

ӘОЖ 004.
FTAXP 28.23.15

<https://doi.org/10.55452/1998-6688-2026-23-3-298-311>

¹Тасжурекова Ж.К.,

Т.Ғ.К., доцент м.а., ORCID ID: 0000-0002-8307-9417,
e-mail: tashhurekova@mail.ru

²Козыбаев Д.Х.,

PhD, ORCID ID: 0000-0001-5509-8656
e-mail: kozybayev_dkh@enu.kz

^{2*}Танирбергенев А.Ж.,

Т.Ғ.К., доцент м.а., ORCID ID: 0009-0000-8401-5434,
*e-mail: t.adilbek@mail.ru

³Ахметжанова Ш. Е.

Т.Ғ.К., доцент м.а., ORCID ID: 0000-0002-4131-8328,
e-mail: sh.akhmetzhanova@astanait.edu.kz

¹Абдувалова А.Д.,

Т.Ғ.К., доцент м.а., ORCID ID: 0000-0002-4683-7821
e-mail: abduvalova_ad@mail.ru

¹М.Х. Дулати атындағы Тараз өңірлік университеті, Тараз қ., Қазақстан
²Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Астана қ., Қазақстан
³Astana IT university, Астана қ., Қазақстан

АЛАҚАН ПАРАМЕТРЛЕРІН ТАЛДАУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ТЕХНОЛОГИЯЛАРЫН ҚОЛДАНА ОТЫРЫП, ЖЕКЕ ТҮЛҒАНЫ СӘЙКЕСТЕНДІРУДІҢ БИОМЕТРИЯЛЫҚ ЖҮЙЕСІН ӘЗІРЛЕУ

Аңдатпа

Бұл мақалада алақан параметрлерін талдау арқылы жеке тұлғаны сәйкестендіруге арналған биометриялық жүйені машиналық оқыту технологиялары негізінде әзірлеу мәселелері қарастырылады. Зерттеудің өзектілігі ақпараттық қауіпсіздікті қамтамасыз ету, қолжетімділікті бақылау және пайдаланушыларды сенімді идентификациялау қажеттілігімен байланысты. Алақан биометриялық идентификатор ретінде жоғары даралыққа ие болғандықтан, оның анатомиялық ерекшеліктері – саусақ контурлары, тері текстурасы, алақан сызықтары және қан тамырларының орналасуы – тұлғаны тануда тиімді белгі ретінде пайдаланылды. Зерттеу барысында алақан кескіндерінен маңызды биометриялық аймақтарды автоматты түрде анықтау үшін ROI-LANet моделі қолданылды. Бұл модель алақандағы негізгі нүктелерді дәл локализациялап, кескінді туралау және қызығушылық аймағын (ROI) бөліп алу мүмкіндігін қамтамасыз етеді. Ал алынған ROI негізінде пайдаланушыларды жіктеу міндетін орындау үшін ResNet18 терең конволюционды нейрондық желісі пайдаланылды. Қалдық блоктарға негізделген бұл модель күрделі биометриялық белгілерді тиімді тануға және классификация дәлдігін арттыруға мүмкіндік береді. Эксперименттік нәтижелер ұсынылған жүйенің жоғары дәлдік пен тұрақтылық көрсететінін дәлелдеді. Сынақтар барысында сәйкестендірудің дәлдігі шамамен 97% деңгейінде болды. Сонымен қатар жүйе жарықтандыру жағдайлары мен түсіру бұрыштарының өзгеруіне төзімді болып шықты. Алынған нәтижелер әзірленген биометриялық жүйенің қауіпсіздік жүйелерінде, қолжетімділікті бақылауда және транзакцияларды тексеруде практикалық қолдану әлеуетінің жоғары екенін көрсетеді.

Түйін сөздер: биометриялық сәйкестендіру, машиналық оқыту, алақан, нейрондық желілер, ROI-LANet, ResNet18, алақан параметрлері, кіруді бақылау, тексеру.

Кіріспе

Адамның физикалық және мінез-құлық ерекшеліктеріне негізделген биометриялық сәйкестендіру қазіргі уақытта қауіпсіздік саласында маңызды рөл атқарады. Мұндай сипаттамаларға саусақ іздері, дауыс, бет-әлпет, көздің қарашығы, сондай-ақ қолжазба, қолтаңба және жүріс-тұрыс сияқты мінез-құлық белгілері жатады. Көптеген әдістердің ішінде алақан арқылы тұлғаны тануға барған сайын көбірек назар аударылуда. Адамның алақанында саусақтардың пішіні, алақан сызықтары, тері текстурасы, тіпті қан тамырларының орналасуы сияқты көптеген жеке ерекшеліктердің тұтас жиынтығы бар. Осының арқасында бұл әдіс сенімді саналады және оны қолдан жасау іс жүзінде мүмкін емес. Алақанды биометриялық идентификатор ретінде пайдалану медициналық жүйелерде қол жеткізуді бақылау, транзакцияларды тексеру және тұлғаны сәйкестендіру үшін кең мүмкіндіктер ашады. Бұл әдістің негізгі артықшылықтары – жоғары дәлдік пен жабдықтың қолжетімділігі.

Бет-әлпетті танудан айырмашылығы, алақанды тануға жарықтандыру немесе бет әлпеті әсер етпейді, сондықтан жүйе тіпті күрделі жағдайларда да тұрақты жұмыс істейді. Сонымен қатар, алақанды сканерлеу жылдам жүзеге асырылады және пайдаланушының араласуын қажет етпейді, бұл оны ыңғайлы әрі кедергісіз етеді.

Зерттеулерде [1–4] биометриялық технологияларды практикада енгізу мысалдары қарастырылған. [1] жұмыста сәйкестендіру әдістеріне, соның ішінде бет кескінін пайдалануға және дәлдікті арттыру үшін нейрондық желілерді қолдануға салыстырмалы талдау жүргізілген. [2] және [3] жұмыстарда саусақ ізі деректеріне негізделген шешімдер қарастырылып, саусақ іздерінің қасиеттерін сипаттайтын математикалық модельдер және балама әдістермен салыстырғанда жоғары дәлдік көрсеткен сәйкестендіру алгоритмдері әзірленген. [4] мақалада алақанның тері астындағы қан тамырларының кескіндерін пайдаланатын жүйелерге назар аударылған. Бұл тәсіл барған сайын кеңінен қолданылуда, өйткені ол сенімділік пен қауіпсіздікті іске асырудың салыстырмалы қарапайымдылығымен ұштастырады.

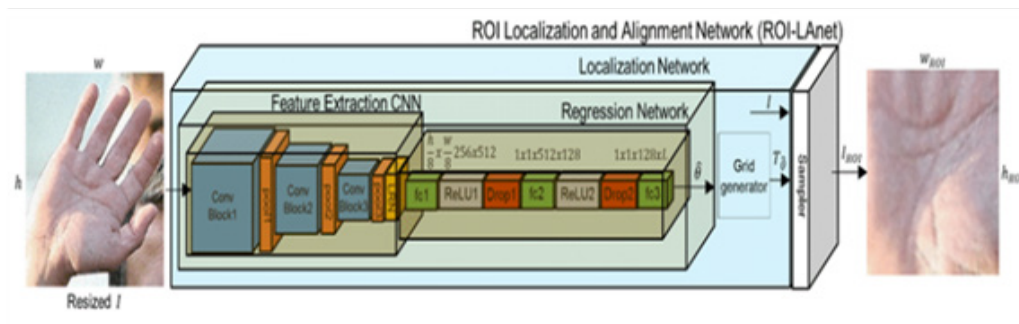
Машиналық оқыту технологиялары мен конволюциялық нейрондық желілерді (CNN) енгізу ерекше назар аударуды қажет етеді. Оларды пайдалану алақан кескіндерінен белгілерді бөліп алу дәлдігін арттырып, тану процесін оңтайландырды.

Бұл зерттеудің мақсаты – машиналық оқыту әдістерін қолдана отырып, алақан параметрлеріне негізделген тұлғаны сәйкестендірудің биометриялық жүйесін құру. Жұмыста биометриялық белгілерді анықтау және жіктеу кезеңдері қарастырылып, ұсынылған тәсілді іске асыру үшін пайдаланылатын ROI-LANet және ResNet18 модельдерін сынау нәтижелері ұсынылады.

Материалдар мен әдістер

Бұл жұмыста адамның алақан кескіндері негізінде тұлғаны сәйкестендіру мәселесі зерттелді. Зерттеу барысында конволюционды нейрондық желілердің биометриялық сәйкестендірудегі тиімділігі қарастырылды. Эксперименттік зерттеулер жүргізу үшін Kaggle платформасындағы ашық palmpoint деректер қоры пайдаланылды. Деректер жиыны әртүрлі жарықтандыру және түсіру жағдайларында алынған алақан кескіндерін қамтиды. Зерттеу барысында 120 адамға тиесілі 2400 алақан кескіні қолданылды. Деректер жиыны оқыту және тестілеу жиындарына 80/20 қатынасында бөлінді. Кескіндер алдын ала өңдеуден өткізіліп, өлшемдері 224×224 пиксельге келтірілді. Арнайы алақанды талдау мақсатында биометриялық ерекшеліктері бар аймақтарды анықтауға өте қолайлы – негізгі модель ретінде ROI-LANet таңдалды. Бұл модель үлкен екі бөліктен тұрады. Біріншісі – мүмкіндіктерді алуға арналған желі – ол алақандағы әрбір қабатты қарап, пайдалы болуы мүмкін барлық нәрсені таңдайды: терінің текстурасы, алақандағы сызықтар, олардың қиылысулары, жалпы контур. Әрбір қарастырылған қабат кескінді өзінше өңдейді, нәтижесінде әр арна сипаттамалардың жеке жиынын сақтайтын көп өлшемді көрініс пайда болады. Екіншісі – регрессиялық желі.

Регрессиялық желі суретпен емес, бірінші желі қалыптастырған мүмкіндіктермен жұмыс істейді. Оның міндеті – алақандағы негізгі нүктелердің координаталарын анықтау: сызықтар қай жерде қиылысады, олар қалай орналасқан, қай аймақтарды ерекшелеу керек. Содан кейін бұл координаттар (θ) кескінді тартып, оны туралап, қажетті аумақты таңдайтын арнайы Grid Generator блогымен пайдаланылады. Бұл теңестіру таза және дәл ROI алуға мүмкіндік береді, содан кейін талдау мен салыстыруға пайдаланылады.



Сурет 1 – ROI-Lanet жұмыс процесі

1-суреттен көрініп тұрғандай, ROI-LANet жұмыс процесін келесі қадамдарға бөлуге болады:

- ♦ алақанның кескіні енгізу (Resized I) мүмкіндіктерді (Feature Extraction CNN) шығару желісіне беріледі, онда конволюционды блоктар оны талдайды және негізгі мүмкіндіктерді шығарады;
- ♦ регрессиялық желі алынған мүмкіндіктерді өңдейді және алақан кескініндегі негізгі нүктелердің θ координаталарын болжайды;
- ♦ Grid Generator блогын пайдалану арқылы кескін тураланады және қызығушылық аумағы (ROI) таңдалады – ең маңызды биометриялық мүмкіндіктерді қамтитын алақан аймағы;
- ♦ қорытынды кескінде (IROI) алақанның тегістелген және қалыпқа келтірілген аумағын қамтиды, әрі қарай талдау және анықтау үшін пайдаланылады.

ROI-Lanet бағдарламасының басты артықшылығы – алақан кескініндегі негізгі аймақтарды автоматты түрде анықтау мен туралау мүмкіндігі болады, бұл тану процесін дәлірек түсіру бұрышы мен жарықтандырудағы өзгерістерге сенімдірек етеді.

Қалдық желі 18, жиі ResNet18-ге қысқартылған

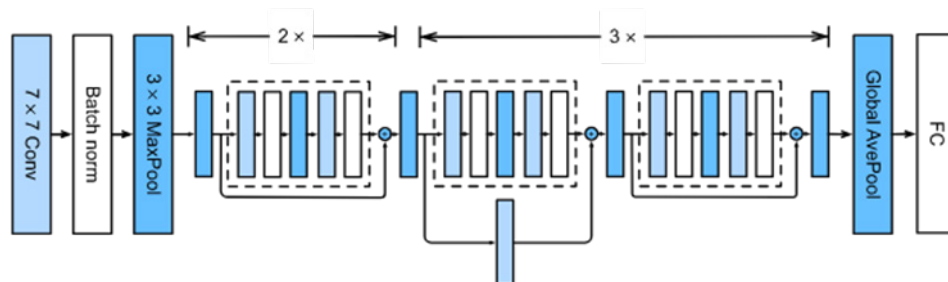
Пайдаланушыларды классификациялау үшін қызығушылық аймақтарын анықтағаннан кейін ResNet18 моделі пайдаланылады. ResNet18, 18 қабаты бар терең конволюциялық нейрондық желі терең нейрондық желіні оқыту мәселелерін тиімді шешуге арналған. ResNet18 негізгі артықшылығы оның желі тереңдігінің ұлғаюымен пайда болатын градиенттің әлсіреу мәселесін жеңетін қалдық блоктарды пайдалануы болады [7]. Осының арқасында желіні көптеген қабаттар саны болса да тиімді оқытуға болады.

ResNet18 архитектурасы:

ResNet-тің басқа терең нейрондық желілерден басты айырмашылығы – қалдық блоктарды пайдалану. Олар кәдімгі тізбектелген қабаттарды айналып өтіп, ақпараттың желінің бірнеше қабаттары арқылы өтуіне мүмкіндік береді. Стандартты нейрондық желілерде желінің тереңдігі артқан сайын градиенттің әлсіреу құбылысын байқауға болады, бұл тиімді оқытуды қиындатады. ResNet ішіндегі қалдық қосылымдар бұл мәселені шешуге көмектеседі. Қалдық қосылымдардың арқасында ақпаратты бірнеше желі деңгейлері арқылы тікелей жіберуге болады, бұл ақпаратты сақтауды және параметрлерді тиімдірек жаңартуды жеңілдетеді.

♦ терең архитектурасы: ResNet18 18 қабаттан тұрады (2-сурет), ол деректердегі күрделі үлгілер мен тәуелділіктерді түсіруге мүмкіндік береді. Желі конволюциялық қабаттар, пакетті қалыпқа келтіру және ReLU белсендіру функциялары сияқты бірнеше қабат түрлерін

пайдаланады. Терең оқыту тәсілінің арқасында ResNet18 күрделі жіктеу тапсырмаларын, соның ішінде алақан суреттерінен биометриялық тануды сәтті орындай алады;



Сурет 2 – ResNet18 архитектурасы

Бұл жүйеде ResNet18 ROI-LANet үлгісін пайдаланып қызығушылық аймағын (ROI) алдын ала таңдағаннан кейін алақан кескінінің классификаторы ретінде әрекет етеді. Бұл кескінді сызықтар, текстуралар және контурлар сияқты алақандардың бірегей биометриялық сипаттамаларына сүйене отырып, бейнені жіктейтін ResNet18 жүйесіне беріледі. Өзінің архитектурасының арқасында ResNet18 тұлғаны сәйкестендіру міндетін шешуде жоғары дәлдік пен сенімділікті көрсетеді.

Өңдеу процесінде модель бірнеше кезеңнен өтеді. Бастапқыда қиыстырылған қабаттар шеттері мен текстураларын қоса алғанда, кескіннің басты белгілерін алады. Содан кейін ақпарат негізгі сипаттамаларды сақтауға және терең оқыту проблемаларын азайтуға мүмкіндік беретін қалдық блоктар арқылы өңделеді. Өңдеу аяқталғаннан кейін белгілер түпкілікті жіктеу үшін толық байланысқан қабаттарға беріледі. Соңғы кезеңде Softmax шығыс деректерін алақан суретінің қай класқа жататынын анықтауға көмектесетін ықтималдыққа түрлендіреді.

ResNet18 таңдауы оның күрделі биометриялық белгілерді тану және қалдық архитектураның арқасында үлкен көлемдегі деректермен жұмыс істеу қабілетіне негізделген, бұл нейрожелінің тереңдігіне байланысты қиындықтарды жояды. Модельдің артықшылықтары жіктелудің жоғары дәлдігін, күрделі бейнелерді өңдеу мүмкіндігін, терең желілерді оқыту проблемаларына төзімділікті және биометриялық міндеттердегі икемділікті қамтиды.

Жүйеде ResNet18 қатар MobileNetV2 сияқты баламалар қарастырылды. Бұл ықшам модель мобильдік құрылғылар мен ресурстары шектеулі жүйелер үшін арнайы әзірленген. Ол жады мен есептеу қуатының ең аз шығынымен деректерді жылдам өңдеуді қамтамасыз ететін терең орамдар мен инверстік қалдық блоктардың арқасында тиімді. MobileNetV2 жылдамдығы мен ресурстық оңтайландыру маңызды жүйенің мобильді нұсқалары үшін жарамды, бірақ негізгі серверлік іске асыру үшін оның жоғары дәлдігіне байланысты ResNet18 артықшылығы берілді.

MobileNetV2 ықшамдылығы мен жылдам әрекет етуінің артықшылықтарына ие болғанымен, ол дәлдігі жағынан биометриялық сәйкестендіру міндеттерінен төмен, бұл оны жүйенің серверлік нұсқасына аз қолдануға мүмкіндік берді. Болашақта модель шектеулі ресурстары бар құрылғыларда, мысалы, мобильді немесе IoT-құрылғыларда деректерді жылдам өңдеуді талап ететін қосымшалар үшін пайдалы болуы мүмкін.

MobileNetV2-ден басқа, алақанды тану міндеттері үшін басқа да нөлдік желілердің архитектурасы бейімделуі мүмкін. Алайда, VGG сияқты, бұл модель айтарлықтай ресурстарды талап етеді.

Сәйкестендірудің биометриялық жүйесі үшін қолайлы архитектураны таңдау модельдің тиімділігі мен практикалық қолданылуына әсер ететін бірқатар факторлармен анықталады. Қауіпсіздікпен байланысты тапсырмалар үшін басты басымдық жоғары дәлдік болады. Бұл жобада алақан суреттерін жіктеу кезінде жақсы нәтижелер көрсету қабілетінің арқасында таңдау ResNet18 түсті. Есептеу шығындары мен модель жұмысының жылдамдығы арасындағы

теңгерімді ескеру маңызды. Ресурстар шектеу болып табылмайтын серверлік жүйелер үшін жоғары өнімділікті қамтамасыз ете отырып, ResNet немесе DenseNet сияқты неғұрлым күрделі сәулеттерді пайдалануға болады. Дегенмен, мобильді қосымшаларда жылдамдық пен энергия тиімділігі үлкен рөл атқарады, бұл MobileNetV2-ні осындай жағдайлар үшін оңтайлы шешім етеді. Шағын архитектурасы және аз параметрлері бар модельдерді әртүрлі қолданбаларға біріктіру оңайырақ. MobileNetV2 әсіресе іске асырудың қарапайымдылығы мен ең аз орналастыру уақыты маңызды болатын тапсырмалар контекстінде пайдалы.

Талдау нәтижесінде бұл жүйенің негізгі үлгісі ResNet18 болатын, өйткені ол серверлік өңдеуде жоғары дәлдік пен сенімділікті қамтамасыз етеді. Сонымен қатар, MobileNetV2 жылдамдық пен энергия тиімділігі маңызды болып табылатын мобильді платформалар үшін өзекті балама болып қала береді.

ROI-LANet математикалық моделі алақанға негізделген сәйкестендіру жүйесінің орталық элементіне айналады. Оның негізгі мақсаты – алақан сызықтары мен тері текстурасы сияқты негізгі биометриялық ақпаратты қамтитын кескіндегі қызығушылық аймақтарын анықтау және бөліп көрсету. Оның механизмі мен қолданылуын тереңірек түсіну үшін ROI-LANet моделінің математикалық аспектілерін қарастырайық.

1. Айналмалы амалдар (Convolutional Operations)

ROI-LANet жүйесіндегі конволюциялық қабаттар жиектер, текстуралар және контурлар сияқты мүмкіндіктерді шығару үшін сүзгілерді (ядроларды) қолдана отырып, кіріс кескінінде жұмыс істейді.

Математикалық түрде бұл былай өрнектеледі:

$$Y_{i,j} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} X_{0+m,j+n} * K_{m,n} \quad (1)$$

Мұндағы:

$X_{i,j}$ – енгізу суреті,

$K_{m,n}$ – конволюция сүзгісі,

$Y_{i,j}$ – кескіндегі әрбір элемент үшін конвульсияның нәтижесі,

M и N – сүзгі өлшемдері.

Орамдар бірнеше деңгейде жүзеге асырылады, сүзгілердің саны артып келеді, бұл желіге барған сайын күрделі функцияларды шығаруға мүмкіндік береді. Конволюциялық операциялар желінің бірізді қабаттарында жүзеге асырылады; тереңдеген сайын сүзгілер санының артуы барған сайын күрделі белгілерді шығаруға мүмкіндік береді.

2. Негізгі нүктені болжауға арналған регрессиялық желі

Конволюциялық қабаттар кескіннен мүмкін элементтерді алғаннан кейін, бұл элементтер қызығушылық аймағын теңестіру үшін пайдаланылатын негізгі нүктелердің координаттарын болжау үшін толығымен келісілген қабаттарға беріледі. Негізгі нүктелердің координаттарын болжау функциясы регрессиялық үлгімен сипатталған, ол әдетте былайша көрсетіледі: Негізгі нүктелердің координаттарын болжау функциясы регрессиялық үлгісімен сипатталып, төмендегідей өрнектеледі:

$$\hat{\theta} = W * X + b \quad (2)$$

Мұндағы:

X - алынған белгілердің векторы (конволюционды қабаттардың нәтижелері),

W – оқу барысында жаңартылатын салмақ матрицасы,

b_x - ығысу (bias),

θ - болжанған трансформация параметрлері (ROI теңестіру үшін қажетті негізгі нүктелер).

Бұл болжанған параметрлер кескінді одан әрі түрлендіру және туралау үшін пайдаланылады.

3. Кескінді түрлендіру: Thin Plate Splines (TPS)

Кескінді болжанған негізгі нүктелер негізінде тегістеуге мүмкіндік беретін жұқа пластиналы сплайндар әдісі. Бұл әдіс болжамды координаттарға сәйкес кескінді дәл деформациялауға мүмкіндік беретін сызықты емес түрлендіру.

TPS беттің иілу энергиясын азайтады, оны төмендегідей жазуға болады:

$$E(f) = \iint \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 dx dy \quad (3)$$

Мұндағы f – кескіннің деформациясын сипаттайтын функция. TPS кескінді болжамды негізгі нүктелерге теңестіретін сызықтық емес түрлендіруді құрастырады, бұл қызығушылық аймағын жоғары дәлдікпен шығаруға мүмкіндік береді.

4. Аффинді түрлендіру (Affine Transformation)

Аффинді түрлендіру алдын ала теңестіру үшін де қолданылады, ол келесі формуламен сипатталады:

$$T(x) = A * x + b \quad (4)$$

Мұндағы:

A – түрлендіру матрицасы (модель бойынша болжанған),

x – кескіндегі нүктенің бастапқы координаталары,

b – ығысу

Аффинді түрлендіру классификация дәлдігін жақсартатын болжамды негізгі нүктелер негізінде кескінді масштабтауға, айналдыруға және жылжытуға мүмкіндік береді.

5. Шығын функциясын бағалау (Loss Function)

Модельді оқытуда негізгі нүктелердің болжанған және шынайы координаталары арасындағы айырмашылықты өлшейтін жоғалту функциясы қолданылады. Жоба төменде көрсетілгендей өрнектелетін орташа квадраттық қатені (MSE) пайдаланады:

$$L(\hat{\theta}, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\theta}_i - \theta_i)^2 \quad (5)$$

Мұндағы:

$\hat{\theta}_i$ – негізгі нүктенің болжанған координаталары,

θ_i – шынайы координаттар,

N – негізгі нүктелердің саны.

Модельді оқытудың мақсаты болжанған түйінді нүктелер нақты координаттарға мүмкіндігінше жақын сәйкес келуі үшін осы жоғалту функциясын азайту болады.

Осылайша, ROI-LANet жобасы алақан кескініндегі қызығушылық аймағын дәл шығару үшін мүмкіндіктерді шығаруға арналған конволюциялық операцияларды, негізгі нүктені болжау үшін регрессия желісін және туралау әдістерін (TPS және аффинді түрлендірулер) тіркесімін пайдаланады. Бүкіл процесс болжанған және нақты негізгі нүктелер арасындағы қателерді азайтуға негізделген, бұл тану және жіктеу сапасын жақсартуға мүмкіндік береді [10].

ResNet18

ResNet18 (Residual Network) моделі – қызығушылық аумағын бөлгеннен кейін алақан суреттерін жіктеу үшін негізгі компонент. Модель терең желілерді оқыту кезінде градиент

әлсіреу мәселелерін болдырмауға көмектесетін қалдық блоктарды (Residual Blocks) қолданатын терең конволюстік нейрондық желі архитектурасына негізделген.

1. Конволюциялық операциялар (Convolutional Operations)

Конволюциялық қабаттар ResNet18 моделінің негізгі құрамдас бөлігі және кескіндерден мүмкіндіктерді шығару үшін пайдаланылады. Конволюция операциялары төменде көрсетілген формуламен сипатталады:

$$Y_{i,j} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} X_{0+m,j+n} * K_{m,n} \quad (6)$$

Мұндағы:

$X_{i,j}$ – енгізу кескіні

$K_{m,n}$ – конволюция сүзгісі,

$Y_{i,j}$ – конволюция нәтижесі,

M и N – сүзгі өлшемдері.

Конволюциялық қабаттар қарапайым элементтерден (мысалы, жиектер) бастап және күрделірек элементтерге (мысалы, текстура немесе нысандар) ауысатын әртүрлі деңгейлерде кескіннің негізгі мүмкіндіктерін шығарады.

2. Қалдық блоктар (Residual Blocks)

ResNet18 архитектурасының негізгі ерекшелігі – қалдық блоктарды пайдалану. Қалдық блоктар акпаратты желінің бірнеше қабаттары арқылы тікелей жіберуге мүмкіндік береді, бұл терең нейрондық желіні оқыту кезінде градиенттің әлсіреу мәселесін болдырмауға көмектеседі. Бұл қабаттарды өткізіп жіберуге мүмкіндік беретін өткізіп жіберу қосылымдары (skip connections) арқылы қол жеткізіледі, кіріс деректерді тікелей қабат шығысына береді.

Қалдық блокты келесідей жазуға болады:

$$F(x) = f(x) + x \quad (7)$$

Мұндағы:

x – кіріс деректер векторы;

$f(x)$ – конволюциялық қабаттар мен белсендіру функциялары арқылы алынған түрлендіру нәтижесі;

$F(x)$ – қалдық блоктың шығыс мәні.

Қалдық байланыстар (skip connections) желінің терең қабаттарында градиенттің жоғалу мәселесін азайтып, модельдің тұрақты оқытылуын қамтамасыз етеді.

3. Белсендіру функциялары (Activation Functions)

ResNet18 модельге сызықты еместікті енгізетін және желіге деректердегі күрделі тәуелділіктерді үйренуге көмектесетін ReLU (Rectified Linear Unit) белсендіру функциясын пайдаланады.

ReLU функциясы келесідей анықталады:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (8)$$

ReLU белсендіру функциясы теріс мәндерді нөлге теңестіріп, оң мәндерді өзгеріссіз қалдырады. Бұл тәсіл есептеу күрделілігін төмендетіп, нейрондық желінің оқытылу жылдамдығын арттырады.

4. Толық байланысқан қабаттар (Fully Connected Layers)

Кескін мүмкіндіктері конволюционды қабаттар мен қалдық блоктар арқылы шығарылғаннан кейін, олар қорытынды классификацияны орындау үшін толық байланысқан қабаттарға беріледі.

Толық байланысқан қабатты келесі теңдеу арқылы сипаттауға болады:

$$z = W \cdot a + b \quad (9)$$

Мұндағы:

a – кіріс мүмкіндік векторы,

W – салмақтардың матрицасы,

b – орын ауыстыру векторы,

z – толық байланысқан қабаттың шығыс мәні.

Толық байланысқан қабаттар алынған белгілерді соңғы классификация кезеңіне түрлендіреді. Бұл қабаттар жоғары деңгейлі биометриялық ерекшеліктерді өңдеп, пайдаланушы кластарын ажыратуға мүмкіндік береді.

5. Классификациялауға арналған Softmax

Соңғы кадамда ResNet18 шығыс мәндерін класс ықтималдығына түрлендіру үшін Softmax функциясын пайдаланады.

Softmax функциясы келесідей есептеледі:

$$\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^n e^{z_j}} \quad (10)$$

Мұндағы:

z_i – i класының шығыс мәні,

n – кластар саны,

$\sigma(z)_i$ — кіріс деректерінің i класына жататын ықтималдығы болады.

Softmax функциясы модель шығысын ықтималдық үлестіріміне түрлендіреді. Нәтижесінде әрбір класс үшін ықтималдық мәні есептеледі және ең жоғары ықтималдыққа ие класс сәйкестендіру нәтижесі ретінде қабылданады.

6. Жоғалту функциясы (Loss Function)

Модельді оқыту үшін болжамды класс таралуы мен нақты класс белгілері арасындағы айырмашылықты өлшейтін кросс-энтропия жоғалту функциясы пайдаланылады. Кросс-энтропия жоғалту функциясы болжанған және нақты кластар арасындағы айырмашылықты бағалайды. Оқыту процесінің негізгі мақсаты – осы қателік мәнін минимизациялау арқылы модельдің классификация дәлдігін арттыру.

$$L = - \sum_{i=1}^n y_i \log(\hat{y}_i) \quad (11)$$

Мұндағы:

y_i – бұл нақты класс белгісі (класс дұрыс болса 1, керісінше жағдайда 0),

$\hat{y}_i$ – i класы үшін болжанған ықтималдық,

n – класстар саны.

Осылайша, ұсынылған математикалық модель ROI-LANet және ResNet18 архитектураларының өзара байланысын толық сипаттайды. Конволюциялық операциялар, қалдық блоктар, белсендіру функциялары және шығын функциялары бірге жұмыс істей отырып, алақан кескіндерінен биометриялық белгілерді тиімді бөліп алуға және жоғары дәлдікпен классификациялауға мүмкіндік береді.

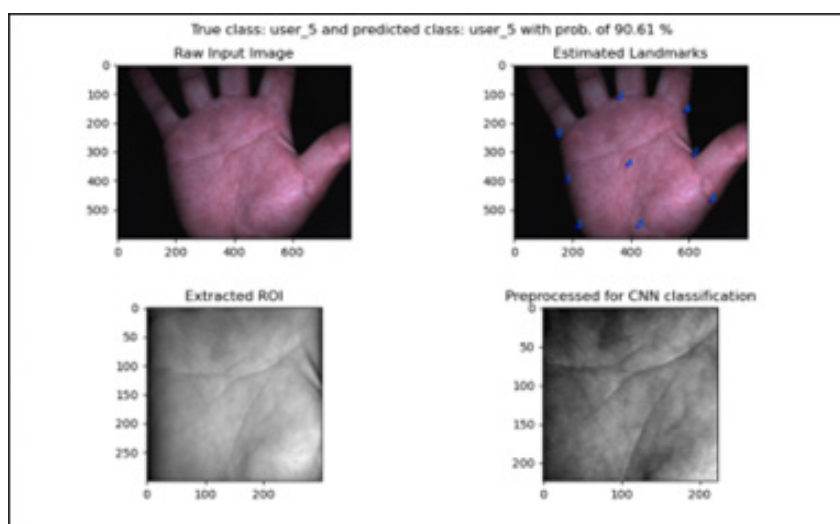
Нәтижелер және талқылау

Алақан кескіні негізінде жеке тұлғаны сәйкестендіруге әзірленген модель тестілеу барысында жоғары дәлдік пен тұрақтылық көрсеткіштерін көрсетті. Сәйкестендірудегі биометриялық жүйенің негізгі міндеті – алақан кескініндегі қызығушылық аймақтарын (ROI) бөліп көрсету, негізгі нүктелерді болжау және оларды оқытылған класстар бойынша классификациялау болады.

Болжау және визуализация процесі

Бірінші кезеңде модель кіріс ретінде алақан кескінін алады. Содан кейін ол негізгі нүктені анықтауды және қызығушылық аймағын (ROI) таңдап алумен қоса бірқатар өңдеу кезеңдерінен өтеді. 3-суретте көрсетілген өңдеу кезеңдерін келесідей көрсетуге болады:

- ♦ Түпнұсқа кескін (Raw Input Image): модельге кіріс ретінде берілген алақанның бастапқы кескіні.
- ♦ Белгілі бір негізгі нүктелер (Estimated Landmarks): модель алақандағы негізгі нүктелерді анықтайды.
- ♦ Таңдалған қызығушылық аймағы (Extracted ROI): алақан сызықтары мен текстурасы сияқты негізгі биометриялық мүмкіндіктерді қамтитын аймақтар көрсетілген кескіннен алынады.
- ♦ Классификацияға дайындық (Preprocessed for CNN classification): алынған қызығушылық аймағы алдын ала өңделеді және конволюционды нейрондық желіні (CNN) пайдалана отырып, одан әрі классификациялауға дайындалады.



Сурет 3 – Өңдеу нәтижесі

Классификация дәлдігі

Таңдалған қызығушылық аймағын алдын ала өңдегеннен кейін модель кескінді классификациялайды және алақанның кескіні қай пайдаланушыға (классқа) жататынын болжайды. Классификациялау нәтижелері болжанған класстың ықтималдығы ретінде көрсетіледі. Сынақ нәтижелері бойынша ұсынылған модель алақан кескіндерін сәйкестендіруде 97% дәлдік көрсетті. Бұл нәтиже ROI-LANet және ResNet18 модельдерінің биометриялық белгілерді тиімді өңдей алатынын дәлелдейді.

Оқыту және тексеру кестелері

Кесте-1 нәтижелерінен ResNet18 моделінің жоғары дәлдік пен есептеу тиімділігі арасындағы оңтайлы теңгерімді қамтамасыз ететіні байқалады. MobileNetV2 өңдеу жылдамдығы бойынша тиімді болғанымен, дәлдігі төменірек нәтиже көрсетті. Ал VGG16 моделі жоғары есептеу ресурстарын талап ететіні анықталды.

Салыстырмалы эксперименттер барысында ұсынылған ResNet18 моделі MobileNetV2 және VGG16 архитектураларымен салыстырылды. Нәтижелер көрсеткендей, ResNet18 моделі сәйкестендіру дәлдігі бойынша ең жоғары көрсеткішке ие болды. Сонымен қатар, MobileNetV2 моделі есептеу ресурстарын аз пайдаланғанымен, биометриялық белгілерді ажыратуда төмен нәтиже көрсетті. VGG16 архитектурасы жоғары дәлдікке жақын нәтиже бергенімен, параметрлер санының көп болуы оқыту уақытын едәуір арттырды.

Кесте 1 – Модельдердің салыстырмалы нәтижелері

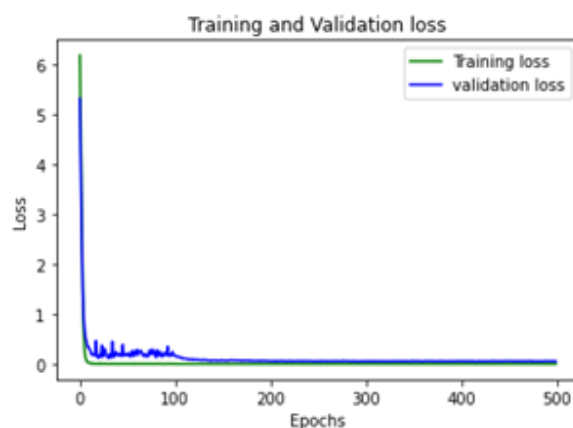
Модель	Дәлдік (%)	Оқыту уақыты	Бір кескінді өңдеу уақыты	Параметр саны
ResNet18	97	2.3 сағ	0.08 с	11.7 млн
MobileNetV2	93	1.5 сағ	0.04 с	3.4 млн
VGG16	95	4.1 сағ	0.12 с	138 млн

Биометриялық жүйенің тиімділігін жан-жақты бағалау үшін Accuracy, FAR (False Acceptance Rate), FRR (False Rejection Rate), EER (Equal Error Rate), Precision, Recall және F1-score метрикалары есептелді. Зерттеу нәтижелері бойынша жүйенің жалпы сәйкестендіру дәлдігі 97%-ды құрады. Жалған қабылдау коэффициенті (FAR) 1.8% болса, жалған қабылдамау коэффициенті (FRR) 2.4% мәнін көрсетті. Сонымен қатар тең қателік деңгейі (EER) 2.1% болды. Precision көрсеткіші 96.8%, Recall мәні 97.1%, ал F1-score 96.9% деңгейінде анықталды. Алынған нәтижелер ұсынылған модельдің жоғары сенімділік пен тұрақтылыққа ие екенін және оны биометриялық қауіпсіздік жүйелерінде қолдануға болатындығын дәлелдейді.

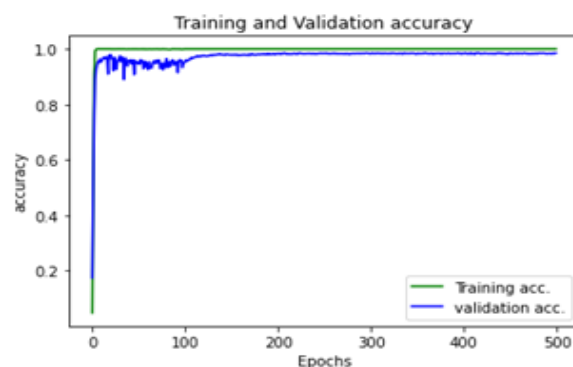
Төмендегі графиктер (4, 5-суреттер) оқыту және валидация кезінде модельдің жоғалту мен дәлдік мәндеріндегі өзгерістерді көрсетеді. Бұл көрсеткіштер модельдің уақыт өте келе қалай жақсарғанын көрсетеді, классификация қатесін азайтады және болжау дәлдігін арттырады.

♦ шығын сызбасы: модельді оқыту және валидациялау кезінде шығын функциясы мәндерінің өзгерістерін көрсетеді.

♦ дәлдік сызбасы: жаттығу және валидациялық деректерге оқыту барысында модельдің болжамдарының дәлдігі қалай өзгергенін көрсетеді.



Сурет 4 – Шығын сызбасы



Сурет 5 – Дәлдік сызбасы

Алақан кескінін талдауға негізделген сәйкестендірудің биометриялық жүйесінің нәтижелері жоғары дәлдік пен сенімділікті көрсетті. Модель алақан кескіндеріндегі қызығушылық аймақтарын (ROI) сәтті анықтайды, бұл тері текстурасы мен алақан формалары сияқты негізгі биометриялық сипаттамаларды дәл болжауға ықпал етеді. Содан кейін алынған аймақтар сенімді пайдаланушы идентификациясын қамтамасыз ете отырып, ResNet18 моделін пайдаланып сәтті классификациялайды.

Оқыту динамикасының талдауы модель параметрлерінің итерация санына пропорционалды жинақталғанын (конвергенция) растады: шығын функциясының монотонды төмендеуі мен жіктеу дәлдігінің тұрақты өсуі асқын үйренуші (overfitting) жалпылама қабілеттің сақталғанын куәландырады. Оқу графиктері жүйенің жаңа деректерді дұрыс меңгеріп, бейімделетінін көрсетеді, бұл нақты жағдайларда оның тұрақтылығы мен дәлдігін жақсартады. Жүйенің жұмысының негізгі ерекшелігі оның жарықтандыру мен түсіру бұрышы сияқты сыртқы әсерлерге төзімділігі, бұл оны қолжетімділік пен қауіпсіздікті бақылау жүйелеріне қолайлы етеді. Жабдықтың төмен бағасы да атап өтіледі, бұл оның коммерциялық мақсатта пайдалану мүмкіндігін арттырады. Болашақта жүйені классификациялау үшін күрделірек моделдерді пайдалану және оның әртүрлі жағдайларда, мысалы, жарықтандыруды өзгерту немесе алақан күйіндегі вариацияларды оңтайландыру арқылы жақсартуға болады.

Қорытынды

Бұл зерттеуде машиналық оқыту технологияларын қолдану арқылы алақан параметрлеріне негізделген биометриялық сәйкестендіру жүйесі әзірленді. Ұсынылған жүйе екі негізгі компоненттен тұрады: алақан кескініндегі маңызды биометриялық аймақтарды дәл анықтауға арналған ROI-LANet моделі және алынған аймақтарды классификациялауға арналған ResNet18 нейрондық желісі. ROI-LANet архитектурасы негізгі нүктелерді тиімді локализациялап, Thin Plate Splines әдісі арқылы кескіндерді туралау мен қызығушылық аймақтарын жоғары дәлдікпен бөліп алуға мүмкіндік береді.

Эксперименттік зерттеулер Kaggle платформасынан алынған ашық palmprint деректер қоры негізінде жүргізілді. Тестілеу нәтижелері бойынша ResNet18 моделі 97% сәйкестендіру дәлдігін көрсетті. Сонымен қатар биометриялық жүйенің тиімділігін бағалау барысында FAR, FRR, EER, Precision, Recall және F1-score сияқты қосымша метрикалар есептелді. Алынған нәтижелер модельдің жоғары сенімділік пен тұрақтылыққа ие екенін дәлелдеді. Салыстырмалы эксперименттер барысында ResNet18 архитектурасының MobileNetV2 және VGG16 модельдерімен салыстырғанда дәлдік пен есептеу тиімділігі арасындағы оңтайлы теңгерімді қамтамасыз ететіні анықталды. MobileNetV2 өңдеу жылдамдығы бойынша тиімді нәтиже көрсеткенімен, классификация дәлдігі төменірек болды, ал VGG16 жоғары есептеу ресурстарын талап ететіні байқалды.

Оқыту графиктері модельдің тұрақты оқытылуын және қателік деңгейінің біртіндеп төмендеуін көрсетті. Жүйенің жарықтандыру жағдайлары мен түсіру бұрыштарының өзгерістеріне төзімділігі оның практикалық қолдану мүмкіндігін арттырады. Ұсынылған әдіс жоғары дәлдік пен төмен қателік көрсеткіштерін қамтамасыз еткендіктен, оны ақпараттық қауіпсіздік, қолжетімділікті бақылау, биометриялық аутентификация және транзакцияларды тексеру жүйелерінде қолдануға болады. Болашақ зерттеулерде күрделірек нейрондық желі архитектураларын қолдану, әртүрлі түсіру жағдайларына бейімдеу және мобильді платформалар үшін жеңілдетілген модельдерді оңтайландыру бағыттары қарастырылуы мүмкін.

ӘДЕБИЕТТЕР

1 Девицына С.Н., Елецкая Т.А., Балабанова Т.Н., Гахова Н.Н. Разработка интеллектуальной системы биометрической идентификации пользователя // Экономика. Информатика. – 2019. – № 1. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-intellektualnoy-sistemy-biometricheskoy-identifikatsii-polzovatelya> (дата обращения: 09.10.2024).

2 Маркелов К.С. Идентификация и верификация личности – комплексная биометрическая информационная технология // International Journal of Open Information Technologies. – 2015. – № 5. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/identifikatsiya-i-verifikatsiya-lichnosti-kompleksnaya-biometricheskaya-informatsionnaya-tehnologiya> (дата обращения: 09.10.2024).

3 Маркелов К.С., Нечаев В.В. Идентификация и верификация человека в системах телеобучения: биометрические методы // Образовательные ресурсы и технологии. – 2015. – № 2 (10). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/identifikatsiya-i-verifikatsiya-cheloveka-v-sistemah-teleobucheniya-biometricheskie-metody> (дата обращения: 09.10.2024).

4 Якубов Н. Преимущества биометрических методов идентификации человека // Современная электроника и технологии автоматизации (СТА). – 2019. – № 4. – С. 16–22. – URL: <https://www.cta.ru/articles/cta/obzory/tekhnologii/124324/> (дата обращения: 01.02.2026).

5 Begum N., Mustafa A.S. A novel approach for multimodal facial expression recognition using deep learning techniques // Multimedia Tools and Applications. – 2022. – Vol. 81. – P. 18521–18529. – <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12238-y>.

6 Rusia M.K., Singh D.K. A comprehensive survey on techniques to handle face identity threats: challenges and opportunities // Multimedia Tools and Applications. – 2022. – <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13248-6>.

7 Wu C., Nabil S., Zhou S. et al. Gram Matrix-Based Convolutional Neural Network for Biometric Identification Using Photoplethysmography Signal // Journal of Shanghai Jiaotong University (Science). – 2022. – <https://doi.org/10.1007/s12204-022-2426-5>.

8 Корсун О.Н., Юрко В.Н. Оценивание состояния оператора по изображению лица на основе глубоких сверточных нейронных сетей // Сборник докладов XVI Всероссийской научно-технической конференции «Научные чтения по авиации». – М.: ВВИА им. Жуковского, 2019. – С. 266–270.

9 Гудков В.Ю. Метод параллельных цепей для распознавания изображений отпечатков пальцев // Системы и средства информатики. – 2013. – Т. 23, № 2. – С. 35–49.

10 Кухарев Г. А. Биометрические системы: Методы и средства идентификации личности человека. – СПб.: Политехника, 2001. – 240 с.

REFERENCES

1 Devitsyna, S.N., Eletskaia, T.A., Balabanova, T.N., Gakhova, N.N. Razrabotka intellektual'noy sistemy biometricheskoy identifikatsii pol'zovatelya [Development of an Intelligent User Biometric Identification System]. Ekonomika. Informatika. (1) (2019). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-intellektualnoy-sistemy-biometricheskoy-identifikatsii-polzovatelya> (accessed: 09.10.2024). (in Russian).

2 Markelov, K.S. Identifikatsiya i verifikatsiya lichnosti – kompleksnaya biometricheskaya informatsionnaya tekhnologiya [Personal Identification and Verification – Complex Biometric Information Technology]. International Journal of Open Information Technologies, (5) (2015). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/identifikatsiya-i-verifikatsiya-lichnosti-kompleksnaya-biometricheskaya-informatsionnaya-tehnologiya> (accessed: 09.10.2024). (in Russian).

3 Markelov, K.S., Nechaev, V.V. Identifikatsiya i verifikatsiya cheloveka v sistemakh teleobucheniya: biometricheskie metody [Human Identification and Verification in Distance Learning Systems: Biometric Methods]. Obrazovatel'nye resursy i tekhnologii, (2 (10)), (2015). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/identifikatsiya-i-verifikatsiya-cheloveka-v-sistemah-teleobucheniya-biometricheskie-metody> (accessed: 09.10.2024). (in Russian).

4 Yakubov, N. Preimushchestva biometricheskikh metodov identifikatsii cheloveka [Advantages of Biometric Human Identification Methods]. Sovremennaya elektronika i tekhnologii avtomatizatsii (STA), (4), 16–22 (2019). Available at: <https://www.cta.ru/articles/cta/obzory/tekhnologii/124324/> (accessed: 01.02.2026). (in Russian).

5 Begum, N., and Mustafa, A.S. A novel approach for multimodal facial expression recognition using deep learning techniques. Multimedia Tools and Applications, 81, 18521–18529 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12238-y>

6 Rusia, M.K., and Singh, D.K. A comprehensive survey on techniques to handle face identity threats: challenges and opportunities. Multimedia Tools and Applications (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13248-6>

7 Wu, C., Nabil, S., Zhou, S. et al. Gram Matrix-Based Convolutional Neural Network for Biometric Identification Using Photoplethysmography Signal. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science) (2022). <https://doi.org/10.1007/s12204-022-2426-5>

8 Korsun, O.N., Yurko, V.N. Otsenivanie sostoyaniya operatora po izobrazheniyu litsa na osnove glubokikh svertochnykh neyronnykh setey [Assessment of the Operator's Condition Based on Facial Images Using Deep Convolutional Neural Networks]. Sbornik dokladov XVI Vserossiyskoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii «Nauchnye chteniya po aviatsii» (Moscow: VVIA im. Zhukovskogo, 2019), pp. 266–270. (in Russian).

9 Gudkov, V.Yu. Metod parallel'nykh tsepey dlya raspoznavaniya izobrazheniy otpechatkov pal'tsev [Method of Parallel Chains for Fingerprint Image Recognition]. Sistemy i sredstva informatiki, 23 (2), 35–49 (2013). (in Russian).

10 Kukharev, G.A. Biometricheskie sistemy: Metody i sredstva identifikatsii lichnosti cheloveka [Biometric Systems: Methods and Means of Human Personality Identification] (St. Petersburg: Politehnika, 2001), 240 p. (in Russian)

¹Тасжурекова Ж.К.,

к.т.н., и.о.доцента, ORCID ID: 0000-0002-8307-9417,

e-mail: tashurekova@mail.ru

²Козыбаев Д.Х.,

PhD, ORCID ID: 0000-0001-5509-8656,

e-mail: kozybayev_dkh@enu.kz

^{2*}Танирбергенов А.Ж.,

к.т.н., и.о. доцента, ORCID ID: 0009-0000-8401-5434,

*e-mail: t.adilbek@mail.ru

³Ахметжанова Ш.Е.,

к.т.н., и.о.доцента, ORCID ID: 0000-0002-4131-8328,

e-mail: sh.akhmetzhanova@astanait.edu.kz

¹Абдувалова А.Д.

к.т.н., и.о. доцента ORCID ID: 0000-0002-4683-7821,

e-mail: abduvalova_ad@mail.ru

¹Таразский региональный университет им. М.Х. Дулати, г. Тараз, Казахстан

²Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева, г. Астана, Казахстан

³Astana IT university, г. Астана, Казахстан

РАЗРАБОТКА БИОМЕТРИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ПАРАМЕТРОВ ЛАДОНИ

Аннотация

В данной статье рассматриваются вопросы разработки биометрической системы идентификации личности на основе анализа параметров ладони с применением технологий машинного обучения. Актуальность исследования обусловлена необходимостью обеспечения информационной безопасности, контроля доступа и надежной идентификации пользователей. Поскольку ладонь как биометрический идентификатор обладает высокой степенью индивидуальности, ее анатомические особенности – контуры пальцев, текстура кожи, линии ладони и расположение кровеносных сосудов – использованы в качестве эффективных признаков для распознавания личности. В ходе исследования для автоматического выделения значимых биометрических областей на изображениях ладони была применена модель ROI-LANet. Данная модель обеспечивает точную локализацию ключевых точек ладони, выравнивание изображения и выделение области интереса (ROI). Для классификации пользователей на основе полученных ROI использовалась глубокая сверточная нейронная сеть ResNet18. Модель, основанная на остаточных блоках, позволяет эффективно распознавать сложные биометрические признаки и повышать точность классификации. Экспериментальные результаты подтвердили высокую точность и устойчивость предложенной системы. В ходе испытаний точность идентификации

ции составила около 97%. Кроме того, система продемонстрировала устойчивость к изменениям условий освещения и угла съемки. Полученные результаты свидетельствуют о высоком потенциале практического применения разработанной биометрической системы в системах безопасности, контроле доступа и проверке транзакций.

Ключевые слова: биометрическая идентификация, машинное обучение, ладонь, сверточные нейронные сети, ROI-LAnet, ResNet18, параметры ладони, контроль доступа, верификация.

¹Taszhurekova Zh.,

Cand. Sc. (Tech.) Acting Associate Professor, ORCID ID: 0000-0002-8307-9417,
e-mail: taszhurekova@mail.ru

²Kozybayev D.,

PhD, ORCID ID: 0000-0001-5509-8656,
e-mail: kozybayev_dkh@enu.kz

^{2*}Tanirbergenov A.

Cand. Sc. (Tech.), Acting Associate Professor, ORCID ID: 0009-0000-8401-5434,
*e-mail: t.adilbek@mail.ru

³Akhmetzhanova Sh.,

Cand. Sc. (Tech.), Acting Associate Professor, ORCID ID: 0000-0002-4131-8328,
e-mail: sh.akhmetzhanova@astanait.edu.kz

¹Abduvalova A.

Cand. Sc. (Tech.), Acting Associate Professor, ORCID ID: 0000-0002-4683-7821,
e-mail: abduvalova_ad@mail.ru

¹Taraz Regional University named after M.Kh. Dulaty, Taraz, Kazakhstan

²L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan

³Astana IT university, Astana, Kazakhstan

DEVELOPMENT OF A BIOMETRIC IDENTIFICATION SYSTEM USING MACHINE LEARNING TECHNOLOGIES TO ANALYZE PALM PARAMETERS

Abstract

This article addresses the development of a biometric personal identification system based on palm parameter analysis using machine learning technologies. The relevance of the study is determined by the need to ensure information security, access control, and reliable user identification. Since the palm as a biometric identifier possesses a high degree of individuality, its anatomical features—such as finger contours, skin texture, palm lines, and blood vessel patterns—are used as effective characteristics for personal recognition. In the course of the study, the ROI-LAnet model was employed to automatically identify significant biometric regions in palm images. This model enables accurate localization of key palm points, image alignment, and extraction of regions of interest (ROI). User classification based on the extracted ROI was performed using the deep convolutional neural network ResNet18. The residual block-based architecture allows efficient recognition of complex biometric features and improves classification accuracy. Experimental results demonstrated that the proposed system achieves high accuracy and stability. During testing, the identification accuracy reached approximately 97%. In addition, the system showed robustness to variations in lighting conditions and image acquisition angles. The obtained results indicate a high potential for practical application of the developed biometric system in security systems, access control, and transaction verification.

Keywords: biometric identification, machine learning, palm, convolutional neural networks, ROI-LAnet, ResNet18, palm parameters, access control, verification.

Received January 18, 2026; revised May 22, 2026; accepted August 24, 2026.