УНИВЕРЗИТЕТ „ГОЦЕ ДЕЛЧЕВ“ ШТИП
ФАКУЛТЕТ ЗА ИНФОРМАТИКА

АВТОРЕЗИМЕ КОН

докторскиот труд

СИСТЕМ ЗА АМБИЕНТАЛНО ПОМОГНАТО ЖИВЕЕЊЕ И КОНТИНУИРАНО СЛЕДЕЊЕ НА БИОФИЗИОЛОШКИ ПАРАМЕТРИ

Ментор,

Проф. Д-р. Цвета Мартиновска Банде

Кандидат,

Александра Стојанова

Штип, 2020

СОДРЖИНА

Резиме 3
Abstract 4
Структурираност на трудот 5
Вовед 6
Предмет на докторскиот труд и цели на истражувањето 9
Методологија на истражувањето 11
Пресметување во магла (Fog Computing) 12
Архитектура на системот и улогата на пресметувањето во магла 15
Обработка и отстранување на шум и движечки артефакти од PPG сигнали 18
Движечки артефакти 20
Нашиот алгоритам 21
Резултати од применетиот алгоритам 24
Методи на машинско учење 26
Основни карактеристики што го опишуваат PPG сигналот 27
Анотација на PPG сигналите 29
Класификација со помош на околината WEKA 31
Заклучок 34
Користена литература 36
Рецензирани и објавени трудови произлезени од истражувањето 46

Резиме

Биофизилошките параметри кои континуирано можат да се следат со сензори, можат да дадат јасна слика за општата здравствена состојба на човекот во било кој момент. Таквите биофизолошки параметри се: електрокардиограм (ECG), брзината на срцеви отчукувања (heart rate-HR), крвен притисок (blood pressure-BP), брзината на дишење (respiration rate-RR), крвна сатурација со кислород (Blood Oxygen Saturation-SpO2), шеќер во крвта, потење на кожата, телесна температура и други. Од биофизиолошките параметри кои можат континуирано да се следат со помош на сензори, најпредизвикувачки е крвниот притисок, чие континуирано следење сеуште е во фаза на истражување. За негово следење се потребни дополнителни сигнали преку кои може да се процени неговата вредност.

Висок или низок крвен притисок или неговите брзи флуктуации може да бидат поврзани со разни болести или состојби. Високиот крвен притисок е еден од најчестите здравствени проблеми во светот, во денешно време. Високиот крвен притисок може да претходи на сериозни срцеви заболувања, мозочен удар и откажување на бубрезите. Точното мерење на крвниот притисок е од витално значење за дијагностицирање, превенција и третман на овие болести. Крвниот притисок обично се мери во болниците, како дел од вообичаена медицинска рутина. Сепак, постои зголемена побарувачка за методологии, системи, како и точни и ненаметливи уреди што ќе овозможат континуирано мерење на крвниот притисок и мониторинг на широк спектар на пациенти, овозможувајќи им да ги извршуваат своите дневни активности без никакви нарушувања. Технолошките достигнувања во последната деценија создадоа можности за употреба на разни методологии и уреди како дел од амбителното живеење за подобрување на квалитетот на животот на луѓето во нивната природна средина.

Во овој докторски труд е развиен систем со иновативна архитектура за континуирано следење на биофизиолошките параметри, посебно на крвниот притисок, а со цел навремено алармирање при некои нагли промени, и преку тоа да се обезбеди навремена и соодветна реакција, избегнување и спречување на некои сериозни ситуации кои можат да бидат со катастрофални исходи.

Овој докторски труд предлага нова архитектура во која податоците се пред-процесираат во мрежните уреди на самите рабови од мрежата и на тој начин ја подобруваат ефикасноста како и перформансите на самиот систем, истовремено намалувајќи го мрежниот сообраќај и латентноста.

Системот е составен од сензори за собирање на податоци кои лесно можат да се носат и да не пречат во секојдневните рутини, истовремено е направена имплементација на алгоритми базирани на вештачка интелигенција, за обработка на сигнали, со цел да се направи деривација на потребните биофизиолошки параметри во реално време. На тој начин се овозможува и брза интервенција во случаите кога тоа е потребно.

Клучни зборови: крвен притисок, PPG сигнал, Магла пресметка, машинско учење

Abstract

Biophysiological parameters that can be continuously monitored with sensors can give a clear picture of a person's general health, at any time. Such biophysiological parameters are: electrocardiogram (ECG), heart rate (HR), blood pressure (BP), respiration rate (RR), blood oxygen saturation (SpO2). blood glucose, skin perspiration, body temperature and others. Of the biophysiological parameters that can be continuously monitored with the help of sensors, the most challenging is blood pressure, whose continuous monitoring is still in the research phase. To be precisely monitored, additional signals are needed.

High or low blood pressure or its rapid fluctuations can be associated with various diseases or conditions. High blood pressure is one of the most common health problems in the world, nowadays. High blood pressure can be the reason for serious heart disease, stroke and kidney failure. Accurate blood pressure measurement is vital for the diagnosis, prevention and treatment of these diseases. Blood pressure is usually measured in hospitals as part of a medical routine.

However, there is an increased demand for methodologies, systems, as well as devices that will allow continuous measurement of blood pressure and monitoring of a wide range of patients, allowing them to perform their daily activities without any inconveniences. Technological advances in the last decade have created opportunities for use of various methodologies and devices as part of an ambient assisted living, in order to improve the quality of life of people in their natural environment.

In this doctoral dissertation a system for continuous monitoring of biophysiological parameters, especially BP is developed. The aim of the system is alerting in case of sudden changes, in order to provide appropriate response, and avoid or prevent some serious situations, which can have catastrophic outcomes.

This doctoral thesis proposes an innovative Fog architecture in which the data is pre-processed in the network edges, and thus the efficiency and performance of the system itself is improved, while network traffic and latency is reduced.

The system consists of sensors for data collection that can be worn and not interfere with daily routines. At the same time algorithms based on artificial intelligence, for signal processing are implemented, in order to derive the necessary biophysiological parameters in real time. Therefore, rapid intervention is possible when needed.

Keywords: blood pressure, PPG signal, Fog computing machine learning

Структурираност на трудот

Трудот е структуриран во шест целини и тоа: Вовед, Пресметка во магла, Обработка на PPG сигналот и отстранување на шум, Методи за машинско учење, Основни карактеристики на PPG сигналот и Заклучок.

Во првиот дел, воведот, се дава осврт на биофизиолошките параметри се нагласува потребата од нивно континуирано следење со цел одржување на здравјето. Акцентот е ставен на крвниот притисок како значаен параметар, показател на здравствената состојба, чие континуирано следење преставува особен предизвик. Се наведуваат досегашните постигнувања и обиди направени за лесно и ненаметливо, а сепак прецизно и континуирано мерење на крвниот притисок, споменувајќи ги постоечките методологии и уреди дизајнирани во таа насока. На крајот од овој дел се дадени целите за ова истражување.

Вториот дел е делот за Пресметка во магла (Fog computing). Во овој дел наведени основните карактеристики на оваа, релативно нова архитектура, но во исто време се нагласуваат и сите можни предности и недостатоци, кои таа ги наметнува. Се прецизира разликата меѓу оваа архитектура и архитектурата за пресметка во облак и се наведени причините зошто е донесена одлука за користење на ваква архитектура во нашиот систем.

Третиот дел е наменет за обработка на PPG сигналот и неговото прочистување од шум и движечки артефакти. Во овој дел, ние најпрво се дефинира проблемот кој е цел на нашето истражување, а подоцна се предложени и алгоритми за негово решавање. Во овој дел е презентиран нашиот алгоритам кој успешно се справува со отстранување на шумот од PPG сигналот, посебно шумот создаден при придвижувањето. На крај од овој дел се презентирани добиените резултати.

Четвртиот дел е делот во кои се преставени методите на машинско учење а дел од нив подоцна се применети и во нашиот систем со цел да се добие прецизно предвидување. Овде се дадени методи за кластерирање регресија и

класификација, а е даден осврт и кон невронските мрежи и длабокото учење. Во петтиот дел се презентирани извлечените карактеристиките од PPG сигналот и нивната анотација, врз кои на крај се применети методите на машинско учење. Од методите за машинско учење, се користени алгоритмите за класификација имплементирани во WEKA: J48, Random Tree, Random Forest, LMT, Bayes Net, SMO, Multi-Layer Perceptron, KStar, AdaBoostM1 и JRip. Со компарација на резултатите определено е кој од применетите методи дава најдобри резултати за предикција на крвниот притисок. Тоа се Random Tree, Random Forest и KStar кои даваат точна класификација од 95%.

Шестиот дел е заклучокот каде е даден осврт на основните поенти од истражувањето и потенцирани се идните можни насоки за проширување на истото.

Вовед

Континуираното следење на био-физолошките параметри кај човекот, во амбиентални услови, е од големо значење и денес претставува фокус на медицината. Ваквиот начин на следење може да придонесе за навремено откривање на голем број здравствени проблеми и состојби, може да помогне во следењето и третманот на пациентите. Денес овој процес е реалност благодарение на технолошкиот напредок во повеќе сектори, почнувајќи од развојот на иновативни материјали, преку микро електронски компоненти, па се до развојот на информациско-комуникациските технологии. За оваа намена денес се користат системи базирани на сензори кои се ненаметливи и лесно носливи и не преставуваат пречка во нормалното извршување на секојдневните човекови активности.

Денес постојат голем број сензори, кои може да се закачат на едноставен и не-инвазивен начин на човековото тело, може лесно да се носат и да овозможат собирање на различни витални биофизолошки параметри односно сигнали. Ваквите сензори овозможуваат следење на здравствената состојба на човекот и

надвор од клиничка околина. На овој начин се овозможува следење на виталните сигнали за време на различни дневни активности, со што се овозможува подобар увид во здравјето на човекот, како и поставувањето на медицинска дијагноза или подобрување на процесот на закрепнување после интервенции или повреди. Ваквиот начин на континуирано следење на биофизолошките параметри е корисно и при извршувањето на спортски активности па дури и во случаи на обука за воени активности.

Биофизиолошките параметри кои можат континуирано да бидат следени како витални сигнали се: електрокардиограм (ECG), брзината на срцеви отчукувања (heart rate-HR), крвен притисок (blood pressure-BP), брзината на дишење (respiration rate-RR), кислородна сатурација на крвта (Blood Oxygen Saturation-SpO2), шеќер во крвта, потење на кожата, телесна температура и други.

Од биофизиолошките параметри кои можат постојано да се следат со помош на сензори, најпредизвикувачки за истражување е крвниот притисок. Неговото континуирано следење сѐуште е во фаза на истражување. За негово прецизно следење потребни се дополнителни сигнали преку кои може да се процени неговата вредност.

Крвниот притисок, кој може да се дефинира како притисок направен со циркулирање на крвта врз ѕидовите на крвните садови, претставува значаен био-маркер на кардиоваскуларното здравје и индикатор за општо здравје. Крвниот притисок се смета за еден од најважните витални знаци на кардиоваскуларниот систем. Тој може да варира поради некоја физичка активност, вознемиреност, лекови и различни емоции. Флуктуациите на крвниот притисок може да бидат знак на некое здравствено нарушување.

Крвниот притисок обично е претставен со три вредности: систолен (systolic blood pressure - SBP), дијастолен (diastolic blood pressure - DBP) и среден притисок (mean blood pressure - MBP).

Систолен притисок, е притисок направен на ѕидот на крвните садови со крв на крајот од систолна контракција на коморите. Систолниот е максимален притисок. Се јавува кога крвта се пумпа од левата комора во аортата. Дијастолниот притисок е притисок направен на ѕидовите на крвните садови на крајот на релаксација или

дијастола. Дијастолниот е минимален притисок. Се јавува кога крвта тече од преткоморите во коморите. Средниот притисок е притисок што ја одредува просечната брзина на протокот на крв низ системските садови. Средниот притисок обично се пресметува со следнава формула: $MBP = 1/3 \times (SBP + 2 \times DBP)$.

Високиот или нискиот крвен притисок посебно неговите брзи флуктуации може да бидат поврзани со разни болести или состојби кај човекот. Високиот крвен притисок, кој се нарекува хипертензија, преставува еден од најчестите здравствени проблеми во светот, во денешно време. Според извештајот на Светската здравствена организација (СЗО), покачениот крвен притисок во моментов директно или индиректно е причина за смрт на девет милиони луѓе годишно. Високиот крвен притисок може да претходи на сериозни срцеви заболувања, мозочен удар и откажување на бубрезите. Хипертензијата ретко предизвикува симптоми во раните фази и затоа, повеќето пациенти со хипертензија обично не се свесни за постојната болест. Затоа од витално значење е прецизното и континуирано мерење на крвниот притисок.

Прецизното мерење на крвниот притисок игра голема улога за дијагностицирање и превенција на многу болести, како и поставување на правилна дијагноза и нивен соодветен третман. Крвниот притисок вообичаено се мери во болниците, како еден вид на медицинската рутина.

Сепак, постои зголемена побарувачка за методологии, системи, како и точни и ненаметливи уреди што ќе овозможат континуирано мерење на крвниот притисок и мониторинг на широк спектар на пациенти, овозможувајќи им да ги извршуваат своите дневни активности без никакви дополнителни нарушувања. Технолошките достигнувања во последните децении создаваат можност за употреба на разни методологии и уреди како дел од амбителното живеење за подобрување на квалитетот на животот на луѓето во нивната природна средина.

Во овој докторски труд е развиен систем со релативно нова архитектура за континуирано следење на биофизиолошките параметри, посебно на крвниот притисок, а со цел навремено алармирање при некои нагли промени, и преку тоа да може да се обезбеди навремена и соодветна реакција, избегнување и

спречување на некои сериозни ситуации кои можат да бидат со катастрофални исходи.

Овој докторски труд предлага архитектура во која податоците, прво, се пред-процесираат во мрежните уреди на рабовите од мрежата и на тој начин ја подобруваат ефикасноста и перформансите на системот, истовремено ја намалуваат латентноста, и ја намалуваат оптовареноста со мрежен сообраќај.

Системот е составен од повеќе сензори за собирање на податоци кои се лесно носливи и не пречат во извршувањето на секојдневните рутини. Исто така, направена е и имплементација на алгоритми базирани на вештачка интелигенција, за обработка на сигнали, со цел да се направи деривација на потребните биофизиолошки параметри во реално време. На тој начин може навремено да се реагира и да се овозможи и брза интервенција, во случаите кога тоа е неопходно.

Предмет на докторскиот труд и цели на истражувањето

Темата на докторскиот труд е од исклучително научно и практично значење. Истата е многу актуелна, а поткрепа на ова е и фактот дека бројот на публикувани научни истражувања со сродна тематика, во последните три години се зголемува за 40% годишно, доколку се анализираат релевантните научни публикации објавени во SCI списанија од областа на инженерските науки.

Главната цел на докторскиот труд е да се развие систем со иновативна мрежна архитектура, кој може да се користи и во домашни услови и може да обезбеди континуирано следење на биофизиолошките параметри кај човекот, со посебен акцент на крвниот притисок.

Системот предвидува множество на безжични, неинвазивни и лесно носливи сензори кои може да се прикачат на човековото тело без притоа да ја нарушат секојдневната рутина на човекот.

Паралелно на ова системот предвидува користење на серверски дел (сместен во облак) кој има за цел да обезбеди архивирање на сите измерени податоци и евентуална интеграција со болнички или други експертски системи. Во рамките на овој серверски дел би можеле да се изведуваат и компликувани пресметки.

Во овој докторски труд е предложено воведување на еден меѓу-слој кој работи на рабовите помеѓу сензорските компоненти и серверот, и е претставен со микро компјутерски системи кои имаат доволно голема процесорска сила и капацитет да вршат сложени пресметки и со тоа дури и во услови на прекината врска со серверот да овозможат извлекување на заклучоци, генерирање на аларми и нормална функција.

Ваквиот систем може да обезбеди непречено алармирање во случај на нарушување на човековото здравје и следствено да обезбеди соодветна реакција, избегнување и спречување на сериозни последици и трагични исходи.

Во денешни услови кога цените на сензорите се сè пониски, а нивните димензии сè помали, следењето на биофизиолошките параметри кај човекот станува речиси секојдневие. Континуираното следење на биофизилошките параметри со помош на сензори кои може да се прикачат на човековото тело или во неговата околина, можат да дадат јасна слика за општата здравствена состојба на човекот во било кој момент. Иновативниот систем предложен во овој докторски може да обезбеди континуирано следење на неколку биофизиолшки параметри кај човекот, како што се: температура, пулс и пред сè крвен притисок. Посебен акцент ќе биде ставен на следењето на крвниот притисок кој е параметар од витално значење, но неговото континуирано следење најчесто претставува проблем, особено надвор од болничките одделенија за интензивна нега.

Висок или низок крвен притисок или неговите брзи флуктуации може да бидат поврзани со разни болести или состојби. Високиот крвен притисок е еден од најчестите здравствени проблеми во светот, во денешно време. Високиот крвен притисок може да претходи на сериозни срцеви заболувања, мозочен удар или бубрежна дисфункција. Следењето на промените на крвниот притисок е од витално значење за дијагностицирање, превенција и третман на овие болести.

Додека другите сигнали можат директно и релативно лесно да се мерат и следат, директното мерење и континуираното следење на крвниот притисок е предизвик кој е во фаза на истражување.

Најголемиот дел од тековните неинвазивни методи следење на крвниот

притисок се дискретни, а оние пак кои овозможуваат континуирано следење на крвниот притисок се инвазивни. Вообичаено, инвазивните системи за мерење и следење на крвниот притисок користат катетер, односно тенка флексибилна цевка што се вметнува во артеријата. Овој начин на мерење не е соодветен за употреба надвор од болнички рамки. За таа цел денес постојат голем број на активни истражувања и проекти кои трагаат по револуционерен методологии за индиректна естимација на крвниот притисок од други био-физиолошки сигнали кои може да се мерат директно.

Во зависност од влезните сигнали кои се користат за естимација на крвниот притисок, овие методологии можат да се класифицираат во три категории:

1) проценка на крвниот притисок од сигнали на ECG и PPG
2) проценка на крвниот притисок само од PPG сигнали
3) проценка на крвниот притисок само од ECG сигнали

Што се однесува до уредите кои се користат за континуирано мерење на крвниот притисок, тие можат да се класифицираат во три категории.

1. Уреди за мерење на крвен притисок кои користат паметен телефон.
2. Лесни уреди за носење за мерење на крвен притисок.
3. Систем со сензори и апликации за паметни телефони.

Како резултат на направениот преглед на постоечките научни истражувања (Stojanova et al., 2019), утврдено е дека естимацијата на крвниот притисок со најмал број на сензори и моќни софтверски алгоритми базирани на вештачка интелигенција може да даде огромен научен придонес. Во тој контекст овој докторски труд предлага и алгоритми за проценка на крвниот притисок со употреба на само еден PPG сензор и еден акцелерометар кои физички се ко-лоцирани во еден уред прикачен на човековото тело.

Методологија на истражувањето

Во првата фаза, е направен детален преглед на веќе постоечка литературата поврзана со предвидените истражувања.

Следните фази се во насока на развивање на системот со иновативна

архитектура кои ќе служи за континуирано следење на биофизиолошките параметри, посебно на крвниот притисок. Целта на системот е навремено алармирање при некои нагли промени, а преку тоа и обезбедување на навремена и соодветна реакција, избегнување и спречување на некои сериозни ситуации кои можат да бидат со катастрофални исходи.

За таа цел овој докторски труд предлага архитектура во која податоците се пред-процесираат во мрежните уреди на рабовите од мрежата и на тој начин ја подобруваат ефикасноста и перформансите на самиот систем, истовремено намалувајќи го мрежниот сообраќај и латентноста.

Системот е составен од сензори кои служат за собирање на податоци, тие лесно можат да се носат, а истовремено не претставуваат никаква пречка при извршувањето на секојдневните рутини на човекот.

Понатаму истражувањето е насочено кон имплементација на алгоритми базирани на вештачка интелигенција, за обработка на сигнали, со цел да се направи деривација на потребните биофизиолошки параметри во реално време. На тој начин може да се овозможи и брза интервенција кога е потребно.

Исто така, направен е развој на алгоритам за проценка на крвниот притисок, врз база на PPG сигналот, кој е прочистен од шумовите добиени од надворешната средина и шумовите добиени со движењето и секојдневното функционирање на човекот. Пресметувањето на вредноста за крвниот притисок базиран исклучиво на PPG сигнали, е помалку истражуван метод. Од друга страна, PPG сигналот се добива со лесно носливи сензори кои се многу едноставни и евтини. Оваа техника, за пресметка на крвниот притисок со користење само на PPG сигналот, може да се користи за развој на преносен ненаметлив систем и систем во реално време, способен за постојано следење на пациентите.

Пресметување во магла (Fog Computing)

Интернет на нештата (IoT) како технологија станува широко прифатена и усвоена во многу аспекти од секојдневен живот на човекот. Оваа технологија овозможува компетентен и структуриран пристап во насока на подобрување на здравјето и здравствената благосостојба на човештвото. Интернет на нештата

според очекувањата и предвидувањата има потенцијал да го реконструира здравствениот сектор во однос на социјалните придобивки и економичноста на трошоците.

Поради компјутерската природа на IoT, целиот здравствен систем и сите субјекти во него (лица, уреди, лекови) може да се следат и управуваат постојано. Со примена на IoT технологиите во здравството, цената и квалитетот на медицинската нега може значително да се подобри со автоматизирање на задачите кои претходно биле извршувани од страна на луѓето. Во таа смисла, IoT овозможува развој на електронско здравство (e-Health), мобилно здравство (mHealth) и амбиеталното потпомогнато живеење кои дозволуваат далечинско набљудување и следење на пациенти кои живеат сами во домашни услови или се лекуваат во болници.

Дизајнирањето на самостојни носливи уреди повеќе не е доволно, наместо тоа, станува неопходно да се создаде целосен систем во кој сензорите поставени на или околу телото на човекот непречено собираат податоци и ги синхронизираат со услугите на облак преку инфраструктурата IoT.

Оваа архитектурата вклучува три главни компоненти:

1) мрежа од сензори поставени на и околу телото,
2) порти поврзани со Интернет, и
3) поддршка на облак и големи податоци.

Податоците, кои се генерирани од сензорите прикачени на корисниците, им се ставаат на располагање на старателите, членовите на семејството или овластените лица со што им се овозможува тие да можат да ги проверат виталните знаци на субјектот од каде било и во кое било време.

Промената на парадигмата кон паметни сеприсутни здравствени системи резултира во нови предизвици кои треба да исполнуваат различни побарувања, како што се сигурност, интероперабилност, енергетска ефикасност, мала латентност, мобилност, безбедност и сл.

Во делот на здравствената нега, дизајнирањето ефикасен систем базиран на IoT е предизвикувачка задача заради следниве главни проблеми.

- Прво, избраната технологија за мрежно поврзување на сензорите мора да

биде ефикасна во однос на ресурсите и да се прилагоди на апликациите за е-здравство. Јазлите на медицински сензори, особено имплантираните, имаат многу помала моќност за обработка, меморија, брзина на пренесување и снабдување со енергија од сензорите во доменот на другите мрежни сензори.

- Второ, за разлика од вообичаените мрежни сензори каде се користи пренос на податоци на основа на интервали (на пр., Следење на температурата и влажноста), апликациите за е-здравство честопати треба да бидат управувани со преноси врз основа на стриминг, при што треба да се земат предвид барањата во реално време. Како резултат на тоа, за време на процесот на пренесување се троши голема енергија. На пример, преносот на ЕКГ сигналот бара ширина на опсег од 4 kbps по канал.
- Трето, во апликации за повеќе пациенти, како што е случајот во паметни болници, во излезните порти потребни се хардверски платформи со голема моќ за обработка и карактеристики за паралелно процесирање, заради конкурентната природа на работата.
- Четврто, при примена во е-здравство, од најголема важност е и надежноста на системите, затоа неприфатлива е и кратка недостапност на системот. Така, како што ќе разговараме во продолжение, ограничените ресурси на јазли на медицински сензори ја прават употребата на портали за општа намена неефикасна во повеќето околности во однос на доцнењето, енергијата и сигурноста.

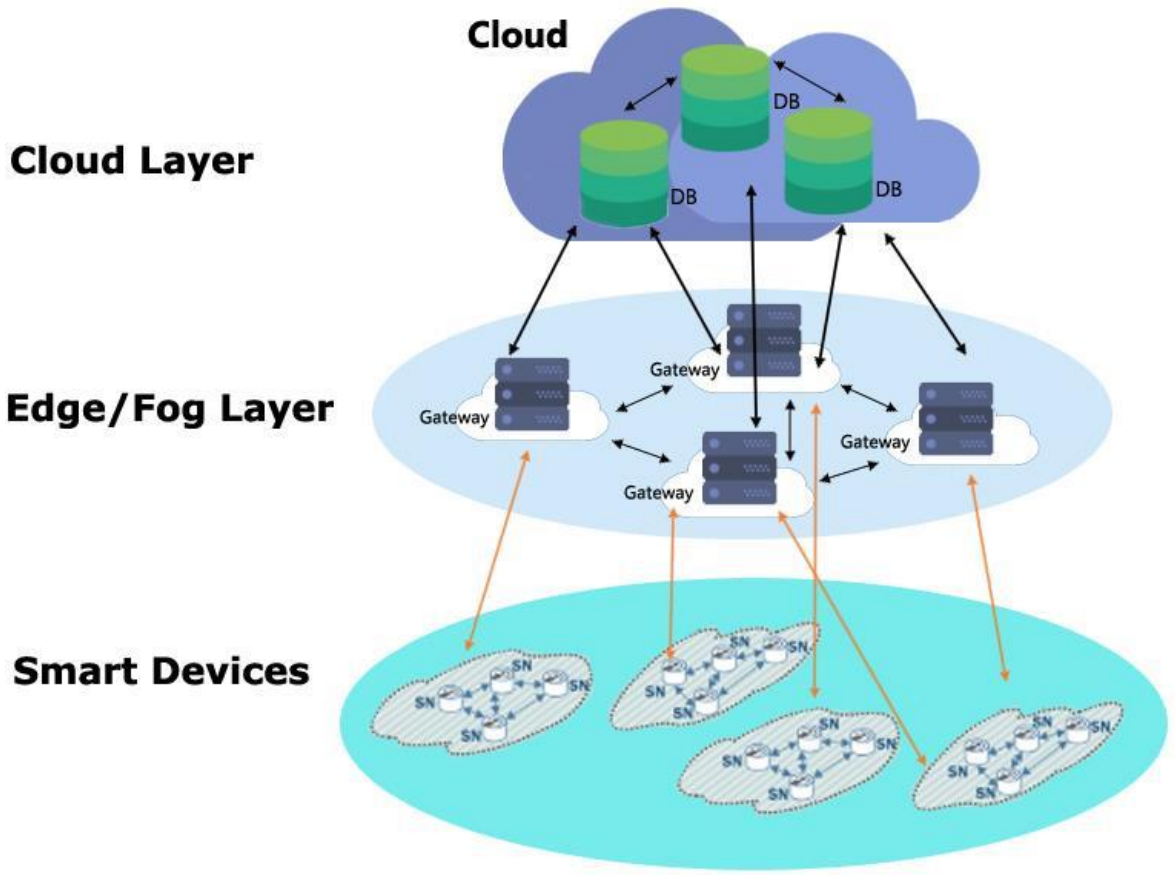
Постоечките системи за оваа немена користат излезна порта (капија-gateway) како посредник помеѓу сензорите и склладирањето во облак, но и даваат минимална улога на портата. Во здравството, особено за далечинско следење на здравјето, се бара високо ниво на сигурност, достапност и стабилност. Покрај тоа, прашањата поврзани со безбедноста и приватноста се од клучно значење. За една излезна порта, во ваков систем за здравство, значајно е да ги задоволува овие специфични барања со прилагодување на портите за потребите во доменот на здравствената нега и обезбедување интелигенцијата да биде поблизу до самите пациенти.

Основните цели за користење на дистрибуирана мрежа на паметни порти во IoT системите за здравство, се следниве:

1. Да се обезбеди локална обработка на податоци со цел медицински лица да добијат нотификација во реално време,
2. Да се гарантира безбедност на чувствителните медицински податоци собрани од сензорите и да се зачува приватноста на пациентите,
3. Да се даде интероперабилност за хетерогени платформи и комуникациски протоколи што се користат во мрежните медицински сензори.
4. Да се обезбеди мобилност на пациентите низ делот на покривање од Fog слојот во деловите за болничка или домашна нега.
5. Да се овозможи основната сензорска мрежа да биде поефикасна во однос на енергијата и комуникацискиот пропусен опсег.

Архитектура на системот и улогата на пресметувањето во магла

Пресметките во магла се есенцијална парадигма за поместување кон хиерархиска архитектура на системот. Како што е прикажано на слика 1, пресметувањето во магла е интермедијациско ниво меѓу облакот и крајните уреди, со што се надополнуваат предностите на пресметувањата во облак, преку обезбедување на дополнителни сервиси за новите барања во областа на IoT. Целта на паметната излезна порта за е-здравство, како интермедијациски слој, е да обезбеди различни сервиси на рабовите на мрежата.



Слика 1 Основна IoT архитектура која се заснова на магла

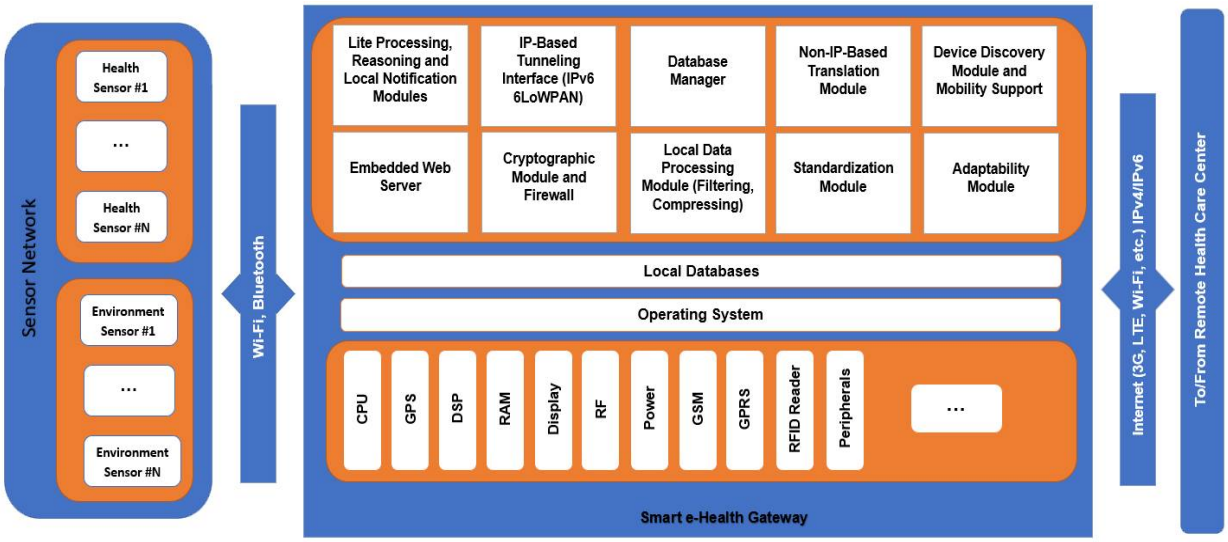
Архитектурата на системот ги вклучува следниве главни компоненти :

1. Медицински сензори и мрежа на активатори. Сензорите овозможуваат постојана индетификација и собирање на биомедицинските и контекстуланите сигнали снимени од телото на човекот и просторијата во која тој се наоѓа. Потоа, податоците се пренесуваат до излезните порти преку безжични или жичани комуникациски протоколи како што се Bluetooth или Wi-Fi.
2. Мрежа од паметни капии (излезни порти) за е-здравство (e-Health gateways). Ова ниво е изградено од повеќе географско дистрибуирани паметни e-Health капии, на тој начин формирајќи ја маглата. Секоја капија, која поддржува различни комуникациски протоколи, има улога на динамичка допирна точка меѓу мрежата од сензори и локалниот switch. Портата, всушност, ги прима податоците од различни подмрежи, врши конверзија на протоколи и

обезбедува други сервиси од повисоко ниво како што се агрегација на податоците, филтрирање и редукција на димензионалноста.

3. Back-end систем. Овој систем се состои од платформа за пресметка во облак која врши имплементација на пренос, овозможува складирање на податоци и нивна анализа. Исто така, обезбедува Web приказ на клиентот. Собраните податоци во врска со здравјето како и околината претставуваат извор на големи податоци, за статистичко и различно медицинско истражување(пр. откривање на приближување на епидемски болести).

Главната улога на капијата (портата) е да поддржува разни безжични протоколи и да води сметка за комуникацијата меѓу уредите. Улогата на капијата може да се прошири со цел да овозможи улога на магла со (1) формирање на посебен вид на мрежа на порти и (2) имплементација на неколку карактеристики како што е улога на складиште (т.е. локална база на податоци) за привремено чување на сензорските и корисничките податоци и инкорпорирајќи ги со фузија, агрегација и техники за интерпретација. Истовремено, овозможувајќи филтрирање, компресија, фузија, адаптибилност, безбедност, интероперабилност и енергетска ефикасност. Овие карактеристики се од суштинско значење за да се обезбеди локална обработка на податоците на сензорите. На Слика 2 е илустрирана архитектурата на паметна е-здравствена излезна порта која користи локална единица за филтрирање, компресија, фузија и анализа на податоци.



Слика 2 Паметна архитектура на капија (порта, gateway) за е-здравство

Обработка и отстранување на шум и движечки артефакти од PPG сигнали

Испитувањето и интерпретацијата на артерискиот пулс за медицински цели било широко применувано уште од антички времиња, кај Индиските, Египетските, Кинеските и Грчките цивилизации. Со зголемување на интересот за поздрав начин на живот, луѓето имаат тенденција да бидат повнимателни во врска со нивниот пулс и би сакале да имаат неинтрузивен уред за различни активности со цел мерење на пулсот.

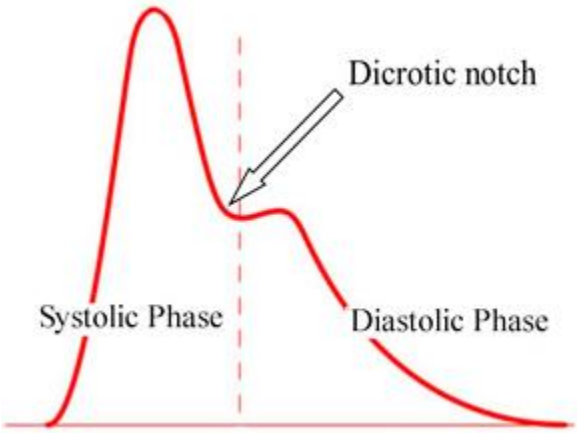
Алтернатива за ЕКГ е фотоплетимографија (Photoplethysmography-PPG). Фотоплетимографијата се базира на осветлување на крвните садови со употреба на светлечки диоди - лед и мерењето на рефлексијата на светлината во фото-диода.

Проблемот со употребата на PPG сензори, поставени на зглобот на рака, е фактот што во тој случај тие се повеќе подложни на движење. При движење, мерењата од PPG сензорите се дисторизирани од таканаречени движечки артфакти (MA). Постојат повеќе техники за процесирање на сигнали од PPG сигнали со MA артефакти, како што се: Анализа на независна компонента(Independent Component Analysis (ICA)) (B. S. Kim & Yoo, 2006), Прилагодено отстранување на шум (Adaptive Noise Cancellation (ANC) (Yousefi et al., 2014),

TROIKA околина (TROIKA) (Z. Zhang et al., 2015) и Joint Sparse Spectrum Reconstruction (Z. Zhang, 2015).

PPG сензорите се неинвазивни, лесно носливи и денеска имаат релативно ниска цена. Истите се користат за постојано следење на промените на волуменот на крвта во капиларните садови користејќи го својството на рефлексија и апсорбција на светлината, произведувајќи употребливи биомедицински информации како што се брзина на отчукување на срце (heart rate - HR), кислородна заситеност и мерење на фреквенцијата на дишење. Сигналот се состои од две главни компоненти: стабилна DC компонента, која многу бавно се менува и пулсирачка AC компонента.

AC компонентата ја преведува интеракцијата помеѓу промените во волуменот на крвта со сензорот. AC компонентата е обезбедена со срцева синхрона варијација во крвта, што се случува заради отчукувањата на срцето. Оваа компонента ги прикажува промените во волуменот на крвта, што ги претставува систолните и дијастолните фази. На слика 3 се преставени систолната, дијастолната фаза и дикротичното ниво.



Слика 3 Систолна и дијастолна фаза кај PPG сигналот и дикротичното ниво

За време на систолната фаза слабеењето на светлината се зголемува како резултат на брзиот проток на артериска крв, додека за време на дијастолната фаза слабеењето се намалува бидејќи крвта излегува од артериите. Ова резултира во пулсирачки бран што ја претставува AC компонента на PPG сигналот.

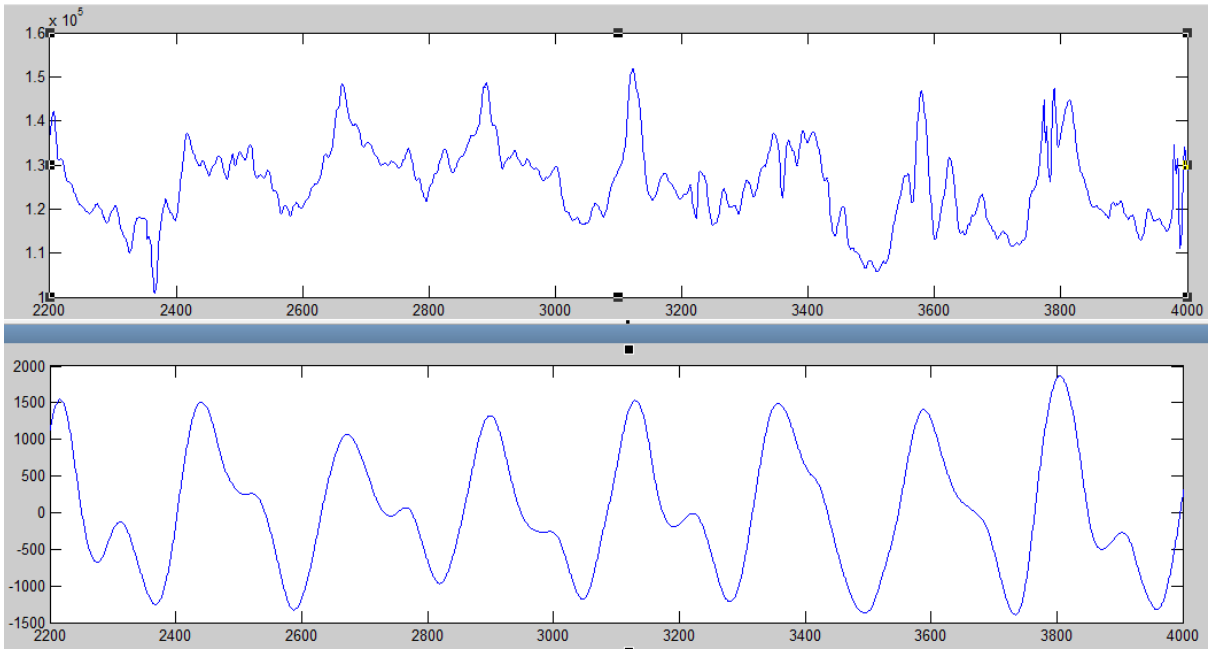
Движечки артефакти

Покрај светлосните бранови, најчесто можат да се јават и други странични влијанија што влијаат негативно на добивањето на сигналот од PPG сензорите. Овие странични ефекти што во главно се добиваат како резултат на движење на субјектот се наречени движечки артефакти (Motion Artifacts - MA). На ваков начин се добиваат недоверливи информации и добивањето на точниот сигнал е намалено, а причина за тоа е движењето на субјектот или шумот кој се добива од самата околина. Поради ваквите движечки артефакти, PPG сензорот сè уште не е многу прифатен како сензор за апликации кај мобилни и здравствени апликации. Но, може да најде примена во повеќе клинички делови како: Клиничко следење на физиолошки параметри (Брзина на отчукување на срце (HR), Крвниот притисок, кислородна заситеност, респирација, артериска болест и стареење, терморегулација, варијабилност на отчукувањата на срцето, неврологија, и други проценки на кардиоваскуларните промени).

Постојат три различни извори на движечки артефакти кои ја компромитираат читливоста на добиениот сигнал од PPG сензорот, а тоа се: еколошки, физиолошки и експериментални артефакти. Овие шумови можат да се припишат на мешањето на електромагнетните бранови околу телото; истовременото мерење и добивањето на други биофизиолошки сигнали или може да биде шум кој го создава самиот мерен инструмент.

Други нарушувања во сигналот можат да бидат предизвикани од самата мерна локација, контактната сила при поставувањето на мерниот инструмент, шум добиен при механичко движење на телото или дишење, температура на околината, карактеристиките на кожата и сл.

На слика 4 е прикажан случај на PPG сигнал со и без движечки артефакти.



Слика 4 PPG сигнал со и без движечки артефакти

Во главно, сите досегашни начини на кои се работи, за отстранување на движечки артефакти и добивање на чист PPG сигнал, можат да се поделат во три главни категории.

- методи со користење на единечен PPG сигнал.
- методи со користење на повеќе каналски PPG сигнали.
- методи со користење на PPG сигнал заедно со податоци за движењето, најчесто податоци за забрзување по 3 те оски.

Нашиот алгоритам

Ние како темел ги земаме принципите кои ги поставува околината TROIKA, користиме делови од тој алгоритам, го прилагодуваме со цел да го применуваме на нашето множество од податоци. За разлика од поголем број на алгоритми, кои користат готово множество на податоци за тренирање и тестирање, ние користиме сопствено множество на податоци. Нашето множество на податоци се состои од мерења на PPG сигнали врз лица кои се згрижени во старечки дом. Сензорите за собирање на PPG сигналот се поставени на зглобот од раката. Уредот работи со фреквенција од 200 Hz, што значи дека на секои 0.005 секунди се мери нова

вредност за PPG. Бидејќи податоците се собираат од дом за згрижување на стари лица, кај нив нема интензивни вежби и движења, сепак движечките артефакти многу лесно можат да направат проблем во сигналот.

TROIKA алгоритамот се состои од повеќе делови: првична декомпозиција на сигналот (Signal Decomposition), реконструкција на сигналот (Sparse Signal Reconstruction - SSR) и следење на спектралниот врв (Spectral Peak Tracking - SPT). Овој алгоритам работи со единечен PPG сигнал и користи податоци за забрзување. Ова одговара на нашите потреби бидејќи и ние во собраните податоци имаме единичен PPG сигнал и податоци за забрзување. Пред да се започне со фазата на декомпозиција, PPG сигналот минува низ филтер на опсег. Ваквиот филтер ги отстранува фреквенциите кои не се поврзани со отчукување на човеково срце. Фазата на декомпозиција на сигнал се користи за отстранување на шумот и движечките артефакти од PPG сигналот.

Ова се прави со декомпозиција на единечниот сигнал во повеќе компоненти. Ваквите компоненти потоа се анализираат и оние кои се поврзани со шум и одредена интерференција може да бидат отстранети. Потоа, сигналот се реконструира без тие компоненти.

Еден од алгоритмите за декомпозиција на сигналот што овде е одлучено да се користи е SSA (Singular Spectrum Analysis) алгоритамот. Основниот SSA алгоритам се состои од две комплементарни фази: декомпозиција и реконструкција.

Со SSA алгоритамот и декомпозиција на PPG сигналот, тој може да биде поделен во повеќе компоненти, а една или повеќе компоненти содржат информација за срцевото отчукување. Сепак, идентификувањето на ваквите компоненти не е секогаш едноставно. Всушност, не е секогаш случај да првите компоненти ја содржат информацијата за пулсот-срцево отчукување. Било која од компонентите може да ја содржи таа информација. Токму поради ова, постои потреба од метода за селекција на вистинските компоненти. Потребно да бидат земени во превид бројни ситуации, но и да бидат поставени одредени критериуми со цел да бидат идентификувани бараните компоненти.

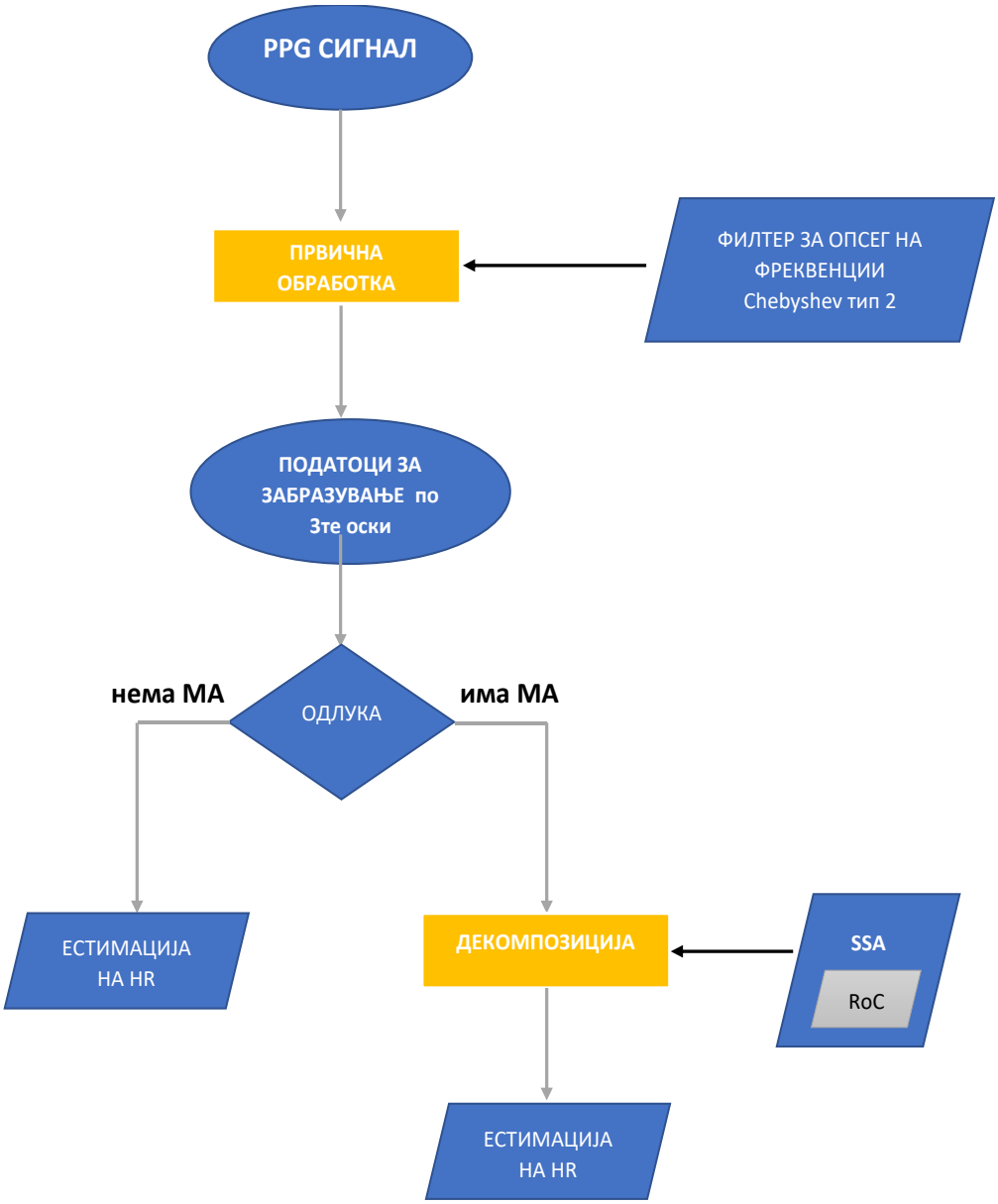
Начините на кои МА се појавува во PPG сигналите не се секогаш конзистентни. Можат да се јават и вакви случаи:

- Фреквенциите на MA врвовите се далеку од оние на срцевото отчукување (HR).
- Фреквенциите на MA врвовите се совпаѓаат со тие на PPG.
- Постојат нагласени MA врвови, а заради тоа може да отсуствува информација за врвовите во PPG сигналот.
- Не постои јасен врв на PPG.
- Фреквенцијата на MA врвот е многу близу до онаа на PPG.

Првиот дел е првичната обработка на сигналот (претпроцесирање). Во овој дел за разлика од околината TROIKA, во нашиот алгоритам се користи филтер за опсег на фреквенции (bandpass filter), конкретно филтерот Chebyshev тип 2. Овој филтер според (Liang et al., 2018) се покажува како оптимален филтер за ваков тип на сигнали, од сите други 9 испитувани различни филтри. Од овие причини во делот за првична обработка е донесено одлука да се користи овој тип на филтер.

Вториот чекор кој е додаден со цел да се намали времето на обработка на сигналот е делот со правење на одлука од две можности, каква што се прави и во (Song et al., 2017). Оваа одлука се прави со цел да се види дали има потреба воопшто да се оди во делот на декомпозиција или директно да се премине кон делот за естимација на HR. Овој чекор има за цел, преку амплитудата од периодограмот на податоците за забрзување, да се одлучи дали постојат MA или не.

Дури откако ќе поминат овие два чекори се оди во делот за декомпозиција на сигналот со помош на SSA алгоритамот во кој е вклучен делот за отстранување на компонентите RoC. Графичкиот приказ на алгоритамот е даден на Слика 5.

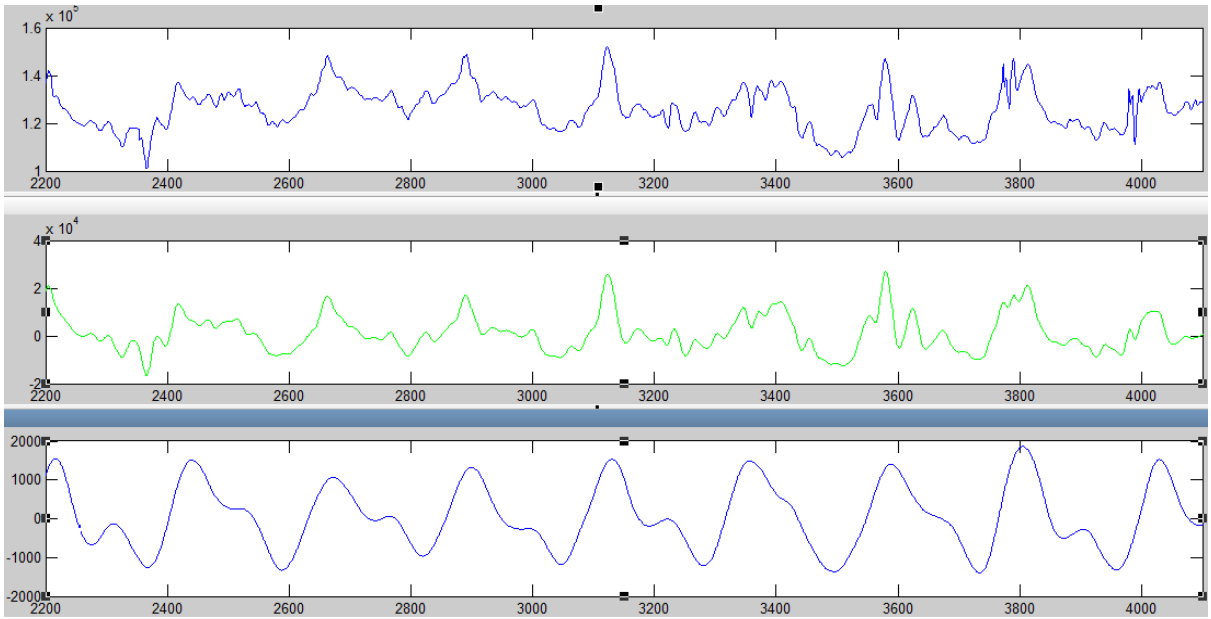


Слика 5 Шематски приказ на алгоритамот

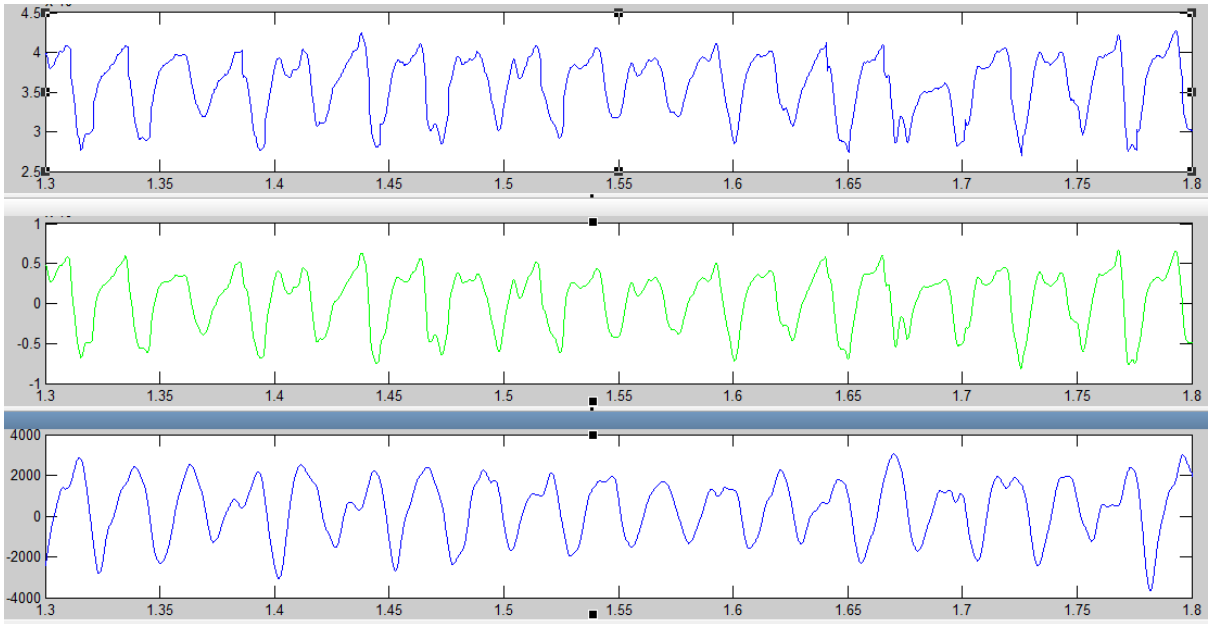
Резултати од применетиот алгоритам

Алгоритамот со соодветните подесувања и оптимизации е применет на нашето множество на податоци. Мерењата се направени со сензор поставен на зглобот од раката. Уредот работи со фреквенција од 200 Hz. Алгоритамот за филтрирање го тестиравме на 15 различни мерења. Дел од резултатите од филтрирањето се прикажани во продолжение (Слика 6 a), b) и c)) Првиот сигнал е

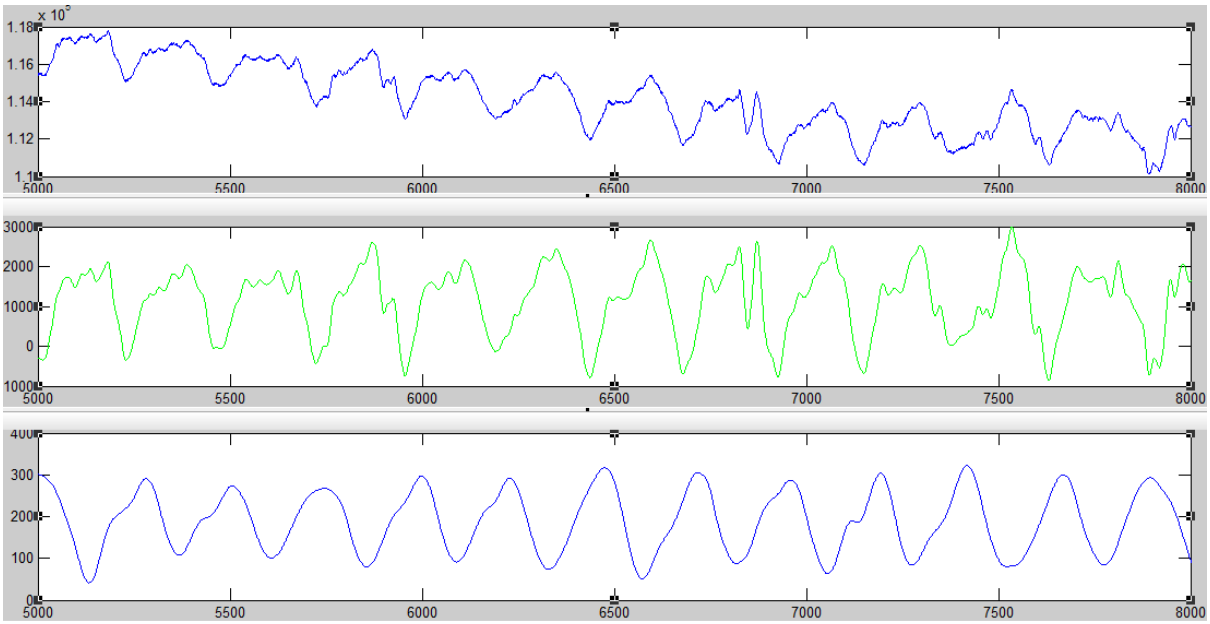
почетниот односно измерениот PPG сигнал, вториот сигнал и сигнал добиен од првичното филтрирање (во фазата за претпроцесирање со Chebyshev 2 од тип 2 филтерот), а третиот е крајно филтрираниот сигнал со отстранетите движечки артефакти.



a) Прво мерење



b) Второ мерење



c) Трето мерење

Слика 6 Сегменти од резултатите од филтрирањето применети на 3 различни мерења. Првиот дел кај секој од сигналите е измерениот PPG сигнал, вториот е сигнал добиен од првичното филтрирање и третиот е крајно филтрираниот сигнал со отстранетите движечки артефакти

Методи на машинско учење

Машинско учење (Machine Learning - ML) претставува алгоритамски пристап, за решавање на секоја дадена задача, што дозволува можност компјутерот да извршува задачи без експлицитно програмирање. Ваквиот пристап овозможува човечка интелигенција и можност за учење преку искуства и се развива на тој начин што во секоја итерација се обидува да се доближи до оптималното решение. Затоа се вели дека системот за машинско учење се обучува, наместо експлицитно да се програмира. Тој е претставен со многу примери релевантни за задачата и наоѓа статистичка структура во овие примери што на крајот му овозможува на системот да излезе со правила за автоматизирање на задачата. Методите на машинското учење можат да се искористат и во процесот на естимација на крвниот притисок од PPG сигналите, како и да помогнат понатаму во процесот на предвидување (Witten et al., 2016).

Машинското учење може да се подели во два главни дела и тоа, надгледувано (supervised learning) машинско учење и ненадгледувано

(unsupervised learning) машинско учење, но исто така техниките на машинското учење можат да се поделат и во повеќе дополнителни категории во зависност од нивните карактеристики како што се делумно надгледуваното (semi-supervised learning) учење и учењето со поттикнување (reinforcement learning).

Кога станува збор за естимација на крвниот притисок, фокусот во главно се става на методите за надгледувано учење, а во одредени случаи и методи за ненадгледувано учење бидејќи целта е да се предвидат вредностите на крвниот притисок, што е континуирана променлива. Затоа во ова поглавје е ставен акцент на основните методи од машинското учење кои се користат за естимација, класификација и кластерирање на крвниот притисок.

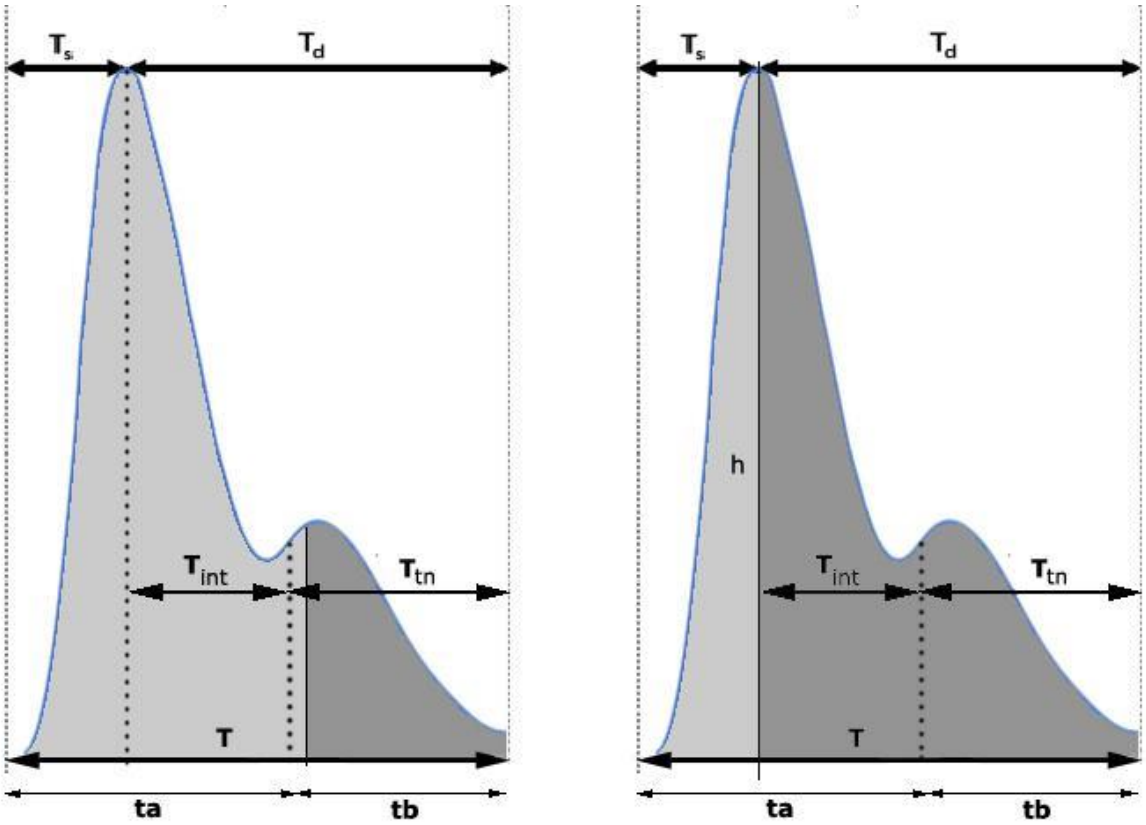
Бидејќи целта е да се естимира BP, што не е дискретна туку континуирана променлива, потребно е справување со проблем на регресија. Во анализата со регресија се прави обид да се добие функциска врска помеѓу континуираната зависна променлива (BP) и независните променливи (PPG карактеристики). Таквата врска може да биде едноставна (на пр. линеарна) или комплексна (на пр. нелинеарна). Врз основа на векторот на карактеристиките на PPG сигналот, се користат различни методи за машинско учење за естимирање на систолниот (SBP) и дијастолниот (DBP) притисок.

Основни карактеристики што го опишуваат PPG сигналот

PPG карактеристиките најчесто ја опишуваат морфологијата на еден индивидуален циклус во временски домен, користејќи траење на одредени карактеристични форми во самиот PPG бран, или површни под или над одредени делови од бранот. Од PPG сигналот можат да извлечат голем број на карактеристики од временскиот домен, кои ги вклучуваат споменатите траења и површини од бранот. Карактеристиките на PPG бранот во временски домен користени во нашиот труд се прикажани на табела 1 и соодветно на Слика 7.

Табела 1. Карактеристики на PPG бранот во временски домен користени во нашиот случај

Карактеристика	Опис
T	Траење на циклусот
T_s	Време од почетокот на циклусот до систолниот врв
T_d	Време од систолниот врв до крајот на циклусот.
T_{nt}	Време од систолниот врв до диастолискиот раст односно до секундарниот врв (dicrotic peak)
T_{tn}	Време од диастолниот раст (dicrotic peak) до крајот на циклусот
Ta	Време од почетокот на циклусот до dicrotic peak.
Tb	Време од dicrotic peak до крајот на циклусот.
$AUC_{та}$	Површина под кривата (AUC) почетокот на циклусот до dicrotic peak.
$AUC_{тв}$	Површина под кривата (AUC dicrotic peak до крајот на циклусот.
AUC_{sys}	Површина под кривата (AUC) од почетокот на циклусот до систолниотврв
AUC_{dia}	Површина под кривата (AUC) од систолниот врв до крајот на циклусот
H	Висината од диастолната вдлабнатита до систолниот врв

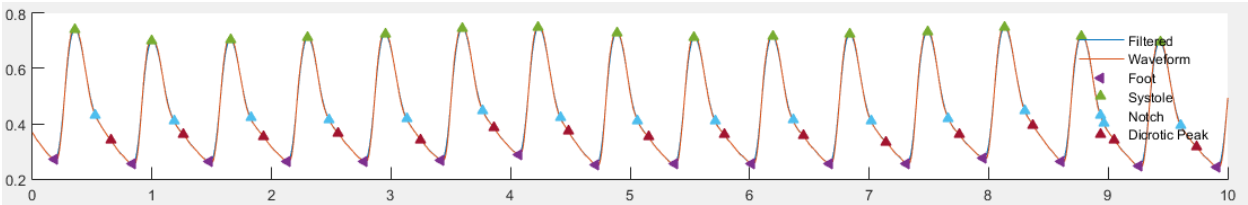


Слика 7 Морфолошки карактеристики на PPG сигналот користени во нашиот случај

Анотација на PPG сигналите

Со цел да се издвојат потребните карактеристики, прво треба да се определат точките кои ги претставуваат соодветно систолниот врв, диастолната вдлабнатина, секундарниот врв (dicrotic pick) и секунадарната вдлабнатина (dicrotic notch). За таа е користен алгоритамот AMPD (автоматскиот повеќенивовски-базиран алгоритам за детекција на врвови (automatic multiscale-based peak detection-AMPD) (Scholkmann et al., 2012). А дополнително се користи и алгоритам, чија намена анотација на крвен притисок, имплементиран во Matlab од страна на Alexandre Laurin (Laurin, A. 2017).

Со користење на овие алгоритми добиваме определени точки кои понатаму ни служат да ги извлечеме потребните карактеристики. Пример за изглед на резултатот од алгоритамот е прикажан на слика 8.



Слика 8 Приказ на резултатот со користење на алгоритамот (Laurin, 2017)

Но, не секогаш сигналите се така чисти за да може јасно да се определуваат индексите на dicrotic notch и dicrotic peak, во такви случаеви полесно е само определувањето само на врвовите и минимумите. За таа се користи комбинација од двата претходно споменати алгоритми.

Откако се извлечени карактеристиките од PPG сигналот, следно прашање е колкав дел од сигналот треба да се користи како податок кој подоцна ќе се искористи за машинското учење.

По направена анализа одлучено е да се земат во предвид 5 последователни периоди, односно тоа би значело по 5 од сите претходно спомнати карактеристики. На тој начин, може да се даде доволна точна претстава за бранот а од друга страна времето за пресметка би било релативно брзо. Од извлечените карактеристики се наоѓаат нивните просечни вредности, а тоа претставува влез во некои од формите за машинско учење.

Целта е 5-те последователни периоди да бидат дел од бранот кој е чист без шум и само на таков начин, лесно од него би можело да се извлечат потребните карактеристики. Тие особини, не значи дека со сигурност ги имаат првите 5 периоди од бранот. Затоа е одлучено од бран во траење од максимум 1 минута да определат сите периоди и да се земат во предвид оние 5 последователни периоди кои имаат најмали варијации меѓу себе. Но, тоа не е доволен критериум, бидејќи може периодите да им бидат приближно исти но сличноста на бранот во тие периоди да биде сосема мала. Затоа, како дополнителен критериум се зема сличноста на бранот во 5 последователни приближно исти временски периоди, што определува преку коефициент на корелација помеѓу секои два периода од бранот. Затоа, како прв чекор се издвојуваат повеќе групи од 5 приближно исти периоди, кај кои разликата во периодите е најмала, а потоа кај сите од нив со помош на коефициент

на корелација се определува сличноста. На крај се користи онаа група со најголеми коефициенти на корелација.

Откако се извлечени сите потребни карактеристики од PPG сигналот кои можат да послужат како податок за учење во некои од методите на машинско учење, следен чекор е дефинирањето на влезно податочно множество со доволен број на податоци. Освен PPG сигнал, во процесот на учење кај методите за машинско учење се потребни и соодветните вредности за систолниот и дијастолниот крвен притисок, кој временски одговара со 5-те погодни периоди од кои се извлечени потребните карактеристики. Потребните податоци ги земаме од Phsionet.org.

PhysioNet е извор на ресурси за физиолошки сигнали. На овоа стрна се достапни голем број на клинички бази на податоци. Ние ја користевме MIMIC-III базата на податоци. Оваа база се состои од MIMIC-III Waveform база на податоци, MIMIC-III клиничка база на податоци и MIMIC-III Waveform Matched Subset база на податоци.

Од оваа база се користени околу 1500 податоци кои содржат информации за PPG сигнали а истовремено и податоци за крвниот притисок. Овие податоци се користат како тренинг податоци во процесот на машинско учење.

Класификација со помош на околината WEKA

Главни карактеристики на околината WEKA се:

- Големо множество на податоци со алатки за обработка, алгоритми за учење и методи на евалуација
- Графички кориснички интерфејси (вклучувајќи и визуелизација на податоци).
- Околина за споредување на алгоритми за учење.

Бидејќи целта е предвидување на крвниот притисок, како излези се користат податоците за систолниот и диастолниот дел од крвниот притисок, а како влезови сите морфолошки карактеристики на PPG сигналот, претставени во табела 1.

Вредностите на систолниот и дијастолниот дел можат многу да варираат па затоа се поделени во групи.

За диастолниот дел од крвниот притисок, групите ги означуваме со вредности од 0-3

- 0 - диастолен крвен притисок со вредност помала до 60 (ниска вредност)
- 1 - диастолен крвен притисок во интервал од 61 до 80 (нормална вредност)
- 2 - диастолен крвен притисок во интервал од 81 до 90 (пред висока вредност)
- 3 - диастолен крвен притисок со вредност поголема од 90 (висока вредност).

За систолниот дел од крвниот притисок поделбата по групи е следна:

- 0 - систолен крвен притисок со вредност помала до 90 (ниска вредност)
- 1 - систолен крвен притисок во интервал од 91 до 120 (нормална вредност)
- 2 - систолен крвен притисок во интервал од 121 до 140 (пред висока вредност)
- 3 - систолен крвен притисок со вредност поголема од 141 (висока вредност).

Од методите за машинско учење, се користат алгоритмите за класификација имплементирани во WEKA: J48, Random Tree, Random Forest, LMT, Bayes Net, SMO, Multi-Layer Perceptron, KStar, AdaBoostM1 и JRip.

Табела 2. Резултати за процент на точно класифицирани податоци од алгоритмите за класификација во WEKA

	SBP	**DBP**
Алгоритам	*Процент на точно класифицирани податоци*	
J48	78.0714 %	81.5 %
Random Tree	94.2143 %	95 %
Random Forest	96.1429 %	95.6429 %
LMT	92.7857 %	88.8571 %
Bayes Net	53.5714 %	62.5714 %
SMO	53.1429 %	58.5 %
Multi-Layer Perceptron	64.3571 %	72.7857 %
KStar	95.7143 %	97 %
AdaBoostM1	49.1429 %	56.2857 %

JRip	65.1429 %	73.4286 %

Од резултатите прикажани на табела 2, се гледа дека најдобри резултати се добиваат со користење на алгоритмите за класифицирање базирани на дрва, и посебно алгоритамот за Random Forest (96.1429 % за SBP и 95.6429 % за DBP). Исто така и алгоритамот KStar покажува голем процент на точно класифицирани податоци и кај систолниот и кај дијастолниот крвен притисок (95.7143 % и 97 % соодветно).

Ова е случај кога како влезови се користат сите карактеристики прикажани на Табела 1. Но, во многу случаи, определувањето секундарниот врв може да биде тешко па дури и невозможно, бидејќи PPG сигналот е многу подлежен на шумови. Во таков случај, пожелно е да се користат само индексите на минимумите и максимумите во PPG сигналот, кои се дообиваат со помош на AMPD алгоритамот. На тој начин се намалува бројот на влезни параметри. Карактеристиките кои во таков случај се користат се: T, Ts, Td, AUCsys, AUCdia и H. Кога со помалку влезни параметри се извршуваат алгоритмите за класификација, времето за нивна обработка се намалува, но очекувано, се намалува и процентот на точно класифицирани податоци. Резултатите кои ги добиваме со намалениот број на влезни параметри се дадени во Табела 3.

Табела 0.1 Резултати за процент на точно класифицирани податоци од алгоритмите за класификација во WEKA, со помал број на влезови

	SBP	**DBP**
Алгоритам	*Процент на точно класифицирани податоци*	
J48	76.5 %	78 %
Random Tree	93.3571 %	95.1429 %
Random Forest	96.0714 %	96.2857 %
LMT	89 %	84 %
Bayes Net	52.2143 %	60.7857 %
SMO	53.0714 %	58.3571 %
Multi-Layer Perceptron	58.5714 %	68.4286 %
KStar	95.1429 %	96 %
AdaBoostM1	49.1429 %	56.2857 %

JRip	63.6429 %	70.0714 %

Процентот на точно класифицирани инстанци, во нашиот случај, со намален број на влезните параметри, сепак останува висок, кај Random Forest (вредности: 96.0714 % за SBP и 96.2857 % за DBP) и KStar (вредности: 95.1429 % за SBP и 96 % за DBP).

Заклучок

Развиен е прототип на систем за континуирано следење на биофизиолошкиот параметар за крвен притисок. Овој систем користи иновативна технологија која работи на принципот на пресметка во магла. Целта на ваквиот систем е да овозможи навремено алармирање кога ќе настанат некои нагли промени или флуктуации во биофизилошкиот параметар, а со тоа да се обезбеди соодветна навремена реакција. На тој начин би можело да се спречат многу сериозни здравствени ситуации кои можат да бидат живото загрижувачки или со тешки последици.

Бидејќи за ваквиот систем, потребно навремено алармирање и работа во реално време, предложена е нова архитектура. Во оваа архитектура која се базира на пресметка во магла, податоците се претпроцесираат во мрежните уреди поставени на рабовите на мрежата. На таков начин се подобрува ефикасноста и се зголемуваат перформансите на самиот систем, а од друга страна истовремено се намалува мрежниот сообраќај а со тоа и латентноста.

Системот е составен од сензори кои многу лесно можат да се носат во текот на целиот ден и не преставуваат никаква пречка во извршувањето на секојдневните дејствија.

Информациите собрани од сензорите понатаму се обработуваат со цел да се извлечат потребните биофизиолошки параметри. За таа цел се имплементирани алгоритми кои се засноваат на методите на машинско учење, што резултира во соодветен одговор во реално време.

Во трудот посебен акцент е ставен на естимација на крвен притисок со помош и единствено со PPG сигналите, бидејќи овој пристап е најмалку

истражуван, а од друга страна PPG сензорите се лесни за носење и не преставуваат пречка во извршувањето на секојдневните активности, а истовремено се и евтини и лесно достапни. Ваквата техника, за пресметка на крвниот притисок со користење само на PPG сигналот, ние ја искористивме за развој на преносен ненаметлив систем и систем во реално време, способен за постојано следење на пациентите за долг временски период и во динамични услови.

За потребите на системот развиен и алгоритам за естимација на PPG сигналот. Но, овој сигнал е многу осетлив на шум од надворешната средина и посебно шум добиен при движењето и извршувањето на секојдневните дејствија, прво PPG сигналот го прочистуваме со предложен алгоритам, а потоа врз основа на чистиот сигнал правиме естимација на крвниот притисок.

Користиме и методи на машинско учење за регресија и класификација со цел да добиеме предвидување за крвниот притисок врз база на извлечените карактеристики од PPG сигналот. Според резултатите кои ги добивме најпрецизни предвидувања се добиваат со методот на случајни шуми (Random Forest).

Бидејќи во овој труд вниманието е насочено на PPG сигналот и естимација за крвниот притисок со него, цел за идните истражувања би била во насока на проширување на повеќе биофизилошките параметри со што би се добила уште попрецизна слика за здравствената состојба на човекот.

Ваквиот систем за континуирано следење на биофизиолошките параметри е особено применлив во системите за амбиентално помогнато живеење како што се домовите за нега на стари лица и други медицински установи, во кои со користење на ваквите технологии може да се помогне и да се олесни процесот на следење на здравствената состојба на пациентите, а од друга страна им се нуди зголемена удобност и безбедност на пациентите и точна и прецизна информираност.

Затоа, дел од понатамошните истражувања е доразвивање и усовршување на ваквиот систем и негова апликација во установи кај кои постојаното следење на вакви биофизиолошки параметри е од витално значење за зачувување на

здравствената состојба и продолжување на квалитетен животот.

Користена литература

[1] Aarts, V., Dellimore, K. H., Wijshoff, R., Derkx, R., Van De Laar, J., & Muehlsteff, J. (2017). Performance of an accelerometer-based pulse presence detection approach compared to a reference sensor. *2017 IEEE 14th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, BSN 2017*. https://doi.org/10.1109/BSN.2017.7936033

[2] Aazam, M., & Huh, E. N. (2015). Fog computing micro datacenter based dynamic resource estimation and pricing model for IoT. *Proceedings - International Conference on Advanced Information Networking and Applications, AINA*. https://doi.org/10.1109/AINA.2015.254

[3] Achkoski, J., Koceski, S., Bogatinov, D., Temelkovski, B., Stevanovski, G., & Kocev, I. (2017). Remote triage support algorithm based on fuzzy logic. *Journal of the Royal Army Medical Corps*. https://doi.org/10.1136/jramc-2015-000616

[4] Addison, P. S., Watson, J. N., Mestek, M. L., Ochs, J. P., Uribe, A. A., & Bergese, S. D. (2014). Pulse oximetry-derived respiratory rate in general care floor patients. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*. https://doi.org/10.1007/s10877-014-9575-5

[5] Ahmad, S., Chen, S., Soueidan, K., Batkin, I., Bolic, M., Dajani, H., & Groza, V. (2012). Electrocardiogram-assisted blood pressure estimation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2180019

[6] Ahrens, T. (2008). The most important vital signs are not being measured. In *Australian Critical Care*. https://doi.org/10.1016/j.aucc.2007.12.061

[7] Allen, J. (2007). Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. In *Physiological Measurement*. https://doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01

[8] AlMahamdy, M., & Riley, H. B. (2014). Performance study of different denoising methods for ECG signals. *Procedia Computer Science*. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.08.048

[9] Appelboom, G., Camacho, E., Abraham, M. E., Bruce, S. S., Dumont, E. L. P., Zacharia, B. E., D'Amico, R., Slomian, J., Reginster, J. Y., Bruyère, O., & Connolly, E. S. (2014). Smart wearable body sensors for patient self-assessment and monitoring. In *Archives of Public Health*. https://doi.org/10.1186/2049-3258-72-28

[10] Axak, N., Rosinskiy, D., Barkovska, O., & Novoseltsev, I. (2018). Cloud-fog-dew architecture for personalized service-oriented systems. *Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018*. https://doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409103

[11] Baca, A., Biagetti, G., Camilletti, M., Crippa, P., Falaschetti, L., Orcioni, S., Rossini, L., Tonelli, D., & Turchetti, C. (2015). CARMA: A robust motion artifact reduction algorithm for heart rate monitoring from PPG signals. *2015 23rd European Signal Processing Conference, EUSIPCO 2015*. https://doi.org/10.1109/EUSIPCO.2015.7362864

[12] Baek, H. J., Lee, H. B., Kim, J. S., Choi, J. M., Kim, K. K., & Park, K. S. (2009). Nonintrusive biological signal monitoring in a car to evaluate a driver's stress and health state. *Telemedicine and E-Health*. https://doi.org/10.1089/tmj.2008.0090

[13] Bahl, P., Han, R. Y., Li, L. E., & Satyanarayanan, M. (2012). Advancing the state of mobile cloud computing. *MCS'12 - Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Mobile Cloud Computing and Services*. https://doi.org/10.1145/2307849.2307856

[14] Banaee, H., Ahmed, M. U., & Loutfi, A. (2013). Data mining for wearable sensors in health monitoring systems: A review of recent trends and challenges. In *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s131217472

[15] Bandodkar, A. J., & Wang, J. (2014). Non-invasive wearable electrochemical sensors: A review. In *Trends in Biotechnology*. https://doi.org/10.1016/j.tibtech.2014.04.005

[16] Beck, M. T., Werner, M., Feld, S., & Schimper, T. (2014). Mobile Edge Computing : A Taxonomy. *Proc. of the Sixth International Conference on Advances in Future Internet.*

[17] Billard, L., & Diday, E. (2002). *Symbolic Regression Analysis*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-56181-8_31

[18] Bishop, C. M. (2006). Pattern Recoginiton and Machine Learning. In *Information Science and Statistics*.
[19] Bonomi, F., Milito, R., Zhu, J., & Addepalli, S. (2012a). Fog computing and its role in the internet of things. *MCC'12 - Proceedings of the 1st ACM Mobile Cloud Computing Workshop*. https://doi.org/10.1145/2342509.2342513
[20] Bonomi, F., Milito, R., Zhu, J., & Addepalli, S. (2012b). Fog Computing and Its Role in the Internet of Things Characterization of Fog Computing. *MCC'12 Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing*.
[21] Breiman, L. (2001). ST4_Method_Random_Forest. *Machine Learning*. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004
[22] Breiman, L. (1996). Bagging predictors - Springer. *Machine Learning*. https://doi.org/10.1007/BF00058655
[23] Breiman, Leo, Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (2017). Classification and regression trees. In *Classification and Regression Trees*. https://doi.org/10.1201/9781315139470
[24] Buller, M. J., Tharion, W. J., Hoyt, R. W., & Chadwicke Jenkins, O. (2010). Estimation of human internal temperature from wearable physiological sensors. *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*.
[25] Buxi, D., Redoute, J. M., & Yuce, M. R. (2015). Cuffless blood pressure estimation from the carotid pulse arrival time using continuous wave radar. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7319687
[26] Casson, A. J., Vazquez Galvez, A., & Jarchi, D. (2016). Gyroscope vs. accelerometer measurements of motion from wrist PPG during physical exercise. *ICT Express*. https://doi.org/10.1016/j.icte.2016.11.003
[27] Cearley, D. W. (2010). Cloud Computing: Key Initiative Overview. In *Analysis*.
[28] Center for Disease Control and Prevention. (2011). Prescription painkiller overdoses at epidemic levels. *U.S. Department of Health and Human Resources*.
[29] Chakravorty, R. (2006). A programmable service architecture for mobile medical care. *Proceedings - Fourth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops, PerCom Workshops 2006*. https://doi.org/10.1109/PERCOMW.2006.11
[30] Chan, M., Estève, D., Fourniols, J. Y., Escriba, C., & Campo, E. (2012). Smart wearable systems: Current status and future challenges. *Artificial Intelligence in Medicine*. https://doi.org/10.1016/j.artmed.2012.09.003
[31] Chandrasekaran, V., Dantu, R., Jonnada, S., Thiyagaraja, S., & Subbu, K. P. (2013). Cuffless differential blood pressure estimation using smart phones. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2012.2211078
[32] Chen, S., Ji, Z., Wu, H., & Xu, Y. (2019). A non-invasive continuous blood pressure estimation approach based on machine learning. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s19112585
[33] Chen, Y., Wen, C., Tao, G., & Bi, M. (2012). Continuous and noninvasive measurement of systolic and diastolic blood pressure by one mathematical model with the same model parameters and two separate pulse wave velocities. *Annals of Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1007/s10439-011-0467-2
[34] Chiu, Y. Y., Lin, W. Y., Wang, H. Y., Huang, S. Bin, & Wu, M. H. (2013). Development of a piezoelectric polyvinylidene fluoride polymer-based sensor patch for simultaneous heartbeat and respiration monitoring. *8th Annual IEEE International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems, IEEE NEMS 2013*. https://doi.org/10.1109/NEMS.2013.6559679
[35] Chong, J. W., Dao, D. K., Salehizadeh, S. M. A., McManus, D. D., Darling, C. E., Chon, K. H., & Mendelson, Y. (2014). Photoplethysmograph Signal Reconstruction Based on a Novel Hybrid Motion Artifact Detection–Reduction Approach. Part I: Motion and Noise Artifact Detection. *Annals of Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1007/s10439-014-1080-y
[36] Chowdhury, S. S., Hyder, R., Hafiz, M. S. Bin, & Haque, M. A. (2018). Real-Time Robust Heart Rate Estimation from Wrist-Type PPG Signals Using Multiple Reference Adaptive Noise Cancellation. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2632201
[37] Chung, E., Chen, G., Alexander, B., & Cannesson, M. (2013). Non-invasive continuous blood

pressure monitoring: A review of current applications. In *Frontiers of Medicine in China*. https://doi.org/10.1007/s11684-013-0239-5
[38] Cisco. (2015). Cisco Fog Computing Solutions: Unleash the Power of the Internet of Things Connect. *White Paper*.
[39] Cohen, W. W. (1995). Fast Effective Rule Induction. In *Machine Learning Proceedings 1995*. https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-377-6.50023-2
[40] Dastjerdi, A. V., Gupta, H., Calheiros, R. N., Ghosh, S. K., & Buyya, R. (2016). Fog Computing: Principles, architectures, and applications. In *Internet of Things: Principles and Paradigms*. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-805395-9.00004-6
[41] Dias, D., & Cunha, J. P. S. (2018). Wearable health devices—vital sign monitoring, systems and technologies. In *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s18082414
[42] Dias, D., Ferreira, N., & Cunha, J. P. S. (2017). VitalLogger: An adaptable wearable physiology and body-Area ambiance data logger for mobile applications. *2017 IEEE 14th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, BSN 2017*. https://doi.org/10.1109/BSN.2017.7936010
[43] Dohr, A., Modre-Osprian, R., Drobics, M., Hayn, D., & Schreier, G. (2010). The internet of things for ambient assisted living. *ITNG2010 - 7th International Conference on Information Technology: New Generations*. https://doi.org/10.1109/ITNG.2010.104
[44] Durrant-Whyte, H. F. (1988). Sensor Models and Multisensor Integration. *The International Journal of Robotics Research*. https://doi.org/10.1177/027836498800700608
[45] Elgendi, M., Norton, I., Brearley, M., Abbott, D., & Schuurmans, D. (2014). Detection of a and b waves in the acceleration photoplethysmogram. *BioMedical Engineering Online*. https://doi.org/10.1186/1475-925X-13-139
[46] Elliott, M., & Coventry, A. (2012). Critical care: The eight vital signs of patient monitoring. *British Journal of Nursing*. https://doi.org/10.12968/bjon.2012.21.10.621
[47] Evans. (2011). How the Next Evolution of the Internet Is Changing Everything, White paper, 2011. In *CISCO white paper*.
[48] Fallet, S., & Vesin, J. M. (2017). Robust heart rate estimation using wrist-type photoplethysmographic signals during physical exercise: An approach based on adaptive filtering. *Physiological Measurement*. https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa506e
[49] Farahani, B., Barzegari, M., Shams Aliee, F., & Shaik, K. A. (2020). Towards collaborative intelligent IoT eHealth: From device to fog, and cloud. *Microprocessors and Microsystems*. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2019.102938
[50] Farahani, B., Firouzi, F., Chang, V., Badaroglu, M., Constant, N., & Mankodiya, K. (2018). Towards fog-driven IoT eHealth: Promises and challenges of IoT in medicine and healthcare. *Future Generation Computer Systems*. https://doi.org/10.1016/j.future.2017.04.036
[51] Fujita, Y., Hiromoto, M., & Sato, T. (2018). PARHELIA: Particle filter-based heart rate estimation from photoplethysmographic signals during physical exercise. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2697911
[52] Fürnkranz, J., & Widmer, G. (1994). Incremental Reduced Error Pruning. In *Machine Learning Proceedings 1994*. https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-335-6.50017-9
[53] Gao, M., Olivier, N. B., & Mukkamala, R. (2016). Comparison of noninvasive pulse transit time estimates as markers of blood pressure using invasive pulse transit time measurements as a reference. *Physiological Reports*. https://doi.org/10.14814/phy2.12768
[54] Garcia, A., Rack-Gomer, A. L., Bhavaraju, N. C., Hampapuram, H., Kamath, A., Peyser, T., Facchinetti, A., Zecchin, C., Sparacino, G., & Cobelli, C. (2013). Dexcom G4AP: An advanced continuous glucose monitor for the artificial pancreas. *Journal of Diabetes Science and Technology*. https://doi.org/10.1177/193229681300700604
[55] Gaura, E., Kemp, J., & Brusey, J. (2013). Leveraging knowledge from physiological data: On-body heat stress risk prediction with sensor networks. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*. https://doi.org/10.1109/TBCAS.2013.2254485
[56] Gesche, H., Grosskurth, D., Küchler, G., & Patzak, A. (2012). Continuous blood pressure measurement by using the pulse transit time: Comparison to a cuff-based method. *European Journal of Applied Physiology*. https://doi.org/10.1007/s00421-011-1983-3
[57] Gia, T. N., Jiang, M., Rahmani, A. M., Westerlund, T., Liljeberg, P., & Tenhunen, H. (2015). Fog computing in healthcare Internet of Things: A case study on ECG feature extraction. *Proceedings*

- *15th IEEE International Conference on Computer and Information Technology, CIT 2015, 14th IEEE International Conference on Ubiquitous Computing and Communications, IUCC 2015, 13th IEEE International Conference on Dependable, Autonomic and Se*. https://doi.org/10.1109/CIT/IUCC/DASC/PICOM.2015.51

[58] Gia, T. N., Thanigaivelan, N. K., Rahmani, A. M., Westerlund, T., Liljeberg, P., & Tenhunen, H. (2015). Customizing 6LoWPAN networks towards Internet-of-Things based ubiquitous healthcare systems. *NORCHIP 2014 - 32nd NORCHIP Conference: The Nordic Microelectronics Event*. https://doi.org/10.1109/NORCHIP.2014.7004716

[59] Giang, N. K., Blackstock, M., Lea, R., & Leung, V. C. M. (2015). Developing IoT applications in the Fog: A Distributed Dataflow approach. *Proceedings - 2015 5th International Conference on the Internet of Things, IoT 2015*. https://doi.org/10.1109/IOT.2015.7356560

[60] Giovangrandi, L., Inan, O. T., Banerjee, D., & Kovacs, G. T. A. (2012). Preliminary results from BCG and ECG measurements in the heart failure clinic. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346790

[61] Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G., Mietus, J. E., Moody, G. B., Peng, C., & Stanley, H. E. (2000). Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation*.

[62] Goli, S., & Jayanthi, T. (2014). Cuff less Continuous Non-Invasive Blood Pressure Measurement Using Pulse Transit Time Measurement. *International Journal of Recent Development in Engineering and Technology*.

[63] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning - An MIT Press book*. MIT Press.

[64] Greenfield, D. (2016). *Fog Computing vs. Edge Computing: What's the Difference? | Automation World*. Automation World.

[65] Gu, W. B., Poon, C. C. Y., Leung, H. K., Sy, M. Y., Wong, M. Y. M., & Zhang, Y. T. (2009). A novel method for the contactless and continuous measurement of arterial blood pressure on a sleeping bed. *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009*. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5335393

[66] Guo, li, Berglin, L., Wiklund, U., & Mattila, H. (2013). Design of a garment-based sensing system for breathing monitoring. *Textile Research Journal*. https://doi.org/10.1177/0040517512444336

[67] Haldar, R. N. (2013). Global Brief on Hypertension: Silent Killer, Global Public Health Crisis. *Indian Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*. https://doi.org/10.5005/ijopmr-24-1-2

[68] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques. In *Data Mining: Concepts and Techniques*. https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5

[69] Hassani, H. (2007). Singular Spectrum Analysis: Methodology and Comparison. *Journal of Data Science*. https://doi.org/10.6339/JDS.2007.05(2).396

[70] Hertzman, A. B. (1938). THE BLOOD SUPPLY OF VARIOUS SKIN AREAS AS ESTIMATED BY THE PHOTOELECTRIC PLETHYSMOGRAPH. *American Journal of Physiology-Legacy Content*. https://doi.org/10.1152/ajplegacy.1938.124.2.328

[71] Iorga, M., Martin, M. J., & Feldman, L. (2018). Fog Computing Conceptual Model NIST Special Publication 500-325. *National Institute of Standards and Technology*.

[72] James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An Introduction to Statistical Learning, Springer Texts. In *Springer Texts*. https://doi.org/10.1016/j.peva.2007.06.006

[73] Jarchi, D., & Casson, A. J. (2017). Towards Photoplethysmography-Based Estimation of Instantaneous Heart Rate during Physical Activity. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2668763

[74] Jin, A., Yin, B., Morren, G., Duric, H., & Aarts, R. M. (2009). Performance evaluation of a tri-axial accelerometry-based respiration monitoring for ambient assisted living. *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009*. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5333116

[75] Johnston, W. S., Branche, P. C., Pujary, C. J., & Mendelson, Y. (2004). Effects of motion artifacts on helmet-mounted pulse oximeter sensors. *Bioengineering, Proceedings of the Northeast Conference*. https://doi.org/10.1109/nebc.2004.1300071

[76] Joseph, G., Joseph, A., Titus, G., Thomas, R. M., & Jose, D. (2014). Photoplethysmogram (PPG) signal analysis and wavelet de-noising. *2014 Annual International Conference on Emerging Research Areas: Magnetics, Machines and Drives, AICERA/ICMMD 2014 - Proceedings*. https://doi.org/10.1109/AICERA.2014.6908199
[77] Kachuee, Mohamad, Kiani, M. M., Mohammadzade, H., & Shabany, M. (2015). Cuff-less high-accuracy calibration-free blood pressure estimation using pulse transit time. *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. https://doi.org/10.1109/ISCAS.2015.7168806
[78] Kachuee, Mohammad, Kiani, M. M., Mohammadzade, H., & Shabany, M. (2017). Cuffless Blood Pressure Estimation Algorithms for Continuous Health-Care Monitoring. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2580904
[79] Kambourakis, G., Klaoudatou, E., & Gritzalis, S. (2007). Securing medical sensor environments: The CodeBlue framework case. *Proceedings - Second International Conference on Availability, Reliability and Security, ARES 2007*. https://doi.org/10.1109/ARES.2007.135
[80] Kamshilin, A. A., & Margaryants, N. B. (2017). Origin of Photoplethysmographic Waveform at Green Light. *Physics Procedia*. https://doi.org/10.1016/j.phpro.2017.01.024
[81] Khalid, S. G., Zhang, J., Chen, F., & Zheng, D. (2018). Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography Only: Comparison between Different Machine Learning Approaches. *Journal of Healthcare Engineering*. https://doi.org/10.1155/2018/1548647
[82] Khan, E., Al Hossain, F., Uddin, S. Z., Alam, S. K., & Hasan, M. K. (2016). A Robust Heart Rate Monitoring Scheme Using Photoplethysmographic Signals Corrupted by Intense Motion Artifacts. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2466075
[83] Kim, B. S., & Yoo, S. K. (2006). Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2005.869784
[84] Kim, Jeehoon, Kwon, S., Seo, S., & Park, K. (2014). Highly wearable galvanic skin response sensor using flexible and conductive polymer foam. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*. https://doi.org/10.1109/EMBC.2014.6945148
[85] Kim, Jungsoo, Park, J., Kim, K., Chee, Y., Lim, Y., & Park, K. (2007). Development of a nonintrusive blood pressure estimation system for computer users. *Telemedicine Journal and E-Health*. https://doi.org/10.1089/tmj.2006.0034
[86] Klabunde, R. E. (2012). Cardiovascular Physiology Concepts Second Edition. In *Lippincott Williams & Wilkins*.
[87] Klas, G. I. (2015). Fog Computing and Mobile Edge Cloud Gain Momentum Open Fog Consortium, ETSI MEC and Cloudlets. *White Paper*.
[88] Ko, J. G., Musăloiu-Elefteri, R., Lim, J. H., Chen, Y., Terzis, A., Gao, T., Destler, W., & Selavo, L. (2008). MEDiSN: Medical emergency detection in sensor networks. *SenSys'08 - Proceedings of the 6th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. https://doi.org/10.1145/1460412.1460452
[89] Koceska, N., Koceski, S., Sazdovski, V., & Ciambrone, D. (2017). Robotic assistant for elderly care – Development and evaluation. *International Journal of Automation Technology*. https://doi.org/10.20965/ijat.2017.p0425
[90] Koceska, N., Koceski, S., Zobel, P. B., Trajkovik, V., & Garcia, N. (2019). A telemedicine robot system for assisted and independent living. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s19040834
[91] Kocev, I., Achkoski, J., Bogatinov, D., Koceski, S., Trajkovik, V., Stevanoski, G., & Temelkovski, B. (2018). Novel approach for automating medical emergency protocol in military environment. *Technology and Health Care*. https://doi.org/10.3233/THC-170852
[92] Kodali, B. S. (2013). Capnography outside the operating rooms. In *Anesthesiology*. https://doi.org/10.1097/ALN.0b013e318278c8b6
[93] Koop, C., Mosher, R., Kun, L., Geiling, J., Grigg, E., Long, S., Macedonia, C., Merrell, R., Satava, R., & Rosen, J. (2008). Future delivery of health care: Cybercare. In *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. https://doi.org/10.1109/MEMB.2008.929888
[94] Krehel, M., Schmid, M., Rossi, R. M., Boesel, L. F., Bona, G. L., & Scherer, L. J. (2014). An optical fibre-based sensor for respiratory monitoring. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s140713088

[95] Krishnan, R., Natarajan, B., & Warren, S. (2010). Two-stage approach for detection and reduction of motion artifacts in photoplethysmographic data. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2009.2039568
[96] Kulev, I., Vlahu-Gjorgievska, E., Koceski, S., & Trajkovik, V. (2015). Evaluating an Ordered List of Recommended Physical Activities within Health Care System. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-09879-1_24
[97] Kumar, N., Agrawal, A., & Deb, S. (2014). Cuffless BP measurement using a correlation study of pulse transient time and heart rate. *Proceedings of the 2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, ICACCI 2014*. https://doi.org/10.1109/ICACCI.2014.6968642
[98] Lameski, P., Zdravevski, E., Koceski, S., Kulakov, A., & Trajkovik, V. (2017). Suppression of Intensive Care Unit False Alarms Based on the Arterial Blood Pressure Signal. *IEEE Access*. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2690380
[99] Laurin, A. & Joachim, J. Implementation of a feature detection algorithm for arterial blood pressure., 2017. URL https://fr.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/60172-bp-annotate.
[100] Le Gall, A., Laurin, A., Vallee, F., & Chemla, D. (2017). Comparison of systolic period duration using aortic flow or pressure based methods in anesthetized patients. *Computing in Cardiology*. https://doi.org/10.22489/CinC.2017.324-370
[101] Lee, C. M., & Zhang, Y. T. (2003). Reduction of motion artefacts from photoplethysmographic recordings using a wavelet denoising approach. *APBME 2003 - IEEE EMBS Asian-Pacific Conference on Biomedical Engineering 2003*. https://doi.org/10.1109/APBME.2003.1302650
[102] Lee, H., Chung, H., Ko, H., & Lee, J. (2018). Wearable Multichannel Photoplethysmography Framework for Heart Rate Monitoring during Intensive Exercise. *IEEE Sensors Journal*. https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2801385
[103] Lee, H., Chung, H., & Lee, J. (2019). Motion Artifact Cancellation in Wearable Photoplethysmography Using Gyroscope. *IEEE Sensors Journal*. https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2879970
[104] Li, P., Liu, M., Zhang, X., Hu, X., Pang, B., Yao, Z., & Chen, H. (2016). Novel wavelet neural network algorithm for continuous and noninvasive dynamic estimation of blood pressure from photoplethysmography. *Science China Information Sciences*. https://doi.org/10.1007/s11432-015-5400-0
[105] Liang, Y., Elgendi, M., Chen, Z., & Ward, R. (2018). Analysis: An optimal filter for short photoplethysmogram signals. *Scientific Data*. https://doi.org/10.1038/sdata.2018.76
[106] Lopez-Silva, S. M., Giannetti, R., Dotor, M. L., Silveira, J. P., Golmayo, D., Miguel-Tobal, F., Bilbao, A., Galindo, M., & Martin-Escudero, P. (2012). Heuristic algorithm for photoplethysmographic heart rate tracking during maximal exercise test. *Journal of Medical and Biological Engineering*. https://doi.org/10.5405/jmbe.898
[107] Luo, N., Ding, J., Zhao, N., Leung, B. H. K., & Poon, C. C. Y. (2014). Mobile health: Design of flexible and stretchable electrophysiological sensors for wearable healthcare systems. *Proceedings - 11th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, BSN 2014*. https://doi.org/10.1109/BSN.2014.25
[108] Ma, H. T. (2014). A blood pressure monitoring method for stroke management. *BioMed Research International*. https://doi.org/10.1155/2014/571623
[109] Mahmood, Z. (2011). *Cloud Computing for Enterprise Architectures: Concepts, Principles and Approaches*. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-2236-4_1
[110] Mahmood, Z., & Ramachandran, M. (2018). Fog computing: Concepts, principles and related paradigms. In *Fog Computing: Concepts, Frameworks and Technologies*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-94890-4_1
[111] Mazeika, G. G., & Swanson, R. (2007). Respiratory Inductance Plethysmography: An Introduction. In *Pro-Tech Services*.
[112] McAdams, E., Krupaviciute, A., Gehin, C., Dittmar, A., Delhomme, G., Rubel, P., Fayn, J., & McLaughlin, J. (2011). Wearable electronic systems: Applications to medical diagnostics/monitoring. In *Wearable Monitoring Systems*. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7384-9_9
[113] McAdams, E. T., Gehin, C., Noury, N., Ramon, C., Nocua, R., Massot, B., Oliveira, A.,

Dittmar, A., Nugent, C. D., & McLaughlin, J. (2010). Biomedical sensors for ambient assisted living. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-05167-8_14
[114] MedtronicDiabetes. (2015). Enlite Sensor. *Medtronic*.
[115] Mendelson, Y., Dao, D. K., & Chon, K. H. (2013). Multi-channel pulse oximetry for wearable physiological monitoring. *2013 IEEE International Conference on Body Sensor Networks, BSN 2013*. https://doi.org/10.1109/BSN.2013.6575518
[116] Mitchell, G. F. (2014). Arterial stiffness and hypertension. *Hypertension*. https://doi.org/10.1161/HYPERTENSIONAHA.114.00921
[117] Moosavi, S. R., Gia, T. N., Rahmani, A. M., Nigussie, E., Virtanen, S., Isoaho, J., & Tenhunen, H. (2015). SEA: A secure and efficient authentication and authorization architecture for IoT-based healthcare using smart gateways. *Procedia Computer Science*. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.05.013
[118] Mouradian, C., Naboulsi, D., Yangui, S., Glitho, R. H., Morrow, M. J., & Polakos, P. A. (2018). A Comprehensive Survey on Fog Computing: State-of-the-Art and Research Challenges. In *IEEE Communications Surveys and Tutorials*. https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2771153
[119] Nagre, A., & Mendelson, Y. (2005). Effects of motion artifacts on pulse oximeter readings from different facial regions. *Bioengineering, Proceedings of the Northeast Conference*. https://doi.org/10.1109/nebc.2005.1432000
[120] Naha, R. K., Garg, S., Georgakopoulos, D., Jayaraman, P. P., Gao, L., Xiang, Y., & Ranjan, R. (2018). Fog computing: Survey of trends, architectures, requirements, and research directions. *IEEE Access*. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2866491
[121] Nemati, E., Deen, M. J., & Mondal, T. (2012). A wireless wearable ECG sensor for long-term applications. *IEEE Communications Magazine*. https://doi.org/10.1109/MCOM.2012.6122530
[122] Nikolic-Popovic, J., & Goubran, R. (2011). Measuring heart rate, breathing rate and skin conductance during exercise. *MeMeA 2011 - 2011 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications, Proceedings*. https://doi.org/10.1109/MeMeA.2011.5966751
[123] OpenFog Consortium Architecture Working Group. (2017). OpenFog Reference Architecture for Fog Computing. *OpenFog*. https://doi.org/OPFRA001.020817
[124] Otto, C., Milenković, A., Sanders, C., & Jovanov, E. (2006). System architecture of a wireless body area sensor network for ubiquitous health monitoring. *Journal of Mobile Multimedia*. https://doi.org/10.1.1.77.2522
[125] Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532
[126] Parák, J., & Havlík, J. (2011). ECG signal processing and heart rate frequency detection methods. In *Proceedings of Technical Computing Prague*.
[127] Pilt, K., Ferenets, R., Meigas, K., Lindberg, L. G., Temitski, K., & Viigimaa, M. (2013). New photoplethysmographic signal analysis algorithm for arterial stiffness estimation. *The Scientific World Journal*. https://doi.org/10.1155/2013/169035
[128] Quinlan, J. R. (1993). Combining Instance-Based and Model-Based Learning. In *Machine Learning Proceedings 1993*. https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-307-3.50037-x
[129] R., M., & Prabhu, S. (2015). A Novel Algorithm to Obtain Respiratory Rate from the PPG Signal. *International Journal of Computer Applications*. https://doi.org/10.5120/ijca2015906263
[130] Rahmani, A. M., Gia, T. N., Negash, B., Anzanpour, A., Azimi, I., Jiang, M., & Liljeberg, P. (2018). Exploiting smart e-Health gateways at the edge of healthcare Internet-of-Things: A fog computing approach. *Future Generation Computer Systems*. https://doi.org/10.1016/j.future.2017.02.014
[131] Ram, M. R., Madhav, K. V., Krishna, E. H., Komalla, N. R., & Reddy, K. A. (2012). A novel approach for motion artifact reduction in PPG signals based on AS-LMS adaptive filter. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. https://doi.org/10.1109/TIM.2011.2175832
[132] Rastegar, S., Gholamhosseini, H., Lowe, A., Mehdipour, F., & Lindén, M. (2019). Estimating Systolic Blood Pressure Using Convolutional Neural Networks. *Studies in Health Technology and Informatics*.
[133] Reisner, A., Shaltis, P. A., McCombie, D., & Asada, H. H. (2008). Utility of the photoplethysmogram in circulatory monitoring. In *Anesthesiology*.

https://doi.org/10.1097/ALN.0b013e31816c89e1
[134] Rosendorff, C., Lackland, D. T., Allison, M., Aronow, W. S., Black, H. R., Blumenthal, R. S., Cannon, C. P., De Lemos, J. A., Elliott, W. J., Findeiss, L., Gersh, B. J., Gore, J. M., Levy, D., Long, J. B., O'Connor, C. M., O'Gara, P. T., Ogedegbe, G., Oparil, S., & White, W. B. (2015). Treatment of Hypertension in Patients with Coronary Artery Disease: A Scientific Statement from the American Heart Association, American College of Cardiology, and American Society of Hypertension. *Hypertension*. https://doi.org/10.1161/HYP.0000000000000018
[135] Sanaei, Z., Abolfazli, S., Gani, A., & Buyya, R. (2014). Heterogeneity in mobile cloud computing: Taxonomy and open challenges. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*. https://doi.org/10.1109/SURV.2013.050113.00090
[136] Sangeeta, B., & Laxmi, S. (2011). A Real Time Analysis of PPG Signal for Measurement of SpO2 and Pulse Rate. *International Journal of Computer Applications*.
[137] Sannino, G., Melillo, P., Stranges, S., De Pietro, G., & Pecchia, L. (2015). Short term Heart Rate Variability to predict blood pressure drops due to standing: A pilot study. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. https://doi.org/10.1186/1472-6947-15-S3-S2
[138] Sannino, Giovanna, De Falco, I., & De Pietro, G. (2016). Genetic programming for a wearable approach to estimate blood pressure embedded in a mobile-based health system. *Proceedings - International Conference on Tools with Artificial Intelligence, ICTAI*. https://doi.org/10.1109/ICTAI.2015.115
[139] Satyanarayanan, M., Bahl, P., Cáceres, R., & Davies, N. (2009). The case for VM-based cloudlets in mobile computing. *IEEE Pervasive Computing*. https://doi.org/10.1109/MPRV.2009.82
[140] Satyanarayanan, M., Lewis, G., Morris, E., Simanta, S., Boleng, J., & Ha, K. (2013). The role of cloudlets in hostile environments. *IEEE Pervasive Computing*. https://doi.org/10.1109/MPRV.2013.77
[141] Scholkmann, F., Boss, J., & Wolf, M. (2012). An efficient algorithm for automatic peak detection in noisy periodic and quasi-periodic signals. *Algorithms*. https://doi.org/10.3390/a5040588
[142] Seoane, F., Mohino-Herranz, I., Ferreira, J., Alvarez, L., Buendia, R., Ayllón, D., Llerena, C., & Gil-Pita, R. (2014). Wearable biomedical measurement systems for assessment of mental stress of combatants in real time. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s140407120
[143] Sharma, H., Sharma, K. K., & Bhagat, O. L. (2015). Respiratory rate extraction from single-lead ECG using homomorphic filtering. *Computers in Biology and Medicine*. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.01.024
[144] Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*. https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198
[145] Silva, B. M. C., Rodrigues, J. J. P. C., Simoes, T. M. C., Sendra, S., & Lloret, J. (2014). An ambient assisted living framework for mobile environments. *2014 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, BHI 2014*. https://doi.org/10.1109/BHI.2014.6864399
[146] Skala, K., Davidovic, D., Afgan, E., Sovic, I., & Sojat, Z. (2015). Scalable Distributed Computing Hierarchy: Cloud, Fog and Dew Computing. *Open Journal of Cloud Computing*.
[147] Slapni Č Ar, G., Mlakar, N., & Luštrek, M. (2019). Blood pressure estimation from photoplethysmogram using a spectro-temporal deep neural network. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s19153420
[148] Slapničar, G., Luštrek, M., & Marinko, M. (2018). Continuous blood pressure estimation from PPG signal. *Informatica (Slovenia)*.
[149] Slapnicar, G. (2018) Continuous blood pressure estimation from PPG signal. Master Thesis, Slovenia
[150] So, C. F., Choi, K. S., Wong, T. K. S., & Chung, J. W. Y. (2012). Recent advances in noninvasive glucose monitoring. In *Medical Devices: Evidence and Research*.
[151] Sobel, S. I., Chomentowski, P. J., Vyas, N., Andre, D., & Toledo, F. G. S. (2014). Accuracy of a novel noninvasive multisensor technology to estimate glucose in diabetic subjects during dynamic conditions. *Journal of Diabetes Science and Technology*. https://doi.org/10.1177/1932296813516182
[152] Song, J., Li, D., Ma, X., Teng, G., & Wei, J. (2017). A robust dynamic heart-rate detection

algorithm framework during intense physical activities using photoplethysmographic signals. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s17112450

[153] Souza, T. T., Balasingam, B., & Maev, R. (2019). Autonomous Heart Rate Tracking Methodology Using Kalman Filter and the em Algorithm. *FUSION 2019 - 22nd International Conference on Information Fusion*.

[154] Stevanoski, G., Achkoski, J., Koceski, S., Bogdanova, A. M., & Bogdanoski, M. (2015). Addressing communication security issues in BAN medical system: SIARS. *Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, LNICST*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-27072-2_28

[155] Stevanoski, G., Kocev, I., Achkoski, J., Koceski, S., & Temelkovski, B. (2016). Implementation of a system for physiological status monitoring by using tactical military networks. *Defence Science Journal*. https://doi.org/10.14429/dsj.66.9920

[156] Stojanova, A., Koceski, S., & Koceska, N. (2019) Continuous Blood Pressure Monitoring as a Basis for Ambient Assisted Living (AAL) – Review of Methodologies and Devices J Med Syst 43, 24. https://doi.org/10.1007/s10916-018-1138-8

[157] Sun, J. X., Reisner, A. T., & Mark, R. G. (2006). A signal abnormality index for arterial blood pressure waveforms. *Computers in Cardiology*.

[158] Takahashi, M., Heo, Y. J., Kawanishi, T., Okitsu, T., & Takeuchi, S. (2013). Portable continuous glucose monitoring systems with implantable fluorescent hydrogel microfibers. *Proceedings of the IEEE International Conference on Micro Electro Mechanical Systems (MEMS)*. https://doi.org/10.1109/MEMSYS.2013.6474439

[159] Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M., & Yoshida, M. (2014). Wearable photoplethysmographic sensors—past and present. In *Electronics* . https://doi.org/10.3390/electronics3020282

[160] Taneja, M., & Davy, A. (2016). Resource Aware Placement of Data Analytics Platform in Fog Computing. *Procedia Computer Science*. https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.08.295

[161] Tanweer, K. T., Hasan, S. R., & Kamboh, A. M. (2017). Motion artifact reduction from PPG signals during intense exercise using filtered X-LMS. *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. https://doi.org/10.1109/ISCAS.2017.8050418

[162] Teng, X. F., Poon, C. C. Y., Zhang, Y. T., & Bonato, P. (2008). Wearable Medical Systems for p-Health. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/RBME.2008.2008248

[163] Təuţan, A. M., Young, A., Wentink, E., & Wieringa, F. (2015). Characterization and reduction of motion artifacts in photoplethysmographic signals from a wrist-worn device. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7319795

[164] Thomas, S. S., Nathan, V., Zong, C., Akinbola, E., Aroul, A. L. P., Philipose, L., Soundarapandian, K., Shi, X., & Jafari, R. (2014). BioWatch - A wrist watch based signal acquisition system for physiological signals including blood pressure. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*. https://doi.org/10.1109/EMBC.2014.6944076

[165] Tierney, M. J., Tamada, J. A., Potts, R. O., Jovanovic, L., & Garg, S. (2001). Clinical evaluation of the GlucoWatch® biographer: A continual, non-invasive glucose monitor for patients with diabetes. *Biosensors and Bioelectronics*. https://doi.org/10.1016/S0956-5663(01)00189-0

[166] Trajkovik, V., Koceski, S., Vlahu-Gjorgievska, E., & Kulev, I. (2015). *Evaluation of Health Care System Model Based on Collaborative Algorithms*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-12817-7_19

[167] Trajkovik, V., Vlahu-Gjorgievska, E., Koceski, S., & Kulev, I. (2015). General assisted living system architecture model. *Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, LNICST*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-16292-8_24

[168] Turner, J. R., Viera, A. J., & Shimbo, D. (2015). Ambulatory blood pressure monitoring in clinical practice: A review. In *American Journal of Medicine*. https://doi.org/10.1016/j.amjmed.2014.07.021

[169] Übeyli, E. D. (2008). Feature extraction for analysis of ECG signals. *Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society,*

EMBS'08 - "Personalized Healthcare through Technology." https://doi.org/10.1109/iembs.2008.4649347

[170] Vieira, J. A. P. (2011). Algorithm development for physiological signal analysis and cardiovascular disease diagnosis - A data mining approach. *Physics Departament of the Faculty of Sciences and Technology*.

[171] Vlahu-Gjorgievska, E., Koceski, S., Kulev, I., & Trajkovik, V. (2016). Connected-Health Algorithm: Development and Evaluation. *Journal of Medical Systems*. https://doi.org/10.1007/s10916-016-0466-9

[172] Wac, K., & Tsiourti, C. (2014). Ambulatory assessment of affect: Survey of sensor systems for monitoring of autonomic nervous systems activation in emotion. *IEEE Transactions on Affective Computing*. https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2332157

[173] Wang, Lei, Lo, B. P., & Yang, G. Z. (2007). Multichannel reflective PPG earpiece sensor with passive motion cancellation. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*. https://doi.org/10.1109/TBCAS.2007.910900

[174] Wang, Ludi, Zhou, W., Xing, Y., & Zhou, X. (2018). A novel neural network model for blood pressure estimation using photoplethesmography without electrocardiogram. *Journal of Healthcare Engineering*. https://doi.org/10.1155/2018/7804243

[175] Wang, M., Li, Z., Zhang, Q., & Wang, G. (2019). Removal of motion artifacts in photoplethysmograph sensors during intensive exercise for accurate heart rate calculation based on frequency estimation and notch filtering. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s19153312

[176] Wang, R., Jia, W., Mao, Z. H., Sclabassi, R. J., & Sun, M. (2014). Cuff-free blood pressure estimation using pulse transit time and heart rate. *International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP*. https://doi.org/10.1109/ICOSP.2014.7014980

[177] Wang, Y. (2015). Cloud-dew architecture. *International Journal of Cloud Computing*. https://doi.org/10.1504/ijcc.2015.071717

[178] Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. In *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. https://doi.org/10.1016/c2009-0-19715-5

[179] World Health Organization. (2013). A global brief on Hypertension - World Health Day 2013. In *World Health Organization*. https://doi.org/10.1136/bmj.1.4815.882-a

[180] Wu, C. M., Chuang, C. Y., Chen, Y. J., & Chen, S. C. (2016). A new estimate technology of non-invasive continuous blood pressure measurement based on electrocardiograph. *Advances in Mechanical Engineering*. https://doi.org/10.1177/1687814016653689

[181] Xie, Q., Wang, G., Peng, Z., & Lian, Y. (2019). Machine Learning Methods for Real-Time Blood Pressure Measurement Based on Photoplethysmography. *International Conference on Digital Signal Processing, DSP*. https://doi.org/10.1109/ICDSP.2018.8631690

[182] Xu, B., Xu, L. Da, Cai, H., Xie, C., Hu, J., & Bu, F. (2014). Ubiquitous data accessing method in iot-based information system for emergency medical services. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. https://doi.org/10.1109/TII.2014.2306382

[183] Xu, P. J., Zhang, H., & Tao, X. M. (2008). Textile-structured electrodes for electrocardiogram. *Textile Progress*. https://doi.org/10.1080/00405160802597479

[184] Ye, Y., He, W., Cheng, Y., Huang, W., & Zhang, Z. (2017). A robust random forest-based approach for heart rate monitoring using photoplethysmography signal contaminated by intense motion artifacts. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s17020385

[185] Yi, S., Li, C., & Li, Q. (2015). A survey of fog computing: Concepts, applications and issues. *Proceedings of the International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*. https://doi.org/10.1145/2757384.2757397

[186] Yilmaz, T., Foster, R., & Hao, Y. (2010). Detecting vital signs with wearablewireless sensors. In *Sensors*. https://doi.org/10.3390/s101210837

[187] Yousefi, R., Nourani, M., Ostadabbas, S., & Panahi, I. (2014). A motion-tolerant adaptive algorithm for wearable photoplethysmographic biosensors. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. https://doi.org/10.1109/JBHI.2013.2264358

[188] Zhang, Q., Zhou, D., & Zeng, X. (2017). Highly wearable cuff-less blood pressure and heart rate monitoring with single-arm electrocardiogram and photoplethysmogram signals. *BioMedical Engineering Online*. https://doi.org/10.1186/s12938-017-0317-z

[189] Zhang, Yangsong, Liu, B., & Zhang, Z. (2015). Combining ensemble empirical mode decomposition with spectrum subtraction technique for heart rate monitoring using wrist-type photoplethysmography. *Biomedical Signal Processing and Control*. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.05.006

[190] Zhang, Yifan, Song, S., Vullings, R., Biswas, D., Simões-Capela, N., Van Helleputte, N., Van Hoof, C., & Groenendaal, W. (2019). Motion artifact reduction for wrist-worn photoplethysmograph sensors based on different wavelengths. *Sensors (Switzerland)*. https://doi.org/10.3390/s19030673

[191] Zhang, Z. (2015). Photoplethysmography-based heart rate monitoring in physical activities via joint sparse spectrum reconstruction. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2406332

[192] Zhang, Z., Pi, Z., & Liu, B. (2015). TROIKA: A general framework for heart rate monitoring using wrist-type photoplethysmographic signals during intensive physical exercise. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. https://doi.org/10.1109/TBME.2014.2359372

Рецензирани и објавени трудови произлезени од истражувањето

[1] Stojanova, Aleksandra and Koceski, Saso and Koceska, Natasa (2018) Continuous Blood Pressure Monitoring as a Basis for Ambient Assisted Living (AAL) – Review of Methodologies and Devices. Journal of Medical Systems. ISSN 0148-5598

[2] Stojanova, Aleksandra and Kocaleva, Mirjana and Luledjieva, Marija and Koceski, Saso (2019) High level activity recognition using android smart phone sensors - Review. Balkan Journal of Applied Mathematics and Informatics, 2 (2). pp. 27-36. ISSN 2545-4803

[3] Stojanova, Aleksandra and Zlatanovska, Biljana and Kocaleva, Mirjana and Gicev, Vlado (2015) Obtaining functions from Fourier series with Matlab. A journal for information technology, education development and teaching methods of technical and natural sciences, 5 (1). pp. 1-10. ISSN 2217-7949

[4] Kocaleva, Mirjana and Zlatanovska, Biljana and Stojanova, Aleksandra and Stojkovic, Natasa and Gicev, Vlado (2017) Wave equation with Dirichlet boundary conditions. In: ITRO 2017, 22 June 2017, Zrenjanin, Serbia.

[5] Kocaleva, Mirjana and Stojanova, Aleksandra and Koceska, Natasa (2017) Review: Using physiological parameters for evaluating User Experience. In: ITRO 2017, 22 June 2017, Zrenjanin, Serbia.