

УДК 004.048

## СУЪНИЙ НЕЙРОН ТАРМОҚЛАРИ АСОСИДА МИОКАРД ИНФАРКТНИ ТАСНИФЛАШ ВА ЖОЙЛАШУВ ЎРНИНИ АНИҚЛАШ

*Мўминов Б.Б., Насимов Р.Х., Хужаяров И.Ш., Гадойбоева Н.С.*

Ушбу мақолада электрокардиограммага (ЭКГ) асосан миокард инфарктни жойлашув ўрнини аниқловчи ва таснифловчи CNN(convolution neural network, CNN) архитектураси ишлаб чиқилди. 12-каналли ЭКГ тизимида асосан маълумотлар базаси лойиҳалаштирилди. CNN архитектурасида миокард инфарктнинг 10 синфи ва соғлом одамнинг дастлабки маълумотларидан ташкил топган база ўқитилди ва олинган натижа 98.47% га етди.

**Таянч иборалар:** CNN, ЭКГ, таснифлаш, миокард инфарктни аниқлаш, тасвирни таниб олиш.

В этой статье была разработана архитектура CNN на основе электрокардиограммы (ЭКГ) для определения и классификации местоположения инфаркта миокарда. База данных была разработана на основе системы ЭКГ с 12 отведениями. База данных, состоящая из 10 классов инфаркта миокарда и исходных данных от здорового человека, была обучена архитектуре CNN, и результат достиг 98,47%.

**Ключевые слова:** CNN, ЭКГ, обнаружение инфаркта миокарда, классификация и распознавание изображений.

In this paper, has been developed CNN architecture based on electrocardiogram (ECG) to determine and classify the location of myocardial infarction. Some approaches for detecting and classifying of myocardial infarction based on CNN networks by global researchers have discussed. The methods and means of detection of myocardial infarction have been studied. Deep learning techniques for classifying myocardial infarction were analyzed, including CNN. Current study focused primarily on the classification of myocardial infarction based on ECG images. The database was designed based on the 12-lead ECG system. A database consisting of 10 classes of myocardial infarction and baseline data from a healthy person was trained in CNN architecture. Scientists' work on automatic detection and classification of myocardial infarction has been studied and the results compared. Eleven classes created based on \*.mat files for MI classification and each \*.mat file consisted of amount of different data. For each class, network accuracy was calculated separately and the average of the results determined. The results were compared based on the table with the results of other researchers taken from their works. The specifics of each of taken results were also discussed.

The results of the article are summarized and future work is planned. The result obtained by the proposed method was 98.47%.

**Keywords:** CNN, ECG, myocardial infarction detection, classification, and image recognition.

## I. КИРИШ

Озиқ овқат ва дори дармонни назорат қилиш бошқармаси (food and drug administration, FDA) нинг олиб борган тахлилий маълумотларига кўра дунё миқёсида йилига 17.3 миллион кишининг ўлимига юрак-қон томир касалликлари сабаб бўлар экан. Бу кўрчатгич 2030 йилга бориб йилига 23.6 миллион кишига етиши мумкин [1]. Энг аҳамиятлиси шундаки, сўнгги йилларда ўлимга сабаб бўлувчи омиллар орасида миокард инфаркт (МИ) энг юқори кўрсаткичга эга бўлиб, у билан оғриган беморларнинг ёши тобора ёшариб, юрак хуружи ва тўсатдан вафот этиш ҳоллари борган сари кўпаймоқда. Вақтида тўғри ташҳис қўя олмаслик ва зарурий муолажани кўрсата олмаслик оқибатида инсонлар орасида МИ ўлимининг сони йилдан йилга кескин ошиб бормоқда. Тромблар сабабли коронар артерияларнинг окклюзиясидан келиб чиқадиган тўқима қон оқимининг узилиши натижасида миокард инфаркт содир бўлади. МИ натижасида юрак мушаклари шикастланади. Шикастланган мушакларга ўз вақтида тезкор ёрдам кўрсатилмаса, у доимий шикастланиб қолишига олиб келади. Шу сабабли миокард инфарктни вақтлироқ аниқлаш ва тўғри ташҳис қўйиш орқали тезкор тиббий ёрдам кўрсатиш; юрак етишмовчилиги, аритмия ва ўлимга олиб келувчи инфарктнинг асоратларини олдини олиш мумкин.

Тиббиётда МИ лаборатория тахлилида, МРТ, УЗИ ва ЭКГ усулларидан фойдаланиб аниқланади. Лаборатория тахлили қондаги миокарднинг оксиллари, жумладан миоглобин ва юрак тропони орқали аниқ маълумотлар олинади ва бу тахлил узок вақтни талаб қилади. Шунингдек, бу натижалардан инфарктнинг мавжудлиги ҳақида маълумот олинсада, жойлашув ўрнини аниқлаб бўлмайди [2]. 12 каналли ЭКГдан олинган маълумотларга асосан миокард инфарктга ташҳис қўйиш нисбатан осон, арзон, тезкор ва синалган усулдир.

ЭКГ орқали нафақат МИ бор ёки йўқлигини балки бошқа юрак-қон томир касалликларини ҳам аниқлаш мумкин. Шунингдек, ЭКГ хусусиятлари ёрдамида МИ содир бўлган жойни аниқлаш, зарарланганлик даражасини баҳолаш ва касалликка тўғри ташҳис қўйиш мумкин. Юракнинг зарарланган қисмини аниқлаш билан хавф баҳоланади. Шу сабаб бўлса керак, ошиб бораётган бемор-шифокор нисбатини камайтириш ва тез ёрдам ходимлари, навбатчи шифокорлар, малакасиз хамширалар, шахсий фойдаланувчилар учун компьютер ёрдамида ЭКГга асосан МИ ни аниқлаш усулини ҳаётга жорий этишга бўлган талаб сўнгги йилларда долзарб бўлиб бормоқда.

У.Ачарья, Х.Луи, Х.Фудзита, К. Чау, Х. Луи, Линпэн Джин, Джун Донг, Н.Стродхофф, К.Стродхофф томонидан CNN тармоқларидан фойдаланиб тасвирларни таснифлаш ва аниқлаб олиш устида кенг кўламли илмий тадқиқотлар олиб бормоқда, кўплаб алгоритмлар ишлаб чиқилмоқда. Бу алгоритмлар МИни аниқлаш ва таснифлашда асосий воситага айланмоқда. Одатда ушбу алгоритмлар қуйидаги босқичлардан иборат: дастлабки ишлов бериш, хусусиятларни ажратиб олиш ва таснифлаш.

- ЭКГ сигналига дастлабки ишлов бериш босқичда ЭКГ сигналларини филтрлаш ва нормализация қилиш жараёнларини ўз ичига олади.

- ЭКГ хусусиятларини ажратиб олиш босқичи - юрак уришини аниқлаш учун асосий усул ҳисобланади. ЭКГ сигналларидан хусусиятларни тўғри ажратиб олиш жараёни таснифлаш аниқлигига бевосита боғлиқ бўлиб, тўғри таснифлаш натижани ошишига, акс ҳолда йўқолишлар даражасини ошиб кетиши ва натижада таснифлаш аниқлиги пасайишига сабаб бўлиши мумкин [3]. Бугунги кунда, МИни аниқлашда вейвлет ўзгартириш асосида [4, 5, 6, 7, 8, 9] каби усуллардан фойдаланилмоқда. Аммо, машинали ўқитишда ЭКГ сигналларини таснифлаш учун чуқурлаштирилган ўқитишнинг CNN усулидан кенг фойдаланилади.

- Таснифлаш босқичи охириги босқич бўлиб, бунда чегаралаш, дискриминант таҳлил, SVM [10], қарор қабул қилиш дараҳти [11], Наив Баесиан [12], KNN (k-nearest neighbor, KNN) [13], сунъий нейрон тармоқлари асосида [14], оддий дифференциал тенгламалар [15], полиномик яқинлашиш [16] каби машинали ўқитишнинг классик усуллари, ҳамда ANN алгоритмларидан кенг фойдаланилади. Аммо машинали ўқитишнинг таснифлаш алгоритмларида ЭКГ тасвирларини синфларга ажратишдан олдин сигналларга дастлабки ишлов бериш ва ЭКГ хусусиятларини ажратиб олиш талаб этилиши каби ортиқча амаллар талаб этилади. Шунингдек, айнан ишлов берилмаган ва тасвир кўринишидаги ЭКГ маълумотлари билан ишлашда ва таснифлашда ушбу усулларнинг имконияти чеклангандир [17].

ЭКГ тасвирларини таснифлаш ва миокард инфарктни аниқлашда чуқурлаштирилган ўқитишга асосланган усуллар, хусусан CNN айнан тасвирни таснифлашга йўналтирилган усулдир [18]. Шунингдек, чуқурлаштирилган ўқитиш алгоритмларида сигналларга кўшимча ишлов бериш ва хусусиятларни ажратиб олиш каби амаллар талаб этилмайди.

ЭКГ сигналларини таснифлашда DL усулини энг кўп тарқалган турларидан бири ва синов натижалари юз фоизга етиши мумкин бўлган CNN алгоритмидан фойдаланилди. Таклиф этилаётган усулнинг бошқа усулларга нисбатан қатор афзалликлари мавжуд.

## 1. Миокард инфарктни аниқлашда 12 каналли ЭКГ қурилмасидан

фойдаланилди ва 12-каналдан келаётган сигналлар бир вақтнинг ўзида таҳлил қилинди.

2. Тармоқ архитектураси яхши ишлаб чиқилди ва тармоқни ўқитишда кам ҳажмли маълумотлардан фойдаланилди.

## II. АСОСИЙ ҚИСМ

Охирги йилларда овоз, тасвир, видео ва объектни таниб олиш учун чуқурлаштирилган ўқитиш усуллари кенг фойдаланилмоқда [10-16]. Таъкидланганидек, тасвирни таснифлаш учун ишлаб чиқилган CNN усули бошқа усуллар билан таққослаганда, ушбу усулда таснифлаш аниқлиги энг юқори натижага етиши мумкин. Шунингдек, CNN куйидаги афзалликларни кўллаб қувватлайди:

1. CNN айнан тасвирларни ( $A \times B \times C$  – 2 ёки кўп ўлчамли тасвирларни) таснифлашга асосланган бўлиб, CNNда кўп ўлчамли сигналлар билан ишлаш ва яхшироқ натижаларга эришиш мумкин.

2. Кирувчи сигналларга дастлабки ишлов бериш, хусусиятни бўлмаган ҳолда ажратиб олиш ва шовқин даражасини пасайтириш каби амаллар бажарилмайди.

3. Одатдаги нейрон тармоқларидан фарқли равишда тармоқ параметрлари ва чиқиш оғирлиги жуда кичик бўлади. Юқоридаги 2та фактор сабабли ортиқча сарфланадиган вақтни тежаш ва CNN тармоғи архитектурасини содда кўринишда ишлаб чиқиш мумкин.

2012 йилда биринчи марта CNN тармоғи Алекс Крижевский томонидан ишлаб чиқилган ва таснифлаш хатолиги 15% бўлган бўлса, 2018 йилда хатолик даражаси 2.9%га етди, натижада тасвирни таснифлаш [19], объектни аниқлаб олиш [20] ва семантик сигментация [21] борасида инсон кўзи ажрата олмайдиган даражадан юқори даражадаги аниқликка эришилди. Ушбу афзалликлар сабаб CNN тармоғи турли соҳаларда кенг жорий этилди. Хусусан, сўнгги йилларда тиббиётда МРТ, УЗИ, X-ray, радиоактив ва ЭКГ тасвирларини таснифлашда самарали фойдаланилмоқда [22-23].

CNN тармоғи нейрон тармоғининг бир тури бўлиб, фақатгина конволужин қатлами билан фарқ қилади. Конволужин қатлами CNN тармоғининг ядроси ҳисобланади. Бу қатламларда филтрлар ўзи эгаллаган соҳадаги пикселлар билан кўпайтирилади, барча кўпайтмалар кўшилади ҳамда филтр бутун юза бўйлаб силжитилади. Филтрлашдан сўнг ҳосил бўлган юза хусусиятларининг ҳаритаси киришдаги юзадан кичик бўлади. Шу тарзда тармоқда ишланиши керак бўлган пикселлар сони кадамба кадам камайтириб борилади. Натижада, умумий параметрлар сони одатдаги тармоқларникидан анча кам бўлади ва мос ҳолда тармоқнинг ишлаш тезлиги ҳам ошади.

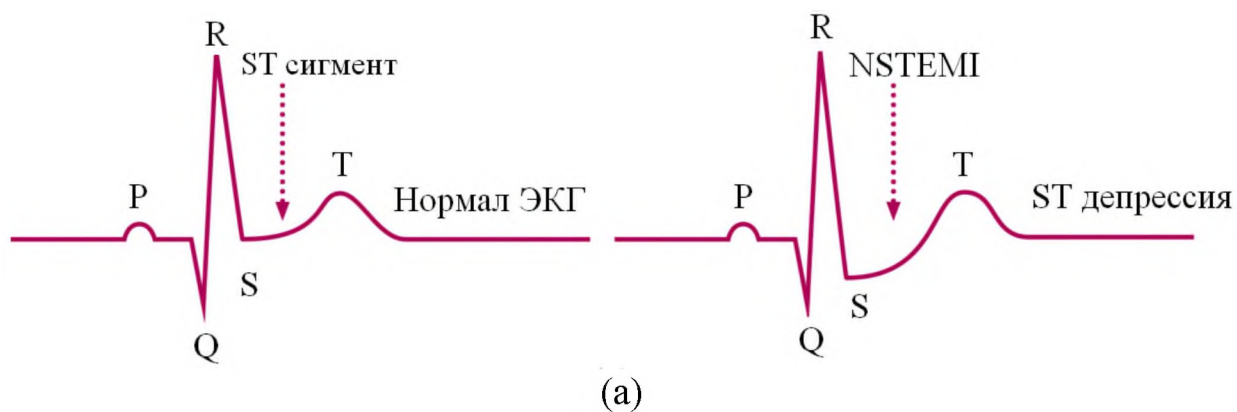
Қатламлар сонининг ошириб бориш билан тармоқнинг иш

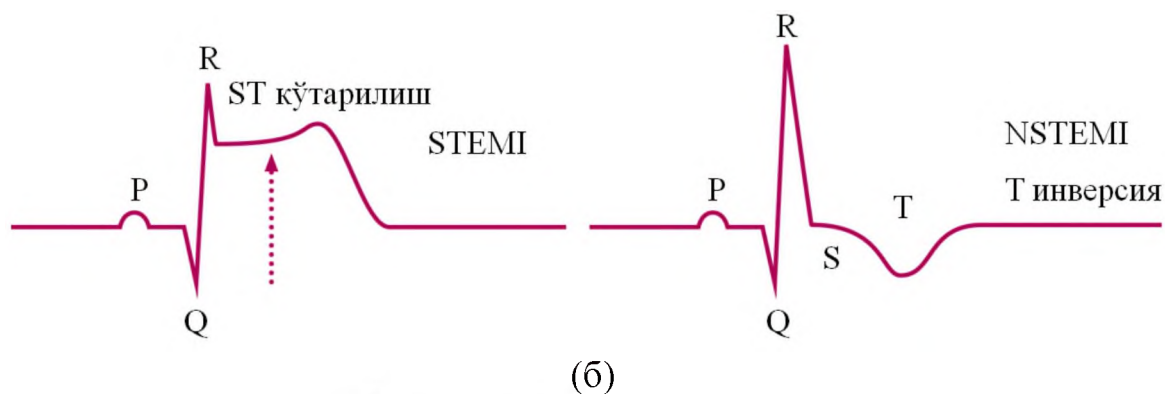
кобилиятини яхшилаш мумкинлиги сабабли CNN учун “чуқурлаштирилган ўқитиш” ибораси қўлланилади.

Тармоқда йўқолишларни олдини олиш учун Padding, нозизиқлик хусусиятларини оширишда ReLu, қайта ўқитишни назорат қилиш ва параметрларнинг миқдорини 75%гача сикиш учун Pooling, шунингдек Dropout, BatchNormalization, Fully connected, Softmax таснифлаш каби қатламлардан фойдаланилади.

Узоқ йиллик тажрибалардан маълумки, ЭКГ сигналининг тўлқин шаклидаги белгиларда бўладиган ўзгаришлар орқали юрак-қон томир касалликларини аниқлаш мумкин. ЭКГ тасвирларига мувофиқ МИни аниқлаш жараёни CNN тармоқларида ST кўтарилишга асосан микорад инфаркти (STEM) ва ST кўтарилишга асосланмаган микорад инфаркти (NSTEMI) кўринишида амалга оширилиши мумкин. Инсонларнинг юрак уриши ҳолати бир-бириникига ўхшамаганлиги ва МИ бошқа юрак-қон томир касалликлари билан ўхшаб кетиши ёки яширин шаклда намоён бўлиши сабаби компьютерда ушбу жараённи имитация қилиш жуда мураккаб ҳисобланади. Қуйидаги 1-расмда оддий ЭКГ тасвири, STEM ва NSTEMI тўлқин шакллари кўринишлари келтирилган.

**МИ аниқлаш бўйича амалга оширилган ишлар.** CNN тармоғида ЭКГ тасвирларини шарҳлаш, QRS комплексини аниқлаш, ST сигментини текшириш ва юрак касалликларини аниқлашда кенг фойдаланилмоқда. Бу соҳада қилинган илмий тадқиқотларда ЭКГ тасвирларини таснифлаш жараёни кўп марта таҳлил этилган, хусусан Б.Луис, А.Хейг, Г.Нагараджан ва У.Ачарьямаколаларда ёритилган [24-26]. ЭКГ асосида миокард инфарктни аниқлаш ва таснифлаш устида олиб борилаётган илмий тадқиқотларнинг таҳлили билан чекланамиз.





1-расм. (а) оддий ЭКГ ва NSTEMI тўлкин шакли ва (б) STEMI ва NSTEMI

Олимлардан У.Ачарья, Х.Фудзита, К.Чау ва Х.Луи ўзларининг CNN тармоқларида олиб борган илмий тадқиқот ишларида 1-каналли ЭКГ тавсирига асосан миокард инфарктни аниқлаш усуллари тақлиф қилинган [27-28]. У.Ачарья ва Х.Фудзита изланиш давомида CNN тармоғининг энг кўп қўлланувчи оддий архитектурасидан, яъни 4та конволужин ва 3та Fully connected қатламларидан фойдаланилган. К.Чау ва Х.Луи ўзларининг тадқиқот ишида CNN билан биргаликда рекуррент нейрон тармоғидан фойдаланган. Гибрид тармоқларидан олинган натижалар CNN тармоғида олинган натижалардан кўра 28% яхшироқ натижани қайт этган.

Шунингдек Д.Линпэн ва Д.Джун ўзларининг тадқиқот ишларида Lead CNN билан параллел равишда коюдага асосан хулосалар (Rule Inference) усулидан ҳамда охириги иккита босқичида кўп нуктали олдиндан айтиш технологияси ва Байесов синтези усулидан фойдаланди [29]. Тадқиқотчи Лиу илмий ишларида 12та каналдан олинган маълумотларни бирдан текшириш учун MFB-CNN (multiple-feature-branch convolutional neural network) усулидан фойдаланди ва унда ҳар бир каналга алоҳида ишлов берилди ва тармоқнинг охирида барча каналларни жамловчи Globally Fully Connected қатламини фойдаланди.

Тадқиқотчи Балоглу олиб борган изланишларининг натижалари [31] Ачарья олган натижаларига анча яқин бўлиб, хусусан Ачарьянинг архитектурасига жуда ўхшаш архитектурада тармоқ ўқитилди. Балоглу ўзининг тадқиқотида битта каналга асосан МИ таснифлаб аниқлаган. Ачарьянинг тадқиқот ишидан фаркли жихати МИни таснифлаш жараёни lead I каналидан олинган маълумотга асосланди ҳамда 12 каналлик ЭКГдан олинган маълумотлар тармоқда алоҳида ўқитилган [27].

Н.Стродхофф ва К.Стродхоффлар изланишларида Fully CNN, ResNet, LSTM-CNN архитектураларида кам сонли маълумотларга асосланган баъзада синов ўтказди ва натижалар такқосланган. Архитектураларида ўқитилиб олинган натижалар ичида FCNN архитектурасининг натижаларининг эҳши бўлганини кўрсатди [32].

Миокарт инфарктни аниқлаш жараёнида олимларнинг аксарияти

Берлин Техник Федераль Институти (ТФИ) томонидан 148та бемордан олинган маълумотлар асосида ишлаб чиқилган базасига мувофиқ бажарилган [34, 35]. Аини вақтда МИ маълумотларини тақдим этувчи очик база бўлмаганлиги сабабли кўплаб тадқиқотчилар томонидан ишлаб чиқилган база 148та МИ маълумотларини бир неча марта кўпайтириш ҳисобига шакллантирилган.

**Маълумотлар базаси.** Таклиф этилаётган алгоритмни ўқитишда ҳам БТФИ базаси маълумотларидан фойдаланилди. База 148та МИ билан оғриган беморлар, 54та соғлом инсонлар ва 69та миокард инфарктга ўхшаш бўлган БББ, миокардит, кардиомиопатия касалликлари билан оғриган беморларнинг маълумотларидан иборат. Базадаги ҳар бир маълумот 12 каналли ЭКГ қурилмасидан олинган маълумотларга асосланган. Кириш сигнали ўлчамини камайтириш мақсадида ЭКГ сигналидан фақат 1та юрак уриш даврига тенг оралик, яъни PQRST тўлқини ажратиб олинди. Барча маълумотларнинг ўлчамини бир хил қилиш ва бир вақтда барча беморларнинг юрак уриш ритминини максимум қамраб олиш мақсадида ўртача юрак уриш даври танлаб олинди: 0.651 секунд оралиғи 652 намунага тенг. PQRST тўлқинини ажратиб олиш учун аввало сигналдаги барча R чўққилар аниқланди. Бунинг учун Пан-Томпкинс алгоритмидан фойдаланилди [36, 37]. Сўнг R чўққидан 200та чапга ва 451та ўннга бўлган оралиқ қирқиб олинди. Юрак ритми ҳар бир инсонда ҳар хил бўлганлиги учун базани шакллантиришда тахикардия ва брадикардияси бор беморларнинг юрак уриши тезлигида кескин фарқ бўлганлиги сабабли (жуда узун ёки жуда қисқа) маълумотлардан фойдаланилмади. Базанинг умумий ҳажми 19904та намунадан ташкил топди.

Тармоқда ўқитиш учун МИнинг 10та тури: (anterior (A), anterior lateral (AL), anterior septal (AS), inferior (I), inferior lateral (IL), inferior posterior (IP), inferior posterior lateral (IPL), lateral (L), posterior (P), posterior lateral (PL) ва соғлом юрак ЭКГси берилган файллар ажратиб олинди. Ушбу файллардаги сигналдан 40та юрак уриши ажратиб олинди. Базанинг умумий ҳажми 19904та намунадан ташкил топди. Ҳар бир синфга тўғри келувчи намуналар сони 1-жадвалда келтирилди. Маълумотлар базасидаги файллар уч қисмга ажратилди: 70% ўқитиш, 20% текшириш ва 10% синов учун. Барча намуналар \*.mat файл кўринишида сақланди.

1-жадвал.

Ажратилган синфлар ва синфлар учун файллар сони

Синфлар сони	A	AL	AS	I	IL	IP	IPL	L	P	PL	Жами	
*.mat файллари сони	2517	1989	3550	3450	4271	2494	148	885	150	200	250	19904

Ҳар бир \*.mat файли 12та каналдан олинган 652та намуна узунлигидаги маълумотлар 12x652 кўринишда сакланди. Шунингдек, ушбу ишда маълумот каторларини саклаш тасвир маълумотларини саклаш (image datastore) усулидан фойдаланилди.

**CNN архитектураси.** CNN архитектурасини лойihalашда Matlab R2018a (version 9.4.0.813654) дастурининг нейрон тармоқлари усқунлари яшигидан (toolbox) фойдаланилди. Миокарт инфарктни таснифлаш ва аниқлаш жараёни ушбу тармоқда симуляция килинди ва тармоқ оптимизатори сифатида Адамоптимизаторидан фойдаланилди [4]. Ушбу параметр ўзида градиент( $\beta_1$ ) ва унинг квадрат қийматлари ( $\beta_2$ )ни куйидагича умумлаштириб келади,

$$m_\ell = \beta_1 m_{\ell-1} + (1 - \beta_1) \nabla E(\theta_\ell) \quad (1)$$

$$v_\ell = \beta_2 v_{\ell-1} + (1 - \beta_2) [\nabla E(\theta_\ell)]^2 \quad (2)$$

бу ерда,  $m_\ell$  - параметр градиентларининг ҳаракатланувчи ўртача қиймати,  $v_\ell$  параметр градиентларининг ҳаракатланувчи ўртача квадратик қиймати,  $\nabla E(\theta_\ell)$ - йўқолишлар функцияси градиенти, бу қиймат ўқитиш учун ажратилган барча маълумотлардан фойдаланиб аниқланади,  $\ell$  - такрорланишлар сони,  $\theta$  - параметр вектори.

Тажирибамизда, бу коэффициентлар (кечкикиш даражаси коэффициентлари деб ҳам юритилади), мос равишда 0.9 ва 0.99 деб белгиланди. Натижада тармоқ параметрларининг ўзгариши куйидаги қонунга кўра ифодаланди:

$$\theta_{l+1} = \theta_l - \frac{\alpha m_l}{\sqrt{v_l + \epsilon}} \quad (3)$$

Бу ерда  $\alpha$ - ўқитиш тезлиги,  $\epsilon$  - коэффициент мос равишда 0.01 ва 1га тенг деб белгилаб олинди. Шунингдек, пакетнинг ўлчами 128 ва даврларининг сони 22та килиб белгиланди.

Маълумотларни саклаш учун таъкидланганидек *image Datastore* танланди ҳамда у факат тасвирларни саклашга мўлжаллангани сабабли, \*.mat файлни ўқиб олиши учун кўшимча *@readFcn1* функциясидан фойдаланилди, *@readFcn1* функцияси куйидаги келтирилган:

```
>>function I = readFcn1(filename)
>>I = load(filename)
>>I = I.signaldata
>>end).
```

Таклиф этилаётган CNN тармоғининг архитектураси ва фойдаланилган катламларнинг параметрлари хақидаги маълумотлар 2-жадвалда келтирилган.



Input катлами тармокнинг биринчи катлами бўлиб, у нормаллаштирилмаган. Шунингдек тармоқда 3 та Convolution 2D катлами ишлатилди. Ҳар сафар ушбу катламдан кейин кетма-кет Batch Normalization, Leaky ReLU ва Max Pooling катламлари ишлатилган. *LeakyRelu* катлами – фаоллаштириш катлами бўлиб, у чегаралаш вазифасини бажаради, яъни ҳар қандай нолдан кичик манфий сондаги кийматлар ( $x$ ) муайян доимий сонга кўпайтирилади, яъни:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ scale * x, & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Кўп ҳолларда тасвир маълумотларини сақлаш учун ReLu катлаидан фойдаланилади. Биз фойдаланаётган тармоқда манфий ва мусбат сигналлар бўлганлиги учун ReLu катлами барча манфий кийматларни нолга айлантиради ва керакли маълумотларни йўқолишига олиб келиши мумкин. Шу сабабли ReLu катламининг ўрнига PReLU катлаидан фойдаланилди. Ушбу катлам тармокни ўқитиш мобайнида аниқлаб олган манфий сонларни муайян кўпайтувчиларга кўпайтиради.

Бу катламдан фойдаланиш даврида талаб килинган натижаларга эришилмаганлиги сабабли, унинг ўрнига Leaky ReLu катлаидан фойдаланилди ва шу орқали керакли натижаларга эришилди.

Тармокнинг сўнгги катламлари ҳисобланган fully connected, softmax ва classification output катламларидан ташкил топди.

Тармокни ўқитиш жараёни Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @2,50GHz 2,71 GHz параметрли компютерда амалга оширилди.

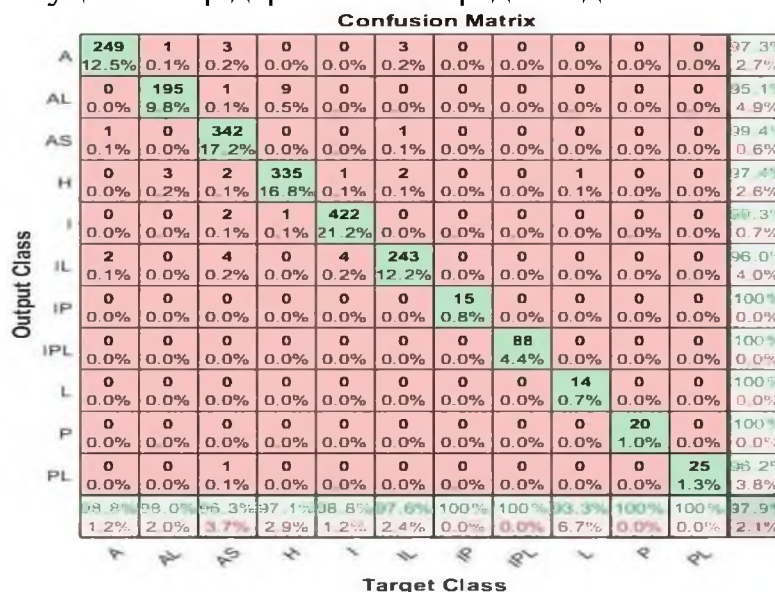
2-жадвал.

CNN архитектураси катламларининг параметрлари

№	Катламнинг номи	Катламнинг параметри	Чиқиш ўлчами	Параметрлар сони
1	Input	12x652	12x652x1	
2	Convolution2D	Фильтр ўлчами = [2 12], Фильтрлар сони = 64, Қадамлар сони = 2	6x321x64	1600
3	BatchNormalization	64 канал		
4	LeakyReLU	Масштаб - 0.01		
5	MaxPooling	Pooling ўлчами = 2, Қадамлар сони = 2	3x160x64	
6	Convolution2D	Фильтр ўлчами = [3 9], Фильтрлар сони = 16,	5x156x16	27664

		Қадамлар сони =1, Padding = 2		
7	BatchNormalization	16		
8	LeakyReLU	Масштаб 0.01		
9	MaxPooling	Poolingўлчами = [1 2], Қадамлар сони = 2	3x78x16	
10	Convolution2D	Фильтр ўлчами= [2 3], Фильтрлар сони = 8, Қадамлар сони = 2	1x38x8	776
11	BatchNormalization	8 канал		
12	LeakyReLU	Масштаб - 0.01		
13	MaxPooling	Poolingўлчами = [1 2] Қадамлар сони = 2	1x19x8	
14	Fully connected	Fully connected сони 11	1x11	1683
15	Softmax	Softmax		
16	Classificationoutput	Crossentropyex with 'A' ва 10 бошқа синфлар		

Тармокни ўқитиш жараёнида текшириш аниқлигини кўрсатгичи ўқитиш аниқлигининг кўрсатгичидан юкори бўлди ва бу қайта ўқитиш заруратини йўқлигини кўрсатди. Ўқитиш жараёнининг натижасида ўқитиш аниқлиги 96.87%, текшириш аниқлиги 98.47% ва текширишдаги йўқотишлар даражаси 0.005% кийматларга эришди. Кейин, тармокни тест қилиш учун ажратилган 19904 намуналар ҳам текширилди, 3-расм. Юкори ойнада кўк чизик ўқитиш аниқлигини ва қора нукта текшириш аниқлигини ифодаласа, куйи ойнадаги кизил чизик ўқитишдаги йўқотишлар ва қора нукталар текширишдаги йўқотишлар даражасини ифодалайди.



3-расм. Таснифлашни текшириш учун Confusion матрицаси

Синов натижалари 3-расмдаги матрица кўринишида келтирилган бўлиб, унинг қуйи қаторидаги яшил рақамларда таъсирчанлик ва ўнг томон охири қаторидаги яшил рақамларда тўғрилиқ кўрсаткичлари келтирилган. Кўриниб турганидек таклиф этилган архитектурада ўқитилган тармоқда таъсирчанлик кўрсаткичининг IP, IPL, P ва PL синфлари ва тўғрилиқ кўрсаткичларининг IP, IPL, L ва P синфлари 100% натижага эришди. Таъсирчанликнинг бошка синфларининг натижалари уларнинг ўхшашлиги сабабли пасайган, масалан соғлом синфнинг натижаси 97,1%. Соғлом синфда 9та AL деб ташхис қўйилган ЭКГнинг бирортаси AS синфига ажратилмаган. 4-расмда келтирилган каби, AL ва соғлом синфларидаги ЭКГларнинг II, V2 ва V6 каналларида ўхшаш шаклларни (ALда бир оз ST кўтарилишни кўриш мумкин) кўриш мумкин, аммо шакл AS дан тубдан фарк килади. Жадвалдан ташқари қийматлар жумладан, ўзига хослик, Юденнинг J-статистикаси ва аниқлик натижалари қуйидаги формулалар асосида ҳисоблаб чиқилди ва натижалар 2-жадвалга киритилди.

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (5)$$

$$Spe = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6)$$

$$Jstat = Specificity + Sensivity - 1 = \frac{TN}{TN + FP} + \frac{TP}{TP + FN} - 1 \quad (7)$$

Бу ерда, TN – ҳақиқий манфий натижа (true negative), TP- ҳақиқий мусбат натижа (true positive), FN – ёлғон манфий натижа (false negative), FP – ёлғон мусбат натижа (false positive).

3-жадвал.

Тармоқни тест жараёнидан олинган натижалари

Синф номи	Ўзига хослиги (%)	J-stat (%)	Аниқлиги (%)
A	97,2	96	98
AL	94,9	92,9	96,5
AS	99,4	95,7	97,9
H	97,3	94,4	97,2
I	99,3	98,1	99,4
IL	96	93,6	98,8
IP	100	100	100
IPL	100	100	100
L	100	93,3	96,7
P	100	100	100
PL	96	96	98
Ўртача	98,2	96,4	98,4

Шу кунгача ЭКГ маълумотларига асосан миокард инфарктни таснифлаш учун фақат битта ёки бир неча ЭКГ каналига асосланган турли ёндашувлари ишлаб чиқилган. Тиббиёт соҳасида мутахассислари миокард инфарктни аниқлашда 12та каналдан фойдалангани каби, таснифлаш ишончли бўлиши ҳам 12та канал маълумотлари билан таъминланади.

Фақат битта ЭКГ каналига асосан миокард инфарктни аниқлаш жарёни бир гуруҳ тадқиқотчилар томонидан ишлаб чиқилди [27, 28]. Битта канал орқали юракнинг турли қисмларида содир бўладиган миокард инфаркт ҳақидаги маълумотлар тўлиқ тақдим этиш мушкул. Таъкидланганидек, миокард инфарктни ишончли аниқлашнинг калити – 12та каналдан олинган маълумотларига суянишдир. Бошқа ёндашувда 12та каналнинг маълумотлари алоҳида тадқиқ қилинган ва тармоқда алоҳида-алоҳида ўқитилган. Эришилган натижалар 99% ташкил этган бўлсада, уларни ҳаётга тадбиқ этиб яхши натижага эришиш мураккаб. Муаллифлар базада жами 51889та маълумотдан фойдаланган бўлсада, lead III канал учун энг кўп маълумот ажратилган ва синовнинг аниқлиги айнан lead III канал учун энг кам чиққан, 99,35% [31]. Бу ўқитиш аниқлиги билан таққослаган 0,19% кам дегани. Шунингдек, ўқитиш жараёни жами 60та даврдан ташкил топган, яъни тармоқда қайта ҳолати юзага келган бўлиши мумкин [34]. [31] ёндашувдан фаркли равишда [30] ишда алоҳида ўқитилган каналлар ‘GlobalFullyConnected’ қатламида умумлаштирилган ва таснифлаш жараёни хулосаланган. Бошқаларга нисбатан кам синфдан фойдаланилган усулда муаллифлар 99,81% натижага эришган. Таъкидлаш лозимки, миокард инфаркт ва унинг турлари ЭКГнинг 12та каналида кўринмаслиги ҳам мумкин ёки баъзи турлари муайям каналда бир хил хусусиятга эга бўлади. Бу ҳолат юқорида келтирилган усулларда ўқитиш жараёнларида деярли ҳисобга олинмаган.

Ташҳис қўйишда миокард инфарктни тўғри таснифлаш ва аниқлаб олиш жуда муҳимдир. Чунки миокард инфаркт турли сабабларга кўра содир бўлганлиги каби уларни муолажа қилиш ҳам бир-биридан фарқ қилади. Х.Луи ва К.Чоу томонидан таклиф этилган ёндашувда юқоридаги ҳолатлар ҳисобга олинган. Тармоқ архитектураси миокард инфарктни, унга ўхшаш касалликларни, соғлом инсоннинг ҳолатини ва қўшимча шовқинларни тўғри таснифлаш имкониятини қўллаб қувватлайди. Бироқ, маълумотлар базаси фақат I каналдан олинган маълумотларга асосан қурилганлиги сабабли фақатгина ён, паст ва артериал миокард инфарктдаги ST сегментининг ўзгаришлари ҳақида маълумот тақдим этилади [28]. Шунингдек улар аниқликни ошириш мақсадида сигналларни филтрлаш, силжитиш ва нормаллаштириш жараёнларидан фойдаланган. Ушбу таклиф қилинган усулни ҳаётда қўллашни мураккаб томони шундаки, текширилаётган сигнал ҳам филтрланиши, силжитилиши ва нормаллаштирилиши лозим бўлади.

Юқоридаги ишлардан фаркли, бир гуруҳ тадқиқотчилар томонидан 8

каналли ЭКГ курилмасидан олинган кам сонли маълумотларга асосланган тармоқ архитектураси ишлаб чиқилди. Тадқиқотчилар томонидан ушбу архитектурада фақат учта синфдан фойдаланиб миокард инфаркт таснифланди. Тармоқнинг аниқлиги даражаси 80,3%га етган. Ушбу ишнинг камчилиги синфлар сонини чекланганлиги ва аниқлик даражасининг пастлигида [32]. Тиббиётда биринчи марта 150000та маълумотни ўз ичига олувчи база ва бир вақтда юрак-қон томир касалликларининг бир қатор турларини ажратиб бера оладиган CNN архитектураси таклиф этилди. Ишнинг диққатга сазовор томони юқоридаги ишлар каби битта беморнинг маълумоти тармоқда кўпайтирилмаган. Тармоқнинг аниқлик даражаси нисбатан кам чиққан, 86,22%. Шунингдек, тармоқ миокард инфарктни жойлашган ўрни ҳақида маълумот тақдим қилмайди [29].

Юқорида таклиф этилган ишлардан фарқли, [30] ишда 12 каналли ЭКГ маълумотларини бир вақтда ишлов берувчи ва кам такрорланувчи базада ўқитилган тармоқ билан нисбатан яхшироқ натижага эришилди, 98,4%. Юрак уришларининг узунлиги 90% касалларни камраб олувчи 652 намуна кўринишида танланди. Шунингдек, филтрлаш ва нормаллаштириш каби дастлабки ишлов бериш жараёнларидан фойдаланилмади. Кейинги ишларимизда маҳаллий клиникалар билан ҳамкорликда олинган ЭКГ маълумотларига асосан тармоқни қайта ўқитиш мақсад қилинди. Қуйидаги 4-жадвалда халқаро олимларнинг миокард инфарктни аниқлаш устида олиб борган ва олган натижаларининг қиёсий таҳлили келтирилган [27, 33, 29, 31, 32, 30, 28].

4-жадвал.

Миокард инфарктни аниқлаш учун ишлаб чиқилган ечимларнинг натижаларини қиёсий таҳлили

№	Тадқиқотчилар	Намуналар сони	Каналлар сони	Синов аниқлиги (%)	Синфлар сони
1	Р.Ачарья	50728	1	93,53	2
2	Т.Реасат	6277	3	84,54	2
3	Д.Линпэн	150 000	8	86,22	(10+)
4	Б.Балоглу	611 404	12	99,78	11
5	Н.Стродтхоф	207	8	80,3	3
6	В.Лю	59336	12	99,81	6
7	В.Луи	150 000	1	94,62	4
8	Таклиф этилган усули	19904	12	98,47	11

### III. ХУЛОСА

Ушбу ишда 12-каналли ЭКГдан олинган маълумотларга асосан миокард инфарктни соғлом юрак фаолиятидан фарқловчи ва миокард инфарктни жойлашган ўрнини аниқловчи CNN тармоғи архитектураси ишлаб чиқилди. Тармоқни ўқитишда қайта ўқитишни олди олинди ва тажриба синовнинг аниқлиги 98,47% га етди.

Тадқиқотчилар Венхан Лю ва Баран Балоглу олган натижалари 99% ошган бўлсада, Венхан Лю кам сонли синфдан ва Баран Балоглу кўп маълумотлар фойдаланган. Таклиф этилаётган ишда эса юқоридаги ишлар билан таққослаганда синфлар сони кўп ва маълумотлар ҳажми кам [30].

Эришилган натижаларни юрак-қон томир касалликлари билан шуғилланувчи шифокорларга бемордаги миокард инфарктни жойлашув ўрни ва кўлами ҳақида маълумот берувчи ҳамда миокард инфарктни бошидан кечирганлар ва холтер ёки мобил илова орқали назоратда бўлган беморлар учун дастур сифатида жорий қилиш мумкин. Бемордан олинган натижага асосан шифокор биринчи ёрдамни кўрсатиш имкониятига эга бўлади.

Келажакда ушбу тадқиқот натижаларини реал ҳаёт жорий қилиш мақсадлари учун маҳаллий кардиология ва польклинаикалар билан кенг ҳамкорликда ишлар олиб борилади. Маълумотлар базаси асосан миокард инфаркт мавжуд бўлган беморлар, соғлом одамлар ва миокард инфарктга ўхшаш касалликларнинг маълумотлари асосада шакллантирилади.

## АДАБИЁТЛАР

- [1]Min Wan, Cato Laurencin, Xiaojin Yu. ‘Encyclopedia of biomedical engineering’, Elsevier publisher, vol.1, 2019
- [2]Smith SW, Zvosec DL, Henry TD, Sharkey SW, editors. The ECG in acute MI: an evidence-based manual of reperfusion therapy. 1st ed. Philadelphia: Lippincott, Williams and Wilkins; pp. 98-112, 2002.
- [3] Le L., Yefeng Z., Gustavo C., Lin Y., "Advances in Computer Vision and Pattern Recognition, Precision Medicine, High Performance and Large-Scale Datasets", Springer International Publishing Switzerland, pp. 512-517, 2017
- [4]H. Pereira, N. Daimiwal, "Analysis of features for myocardial infarction and healthy patients based on wavelet", Proc. 2016 Conf. Adv. Signal Process., pp. 164-169, Jun. 2016.
- [5] S. Banerjee, M. Mitra, "Application of cross wavelet transform for ECG pattern analysis and classification", IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 63, no. 2, pp. 326-333, Feb. 2014
- [6]Qibin Zhao, and Liqing Zhan, “ECG Feature Extraction and Classification Using Wavelet Transform and Support Vector Machines,” International Conference on Neural Networks and Brain, ICNN&B '05, vol. 2, pp. 1089-1092, 2005.

- [7] Geoffrey H. T., Jeffrey Z., Francesca N. D., and Rahul C. D., "Automated and Interpretable Patient ECG Profiles for Disease Detection, Tracking, and Discovery", arXiv:1807.02569v1 [cs.CV] 6Jul 2018
- [8] Rodríguez R., Mexicano A., Bila J., Cervantes S., Ponce R., "Feature Extraction of Electrocardiogram Signals by Applying Adaptive Threshold and Principal Component Analysis", [Journal of Applied Research and Technology, Volume 13, Issue 2](#), pp 261-269, 2015
- [9] Jen K.-K., Hwang Y.-R., "ECG feature extraction and classification using cepstrum and neural networks", [Journal of Medical and Biological Engineering](#), 28(1): pp 31-37, 2008
- [10] Dohare, A. K., Kumar, V., & Kumar, R. Detection of myocardial infarction in 12 lead ECG using support vector machine. *Applied Soft Computing*, 64, pp. 138-147, 2018
- [11] [Mair J](#), [Smidt J](#), [Lechleitner P](#), [Dienstl F](#), [Puschendorf B](#), "A decision tree for the early diagnosis of acute myocardial infarction in nontraumatic chest pain patients at hospital admission", *Chest Journal*, 108(6):1502-1509, 1995
- [12] [Devika M. G.](#), [Gopakumar C.](#), [Aneesh R.P.](#), [Gayathri R.N.](#), "Myocardial infarction detection using hybrid BSS method", [2016 International Conference on Communication Systems and Networks](#), pp.21-23, 2016
- [13] Muhammad A., Ijaz A.M., Fayyaz A.A., "Detection and Localization of Myocardial Infarction using K-nearest Neighbor Classifier", *Journal of Medical Systems*, Volume 36, [Issue 1](#), pp 279–289, 2012
- [14] JavadKojuri, Reza Boostani, PooyanDehghani, Farzad Nowroozipour, Nasrin Saki, "Prediction of acute myocardial infarction with artificial neural networks in patients with nondiagnostic electrocardiogram", *Journal of Cardiovascular Disease Research*, Vol 6, Issue 2, pp 51-59, 2015
- [15] Zewdie G, Xiong M. Fully automated myocardial infarction using ordinary differential equations. *Proc. 8th int. Conf. Bioinforma. Comput. Biol. BICOB*. p.p. 17–22, 2016
- [16] Chang P-C, Lin Y-CW J-J. Myocardial infarction classification using polynomial approximation and principle component analysis. *Natl Digit Libr Thesis Diss Taiwan*, p.p. 76–81, 2011
- [17] S. Kiranyaz, T. Ince, and M. Gabbouj, "Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks" *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.63,no.3,pp.664–675, 2016
- [18] X. Zhai and C. Tin, "Automated ECG Classification Using DualHeartbeat Coupling Based on Convolutional Neural Network," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 27465–27472, 2018.
- [19] Vishali A., Gagandeep, "A review:deep learning technique for image classification", *ACCENTS Transactions on Image Processing and Computer Vision*, Vol 4(11), pp. 465–472, 2017



- [20] [Xin Jia](#), "Image recognition method based on deep learning", [29th Chinese Control And Decision Conference \(CCDC\)](#), pp. 212–217, 2017
- [21] [https://medium.com/@arthur\\_ouaknine/review-of-deep-learning-algorithms-for-image-semantic-segmentation-509a600f7b57](https://medium.com/@arthur_ouaknine/review-of-deep-learning-algorithms-for-image-semantic-segmentation-509a600f7b57)
- [22] Emad O, Yassine IA, Fahmy AS "Automatic localization of the left ventricle in cardiac MRI images using deep learning". In: Proceedings of annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society, pp 683–686, 2015
- [23] Chen H, Zheng Y, Park J-H, Heng PA, Zhou SK Iterative multi-domain regularized deep learning for anatomical structure detection and segmentation from ultrasound images. In: Proceedings of international conference medical image computing and computer assisted intervention, pp 574–586, 2016
- [24] Luis B.-C., Sergio M.-R., Alicia G.-C. José L.R.-Á., "Review Deep Learning and Big Data in Healthcare: A Double Review for Critical Beginners", Applied. Science. pp 401–407, 2019
- [25] Haya A., "Convolutional Neural Network Application in Biomedical Signals", Journal of Computer Science and Information Technology, Vol. 6, No. 2, pp. 45-59, 2018
- [26] Nagarajan G., Ramakrishnan S., Thomas M. D., "Deep Learning on 1-D Biosignals: a Taxonomy-based Survey", CC BY-NC-ND 4.0 · Yearb Med Inform , 27(01): pp. 098-109, 2018
- [27] Acharya U, Fujita H, Oh SL, Hagiwara Y, Tan JH, Adam M. Application of deep convolutional neural network for automated detection of myocardial infarction using ECG signals. Inf Sci, pp. 415–416, 2017
- [28] Lui, H. W., & Chow, K. L. Multiclass classification of myocardial infarction with convolutional and recurrent neural networks for portable ECG devices. Informatics in Medicine Unlocked, 13, pages 26-33, 2018.
- [29] Linpeng Jin and Jun Dong Normal Versus Abnormal ECG Classification by the Aid of Deep Learning. pp. 295-316, 2018.
- [30] Wenhan L., Qijun H., Sheng Ch., Hao W., Jin H. Multiple-feature-branch CNN for myocardial infarction diagnosis using electrocardiogram. Biomedical Signal Processing and Control 45, pp. 22–32, 2018
- [31] U.B. Baloglu, M. Talo, O. Yildirim , R. S. Tan , U.R. Acharya Classification of Myocardial Infarction with Multi-Lead ECG Signals and Deep CNN, pp. 228–232, 2017
- [32] Nils Strodthoff, Claas Strodthoff, "Detecting and interpreting myocardial infarction using fully convolutional neural networks", arXiv:1806.07385v2, 5, 2019
- [33] T. Reasat and C. Shahnaz, "Detection of inferior myocardial infarction using shallow convolutional neural networks," IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference, pp. 112–116, 2017.



- [34] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PC, Mark RG, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation* 2000;101:e215-2
- [35] Bousseljot R, Kreiseler D, Schnabel A. Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet. *Biomed Tech*, 1995
- [36] Sedghamiz. H, "Matlab Implementation of Pan Tompkins ECG QRS detector.", 2014.
- [37] Pan.J, Tompkins. W.J,"A Real-Time QRS Detection Algorithm" *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-32, no. 3, 1985
- [38] X. Zhai and C. Tin, "Automated ECG Classification Using DualHeartbeat Coupling Based on Convolutional Neural Network,"*IEEE Access*, vol. 6, pp. 27465–27472, 2018.
- [39] <https://hackernoon.com/memorizing-is-not-learning-6-tricks-to-prevent-overfitting-in-machine-learning-820b091dc42>