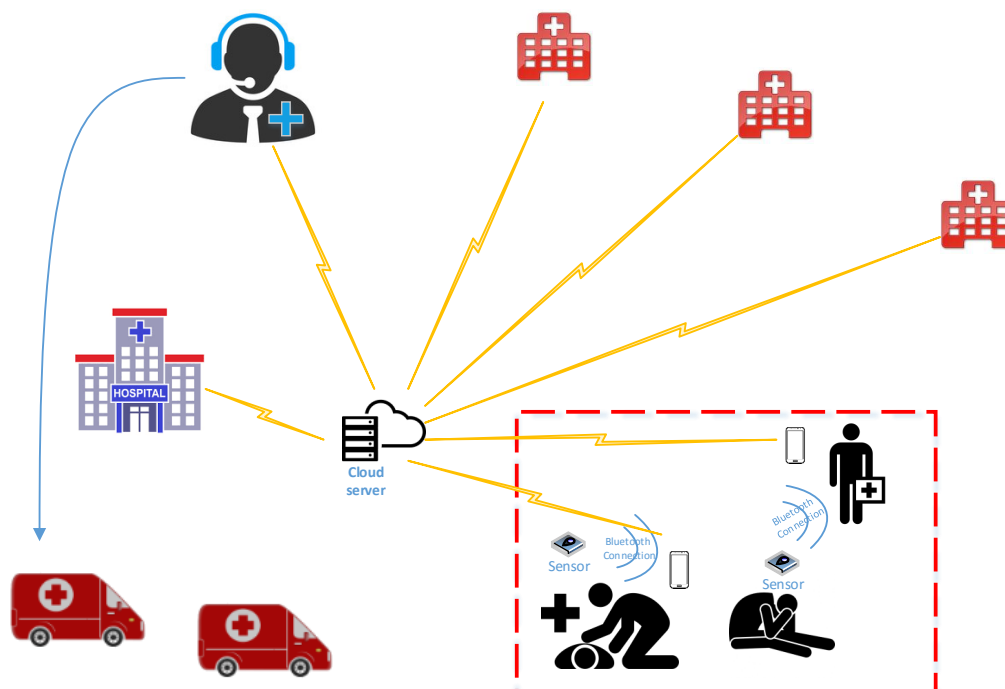
Протоколите за медицински одговор при масовни катастрофи се состојат од: тријажа, медицински одговор пред болничко лекување, превоз до болница, болнички одговор, комуникација, команда и координација. Ефективниот медицински одговор при масовни катастрофи не зависи само од овие компоненти, туку и од начинот на кој тие функционираат заедно.

Веќе постојат неколку истражувања и предлози за подобрување на ефикасноста на протоколите. Развиена е алатка за обука за интервенирање којашто се базира врз претходни искуства од вакви инциденти и од донесените одлуки [135]. Еден од најголемите предизвици во овие протоколи се телекомуникациските услуги: мобилните мрежи, 3G, LTE, Интернет инфраструктурата, итн. Во [62] предложен е начин за брз одговор од соодветните влади во ситуации како земјотрес, цунами, урагани, торнада, поплави, пожари, итн. Целта е да се реизгради зоната на катастрофа со користење на преживеаната мрежна опрема, како што се безжични рутери и пристапни точки во погодената област. Слично на тоа, авторите во [10] имаат за цел да го подобрат системот за пренос на предупредувања и упатствата за евакуација во случај на цунами.

6.1.1 Цивилна средина

Во случај на цивилна катастрофа, главната болница комуницира со диспечерскиот центар за испраќање возила за брза помош на местото на инцидентот. Диспечерскиот центар е одговорен за координација на болниците и инспекција на капацитетот за сместување на пациентите. Податоците добиени од процесот на тријажирање на пациентот, се испраќаат во главната болница преку високофреквентни ВФ (анг. HF) радија. Оваа практика обично резултира со грешки и недоразбирања во координацијата, комуникацијата и издадените команди, што всушност е најслабата алка на имплементацијата на протоколот. Дека тоа е навистина така, се докажа и во текот на вежбата за медицински одговор при масовни инциденти, одржана во Ново Место, Словенија, во јануари 2016 година.

Токму тој неуспех на испраќање податоци е главната причина за вклучување на биосензорите во протоколите, коишто особено може да го помогнат процесот на тријажа, којшто вклучува следење на виталните знаци на пациентот и утврдување на сериозноста на повредите. Предноста на користењето на биосензори е преносот на податоци на локални електронски уреди преку Bluetooth технологија. Измерените податоци се зачувуваат на локални уреди и тоа е особено корисно кога Интернет конекцијата е привремено изгубена, или кога воопшто не постои. Слика 6.1 покажува архитектура на општ протокол за медицински одговор, со вклучена употреба на биосензори. Дополнително, во зависност од достапните податочни комуникации, податоците од локалните електронски уреди можат да се пренесат во Облак во реално време, а потоа да се дистрибуираат до главната болница, до комуникацискиот центар и до другите болници што се овластени да ги гледаат овие податоци.



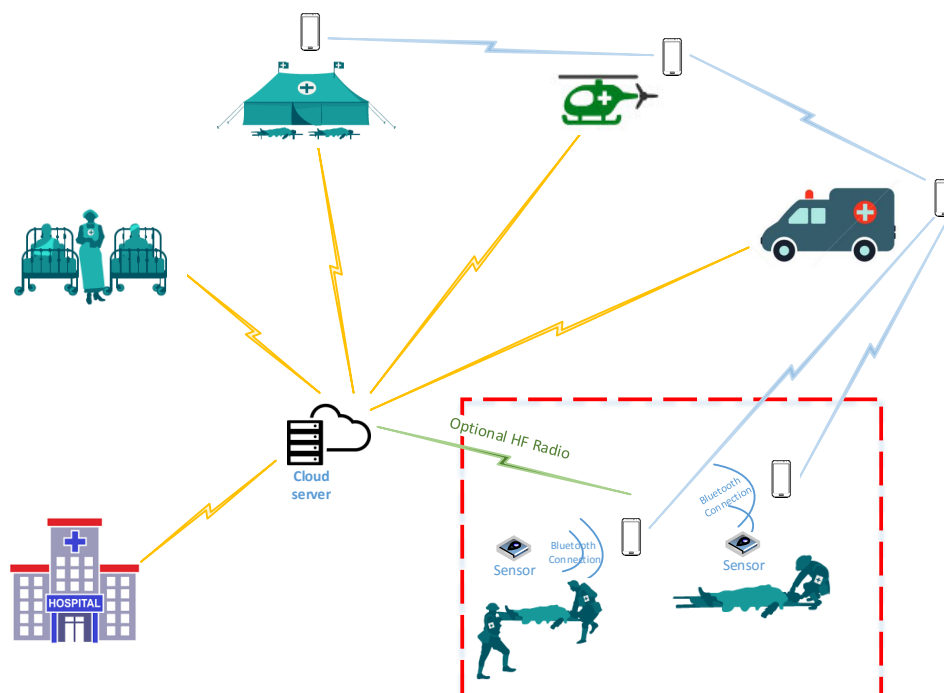
Слика 6.1: Инкорпорација на биосензори во случај на инцидент во цивилна средина.

6.1.2 Воена средина

Слика 6.2 ја претставува употребата на биосензорите во случај на масовни инциденти во воени средини. Местото на инцидентот е бојното поле каде што специјално обучените лица кои даваат прва помош, доаѓаат до ранетите војници и ја изведуваат процедурата на тријажирање. Бидејќи Интернет врска не е возможна на бојното поле, податоците се пренесуваат преку Bluetooth конекција до мобилните уреди. Привремено зачуваните податоци се синхронизираат со Облак, веднаш штом ќе се воспостави Интернет врската. На бојното поле се внесуваат само податоците за повредените делови од телото и евентуално дадените лекови. Субјектите вклучени во протоколот за медицински одговор се: воени транспортни возила/хеликоптер за пренос на повредените до импровизиран болнички шатор (монтажна болница) и далечна болница за болничко лекување на пациентите. Сите тие можат да пристапат до централната база на податоци, да ги превземат податоците за пациентите собрани од: бојното поле, за време на транспортот и од импровизираната монтажна болница. Дигиталното и непрекинато снимање на виталите параметри на пациентите дава предност во навремените подготовки за соодветна интервенција, како и достапност на историјата за идните третмани за време на болничкото лекување.

6.2 Автоматизирање на тријажа

Одредувањето на виталните параметри на пациентите, особено нивната временска динамика, е постојан предизвик во случај на ситуации на масовни катастрофи кога е потребна брза реакција [90]. Масовните катастрофи може да се од различен

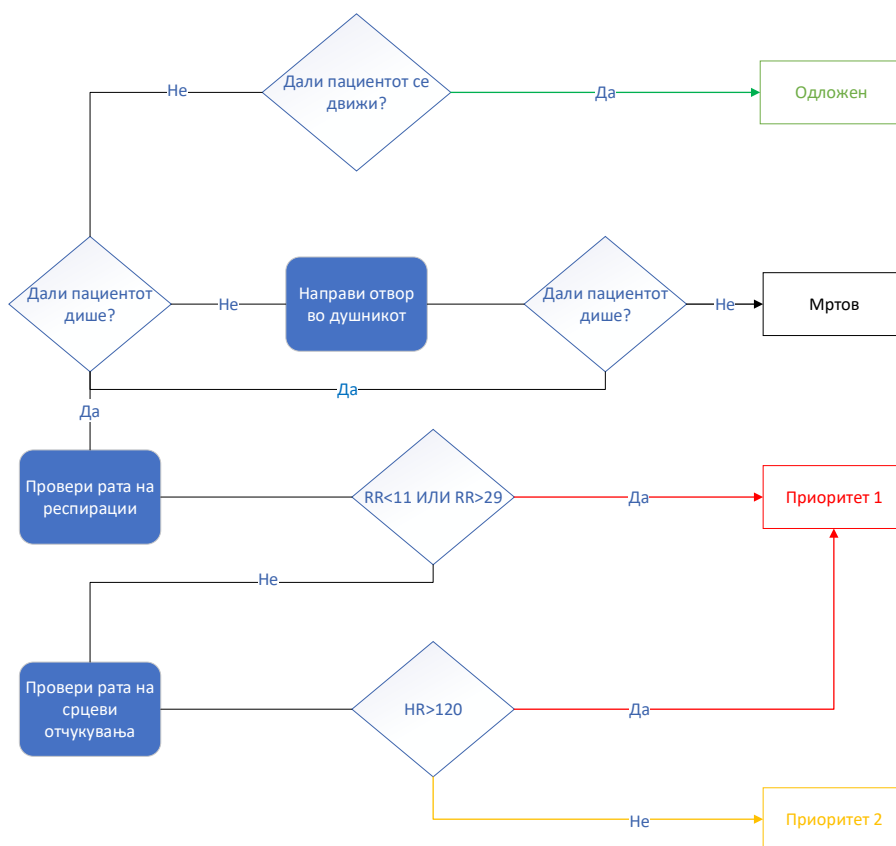


Слика 6.2: Инкорпорација на биосензори во случај на инцидент во воена средина.

вид: природни (поплави, земјотреси), предизвикани од човекот (терористички напад, акција на бојно поле), или хибридни.

Во случај на масовен инцидент, кога бројот на повредени достигнува до стотици луѓе, процесот на тријажа мора да биде ефикасен, и од временски аспект, и во смисла на прецизност. За да биде временски ефикасен, најтешко повредените пациенти мора да бидат истријажирани за најмногу 30 секунди [94]). Следејќи ја процедурата за тријажа [81], за да се одреди медицинскиот статус на повредената личност во најбрзо време, за таа личност мора веднаш да се направи проценка за неговата рата на срцеви отчукувања и ратата на дишење. Користејќи ги предностите на технологијата на биосензори коишто нудат следење на најмалку еден физиолошки сигнал, во оваа теза е прикажано како може да се искористи информацијата од ЕКГ сигналот за проценка на овие два параметри, и со тоа барем половично да се автоматизира тријажата. Процесот на тријажа е прикажан на Слика 6.3. Се вели дека тријажата може делумно да се автоматизира, бидејќи и покрај употребата на биосензори за проценка на виталните параметри, сепак неопходна е човечка потврда за свесноста на повредениот, која како што може да видиме е првиот чекор при започнувањето на тријажата. Сепак, тоа не е пречка, бидејќи секако може да се утврди состојбата при процесот на поставување на биосензорите, во цивилен случај, или преку радио станица, во воени услови.

Следејќи ја оваа идеја, предложена е употреба на евтини и комерцијално достапни ЕКГ биосензори во комбинација со преносливи уреди (таблети или паметни телефони) коишто се одликуваат со слаба процесирачка моќ и мали складирачки капацитети. Целта е да се постигне проценка на виталните параметри за потребите на тријажа, само со користење на ЕКГ биосензор и без употреба на дополнителни, специјализирани сензори.



Слика 6.3: Процес на тријажа за одредување на приоритетност на повреди кај пациенти.

6.2.1 Методологија

Анализата на ЕКГ сигнали подразбира употреба на низа од методи, пред да може од нив да се искористи некоја значајна информација. Во ова поглавје даден е преглед на употребата на различни методи со цел избор на најсоодветните што се користат како градбени блокови за предложената методологија. Изборот е согласно следните ограничувања: методот мора да е брз [149], бидејќи е наменет за преносливи уреди со ограничена батерија; при пресметките не смее да се зазема голем дел од меморијата, и пресметувањето што вклучува проценка на витални параметри заедно со одлуката од тријажата мора да се одвива во реално време, бидејќи времето за тријажа не смее да надминува 30 секунди [90].

Разгледувајќи ги последните објавени трудови во областа, за екстракција на ХР од ЕКГ сигнали потребни се барем две методи [129, 196, 155]. Првиот метод е за отстранување на шумот предизвикан од електричната интерференција, или од контракциите на мускулите при процесот на дишење [149, 77]. Вториот метод се однесува на препознавање на QRS комплексот, и детекција на R врвовите [76, 148, 118, 61]. Анализа на Вејвлети [76], Анализа на главни компоненти (анг. Principal Component Analysis) [205, 116, 104] и Линеарна интерполација [116, 146] се само некои од најчесто користените методи за ЕКГ анализа и апроксимација на ХР или РР [46, 44, 14]. Најпознат и најкористен метод за детекција на QRS комплексот, е методот на Пан-Томпкинс, којшто има ниска комплексност и е соодветен за преносливи уреди [5]. Заради тоа, избран е овој метод како дел од предложената

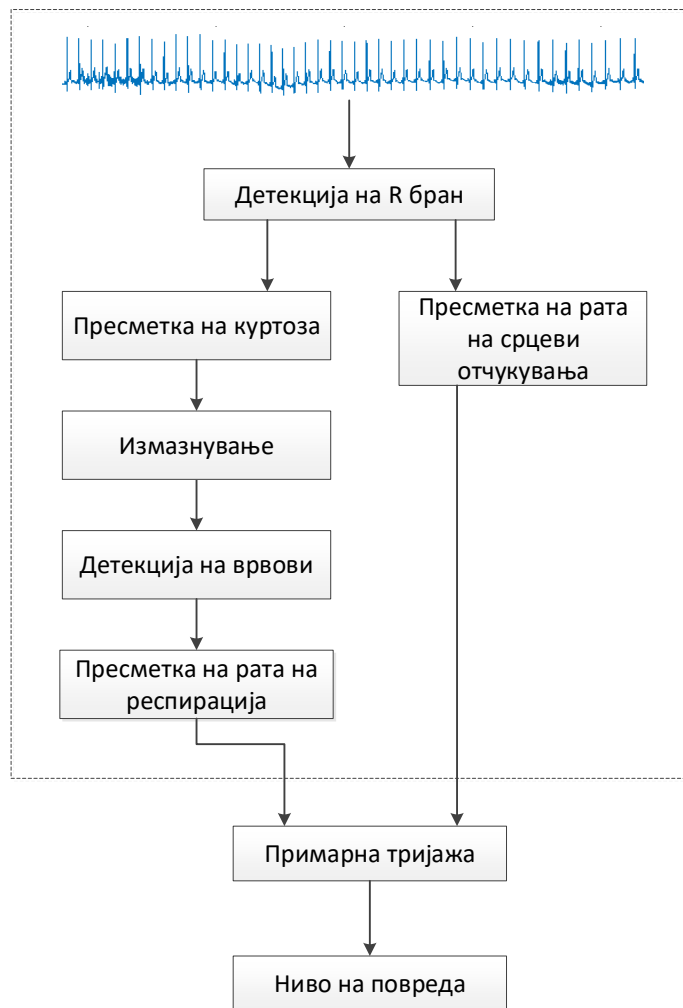
методологија. Детектор за идентификација на QRS комплекс од долги ЕКГ сигнали, наменет за интеграција во мобилни уреди, е развиен и презентираан во [56]. Најдоброто постигнато време, за 130 минутни снимки е 2.2 секунди. Сепак, со оглед на малиот мемориски капацитет на мобилните уреди, и побарувањата за резултати во реално време, за нашата цел потребни се методи што се прецизни за кратки ЕКГ секвенции. Во следното истражување [30], ЕКГ сигнали во должина од 30 секунди се користат во процедура за обука на модел којшто ги опишува индивидуалните срцеви отчукувања. Сензитивноста на предложените алгоритми за естимација на ХР варира во ранг [61-99.75]% [76, 205], зависно од условите. За РР алгоритмите, средната апсолутна грешка варира од [0.81-0.84] bpm [146], или за приближно 5% [14]. Од друга страна, некои резултати покажуваат прифатлива грешка за една група субјекти, но се лимитирани за подолги ЕКГ снимки [44].

Претходно веќе дефиниравме архитектура за инкорпорација на биосензори во процесот на тријажа во случаи на масовни катастрофи. Во таква ситуација, медицинско лице или волонтер, е одговорен за прикачување на ЕКГ сензорот на телото на повреденото лице и за собирање на податоците што се емитураат од сензорот на мобилен уред (телефон или таблет). Податоците се пренесуваат преку Bluetooth протокол заради фактот дека биосензорите (оние со помала цена), најчесто не поддржуваат Wi-Fi конекција, или заради фактот дека најчесто нема Интернет конекција на местото на инцидентот. Биосензорите со ниска цена, немаат голем мемориски капацитет, и податоците почнуваат да се емитураат веднаш откако сензорот ќе се постави на човековото тело. Овие податоци, вообичаено, се емитураат со фреквенција од 100 до 1000 Hz. Првиот проблем што се јавува е процесирањето на големото количество податоци што се примаат во реално време на мобилниот уред со ограничени капацитети. Вториот проблем е брзото трошење на капацитетот на батеријата заради одржување на непрекинатата Bluetooth конекција помеѓу сензорот и уредот.

Овие проблеми се главен двигател при развојот на методологијата како што е прикажана на Слика 6.4.

Влез во методологијата е изворен, необработен ЕКГ сигнал, како што е прикажано на Слика 6.4. За да се извлечат ХР и РР параметрите (во тезата понатаму често се нарекуваат со едно име ХЗР), вообичаено е да се користи метод за детекција на R врвовите во ЕКГ сигналот. Како што може да се види, овој чекор е неопходен и за пресметката за откривање на ратата на респирација, и за директно пресметување на ратата на срцеви отчукувања. Во оваа фаза, го користиме методот Пан-Томпкинс [148] како најсоодветен заради фактот што ги одредува QRS комплексите со ниска комплексност [5], па се зема како соодветен за примена во преносливи уреди. Пан-Томпкинс има две фази за учење и една за детекција. Во првата фаза за учење, иницијализира прагови на детекција врз основа на сигналот и шумот во него. Во втората фаза, се иницијализираат просечните и граничните вредности на РР-интервалите. Фазата на детекција е фаза на препознавање и произведува пулс за секој QRS комплекс [148]. Овој алгоритам е употребен во фазата на претпроцесирање, при што сигналот се филтрира и се прави проверка дали дадената форма претставува QRS комплекс. R брановите се добиваат како излез од алгоритмот и подоцна се користат за проценка на ХЗР параметрите.

Со одредување на бројот на R врвови, коишто се означуваат со NRP, за даден ЕКГ сигнал со должина, SL, лесно може да се открие ратата на срцеви отчукувања, т.е., бројот на срцеви отчукувања во минута:



Слика 6.4: Целосна методологија: од изворен сигнал, до одлука за ниво на повреда.

$$XP = \left(\frac{SL}{NRP}\right)^{-1} * 60 \quad (6.1)$$

Паралелно, R врвовите се користат за да се добие PP. Процедурата за пресметка на PP се базира на идејата презентирана во трудот [50], во којшто авторите предлагаат методологија со ниска комплексност за пресметување на ратата на респирацији. Во методологија презентирана во ова поглавје, предложени се неколку модификации на нивниот пристап и се објаснети како што следи.

Пресметување на куртозата е техника што е употребена за мерење на „назабеноста“ на дистрибуцијата на сигналот. Оваа техника овозможува точна идентификација на локациите на локални максимуми. Измазнување на кривата е нареден чекор, во којшто се користи локална регресија со тежински линеарни квадрати (анг. weighted linear least squares) и полиномијален модел од прв степен. По измазнувањето на ЕКГ сигналот, се употребува метод за детекција на врвови, за да се најдат локалните максимуми во ЕКГ сигналот. Бројот на врвови го претставува бројот на респирацији, означени со NR, коишто кога ќе се употребат во следната формула, ќе се добие бројот на респирацији во минута, т.е., ратата на

респирација RR:

$$PP = \left(\frac{SL}{NR}\right)^{-1} * 60 \quad (6.2)$$

6.2.2 Тријажа

Откако ќе се одредат ХЗР вредностите, истите се користат како влез во алгоритмот за тријажа.

Дијаграмот за тријажа е стандарден медицински протокол за одредување на приоритет на пациенти.

Табела 6.1: Правила за одлучување при тријажа.

Правило	Класа
PP = 0	Мртов
PP < 11 ИЛИ PP > 29	Приоритет 1
PP ≥ 11 И PP ≤ 29 И ХР ≥ 120	Приоритет 1
PP ≥ 11 И PP ≤ 29 И ХР < 120	Одложен
Инаку	Приоритет 2

Овој алгоритам (Слика 6.5) ги проверува различните рангови на ХЗР и прави одлука за нивото на повреда, по што се покрева соодветна медицинска акција. Ранговите и соодветните дескриптивни класи, се дадени во Табела 6.1. Овој фаза е подоцна користена за тестирање на веродостојноста на предложената методологија.

```

1: Влез: сигнал, фреквенција
2: Излез: ХР, број на респирации, РР
3: function H3R(signal[], frequency)
4:   num_of_peaks = Pan_Tompkins (signal, frequency)
5:   seconds = round(length(signal)/freq)
6:   HR = 1/(seconds/num_of_peaks) * 60
7:   for i = 1 to num_of_peaks-1 do
8:     k = kurtosis(signal[peak[i] : peak[i + 1]])
9:     smoothed_k = smooth(k, rlowess)
10:    RR_num_of_peaks = findpeaks(smoothed_k)
11:    num_respirations = length(RR_num_of_peaks)
12:    RR = 1/(seconds/breaths) * 60

```

Слика 6.5: Алгоритам за проценка на ХЗР параметри.

Методологијата е имплементирана за различни платформи. Првично е направена во Matlab и потоа е преведена во програмскиот јазик C, по што е интегрирана во Android апликација. Направен е и посебен .NET веб сервис. Дополнително, направени се и извршни фајлови за Windows, Linux и Mac оперативен систем. За интеграција, користен е програмскиот јазик C како најподобен за процесирање во реално време.

6.2.3 Податочна база

За да може да се каже со сигурност дека предложената методологија ќе важи за повеќе групи корисници, користени се податоци од повеќе субјекти со различна здравствена состојба и на различна возраст. За секој измерен примерок, зачувувани се следните информации: ЕКГ сигнал; број на мерењето за даден субјект; должина на ЕКГ сигналот во секунди; фреквенција на ЕКГ сигналот; број на респирации броени рачно паралелно со мерењето на ЕКГ сигналот; рата на респирации - број на респирации во минута; предвидена рата на респирации од страна на предложената методологија; рата на срцеви отчукувања во моментот на мерење на ЕКГ сигналот; предвидена рата на срцеви отчукувања од страна на предложената методологија; СКП; ДКП; време на предвидување; РР сензитивност; РР позитивна предиктивност; ХР сензитивност; ХР позитивна предиктивност; пол на субјектот, и возраст на субјектот.

Првото податочно множество, т.н. CHDB, е составено од анонимни мерења со користење на ЕКГ сензорот од Cooking hacks e-Health платформата. За секое мерење, паралелно измерени се референтните вредности за ХР и РР со цел лабелирање на податоците. Во овие експерименти учествуваа 17 здрави субјекти, на возраст од 17 до 72 години, без историја на срцеви заболувања. Сите мерења (397) се направени во седечка положба, со варијабилна должина од 6 до 90 секунди и фреквенција од 125 Hz. Овој сензор е претходно користен во различни студии што вклучуваат и болнички и пред-болнички околина [208], а се покажува како валиден и во реални средини [137]. Со оглед на покажаните резултати во литературата, се зема како валиден и за ова истражување.

Второто податочно множество што се користи во истражувањето е MGH/MF, преземено од Физионет [73] и опишано во [206]. MGH/MF е колекција на ЕКГ сигнали од 13 пациенти со различна здравствена состојба, и во различни околности, вклучувајќи оперативни сали и интензивна нега. За секој примерок, постои .hea датотека што ги содржи измерените ХР и РР. Сите 28 снимки се снимени со фреквенција од 360 Hz и варираат од 2860 до 5170 секунди во должина. MGH/MF базата е импортирана со користење на WFDB софтверскиот пакет [154] во MatLab.

Табела 6.2 ги претставува минималните, максималните и средните вредности на ХР и РР за секое од двете множества користени во истражувањето. Според опфатените рангови, може да се заклучи дека и двете множества ги опфаќаат истите категории на тријажа, со што се добиваат споредливи резултати.

Табела 6.2: Минимум, максимум и средна вредност за ХР и РР во двете податочни множества.

	CHDB		MGH/MF	
	ХР	РР	ХР	РР
Мин.	56	0	40	6
Макс.	103	42	140	36
СВ	77	15	83	16

Податочните множества, заедно со функцијата може да се симнат за понатамошни истражувања, на следниот линк: <https://github.com/bojanakoteska/ECG-derived-vital-parameters>.

6.2.4 Евалуација

За да се провери веродостојноста на предложената методологија, направени се три вида на анализи. Изборот на метрики за евалуација е раководен од литературата за најдобро да се опишат перформансите на методологијата.

За правилна евалуација, треба да се докаже дека методологијата е робусна во случај на масовни катастрофи [90, 64, 81, 94]. Робусноста се мери преку сензитивноста и позитивната предиктивност. Сензитивноста се однесува на бројот на точно детектирани отчукувања, наспроти вистинскиот број на отчукувања. Позитивната предиктивност, се однесува на бројот на точно детектирани отчукувања, наспроти бројот на сите детектирани отчукувања [76].

Во првата анализа се испитува робусноста на методологијата во однос на проценката на ХЗР параметрите, во втората анализа се испитува робусноста на методологијата во однос на процесот на тријажа, што значи дека проценките параметри се користат во процедурата на тријажа, и третиот тип на анализа ги рефлектира временските перформанси на методологијата, т.е., балансот помеѓу времето потребно за проценување и точноста на методологијата.

Робусност на точност

За да се измери робусноста на методологијата од аспект на точноста, користени се метриците СЕ и ППВ коишто често се користат за слични проблеми од областа [76]. Овие метрики се избрани како соодветни заради нивната способност да дадат вистинска слика за способноста на методологијата да не ги „промаши“ позитивните субјекти, т.е., најтешко повредените во инцидентот. Во тековниот случај, СЕ го рефлектира односот помеѓу бројот на вистински детектирани срцеви отчукувања/респирации, и бројот на вистинските срцеви отчукувања/респирации. ППВ се однесува на односот помеѓу бројот на вистински детектирани срцеви отчукувања/респирации, и бројот на детектирани срцеви отчукувања/респирации. Оваа анализа е предизвикувачка заради фактот дека многу од податочните бази, воопшто не нудат референтни вредности за ратата на срцеви отчукувања и ратата на респирации, па доказ за точноста на пристапот би бил од големо значење. Формулите 6.3 и 6.4 ја прикажуваат пресметката за двете метрики посебно:

$$СЕ = \frac{\text{број на вистински детектирани срцеви отчукувања/респирации}}{\text{бројот на вистински срцеви отчукувања/респирации}} \quad (6.3)$$

$$ППВ = \frac{\text{број на вистински детектирани срцеви отчукувања/респирации}}{\text{број на детектирани срцеви отчукувања/респирации}} \quad (6.4)$$

Табела 6.3 ги прикажува просечните СЕ и ППВ вредности при одредување на ХЗР вредностите од ист ЕКГ сигнал, кај секој сензор посебно. Како што е прикажано во Табела 6.3, методологијата е прецизна и покрај различната опрема што се користи за мерење на сигналите, како и различните фреквенции користени за снимање на сигналите.

Детали за СЕ и ППВ метриците за секој пациент посебно, независно од сензорите, се прикажани во Табела 6.4. Просечната СЕ ($\mu \pm \sigma$) е 0.89 ± 0.20 за ХР и 0.93 ± 0.14 за РР, додека просечната ППВ е 0.74 ± 0.22 за ХР и 0.88 ± 0.15 за РР.

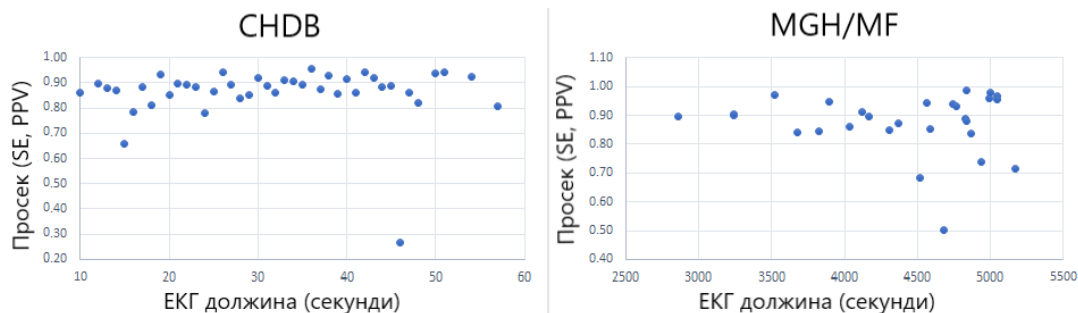
За да се тестира сензитивноста на методологијата на промена на параметри, СЕ и ППВ се измерени за три параметри што може да влијаат на робусноста на методологијата:

Табела 6.3: Просечни СЕ и ППВ вредности за параметрите ХР и РР, за секој сензор посебно.

	CHDB	MGH/MF
ХР СЕ	0.94	0.87
ХР ППВ	0.92	0.94
РР СЕ	0.74	0.74
РР ППВ	0.93	0.94

Табела 6.4: Просечен СЕ и ППВ за ХР и РР кај секој субјект посебно.

Субјект	ХР СЕ	ХР ППВ	РР СЕ	РР ППВ
1	0.96	0.93	0.75	0.85
2	1.00	0.83	0.50	0.50
3	0.99	0.97	0.79	0.90
4	1.00	0.79	0.75	0.93
5	0.99	0.98	0.69	0.88
6	0.58	0.99	0.48	0.70
7	0.89	0.87	0.69	0.69
8	0.95	0.97	0.65	0.65
9	0.94	0.94	0.71	0.71
10	0.92	0.94	0.74	0.74
11	0.83	0.96	0.77	0.77
12	1.00	0.90	0.71	0.71
13	0.98	0.78	0.77	0.77
14	0.97	0.97	0.90	0.90
15	0.94	0.91	0.83	0.83
16	0.88	0.98	0.92	0.92
17	N/A	N/A	0.73	0.88
18	0.97	1.00	0.41	1.00
19	0.98	1.00	0.89	1.00
20	0.92	1.00	0.70	1.00
21	1.00	0.96	0.62	1.00
22	1.00	0.96	1.00	0.79
23	0.41	1.00	0.32	1.00
24	1.00	0.90	0.98	1.00
25	0.76	1.00	0.61	1.00
26	1.00	0.95	1.00	0.97
27	1.00	0.86	0.65	1.00
28	1.00	0.95	0.48	1.00
29	0.72	1.00	0.87	1.00
30	0.88	1.00	1.00	0.77
31	1.00	1.00	1.00	0.60
32	0.99	1.00	0.96	1.00
33	1.00	0.14	1.00	0.81
34	0.94	1.00	1.00	0.83
35	0.96	1.00	0.82	1.00
36	0.99	1.00	0.50	1.00
37	0.90	1.00	1.00	0.44
38	1.00	0.97	0.86	1.00
39	0.81	1.00	0.60	1.00
40	0.42	1.00	0.43	1.00
41	1.00	0.85	0.70	1.00
42	1.00	0.85	1.00	0.98
43	0.00	1.00	0.00	1.00
44	0.97	1.00	0.75	1.00
45	0.76	1.00	0.63	1.00
СВ	0.89	0.93	0.74	0.88
СД	0.20	0.14	0.22	0.15



Слика 6.6: Робусност на методологијата за различни должини на ЕКГ сигнали.

Должина на сигналот

Слика 6.6 ги претставува резултатите за двете податочни множества посебно. Првата слика ги прикажува средните вредности од метриците SE и ППВ за ЕКГ должини што варираат во опсег [10-60] секунди. Втората слика ја претставува средната вредност за SE и ППВ метриците за ЕКГ должини во опсег [2500-5500] секунди. Од Слика 6.6 може да се забележи дека системот е најстабилен (со константна точност) за ЕКГ сигнали од 20 до 40 секунди, покажувајќи највисока точност (≥ 0.90) за сигнали во должина од 30 секунди. Емпириските резултати одат во прилог на нашите потреби за мал капацитет и малку пресметковни ресурси, а исто така е во ранг на времето (помало од 30 секунди) за изведување на тријажа [94].

Возраст на субјект

Триесет различни возрасти се истражени и групирани во пет старосни групи, според правилата дадени во [11]. Табела 6.5 ги прикажува категориите според коишто се групирани субјектите, бројот на субјекти во секоја група, и средната вредност на метриците за XR и PR, како и нивната средна вредност за оцена на перформансите низ една метрика. Според резултатите, може да се заклучи дека врз робусноста на методологијата не влијае возраста на субјектот.

Табела 6.5: Просечни метрики на перформансите во зависност од возраста.

Категорија	Ранг	Бр. субј.	XR	PR	CB(XR,PR)
Адолесценција	12-20	3	0.95	0.81	0.88
Рана зрелост	21-35	4	0.93	0.83	0.88
Средновечност	36-50	3	0.94	0.79	0.86
Зрела зрелост	51-80	17	0.95	0.86	0.90
Доцна зрелост	80+	3	0.97	0.75	0.86

Робусност на тријажа

Кога се зборува за робусност на методологијата во однос на процесот на тријажа, метриците SE и ППВ мора да се редефинираат. Оттука, SE ќе ја прикажува способноста на методологијата точно да ги идентификува високоприоритетните

повредени од сите повредени пациенти, а ППВ ќе ја прикажува способноста на методологијата точно да ги идентификува високоприоритетните повредени помеѓу вистинските високоприоритетни повредени пациенти [150]. Формулите 6.5 и 6.6 ги претставуваат модификациите за новиот тип на анализа:

$$CE = \frac{\text{вистински високоприоритетни}}{\text{вистински високоприоритетни} + \text{погрешно здрави}} \quad (6.5)$$

$$ППВ = \frac{\text{вистински високоприоритетни}}{\text{вистински високоприоритетни} + \text{погрешно високоприоритетни}} \quad (6.6)$$

Табела 6.6, ги претставува CE и ППВ метриците во однос на способноста на методологија кога ќе се примени во тријажа. Од резултатите може да се види дека, предвидувањето на вистински високоприоритетни пациенти е подобро од ЕКГ сигнали снимени со фреквенција од 125 Hz (CHDB). Ова се смета за предност, заради тоа што методологијата покажува робусност за изворни ЕКГ сигнали, и со тоа заштедува складирачки и пресметковни ресурси.

Табела 6.6: CE и ППВ метрики во однос на тријажа.

Метрики	CHDB	MGH/MF
CE	0.74	0.76
ППВ	0.95	0.87

Временски перформанси

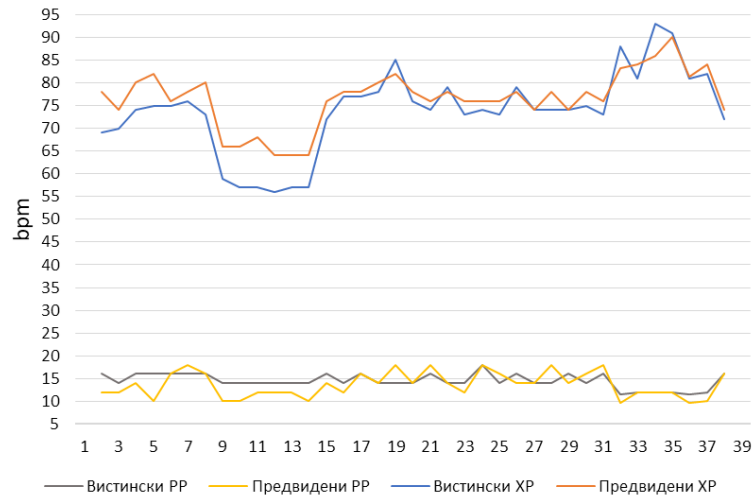
Како што е нагласено во воведот, брза проценка на виталните параметри е неопходна за брз медицински одговор при масовни катастрофи.

Резултатите од анализа на грешка, покажуваат дека тие се со нормална дистрибуција со средни вредности од $\mu = \sim 2$ за XR и $\mu = \sim 3$ за PR. За дадените средни вредности на грешките, оптималната должина на ЕКГ сигналот за прифатлива проценка на ХЗР е 30 секунди за сигнал со фреквенција од 125 Hz. Слика 6.7 ги презентира вистинските и предвидените вредности за XR и PR, земајќи во предвид само ЕКГ сигналите во времетраење од 30 секунди и фреквенција од 125Hz. Во двата случаи може да се заклучи дека линијата на предикција го следи трендот на промени на вистинските вредности прикажани во единица мерка bpm (респирации или отчукувања во минута), што се прифатливи за процедурата на тријажа [90, 64, 81, 94].

Временските перформанси на алгоритмот се прикажани преку најлошото време на извршување (0.0302 секунди), најдоброто време на извршување (0.0262 секунди) и просечното време на извршување (0.0282 секунди), за 67 сигнали со должина 30 (+/- 2) секунди.

6.3 Биосензорски информациски систем

Придобивките од воведување биосензори во постоечките медицински протоколи се повеќекратни, особено за време на процесот на тријажата, во којшто рачните мерења се заменуваат со автоматско собирање на податоци. Уште повеќе, можно е паралелно одвивање на повеќе процеси истовремено, со што се забрзува процесот на приоритизација во случај на многу повредени лица. Со биосензорите се овозможува намалување на бројот на медицински лица потребни за



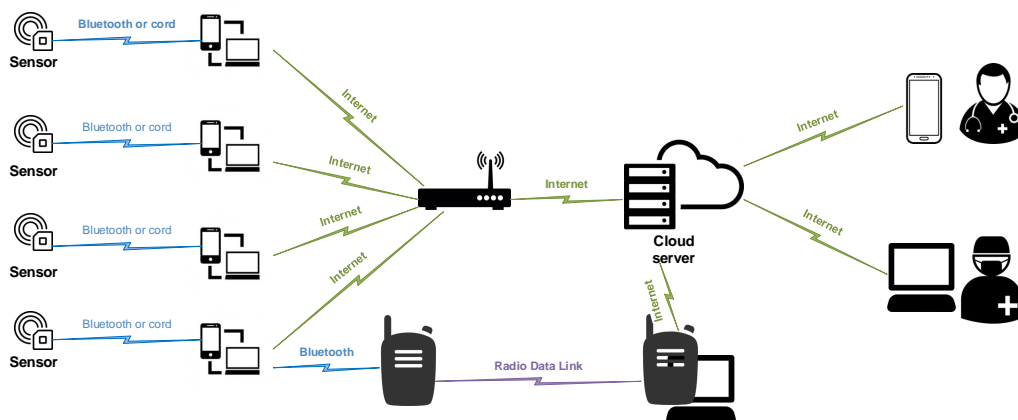
Слика 6.7: Тренд на предикција кај ЕКГ сигнали во должина од 30 секунди и фреквенција од 125Hz.

извршување на мерењата на локацијата на инцидентот, и вклучување на волонтери без медицинско искуство.

За да се претстави протокот на информации, направен е модел за информациски систем, што ќе обезбедува континуирано набљудување и пренос на податоците за пациентите. Со цел да се овозможи континуиран проток на податоци помеѓу различните субјекти вклучени во медицинските протоколи, мора да се обезбеди структурирано чување на податоците. Со комбинирање на виталните податоци заедно со останатите податоци за пациентот како: демографски записи, лабораториски анализи, забелешки на лекарите, и сл., може да се олесни достапноста на податоците кај секој кој е вклучен во протоколот за медицински одговор. Донесувањето на вистинските информации во вистинските раце во вистинско време бара претпазлив дизајн на информациски систем што ќе ги задоволи барањата на протоколите. Биосензорскиот дигитален пренос на виталните параметри ја подобрува координацијата и комуникацијата помеѓу болниците во случај на губење на информациите за некој пациент следејќи ги стандардните процедури.

Податоците можат да бидат корисни само ако се соберат во структурирана, дигитална форма. Потребата од структурирано чување е огромна заради фактот дека податоците имаат експоненцијален раст - се предвидува раст до 25.000 PB до 2020 година [87]. Тие треба постојано да се собираат и анализираат, и врз основа на тоа да се преземат активности.

Електронскиот здравствен запис (анг. Electronic Health Record - EHR) е иницијатива за собирање секаков вид на податоци за пациенти, без разлика дали се демографски податоци, белешки на лекарите, лекови, лабораториски податоци, извештаи за витални знаци, итн. Со оваа иницијатива се очекува да се обезбеди лесен пристап од различни здравствени установи, да се обезбеди посигурна здравствена заштита и да се покрева акција базирана на докази. Секој клинички систем има уникатен и динамичен работен проток, а со тоа и индивидуален ЕЗЗ систем прилагоден на локалните кориснички барања. Многу е тешко да се постигне стандардизиран ЕЗЗ формат, па затоа се развиваат интероперабилни стандарди за размена на податоци помеѓу различни ЕЗЗ формати. Целта е да се пристапи до структурираните податоци, автоматски да се пополни образецот, да се складира и да се достави до соодветните институции или истражувачите [169].



Слика 6.8: Проток на информации помеѓу различни актери во протоколот.

Постојат неколку неодамна развиени системи за здравствена заштита што ги имплементираат стандардите на ЕЗЗ [117, 19, 215]. Целта е да се добијат податоци од пациентите во реално време, како што се: ЕКГ, дишење, забрзување и температура на телото, користејќи биосензорски и мобилни технологии. Истите треба да се анализираат и презентираат на лекари, болничари, итн.

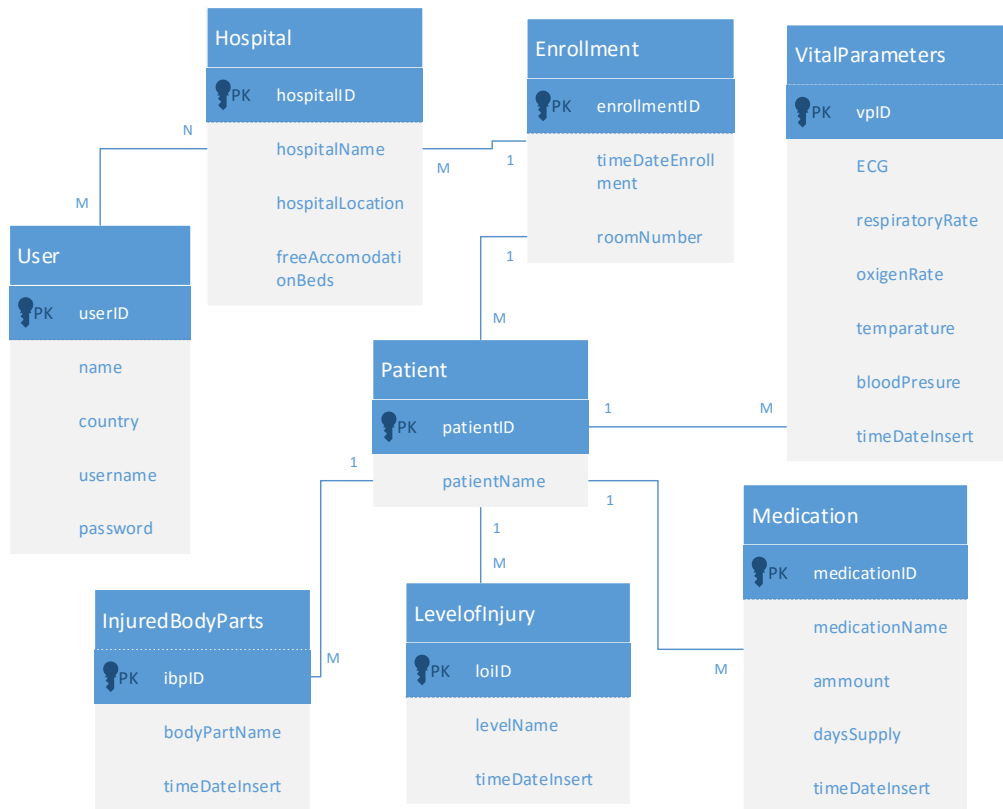
Предложениот БИС [184] се состои од неколку компоненти: биосензори, локални електронски уреди за комуникација со биосензори, сервер, поврзување со сервер и следење на зачуваните податоци во реално време од страна на медицинскиот персонал. Слика 6.8 го претставува протокот на информации помеѓу различните корисници.

Се разгледуваат два можни случаи за пренос на податоци презентирани на Слика 6.8:

- Податоците може да се пренесат во Облак преку Интернет, или
- Податоците можат да се пренесат во Облак преку ВФ радија.

Согласно протокот на податоци во различни фази од протоколот за медицински одговор, предложен е податочен модел БИС, како што е прикажан на Слика 6.9. Секој корисник на системот има можност да пристапи до податоци за повеќе болници за кои има овластување. Некои корисници имаат дозвола за управување со податоци за различни болници. Податоците за пациентите се чуваат во базата на податоци со користење на централизирано решение за преземање на податоците од бојното поле или од местото на масовниот инцидент. Измерените витални параметри од биосензорите се складираат во табелата "Витални параметри" (ЕКГ, рата на респирации, кислородна сатурација, температура и крвен притисок). Овие параметри се мерат периодично и само овластен корисник може да ја види историјата на пациентот.

Слика 6.10 прикажува мобилна апликација што презема податоци од биосензорот прикачен на повреденото лице. Освен од биосензорот, може да се види дека постојат и два дополнителни уреди, еден за мерење на крвен притисок, и еден за мерење на сатурација на кислород во крвта. Ако се употреби истражувањето објаснето во Глава 4, сензорот за мерење на крвен притисок би можел сосем да се елиминира и крвниот притисок да се предвидува само од биосензорот што емитува ЕКГ сигнал. Со тоа ќе се намали гломазноста на целиот систем.



Слика 6.9: БИС податочен модел.



Слика 6.10: Проток на податоци од пациент до податочна база.

Од сликата може да се види дека податоците се собираат на мобилен уред. Изгледот на мобилната апликација за собирање и обработка на податоците е прикажан на Слика 6.11. Пред започнувањето на процесот на тријажање, за секој повреден човек автоматски се генерира нов идентификациски број (ID), којшто во регуларната процедура се прикачува на повреденото лице. На местото на инцидентот, медицинското лице кое ја врши тријажата внесува само информации за

повредени делови од телото и дадени лекови, а подоцна во болницата, останатите информации се исполнуваат врз основа на личната карта на лицето. Процесот на тријажата, исто така, вклучува идентификација и означување на повредените делови на телото, како што е прикажано на сликата, коишто се складираани во табелата „InjuredBodyParts“. Нивото на повреда се пресметува со користење на процедурата Glasgow Coma Score (GCS) и податоците се вметнуваат во табелата „LevelofInjury“. Лековите што може да му се дадат на повреденото лице на местото на инцидентот, или подоцна во болницата, се зачувуваат во табелата „Medication“. По процесот на тријажање, според приоритетот на повреди, пациентот се испраќа во болница со слободен капацитет за сместување.

6.4 Системски ограничувања, предности и недостатоци

Едно од најважните ограничувања на ваквите системи е големината на податоците и способноста за пренос на податоците до целта користејќи ја достапната комуникациска технологија.

За да се предвиди и моделира големината на податоците произведени од сензорите, спроведени се бројни експерименти со користење на различни сензори [108] и набљудувана е големината на податоците во минута:

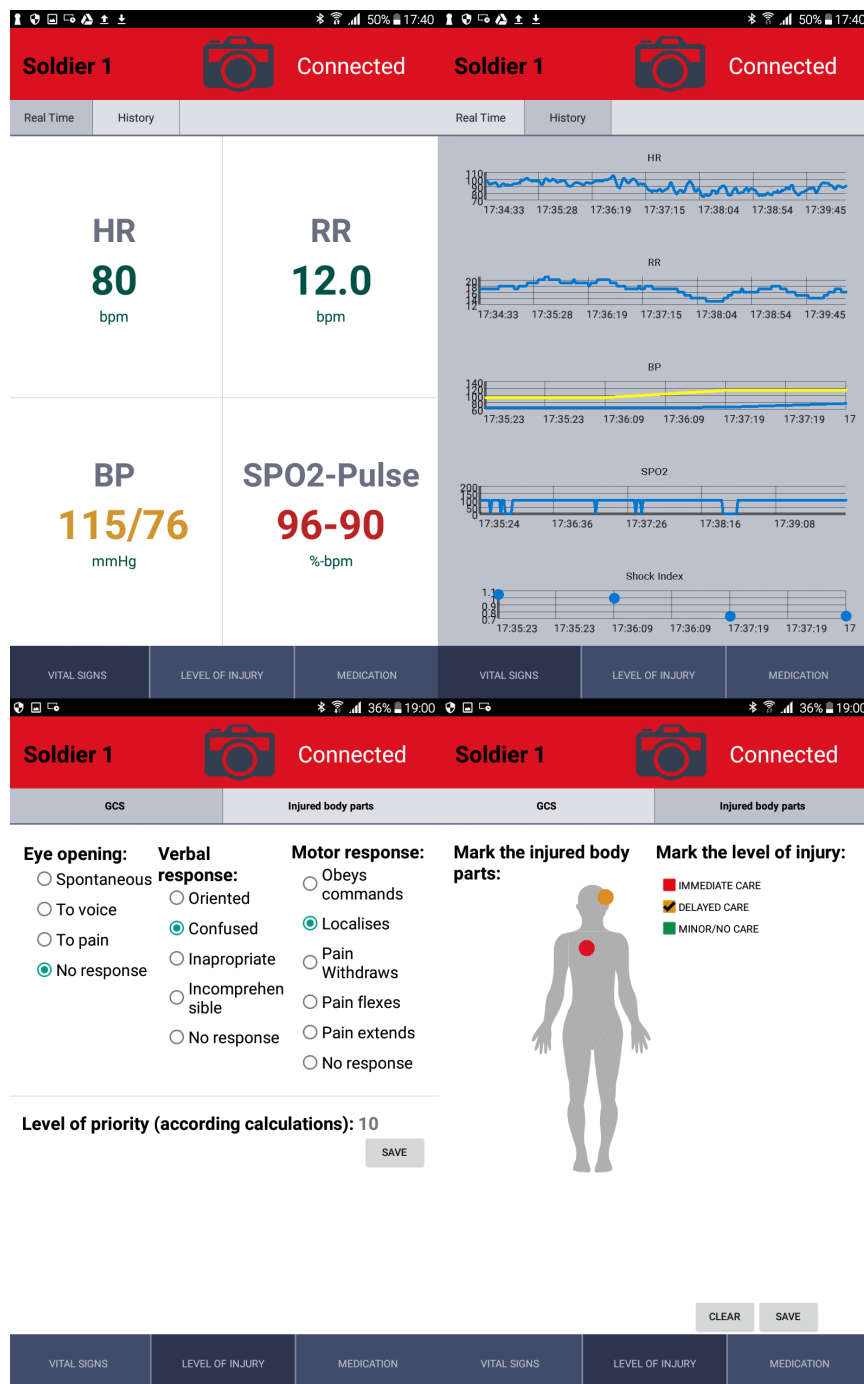
1. 50 отчитувања од СПО2 (сензор за мерење на сатурација на кислород во крвта) со брзина од 2 и 1000 Hz;
2. 50 отчитувања од сензор за проток на воздух со брзина од 1000 Hz;
3. 100 ЕКГ читања од сензори со брзина од 125, 200, 500 и 1000 Hz.

Табелата 6.7 ги покажува добиените резултати. За време на експериментот се утврди дека носењето на стандардниот сензор за проток на воздух нема да биде практично, и дополнително во претходното поглавје се докажа дека ратата на респирации може да се извлече од ЕКГ сигналот, па овој сензор може исто така да се отфрли. Од табелата, може да се заклучи дека вкупната големина на податоците што се користат за виталните податоци (по лице) е 40 KB/минута при фреквенција од 125 Hz и 310 KB/минута при фреквенција од 1000 Hz. Од овие мерења може да се заклучи дека за еден час мерење за 10 лица, вкупната големина на генерираните податоци ќе биде 24 MB за фреквенција од 125 Hz и 186 MB за фреквенција од 1000 Hz. Ова го дава почетниот капацитет за складирање податоци што треба да се обезбеди за да сме сигурни дека системот ќе биде ефикасен.

Табела 6.7: Големината на податоци измерени во лабораториски услови.

Сензор	Фреквенција	Големината во минута
СПО2	2 Hz	2 KB
СПО2	1000 Hz	130 KB
Проток на воздух	1000 Hz	40 KB
ЕКГ	125 Hz	30 KB
ЕКГ	200 Hz	50 KB
ЕКГ	500 Hz	110 KB
ЕКГ	1000 Hz	180 KB

Друга пречка што може да настане е фреквенцијата на пренос на податоците во зависност од комуникациските технологии. Во зависност од користеното



Слика 6.11: Мобилна апликација за помагање на процесот на тријажа и пренос на витални параметри.

сценарио, најтесните ограничувања се дефинирани од страна на ВФ радиото и Bluetooth врската. Табела 6.8 ја дава брзината на пренос на податоците за овие технологии. Со оглед на најмалата брзина на пренос на податоци во оваа табела (тоа се ВФ радијата), фреквенцијата од 125 Hz ќе биде задоволителна за пренос на податоци од сензори кај 10 лица истовремено.

Исто така испитана е големината на податоците што се користат како влез во процедурата за тријажа. Резултатот за секој параметар, како и вкупната големина на податоци се прикажани во Табела 6.9. Со оглед дека секое читање е 6 В и фреквенцијата е 125 Hz, вкупната брзина е 750 В/s, а вкупната големина

Табела 6.8: Брзина на пренос кај комуникациските технологии.

Технологија	Податочна рата
Пропусен опсег на ВФ радија (тековни во АРМ)	256 Kbs
Пропусен опсег на ВФ радија (нови во АРМ)	1 Mb/s
Bluetooth 2.0	3 Mb/s
Bluetooth 3.0	24 Mb/s
Bluetooth 4.0	24 Mb/s

Табела 6.9: Големина на параметрите за тријажа.

Витални параметри	Ранг	Големина
ХР	60-100	1 В
РР	12-20	<i>le</i> 1 В
КП	2 вредности 80-180	2 В
Температура	цел број	<i>le</i> 1 В
Вкупно		6 В

во минута е 45 КВ. Со сите параметри вклучени во секое читање, сеуште не се надминува 192 КВ/минута по лице (добиеени во сценариото со користење на најмала брзина на проток за 10 лица паралелно).

Измерени се ЕКГ, СПО2 и проток на воздух за да се одреди големината на податоците во минута и фреквенцијата со оглед на технологијата што ќе се користи. Експериментот покажа дека ако се користи фреквенција од 125 Hz, може да се пренесат податоци од биосензори за 10 лица паралелно.

Имплементацијата на биосензорите има и предности и недостатоци. Предности се следниве:

- Централизирано решение достапно од секаде - на податоците што се добиени од биосензорите може лесно да им се пристапи од овластено лице;
- Помагање на процесот на приоритизација во случај на повеќекратни повреди - софтверско решение може да се изгради врз основа на постоечките алгоритми за тријажа;
- Овозможување на паралелни процеси на тријажа - повеќекратни процеси може да се извршуваат паралелно, бидејќи не е потребно човечко присуство за извршување на мерењата;
- Вклучување на волонтери во процесот на тријажа - волонтерите без медицинско искуство можат да помогнат во случај на големи катастрофи, бидејќи технологијата може лесно да се ракува;
- Ефикасна распределба на ресурси (сместувачки капацитет во болниците и возилата за брза помош) - важни податоци и приоритизација може да се искористат и за да се донесе одлука за најсоодветниот третман (специјализирана болница) за конкретниот пациент;
- Подобрена комуникација и координација помеѓу болниците - дигиталното пренесување и складирање на биомедицински податоци ја спречува можноста од нивно губење за време на спроведување на протоколот;
- Намалување на бројот на можни смртни случаи - употребата на биосензори може да помогне во раното откривање на критичната здравствена состојба;

- Податоците за состојбата на виталните параметри се добиваат во реално време, и може постојано да се следат и пренесуваат.

Како можеен недостаток се наведува човечкиот фактор - способноста правилно да се користи ова техничко решение во дадените околности.

6.5 Заклучок

Во ова поглавје претставена е примената на биосензорите во реални сценарија од цивилен и воен карактер. Согласно побарувањата на медицинските протоколи за одговор при масовни инциденти, даден е предлог за проширен протокол со вклучување на биосензорите во овие протоколи. Во комбинација со соодветни преносливи уреди значително би се олеснило мониторирањето на витални параметри кај повеќе повредени лица одеднаш, и би се автоматизирал делот од тријажата што до сега се изведува само од страна на медицински лица.

Со оглед на можностите на биосензорите, и со оглед на фактот дека најчест физиолошки сигнал кој се емитува е ЕКГ, направена е анализа на можностите на сигналот за добивање на ратата на срцеви отчукувања и ратата на респирација. Уште повеќе, заради фактот дека предлагаме употреба на евтини и лесно достапни преносливи уреди, а истите се со слаба процесирачка моќ и мали капацитети за складирање, направена е анализа и на најоптималната должина на ЕКГ сигналот (30 секунди) за проценка на виталните параметри со прифатлива грешка во временско-критични услови [90, 64, 81, 94]. За оптималната должина, методологијата постигнува сензитивност од 0.94/0.74 и позитивна предиктивност од 0.92/0.93 за проценка на ратата на срцеви отчукувања и респирација, соодветно; и сензитивност од 0.74 и позитивна предиктивност од 0.95 во однос на тријажа. Метриците сензитивност и позитивна предиктивност се одбрани како соодветни за евалуација на методологијата, заради нивната способност да ја оценат методологијата колку успешно успева да ги предвиди позитивните субјекти (пациентите со највисок приоритет на повреди при масовни катастрофи). Времето на извршување на методологијата е 0.02 секунди, што ја прави погодна за имплементација со оглед на ограничувањата.

Податочните множества користени за тестирање на методологијата се објавени јавно, и заедно со методите се достапни за понатамошни истражувања (<https://github.com/bojanakoteska/>). Со користење на двете податочни множества, MGH/MF и CHDB, успеавме да докажеме дека методологијата е ефикасна и за клинички мерења, и за мерења направени со биосензори.

Дополнително, предложен е и биосензорски информациски систем што овозможува континуираните податоци емитувани од сензорите, структурирано да се складираат согласно ЕЗЗ стандардите, заедно со останатите демографски податоци за пациентите. Со ваков дизајн, ќе се подобри координацијата и комуникацијата помеѓу болниците во случај на губење на информациите за некој пациент, во текот на спроведување на протоколот. Исто, централизираноста на решението овозможува навремена подготовка за прифаќање на пациентите со висок приоритет на повреди.

Целиот дизајн е поддржан и во услови на цивилни инциденти, кога има поголема веројатност за достапност на секаква технологија, и во случај на воени услови кога има голема рестрикција на комуникациите што може да се користат. Кога Интернетот е достапен, податоците веднаш се пренесуваат до централната база со податоци, и од таму се дистрибуираат до оној кому му се потребни. Доколку Интернетот не е достапен, може да се користи ВФ радиото за пренос на

податоци. Во двата случаи, измерените витални податоци се пренесуваат и складираат на локалните електронски уреди користејќи ја Bluetooth технологијата. Ова е особено корисно кога Интернет конекцијата е привремено изгубена, или воопшто не постои.

Со оглед на достапноста на комуникациските врски, направени се испитувања со цел да се истражи големината на податоците создадени од биосензорите. Извршени се бројни мерења користејќи различни биосензори и измерена е големината на податоците во минута, што ни дава информација за капацитетот што треба да го обезбедиме за да може да ги складираме податоците. Имајќи ја предвид брзината на пренос на податоци што зависи од комуникациските технологии, заклучено е дека фреквенција од 125 Hz ќе биде задоволителна за да се пренесат податоците од биосензорите на 10 лица одеднаш. Исто така, испитана е големината на собраните витални податоци што се користат во протоколот за тријажа.

Системот е тестиран на 17-тата EADRCC вежба за справување со кризи, одржана од 24-28 септември 2017, во Тузла, Босна и Херцеговина, а исто и во Воената Академија во Скопје, во октомври истата година.



Слика 6.12: Тестирање на системот во реални услови.

7

Заклучок

Во оваа теза претставени се оригинални истражувања од областа на анализа на биолошки системи преку физиолошки сигнали. Даден е краток преглед на општиот пристап за анализа на физиолошки сигнали, а потоа во секое поглавје прикажана е детална анализа на разгледуваниот биолошки феномен.

Посебен акцент е даден на истражувањето на врската помеѓу крвниот притисок и ЕКГ сигналот. Досегашните истражувања во областа користат комбинација од повеќе физиолошки сигнали за предвидување на крвниот притисок и се потпираат само на морфолошките карактеристики на сигналите [33, 210, 219, 74, 153, 209, 143]. Наспроти тоа, во оваа теза на проблемот му се приоѓа од сосем поинаква перспектива, притоа анализирајќи ја сложеноста на ЕКГ сигналите преку метрики на комплексност. Моделирањето на поврзаноста на метриците на комплексност и крвниот притисок е направено на неколку различни начини. Покрај општиот дизајн на машинско учење, предложена е и методологија за спојување на информации на повеќе нивоа за учење на предвидувачки модели.

Во првиот пристап од методологијата, најмалите грешки добиени за СКП, ДКП и САП се 8.64, 18.20, 13.52 mmHg без калибрација, и 7.72, 9.45 и 8.13 mmHg со калибрација. Со сосем различен пристап на поделба на множествата и нивна евалуација, добиени се подобрени резултати. Грешките за непознато множество податоци, добиени од сензор што воопшто не е вклучен во обучувачкото множество, се 13 mmHg за СКП и 12.3 mmHg за предикција на ДКП. Доколку се достапни податоци од даден сензор во обучувачкото множество, грешката се намалува на 8.2 mmHg за СКП и 8.7 mmHg за предикција на ДКП. Уште повеќе, ако се калибрира моделот со неколку инстанци од даден субјект грешката се намалува на 6.7 mmHg за СКП и 6.6 mmHg за ДКП.

Во пристапот со фузија на информации на повеќе нивоа, постигнати се грешки од 7.93 ± 8.16 , 6.41 ± 7.5 и 5.72 ± 6.69 mmHg ($MAE \pm SD$) за СКП, ДКП и САП, во случај на достапни податоци од пациентот за обука на моделите (традиционална поделба). Во случај на непознати пациенти во целост (прилагодена поделба), постигнатите грешки за СКП, ДКП, и САП се 16.60 ± 11.05 , 9.24 ± 7.85 , and 9.80 ± 8.53 . Презентираните резултати се без употребува на метод за калибрација.

Најдобрите постигнати резултати се смета дека се оние во коишто не се користи метод за калибрација, со што се избегнува субјективност на моделот кон податоците, а сепак се постигнува грешка од 7.93 mmHg за СКП, 6.41 mmHg за ДКП и 5.72 mmHg за САП. Добиените резултати се близу ограничувањата на BHS и AAMI стандардите [101] за сертифицирање на медицински уреди за мерење на крвен притисок. Согласно резултатите, потврдена е Хипотеза 1.

Со објавените резултати, даден е и придонес кон аргументите објавени во литературата за најоптимална должина на ЕКГ примероци потребни за изградба на предвидувачки модели [12, 194, 180], како и кон аргументите за избор на

најсоодветен праг за елиминација на шум, без губење на ЕКГ информации и сигурно отстранување на шум [23, 125, 212, 199].

Покрај анализата на врската помеѓу ЕКГ сигналот и крвниот притисок, направено е истражување на уште еден претставник на срцевиот систем, ФКГ сигналот, којшто има сосем различна улога во однос на ЕКГ сигналот. Согласно на тоа, неговата моќ е претставена преку истражувања на ФКГ сигнали измерени од здрави субјекти и пациенти со хронични срцеви попуштања. Со следење на постапката за анализа на физиолошки сигнали и употреба на метода за екстракција на карактеристики од звук, како и со користење на специфичен дизајн од МУ, постигната е точност од 96% при евалуација на методологијата. Покрај тоа, методот открива 87% од субјектите со хронични срцеви попуштања, со прецизност од 87%. Ова потврдува дека хроничната срцева слабост може да се открие од ФКГ сигнали измерени со дигитален стетоскоп, т.е., се потврдува Хипотеза 2.

Бидејќи целата теза е инспирирана од употребата на биосензори во реалниот живот, во цивилни и воени средини, направено е дополнително истражување коешто ја потенцира моќта на ЕКГ сигналите и биосензорите во целост, замагање на медицински протоколи за одговор при масовни инциденти. Применливоста на ова истражување најчесто се јавува во случаи кога постои недостаток на медицинска опрема, па комбинацијата од биосензори и преносливи уреди може да се искористи за да се обезбеди сигурен пренос на медицински податоци во болничките центри во коишто се пренесува пациентот. Истражувањето е главно насочено кон автоматизирање на процесот на тријажа, а тоа значи автоматско проценување на виталните параметри (рата на срцеви отчукувања и рата на респирација) што се потребни за тријажирање на пациенти, без присуство на медицинско лице. Предложената методологија нуди добар баланс помеѓу точноста на проценките и нивното брзо пресметување. Евалуацијата на методологијата покажа сензитивност од 0.87 за проценка на ратата на срцеви отчукувања, 0.74 за проценка на ратата на респирација, како и сензитивност од 0.76 во однос на процесот на тријажа. Просечното време на извршување на алгоритмот е 0.02 секунди, што го прави соодветен за употреба во реално време. Со ова истражување се потврдува Хипотеза 3.

Идна работа

Сите предложени решенија имаат голема апликативност и во цивилни и во воени услови. Сепак, за веродостојност во реални услови, потребно е тестирање на методологиите врз субјекти со различна медицинска состојба.

Во иднина, методологијата за предвидување на крвен притисок, може да се надгради со модул за препознавање на активност [68], или со предвидување на КП врз основа на даден контекст [69]. Уште повеќе, методологиите за предвидување на крвен притисок, проценката на рата на срцеви отчукувања и рата на дишење, може да се спојат со цел екстракција на три од вкупно четири витални параметри од еден единствен ЕКГ сензор. Тој сензор би можел да се надгради со модул за добивање на ФПГ сигнал, со којшто, во комбинација со метод за откривање на оксигенизација на крвта од граден кош, би можел да резултира во еден единствен сензор што ќе има моќ да ги прикажува сите четири витални параметри.

Методологијата за откривање на срцеви попуштања од ФКГ сигнали, дополнително ќе се тестира и на база на податоци од отворен тип, наменета за евалуација на алгоритмите за срцев звук [124]. Покрај тоа, методот ќе се искористи за да се развијат персонализирани модели за следење на пациенти со хронична срцева слабост, со коишто би можело да се предвиди кога пациентот треба да го модифицира третманот со лекови, со цел да се спречи влошување на медицинската состојба и на тој начин да се избегне хоспитализација. Финално, методот може да се употреби во комбинација со микрофон-сензор поврзан со паметен телефон, и да се развие апликација што ќе дејствува како интерфејс помеѓу пациентот и докторот, со што ќе се овозможи полесно набљудување на здравствената состојба.

Референци

- [1] Shimon Abboud, Omer Berenfeld, and Dror Sadeh. “Simulation of high-resolution QRS complex using a ventricular model with a fractal conduction system. Effects of ischemia on high-frequency QRS potentials.” In: *Circulation research* 68.6 (1991), pp. 1751–1760.
- [2] AHA. Understanding blood pressure readings. 2016. url: http://www.heart.org/HEARTORG/Conditions/HighBloodPressure/AboutHighBloodPressure/Understanding-Blood-Pressure-Readings_UCM_301764_Article.jsp.
- [3] Saif Ahmad et al. “Electrocardiogram-assisted blood pressure estimation”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59.3 (2012), pp. 608–618.
- [4] Lauri Ahonen et al. “Cognitive Collaboration Found in Cardiac Physiology: Study in Classroom Environment”. In: *PloS one* 11.7 (2016), e0159178.
- [5] Iyad Al Khatib et al. “Performance analysis and design space exploration for high-end biomedical applications: Challenges and solutions”. In: *Proceedings of the 5th IEEE/ACM international conference on Hardware/software codesign and system synthesis*. ACM. 2007, pp. 217–226.
- [6] Jess Monge Alvarez. Higuchi and Katz fractal dimension measures. 2015. url: https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/50290-higuchi-and-katz-fractal-dimension-measures/content/Fractal_dimension_measures/Higuchi_FD.m.
- [7] Ala Alwan et al. *Global status report on noncommunicable diseases 2010*. World Health Organization, 2011.
- [8] Andrew P Ambrosy et al. “The global health and economic burden of hospitalizations for heart failure: lessons learned from hospitalized heart failure registries”. In: *Journal of the American College of Cardiology* 63.12 (2014), pp. 1123–1133.
- [9] Zacharoula Andreopoulou et al. “Renewable energy sources: Using PROMETHEE II for ranking websites to support market opportunities”. In: *Technological Forecasting and Social Change* 131 (2018), pp. 31–37.
- [10] Kyoko Arai. “How to transmit disaster information effectively: A linguistic perspective on Japan’s Tsunami Warnings and Evacuation Instructions”. In: *International journal of disaster risk science* 4.3 (2013), pp. 150–158.
- [11] Thomas Armstrong. *The human odyssey: Navigating the twelve stages of life*. Sterling Publishing Company, 2007.
- [12] Xavier L Aubert and Andreas Brauers. “Estimation of vital signs in bed from a single unobtrusive mechanical sensor: Algorithms and real-life evaluation”. In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*. IEEE. 2008, pp. 4744–4747.
- [13] Sepideh Babaei and Amir Geranmayeh. “Heart sound reproduction based on neural network classification of cardiac valve disorders using wavelet transforms of PCG signals”. In: *Computers in biology and medicine* 39.1 (2009), pp. 8–15.

- [14] Raquel Bailón, L Sornmo, and Pablo Laguna. “A robust method for ECG-based estimation of the respiratory frequency during stress testing”. In: *IEEE Trans Biomed Eng* 53.7 (2006), pp. 1273–1285.
- [15] Rohan Banerjee et al. “Non Invasive Detection of Coronary Artery Disease Using PCG and PPG”. In: *eHealth 360°*. Springer, 2017, pp. 241–252.
- [16] Kim E Barrett et al. “Ganong’s review of medical physiology. 23”. In: NY: McGraw-Hill Medical (2009).
- [17] M Bay et al. “NT-proBNP: a new diagnostic screening tool to differentiate between patients with normal and reduced left ventricular systolic function”. In: *Heart* 89.2 (2003), pp. 150–154.
- [18] Alessio Benavoli et al. “Time for a change: a tutorial for comparing multiple classifiers through Bayesian analysis”. In: *The Journal of Machine Learning Research* 18.1 (2017), pp. 2653–2688.
- [19] Abdelghani Benharref and Mohamed Adel Serhani. “Novel cloud and SOA-Based framework for E-health monitoring using wireless biosensors”. In: *IEEE journal of biomedical and health informatics* 18.1 (2014), pp. 46–55.
- [20] Med Anes Bereksi-Reguig, F Bereksi-Reguig, and A Nait Ali. “A New System for Measurement of the Pulse Transit Time, the Pulse Wave Velocity and Its Analysis”. In: *Journal of Mechanics in Medicine and Biology* 17.1 (2017).
- [21] Joydeep Bhattacharya et al. “Complexity analysis of spontaneous EEG”. In: *Acta neurobiologiae experimentalis* 60.4 (2000), pp. 495–502.
- [22] Bittium Biosignals. eMotion Faros. 2016. url: <http://www.megaemg.com/products/faros/>.
- [23] Manuel Blanco-Velasco, Binwei Weng, and Kenneth E Barner. “ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition”. In: *Computers in biology and medicine* 38.1 (2008), pp. 1–13.
- [24] Blood pressure databases. <http://www.webcitation.org/6ulZxAGP8>.
- [25] Jean-Pierre Brans and Bertrand Mareschal. “PROMETHEE methods”. In: *Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys*. Springer, 2005, pp. 163–186.
- [26] Pavel Brazdil et al. *Metalearning: Applications to data mining*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [27] Leo Breiman. “Bagging predictors”. In: *Machine learning* 24.2 (1996), pp. 123–140.
- [28] Martin Breskvar, Dragi Kocev, and Sašo Džeroski. “Ensembles for multi-target regression with random output selections”. In: *Machine Learning* 107.11 (2018), pp. 1673–1709.
- [29] Joseph D Bronzino. *Biomedical engineering handbook*. Vol. 2. CRC press, 1999.
- [30] Christoph Bruser et al. “Adaptive beat-to-beat heart rate estimation in ballistocardiograms”. In: *IEEE Trans Inf Technol Biomed* 15.5 (2011), pp. 778–786.
- [31] Leopoldo C Cancio et al. “Heart-rate complexity for prediction of prehospital lifesaving interventions in trauma patients”. In: *Journal of Trauma and Acute Care Surgery* 65.4 (2008), pp. 813–819.

- [32] Julia Canning et al. “Noninvasive and continuous blood pressure measurement via superficial temporal artery tonometry”. In: Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2016 IEEE 38th Annual International Conference of the. IEEE. 2016, pp. 3382–3385.
- [33] Josep Maria Solà i Carós. “Continuous non-invasive blood pressure estimation”. PhD thesis. Universitat Politècnica de Catalunya, 2011.
- [34] Ana Castro et al. “Analysis of the Electromechanical Activity of the Heart from Synchronized ECG and PCG Signals of Subjects Under Stress”. In: Proceedings of the International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing, Biosignals 2015, Biostec, 12-15 January 2015, Lisbon, Portugal. SciTePress. 2015.
- [35] KW Chan, K Hung, and YT Zhang. “Noninvasive and cuffless measurements of blood pressure for telemedicine”. In: Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE. Vol. 4. IEEE. 2001, pp. 3592–3593.
- [36] Sunita Chauhan et al. “A computer-aided MFCC-based HMM system for automatic auscultation”. In: Computers in Biology and Medicine 38.2 (2008), pp. 221–233.
- [37] Zhihao Chen et al. “Noninvasive monitoring of blood pressure using optical Ballistocardiography and Photoplethysmograph approaches”. In: Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE. IEEE. 2013, pp. 2425–2428.
- [38] Samjin Choi and Zhongwei Jiang. “Comparison of envelope extraction algorithms for cardiac sound signal segmentation”. In: Expert Systems with Applications 34.2 (2008), pp. 1056–1069.
- [39] Younhee Choi, Qiao Zhang, and Seokbum Ko. “Noninvasive cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and Hilbert–Huang transform”. In: Computers & Electrical Engineering 39.1 (2013), pp. 103–111.
- [40] Dylan P Cliff et al. “The Preschool Activity, Technology, Health, Adiposity, Behaviour and Cognition (PATH-ABC) cohort study: rationale and design”. In: BMC pediatrics 17.1 (2017), p. 95.
- [41] Cooking Hacks. e-Health Sensor Platform V2. 0 for Arduino and Raspberry Pi [Biometric/Medical Applications]. 2016. url: <https://www.cooking-hacks.com/documentation/tutorials/ehealth-biometric-sensor-platform-arduino-raspberry-pi-medical>.
- [42] G Cosoli et al. “A novel approach for features extraction in physiological signals”. In: Medical Measurements and Applications (MeMeA), 2015 IEEE International Symposium on. IEEE. 2015, pp. 380–385.
- [43] Madalena Costa, Ary L Goldberger, and C-K Peng. “Multiscale entropy analysis of biological signals”. In: Physical review E 71.2 (2005), p. 021906.
- [44] Dirk Cysarz et al. “Comparison of respiratory rates derived from heart rate variability, ECG amplitude, and nasal/oral airflow”. In: Ann Biomed Eng 36.12 (2008), pp. 2085–2094.
- [45] Nivedita Daimiwai, M Sundhararajan, and Revati Shriram. “Respiratory rate, heart rate and continuous measurement of BP using PPG”. In: Communications and Signal Processing (ICCSP), 2014 International Conference on. IEEE. 2014, pp. 999–1002.

- [46] Shishir Dash et al. “Estimation of respiratory rate from ECG, photoplethysmogram, and piezoelectric pulse transducer signals: a comparative study of time–frequency methods”. In: *IEEE Trans Biomed Eng* 57.5 (2010), pp. 1099–1107.
- [47] Jesse Davis and Mark Goadrich. “The relationship between Precision-Recall and ROC curves”. In: *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*. ACM. 2006, pp. 233–240.
- [48] Janez Demšar. “Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets”. In: *The Journal of Machine Learning Research* 7 (2006), pp. 1–30.
- [49] Hang Ding et al. “Evaluation of ambulatory ECG sensors for a clinical trial on outpatient cardiac rehabilitation”. In: *Complex Medical Engineering (CME), 2010 IEEE/ICME International Conference on*. IEEE. 2010, pp. 240–243.
- [50] Shuxue Ding et al. “Derivation of respiratory signal from single-channel ECGs based on Source Statistics”. In: *Int J Bioelectromagn* 6.2 (2004), pp. 43–49.
- [51] Xiao-Rong Ding et al. “Continuous cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and photoplethysmogram intensity ratio”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 63.5 (2016), pp. 964–972.
- [52] Tim LA Doyle et al. “Discriminating between elderly and young using a fractal dimension analysis of centre of pressure”. In: *Int J Med Sci* 1.1 (2004), pp. 11–20.
- [53] Tome Eftimov, Peter Korošec, and Barbara Koroušić Seljak. “Data-Driven Preference-Based Deep Statistical Ranking for Comparing Multi-objective Optimization Algorithms”. In: *International Conference on Bioinspired Methods and Their Applications*. Springer. 2018, pp. 138–150.
- [54] Wilhelm Einthoven. “The different forms of the human electrocardiogram and their signification.” In: *The Lancet* 179.4622 (1912), pp. 853–861.
- [55] A Eke et al. “Fractal characterization of complexity in temporal physiological signals”. In: *Physiological measurement* 23.1 (2002), R1.
- [56] Mohamed Elgendi. “Fast QRS detection with an optimized knowledge-based method: Evaluation on 11 standard ECG databases”. In: *PloS One* 8.9 (2013), e73557.
- [57] Babatunde S Emmanuel. “A review of signal processing techniques for heart sound analysis in clinical diagnosis”. In: *Journal of medical engineering & technology* 36.6 (2012), pp. 303–307.
- [58] Eurostat. EU report on Amenable and preventable deaths statistics. http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Amenable_and_preventable_deaths_statistics.
- [59] Florian Eyben, Martin Wöllmer, and Björn Schuller. “Opensmile: the Munich versatile and fast open-source audio feature extractor”. In: *Proceedings of the 18th ACM international conference on Multimedia*. ACM. 2010, pp. 1459–1462.
- [60] Xijian Fan et al. “Robust blood pressure estimation using an RGB camera”. In: *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* (2018), pp. 1–8.
- [61] Jose Fernandez, Matthew Harris, and Carsten Meyer. “Combining algorithms in automatic detection of R-peaks in ECG signals”. In: *18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS’05)*. IEEE. 2005, pp. 297–302.

- [62] Mostafa M Fouda et al. “On efficient traffic distribution for disaster area communication using wireless mesh networks”. In: *Wireless personal communications* 74.4 (2014), pp. 1311–1327.
- [63] Yoav Freund, Robert E Schapire, et al. “Experiments with a new boosting algorithm”. In: *Icml*. Vol. 96. Citeseer. 1996, pp. 148–156.
- [64] Eric R Frykberg. “Triage: principles and practice”. In: *Scandinavian Journal of Surgery* 94.4 (2005), pp. 272–278.
- [65] Shi Chao Gao et al. “Data-driven estimation of blood pressure using photoplethysmographic signals”. In: *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2016 IEEE 38th Annual International Conference of the. IEEE*. 2016, pp. 766–769.
- [66] Martin Gjoreski et al. “Chronic Heart Failure Detection from Heart Sounds Using a Stack of Machine-Learning Classifiers”. In: *Intelligent Environments (IE), 2017 International Conference on. IEEE*. 2017, pp. 14–19.
- [67] Martin Gjoreski et al. “Continuous stress detection using a wrist device: in laboratory and real life”. In: *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct*. ACM. 2016, pp. 1185–1193.
- [68] Martin Gjoreski et al. “How accurately can your wrist device recognize daily activities and detect falls?” In: *Sensors* 16.6 (2016), p. 800.
- [69] Martin Gjoreski et al. “Monitoring stress with a wrist device using context”. In: *Journal of biomedical informatics* 73 (2017), pp. 159–170.
- [70] Ary L Goldberger. “Fractal mechanisms in the electrophysiology of the heart”. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 11.2 (1992), pp. 47–52.
- [71] Ary L Goldberger and Bruce J West. “Fractals in physiology and medicine.” In: *The Yale journal of biology and medicine* 60.5 (1987), p. 421.
- [72] Ary L Goldberger et al. “On a mechanism of cardiac electrical stability. The fractal hypothesis”. In: *Biophysical journal* 48.3 (1985), pp. 525–528.
- [73] Ary L Goldberger et al. “Physiobank, physiotoolkit, and physionet”. In: *Circulation* 101.23 (2000), e215–e220.
- [74] Surendha Goli and Jayanthi T. “Cuff less continuous non-invasive blood pressure measurement using pulse transit time measurement”. In: *International Journal of Recent Development in Engineering and Technology* 2.1 (2014), pp. 86–91.
- [75] Carlos Gómez et al. “Complexity analysis of the magnetoencephalogram background activity in Alzheimer’s disease patients”. In: *Medical engineering & physics* 28.9 (2006), pp. 851–859.
- [76] Joan Gómez-Clapers and Ramon Casanella. “A fast and easy-to-use ECG acquisition and heart rate monitoring system using a wireless steering wheel”. In: *IEEE Sens J* 12.3 (2012), pp. 610–616.
- [77] Joan Gómez Clapers and Ramón Casanella Alonso. “Wireless ECG and heart rate monitoring using dual ground dry electrodes”. In: *Proceedings of the 17th Symposium IMEKO TC 4 International Symposium: 2010*.
- [78] Anton Gradišek et al. “Predicting species identity of bumblebees through analysis of flight buzzing sounds”. In: *Bioacoustics* 26.1 (2017), pp. 63–76.

- [79] Dawid Gradolewski and Grzegorz Redlarski. “Wavelet-based denoising method for real phonocardiography signal recorded by mobile devices in noisy environment”. In: *Computers in biology and medicine* 52 (2014), pp. 119–129.
- [80] Raffaele Gravina et al. “Multi-sensor fusion in body sensor networks: State-of-the-art and research challenges”. In: *Information Fusion* 35 (2017), pp. 68–80.
- [81] Elin A Gursky and Boris Hrečkovski. *Handbook for Pandemic and Mass-casualty Planning and Response*. Vol. 100. IOS Press, 2012.
- [82] Andreas Haag et al. “Emotion recognition using bio-sensors: First steps towards an automatic system”. In: *Tutorial and research workshop on affective dialogue systems*. Springer. 2004, pp. 36–48.
- [83] Jono Hailstone and Andrew E Kilding. “Reliability and validity of the Zephyr™ BioHarness™ to measure respiratory responses to exercise”. In: *Measurement in Physical Education and Exercise Science* 15.4 (2011), pp. 293–300.
- [84] Mark Hall et al. “The WEKA data mining software: an update”. In: *ACM SIGKDD explorations newsletter* 11.1 (2009), pp. 10–18.
- [85] Kun Han, Dong Yu, and Ivan Tashev. “Speech emotion recognition using deep neural network and extreme learning machine.” In: *Interspeech*. 2014, pp. 223–227.
- [86] Muhamad Khairul Bin Ali Hassan et al. “Measuring of systolic blood pressure based on heart rate”. In: *4th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2008*. Springer. 2008, pp. 595–598.
- [87] Healthcare IT Connect (HITC). *Big Data Infographic*. 2012. url: <http://www.healthcareitconnect.com/>.
- [88] Marti A. Hearst et al. “Support vector machines”. In: *IEEE Intelligent Systems and their applications* 13.4 (1998), pp. 18–28.
- [89] Tomoyuki Higuchi. “Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory”. In: *Physica D: Nonlinear Phenomena* 31.2 (1988), pp. 277–283.
- [90] David E Hogan and Travis Brown. “Utility of vital signs in mass casualty-disaster triage”. In: *Western journal of emergency medicine* 15.7 (2014), p. 732.
- [91] Roilhi F Ibarra et al. “A parametric model for heart sounds”. In: *2015 49th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. IEEE. 2015, pp. 765–769.
- [92] Shivaraman Ilango. “A non-invasive blood pressure measurement using Android smart phones”. In: *IOSR Journal of Dental and Medical Sciences (IOSR-JDMS)* 1.13 (2014), pp. 28–31.
- [93] Beriliu Ilie. “Portable equipment for monitoring human functional parameters”. In: *Roedunet International Conference (RoEduNet), 2010 9th*. IEEE. 2010, pp. 299–302.
- [94] Kenneth V Iseron and John C Moskop. “Triage in medicine, part I: concept, history, and types”. In: *Ann Emerg Med* 49.3 (2007), pp. 275–281.
- [95] Alessio Ishizaka and Philippe Nemery. “Selecting the best statistical distribution with PROMETHEE and GAIA”. In: *Computers & Industrial Engineering* 61.4 (2011), pp. 958–969.

- [96] Md Manirul Islam et al. “Development of a noninvasive continuous blood pressure measurement and monitoring system”. In: *Informatics, Electronics & Vision (ICIEV), 2012 International Conference on*. IEEE. 2012, pp. 1085–1090.
- [97] Mohammed J Islam et al. “Investigating the performance of Naive Bayes classifiers and k-nearest neighbor classifiers”. In: *Convergence Information Technology, 2007. International Conference on*. IEEE. 2007, pp. 1541–1546.
- [98] Han Jin, Tan-Phat Huynh, and Hossam Haick. “Self-Healable Sensors Based Nanoparticles for Detecting Physiological Markers via Skin and Breath: Toward Disease Prevention via Wearable Devices”. In: *Nano letters* 16.7 (2016), pp. 4194–4202.
- [99] James A Johnstone et al. “BioHarness™ multivariable monitoring device: part. I: validity”. In: *Journal of sports science & medicine* 11.3 (2012), p. 400.
- [100] James A Johnstone et al. “Field based reliability and validity of the BioHarness™ multivariable monitoring device”. In: *Journal of sports science & medicine* 11.4 (2012), p. 643.
- [101] Daniel W Jones and John E Hall. *The National High Blood Pressure Education Program*. 2002.
- [102] Mohamad Kachuee et al. “Cuff-less high-accuracy calibration-free blood pressure estimation using pulse transit time”. In: *Circuits and Systems (ISCAS), 2015 IEEE International Symposium on*. IEEE. 2015, pp. 1006–1009.
- [103] Kyoko Katayama et al. “Improvement of Blood Pressure Prediction Using Artificial Neural Network”. In: *2018 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*. IEEE. 2018, pp. 1–5.
- [104] Antoun Khawaja. *Automatic ECG analysis using principal component analysis and wavelet transformation*. Univ.-Verlag Karlsruhe, 2006.
- [105] Nam Kim et al. “Trending autoregulatory indices during treatment for traumatic brain injury”. In: *Journal of clinical monitoring and computing* 30.6 (2016), pp. 821–831.
- [106] Natasa Koceska et al. “Evaluation of wearable system for measuring vital parameters in clinical environment”. In: (2017), pp. 22–29.
- [107] Dragi Kocev et al. “Tree ensembles for predicting structured outputs”. In: *Pattern Recognition* 46.3 (2013), pp. 817–833.
- [108] Magdalena Kostoska et al. “eHealth platform prototype for real-time biosensor data transfer”. In: *13th International Conference on Informatics and Information Technologies*, in print. 2016.
- [109] Magdalena Kostoska et al. “Medical Real-Time Data Analytics System Design Aspects, Reference Architecture and Evaluation”. In: *International Conference on Telecommunications*. Springer. 2018, pp. 233–246.
- [110] Magdalena Kostoska et al. “Real-time smart advisory health system”. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics*. ACM. 2018, p. 47.
- [111] Bojana Koteska et al. “Continuous Vital Parameters Monitoring by Using Biosensors and Smart Technology Solution”. In: *Urgentna Medicina* (2017), pp. 201–204.
- [112] Ivana Kozolovska et al. “Using Biomodule for Vital Parameters Measurement in Hospital Environment”. In: *14th International Conference on Informatics and Information Technologies* (2017), pp. 43–44.

- [113] Dimitris Kugiumtzis and Alkiviadis Tsimpiris. “Measures of analysis of time series (MATS): A MATLAB toolkit for computation of multiple measures on time series data bases”. In: arXiv preprint arXiv:1002.1940 (2010).
- [114] Dinesh Kumar. “Automatic Heart Sound Analysis for Cardiovascular Disease Assessment”. PhD thesis. University of Coimbra, 2014.
- [115] J Labadin and A Ahmadi. “Mathematical modeling of the arterial blood flow”. In: Proceedings of the 2nd IMT-GT Regional Conference on Mathematics, Statistics and Applications, Universiti Sains Malaysia, Penang. 2006.
- [116] Philip Langley, Emma J Bowers, and Alan Murray. “Principal component analysis as a tool for analyzing beat-to-beat changes in ECG features: application to ECG-derived respiration”. In: IEEE Trans Biomed Eng 57.4 (2010), pp. 821–829.
- [117] Tae-gyu Lee and Seong-Hoon Lee. “Dynamic bio-sensing process design in mobile wellness information system for smart healthcare”. In: Wireless Personal Communications 86.1 (2016), pp. 201–215.
- [118] Cuiwei Li, Chongxun Zheng, and Changfeng Tai. “Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms”. In: IEEE Trans Biomed Eng 42.1 (1995), pp. 21–28.
- [119] Xiaoli Li et al. “Fractal spectral analysis of pre-epileptic seizures in terms of criticality”. In: Journal of neural engineering 2.2 (2005), p. 11.
- [120] Yibin Li, Yangyu Gao, and Ning Deng. “Mechanism of cuff-less blood pressure measurement using MMSB”. In: Engineering 5.10 (2013), p. 123.
- [121] H Liang, S Lukkarinen, and I Hartimo. “Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopogram”. In: Computers in Cardiology 1997. IEEE. 1997, pp. 105–108.
- [122] Zhenhu Liang et al. “Multiscale rescaled range analysis of EEG recordings in sevoflurane anesthesia”. In: Clinical Neurophysiology 123.4 (2012), pp. 681–688.
- [123] Andy Liaw, Matthew Wiener, et al. “Classification and regression by random-Forest”. In: R news 2.3 (2002), pp. 18–22.
- [124] Chengyu Liu et al. “An open access database for the evaluation of heart sound algorithms”. In: Physiological Measurement 37.12 (2016), p. 2181.
- [125] Yurong Luo et al. “A hierarchical method for removal of baseline drift from biomedical signals: application in ECG analysis”. In: The Scientific World Journal 2013 (2013).
- [126] A Madevska Bogdanova et al. “Biosensors technology in massive civil disasters”. In: 23th International Symposium on Emergency Medicine, Slovenian Society for Emergency Medicine. 2016, pp. 355–359.
- [127] Ilias Maglogiannis et al. “Support vectors machine-based identification of heart valve diseases using heart sounds”. In: Computer methods and programs in biomedicine 95.1 (2009), pp. 47–61.
- [128] Shadi Mahdiani et al. “Is 50 Hz high enough ECG sampling frequency for accurate HRV analysis?” In: Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE. IEEE. 2015, pp. 5948–5951.

- [129] M Sabarimalai Manikandan and KP Soman. “A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal”. In: *Biomed Signal Process* 7.2 (2012), pp. 118–128.
- [130] Roberto Marani and Anna Gina Perri. “An intelligent system for continuous blood pressure monitoring on remote multi-patients in real time”. In: arXiv preprint arXiv:1212.0651 (2012).
- [131] Joseph C McBride et al. “Spectral and complexity analysis of scalp EEG characteristics for mild cognitive impairment and early Alzheimer’s disease”. In: *Computer methods and programs in biomedicine* 114.2 (2014), pp. 153–163.
- [132] Shanthi Mendis et al. *Global status report on noncommunicable diseases 2014*. World Health Organization, 2014.
- [133] Tomi Miettinen et al. “Success Rate and Technical Quality of Home Polysomnography with Self-Applicable Electrode Set in Subjects with Possible Sleep Bruxism”. In: *IEEE journal of biomedical and health informatics* (2017).
- [134] Gary F Mitchell. “Arterial stiffness and hypertension”. In: *Hypertension* 64.1 (2014), pp. 13–18.
- [135] K Lennquist Montán et al. “Development and evaluation of a new simulation model for interactive training of the medical response to major incidents and disasters”. In: *European journal of trauma and emergency surgery* 40.4 (2014), pp. 429–443.
- [136] Francesco Carlo Morabito et al. “Multivariate multi-scale permutation entropy for complexity analysis of Alzheimer’s disease EEG”. In: *Entropy* 14.7 (2012), pp. 1186–1202.
- [137] JM Morales et al. “Low-cost Remote Monitoring of Biomedical Signals”. In: *International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation*. Springer. 2015, pp. 288–295.
- [138] Vahram Mouradian, Armen Poghosyan, and Levon Hovhannisyan. “Noninvasive continuous mobile blood pressure monitoring using novel PPG optical sensor”. In: *Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems (BioWireleSS), 2015 IEEE Topical Conference on*. IEEE. 2015, pp. 1–3.
- [139] Seyedeh Somayyeh Mousavi et al. “Blood pressure estimation from appropriate and inappropriate PPG signals using A whole-based method”. In: *Biomedical Signal Processing and Control* 47 (2019), pp. 196–206.
- [140] Kayvan Najarian and Robert Splinter. *Biomedical Signal and Image Processing*. CRC Press, 2012.
- [141] Carlos I Nieblas et al. “High performance heart sound segmentation algorithm based on matching pursuit”. In: *Digital Signal Processing and Signal Processing Education Meeting (DSP/SPE), 2013 IEEE*. IEEE. 2013, pp. 96–100.
- [142] Mohammad Ali Nikouei, Maryam Oroujzadeh, and Shahram Mehdipour-Ataei. “The PROMETHEE multiple criteria decision making analysis for selecting the best membrane prepared from sulfonated poly (ether ketone) s and poly (ether sulfone) s for proton exchange membrane fuel cell”. In: *Energy* 119 (2017), pp. 77–85.
- [143] Meir Nitzan. “Automatic noninvasive measurement of arterial blood pressure”. In: *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine* 14.1 (2011), pp. 32–37.

- [144] Ross Nye, Zhe Zhang, and Qiang Fang. “Continuous non-invasive blood pressure monitoring using photoplethysmography: A review”. In: *Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB), 2015 International Symposium on*. IEEE. 2015, pp. 176–179.
- [145] World Health Organization, International Society of Hypertension Writing Group, et al. “2003 World Health Organization (WHO)/International Society of Hypertension (ISH) statement on management of hypertension”. In: *Journal of hypertension* 21.11 (2003), pp. 1983–1992.
- [146] Christina Orphanidou et al. “Data fusion for estimating respiratory rate from a single-lead ECG”. In: *Biomed Signal Process* 8.1 (2013), pp. 98–105.
- [147] T Oskiper and R Watrous. “Detection of the first heart sound using a time-delay neural network”. In: *Computers in Cardiology, 2002*. IEEE. 2002, pp. 537–540.
- [148] Jiapu Pan and Willis J Tompkins. “A real-time QRS detection algorithm”. In: *IEEE Trans Biomed Eng* 3 (1985), pp. 230–236.
- [149] J Parák and J Havlík. “ECG signal processing and heart rate frequency detection methods”. In: *Proceedings of Technical Computing Prague 8 (2011)*, p. 2011.
- [150] Rajul Parikh et al. “Understanding and using sensitivity, specificity and predictive values”. In: *Indian J Ophthalmol* 56.1 (2008), p. 45.
- [151] Juha Parkka et al. “Activity classification using realistic data from wearable sensors”. In: *IEEE Transactions on information technology in biomedicine* 10.1 (2006), pp. 119–128.
- [152] Tina R Patil and SS Sherekar. “Performance analysis of Naive Bayes and J48 classification algorithm for data classification”. In: *International journal of computer science and applications* 6.2 (2013), pp. 256–261.
- [153] RA Payne et al. “Pulse transit time measured from the ECG: an unreliable marker of beat-to-beat blood pressure”. In: *Journal of Applied Physiology* 100.1 (2006), pp. 136–141.
- [154] PhysioNet. The WFDB Software Package. 2015. url: <http://www.physionet.org/physiotools/wfdb.shtml>.
- [155] Zbigniew Piotrowski and Krzysztof Rózanowski. “Robust algorithm for heart rate (HR) detection and heart rate variability (HRV) estimation”. In: *Acta Phys Pol A* 118.1 (2010), pp. 131–135.
- [156] David Martin Powers. “Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation”. In: (2011).
- [157] National High Blood Pressure Education Program et al. “The seventh report of the Joint National Committee on prevention, detection, evaluation, and treatment of high blood pressure”. In: (2004).
- [158] Vega Pradana Rachim and Wan-Young Chung. “Wearable noncontact armband for mobile ECG monitoring system”. In: *IEEE transactions on biomedical circuits and systems* 10.6 (2016), pp. 1112–1118.
- [159] Simarjot Kaur Randhawa and MD Singh. “Analysis of PCG signal to classify various heart diseases”. PhD thesis. 2015.
- [160] Rangaraj M Rangayyan. *Biomedical signal analysis*. Vol. 33. John Wiley & Sons, 2015.

- [161] Rangaraj M Rangayyan, Faraz Oloumi, and Thanh M Nguyen. “Fractal analysis of contours of breast masses in mammograms via the power spectra of their signatures”. In: Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE. IEEE. 2010, pp. 6737–6740.
- [162] Rangraj M Rangayyan and Richard J Lehner. “Phonocardiogram signal analysis: a review.” In: Critical reviews in biomedical engineering 15.3 (1986), pp. 211–236.
- [163] Mohammad Reza Raoufy, Tara Ghafari, and Ali R Mani. “Complexity analysis of respiratory dynamics”. In: American Journal of Respiratory And Critical Care Medicine ja (2017).
- [164] Aleksandra Rashkovska and Viktor Avbelj. “Three-year experience with a wireless ECG sensor”. In: 2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO). IEEE. 2018.
- [165] Todd R Reed, Nancy E Reed, and Peter Fritzon. “Heart sound analysis for symptom detection and computer-aided diagnosis”. In: Simulation Modelling Practice and Theory 12.2 (2004), pp. 129–146.
- [166] Irina Rish et al. “An empirical study of the naive Bayes classifier”. In: IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence. Vol. 3. 22. IBM New York. 2001, pp. 41–46.
- [167] Clive Rosendorff et al. “Treatment of hypertension in patients with coronary artery disease”. In: Hypertension 65.6 (2015), pp. 1372–1407.
- [168] Ajay Kumar Roy, Abhishek Misal, and GR Sinha. “Classification of PCG Signals: A Survey”. In: International Journal of Computer Applications (2014).
- [169] S & I Framework. Structured Data Capture. url: <http://wiki.siframework.org>.
- [170] Mohammed Saeed et al. “Multiparameter Intelligent Monitoring in Intensive Care II (MIMIC-II): a public-access intensive care unit database”. In: Critical care medicine 39.5 (2011), p. 952.
- [171] Ashish Kumar Sahani, Vijay Ravi, and Mohanasankar Sivaprakasam. “Automatic estimation of carotid arterial pressure in ARTSENS”. In: India Conference (INDICON), 2014 Annual IEEE. IEEE. 2014, pp. 1–6.
- [172] Ashima Sahoo, P Manimegalai, and K Thanushkodi. “Wavelet based pulse rate and blood pressure estimation system from ECG and PPG signals”. In: Computer, Communication and Electrical Technology (ICCCET), 2011 International Conference on. IEEE. 2011, pp. 285–289.
- [173] Savvy ECG. url: <http://www.savvy.si/Savvy/>.
- [174] SE Schmidt et al. “Segmentation of heart sound recordings from an electronic stethoscope by a duration dependent Hidden-Markov model”. In: 2008 Computers in Cardiology. IEEE. 2008, pp. 345–348.
- [175] Collin Schreiner et al. “Blood oxygen level measurement with a chest-based pulse oximetry prototype system”. In: Computing in Cardiology, 2010. IEEE. 2010, pp. 537–540.
- [176] Emily B Schroeder et al. “Hypertension, blood pressure, and heart rate variability”. In: Hypertension 42.6 (2003), pp. 1106–1111.

- [177] Daeil Seo, Byoungyun Yoo, and Heedong Ko. “Information fusion of heterogeneous sensors for enriched personal healthcare activity logging”. In: *International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing* 27.4 (2018), pp. 256–269.
- [178] Joo Hyun Seo et al. “Noninvasive arterial blood pressure waveform monitoring using two-element ultrasound system”. In: *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control* 62.4 (2015), pp. 776–784.
- [179] Ekta N Shah, Narendra P Reddy, and Bruce M Rothschild. “Fractal analysis of acceleration signals from patients with CPPD, rheumatoid arthritis, and spondyloarthropathy of the finger joint”. In: *Computer methods and programs in biomedicine* 77.3 (2005), pp. 233–239.
- [180] Ahmed Younes Shdefat et al. “Utilizing ECG Waveform Features as New Biometric Authentication Method”. In: *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)* 8.2 (2018).
- [181] Revati Shriram et al. “Continuous cuffless blood pressure monitoring based on PTT”. In: *Bioinformatics and Biomedical Technology (ICBBT), 2010 International Conference on*. IEEE. 2010, pp. 51–55.
- [182] Monika Simjanoska et al. “Automated triage parameters estimation from ECG”. In: *Technology and Health Care* 26.2 (2018), pp. 387–390.
- [183] Monika Simjanoska et al. “ECG-derived Blood Pressure Classification using Complexity Analysis-based Machine Learning.” In: *HEALTHINF*. 2018, pp. 282–292.
- [184] Monika Simjanoska et al. “Information System for Biosensors Data Exchange in Healthcare”. In: *International Conference on ICT Innovations*. Springer. 2016, pp. 230–239.
- [185] Monika Simjanoska et al. “Non-Invasive Blood Pressure Estimation from ECG Using Machine Learning Techniques”. In: *Sensors* 18.4 (2018), p. 1160.
- [186] Monika Simjanoska et al. “Novel Data Processing Approach for Deriving Blood Pressure from ECG Only”. In: *International Conference on Telecommunications*. Springer. 2018, pp. 273–285.
- [187] Mandeep Singh and Amandeep Cheema. “Heart sounds classification using feature extraction of phonocardiography signal”. In: *International Journal of Computer Applications* 77.4 (2013).
- [188] David B Springer et al. “Automated signal quality assessment of mobile phone-recorded heart sound signals”. In: *Journal of Medical Engineering & Technology* 40.7-8 (2016), pp. 342–355.
- [189] Andrej Strahovnik et al. “The use of new technology to lessen the death-rate of soldiers injured in combat”. In: (2016).
- [190] Peng Su et al. “Long-term blood pressure prediction with deep recurrent neural networks”. In: *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*. IEEE. 2018, pp. 323–328.
- [191] ATLS Subcommittee, Kathryn M Tchorz, International ATLS working group, et al. “Advanced trauma life support (ATLS®): the ninth edition”. In: *The journal of trauma and acute care surgery* 74.5 (2013), p. 1363.
- [192] Ramanathan Subramanian et al. “ASCERTAIN: Emotion and personality recognition using commercial sensors”. In: *IEEE Transactions on Affective Computing* 2 (2018), pp. 147–160.

- [193] NR Sujit, C Santhosh Kumar, and CB Rajesh. “Improving the performance of cardiac abnormality detection from PCG signal”. In: *Advancement in Science and Technology: Proceedings of the 2nd International Conference on Communication Systems (ICCS-2015)*. Vol. 1715. AIP Publishing. 2016, p. 020053.
- [194] Naomi Takahashi et al. “Validity of spectral analysis based on heart rate variability from 1-minute or less ECG recordings”. In: *Pacing and Clinical Electrophysiology* (2017).
- [195] Shinobu Tanaka et al. “Accuracy assessment of a noninvasive device for monitoring beat-by-beat blood pressure in the radial artery using the volume-compensation method”. In: *IEEE Transactions on Biomedical engineering* 54.10 (2007), pp. 1892–1895.
- [196] Mika P Tarvainen et al. “Kubios HRV—heart rate variability analysis software”. In: *Comput Methods Programs Biomed* 113.1 (2014), pp. 210–220.
- [197] Zephyr Technology. Zephyr BioHarness 3.0 user manual. 2017. <https://www.zephyranywhere.com/media/download/bioharness3-user-manual.pdf>.
- [198] Simi Susan Thomas et al. “BioWatch: A Noninvasive Wrist-Based Blood Pressure Monitor That Incorporates Training Techniques for Posture and Subject Variability”. In: *IEEE journal of biomedical and health informatics* 20.5 (2016), pp. 1291–1300.
- [199] Behzad Mozaffary Mohammad A Tinati. “ECG baseline wander elimination using wavelet packets”. In: *World academy of science, Engineering and technology* 3.2005 (2005), pp. 14–16.
- [200] Roman Trobec et al. “Commercial ECG systems”. In: *Body Sensors and Electrocardiography*. Springer, 2018, pp. 101–114.
- [201] Roman Trobec et al. “ECG Pilot Studies”. In: *Body Sensors and Electrocardiography*. Springer, 2018, pp. 61–75.
- [202] Mauno Vihinen. “How to evaluate performance of prediction methods? Measures and their interpretation in variation effect analysis”. In: *BMC genomics*. Vol. 13. 4. BioMed Central. 2012, S2.
- [203] Augustus D Waller. “A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart’s beat”. In: *The Journal of physiology* 8.5 (1887), pp. 229–234.
- [204] Zhijiang Wan et al. “A Quantitative Analysis Method for Objectively Assessing the Depression Mood Status Based on Portable EEG and Self-rating Scale”. In: *International Conference on Brain Informatics*. Springer. 2017, pp. 223–232.
- [205] Tobias Wartzek et al. “ECG on the road: robust and unobtrusive estimation of heart rate”. In: *IEEE Trans Biomed Eng* 58.11 (2011), pp. 3112–3120.
- [206] JP Welch et al. “The Massachusetts General Hospital-Marquette Foundation hemodynamic and electrocardiographic database—comprehensive collection of critical care waveforms”. In: *J Clin Monit Comput* 7.1 (1991), pp. 96–97.
- [207] Wikipedia. Човечко срце. 2018. url: http://www.wikiwand.com/mk/Chovechko_srce.
- [208] Phillip Winderbank-Scott and Payam Barnaghi. “A Non-invasive Wireless Monitoring Device for Children and Infants in Pre-hospital and Acute Hospital Environments”. In: (2017).

- [209] Mico Yee-Man Wong, Carmen Chung-Yan Poon, and Yuan-Ting Zhang. “An evaluation of the cuffless blood pressure estimation based on pulse transit time technique: a half year study on normotensive subjects”. In: *Cardiovascular Engineering* 9.1 (2009), pp. 32–38.
- [210] MYM Wong, CCY Poon, and YT Zhang. “Can the timing-characteristics of phonocardiographic signal be used for cuffless systolic blood pressure estimation?” In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS’06. 28th Annual International Conference of the IEEE. IEEE. 2006*, pp. 2878–2879.
- [211] Dan Wu et al. “Continuous Cuff-Less Blood Pressure Estimation Based on Combined Information Using Deep Learning Approach”. In: *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 8.6 (2018), pp. 1290–1299.
- [212] Yang Xu et al. “ECG Signal de-noising and baseline wander correction based on CEEMDAN and wavelet threshold”. In: *Sensors* 17.12 (2017), p. 2754.
- [213] Syunsuke Yamanaka et al. *The Wavelet Transform of Pulse Wave and Electrocardiogram Improves Accuracy of Blood Pressure Estimation in Cuffless Blood Pressure Measurement*. 2016.
- [214] YS Yan and YT Zhang. “A model-based calibration method for noninvasive and cuffless measurement of arterial blood pressure”. In: *2006 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference. IEEE. 2006*, pp. 234–236.
- [215] Geng Yang et al. “A health-IoT platform based on the integration of intelligent packaging, unobtrusive bio-sensor, and intelligent medicine box”. In: *IEEE transactions on industrial informatics* 10.4 (2014), pp. 2180–2191.
- [216] Sumeth Yuenyong et al. “A framework for automatic heart sound analysis without segmentation”. In: *Biomedical engineering online* 10.1 (2011), p. 1.
- [217] Aaron M Zakrzewski and Brian W Anthony. “Noninvasive Blood Pressure Estimation Using Ultrasound and Simple Finite Element Models”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 65.9 (2018), pp. 2011–2022.
- [218] H X Zhang, Y S Zhu, and Z M Wang. “Complexity measure and complexity rate information based detection of ventricular tachycardia and fibrillation”. In: *Medical and Biological Engineering and Computing* 38.5 (2000), pp. 553–557.
- [219] Xin-Yu Zhang and Yuan-Ting Zhang. “A model-based study of relationship between timing of second heart sound and systolic blood pressure”. In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS’06. 28th Annual International Conference of the IEEE. IEEE. 2006*, pp. 1387–1390.
- [220] Xiantong Zhen et al. “Multi-target regression via robust low-rank learning”. In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine Intelligence* 40.2 (2018), pp. 497–504.
- [221] Ping Zhou et al. “Power Spectral Entropy in the ECG of Patients Suffered from Nocturnal Frontal Lobe Epilepsy”. In: *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Sciences* 7.3 (2017).