

ISSN 2010-7242

O'ZBEKISTON RESPUBLIKASI FANLAR AKADEMIYASI

O'ZBEKISTON RESPUBLIKASI AXBOROT TEXNOLOGIYALARI  
VA KOMMUNIKATSIYALARINI RIVOJLANTIRISH VAZIRLIGI

**INFORMATIKA VA ENERGETIKA  
MUAMMOLARI**  
O'zbekiston jurnali

Узбекский журнал  
**ПРОБЛЕМЫ  
ИНФОРМАТИКИ И ЭНЕРГЕТИКИ**

Uzbek Journal

**OF THE PROBLEMS OF  
INFORMATICS AND ENERGETICS**

**6**

**2019**

FAN VA TEXNOLOGIYA

001.031

М.М.МУСАЕВ, И.Ш.ХУЖАЯРОВ, М.М.ОЧИЛОВ

### МАШИНАЛИ ЎҚИТИШ АЛГОРИТМЛАРИ АСОСИДА ЎЗБЕК ТИЛИ ФОНЕМАЛАРИНИ ТАНИБ ОЛИШ

Ушбу мақолада машинали ўқитиш усуллари асосида ўзбек тили нутқ товушларини таниб олиш усули келтирилган. Белгилар вектори сифатида Мэл-кепстрал коэффициентлар (MFCC), классификатор сифатида «К та яқин қўшнилар (KNN)» ва «Векторларни куллаб-қувватлаш усули (SVM)» қўлланилган. Тажрибалар нутқ товушининг ҳосил булиш усулига кўра бир гуруҳда қўрилган 4 та фонемалар гуруҳида олиб борилган. Биринчи гуруҳ фонемаларини ўртача таърифлаштириш аниқлиги KNN —95% SVM — 92%, Иккинчи гуруҳ фонемаларида KNN—82% SVM — 79%, Учинчи гуруҳ фонемаларида KNN —79%, SVM—63% ва тўртинчи гуруҳ фонемаларида KNN —82% эришилган.

Калит сўзлар: нутқ, сигнал, фрейм, фонем, белгиларни ажратиш, dataset, MFCC, KNN,

М.М.Мусаев, И.Ш.Хужаяров, М.М.Очилов

### Распознавание фонем узбекского языка на основе алгоритмов машинного обучения

В данной статье рассмотрен метод распознавания узбекской речи, основанный на алгоритмах машинного обучения. В качестве вектора признаков были использованы Мэл-кепстрал коэффициенты (MFCC), а в качестве классификатора — алгоритмы «К-ближайший сосед (KNN)» и «Поддержка векторов (SVM)». Эксперименты проводились по фонемам в четырех группах в зависимости от способа артикуляции речевого звука. Установлено, что средняя точность классификации фонем первой группы составляет 95% (KNN) и 82% (SVM). В фонемах второй группы KNN составляет 82%, SVM — 73%, в фонемах третьей группы — 79%, SVM — 63% и в фонемах четвертой группы KNN — 93%, SVM — 82%.

Ключевые слова: речь, сигнал, фонема, набор данных, извлечение признаков, MFCC, SVM.

М.М.Мусаев, И.Ш.Хужаяров, М.М.Очилов

### Recognition of phonemes of the Uzbek language based on machine learning algorithms

In this paper, has been given a Uzbek speech sounds recognition method based on machine learning methods. Mel Cepstral Coefficients (MFCC) were used as character vector and K Nearest Neighbor (KNN) and Support Vector Machine (SVM) were used as a classifier. The experiments were conducted in groups of four phonemes in one group, according to the way the speech sounds are articulated. The average classification accuracy of the first group phonemes was achieved at KNN - 95%, SVM - 92%, in the second group phonemes at KNN - 82%, SVM - 73%, in the third group phonemes at KNN - 79%, SVM - 63% and at the last group phonemes at KNN - 93%, SVM - 82%.

Keywords: Speech recognition, signal, frame, phoneme, dataset, feature extraction, MFCC, SVM.



**Кириш.** Нутқни таниш тизимлари(НТТ) 2 та кетма-кет блоклардан ташкил топган структурага эга: акустик ва лингвистик [1]. Акустик блокда нутқ сигналларидан муҳим белгиларни ажратиш ва нутқнинг структурали элементлари ҳисобланган аллофонлар, фонем, бўғин ва сўзларни таниш каби нутқ сигналини бошланғич таҳлил қилиш масалалари бажарилади. Лингвистик блокда эса тил луғат моделини ҳисобга олган ҳолда акустик маълумотларни интерпретациялаш ва танишнинг якуний натижасини шакиллантиради.

Нутқнинг структурали элементлар сифатида энг кўп ишлатиладиган фонемалардир чунки: фонемаларни оғзаки нутқнинг минимал чизикли бирлиги сифатида қараш мумкин ҳамда ҳар бир тилда фонемалар сони чекланган. Бу сабаб уларни таниб олиш жараёнини соддалаштиради [2]. Ҳар бир тилда фонемаларнинг ҳосил бўлиши ва уларнинг талаффузи товушнинг физик – акустик табиати ва нутқ товушининг биологик асоси бўйича турличадир. Мисол учун инглиз тилида фонемалар сони 44 та, рус тилида 42 та ўзбек тилида эса 29 та ташкил этади. Ҳар бир тилнинг фонемалар артикуляциясида бир-бирига ўхшаш фонемаларни кўп учратиш мумкин. Бундай таллафузи жиҳатидан бир-бирига ўхшаш фонемаларнинг дифференциал белгиларини аниқлаш замонавий НТТнинг самарадорлигини оширади. Одатда НТТ алоҳида сўзни ёки фонемани таниб олиш асосида ишлайди. Алоҳида сўзларни таниш тизимларининг лексикони фиксирланган ва осон ҳосил бўладиган гапларда қўллаш мумкин. Бундай тизимнинг камчилиги сўз захирасининг ошиши ва бошқа тилларга мос келмаслиги каби камчиликлар ҳисобига таниб олиш кийинчилигининг ошишидир. Фонемаларга асосланган НТТ эса юқоридаги камчиликларни бартараф этмайди. Чунки кўпчилик тилларда фонемалар сони 30 тадан 50 га гача атрофида ўзгариб боради ҳамда кўпгина фонемаларни бошқа тилларда ҳам бир хил таллафуз қилинишидан кўришимиз мумкин. Ҳозиргача бўлган алоҳида сўзларни ёки фонемани таниш тизимларида классификатор сифатида статистик таҳлил асосида ётувчи яшириқ Марков модели(НММ)[3–5], Dynamic time warping(DTW) алгоритми, машина таълим ўқитишнинг синфлаштириш алгоритмлари ва нейрон тармоқларига асосланган усулларни муваффақиятли қўлланилганлигини кўришимиз мумкин [6–8]. Бу усуллар одатда MFCC коэффицентлари [9], Чизикли баҳолаш усули(Linear predictive coding (LPC)) [8], Гаусслар аралашмаси модели (Gaussian Mixture Modelling (GMM)) [10], спектрограмма тасвирлари[11] каби нутқ сигналининг частотали хусусиятларидан олинган белгилар тўпламидан кенг фойдаланилган.

Ушбу мақолада ўзбек тили фонемаларини таниш масаласини нутқ сигналидан олинган MFCC коэффицентлари асосида ечишга қаратилган. Бундай фонемаларни таниш тизимлари оғзаки нутқ товушларини автоматик таниб олишда, логопедияда, инсультдан кейинги беморларнинг реабилитациясида ва бошқа кўпгина меҳнат самарадорлигини оширувчи масалаларни ҳал қилиш имкониятини беради.

**Ўзбек тилида товушларнинг синфланиши.** Ўзбек тилида 29 та фонемалар мавжуд бўлиб, улар унли ва ундош товушларга(6 та унли ва 23 та ундош) бўлинади. Барча унли товушлар оғиз ва бўғиз бушлиғида ҳеч қандай тусикга учрамай пайдо бўлади ва деярли шовкин иштирок этмайди. Унли товушлар эса оғиз ва бўғиз бушлиғида турли тусикларга учраб ва маълум бир нутқ органларининг бирлашуви шаклида пайдо бўлади. Шунинг учун ҳам бундай товушлар пайдо бўлишида шовкинлар иштирок этади.

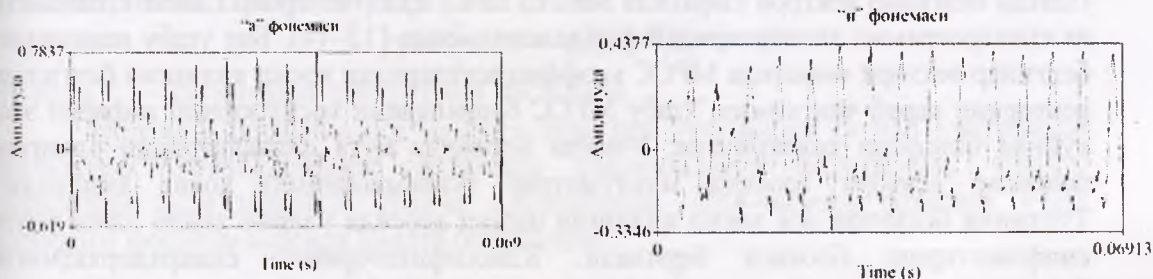
Ўзбек тилида унли товушлар артикуляция таснифи қуйидагиларга асосланган: Лабларнинг иштирокига кўра лаблашган (“у”, “ў”, “о”) ва лаблашмаган (“и”, “е”, “а”), тилнинг вертикал ҳаракатига кўра юқори (“и”, “у”) ўрта (“э”, “ў”) ва қуйи (“а”, “о”) унлиларга ва тилнинг горизонтал ҳаракатига кўра



Этти катор (“и”, “э”, “а”) ва орқа катор (“у”, “ў”, “о”) унлиларга ажратилган. Ундош товушлар артикуляция таснифи эса овознинг иштирок этиш даражасига кўра сонорлар ва шовкинларга бўлинади: Сонорларда овоз шовкинга нисбатан устун бўлади. Ҳозирги ўзбек адабий тилида “м”, “н”, “нг”, “л”, “р”, “й” ундошлар сонор товушлар(сонантлар) ҳисобланади. Сонорлар резонатор тон манбаи нуқтаи назаридан икки гуруҳга бўлинади: а) бурун сонантлари – “м”, “н”, “нг”; б) оғиз сонантлари – “р”, “л”, “й”, шовкинлиларда овоз шовкинга нисбатан кам бўлади ёки мутлақо қатнашмайди. Масалан: “б”, “г”, “д”, “ж”, “з” ундошларида овоз кам, шовкин кўп, аммо “к”, “п”, “с”, “т”, “ф”, “х”, “ч”, “ш”, “қ”, “ҳ” ундошларида овоз йўқ, бу ундошлар фақат шовкин ҳисобига таркиб топган.

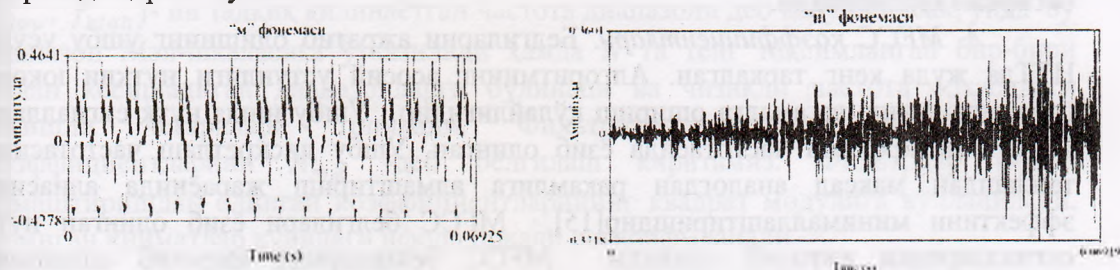
**Нутқ фонема сигналлари таҳлили.** Ушбу қисмда нутқ фонемаларининг дастлабки таҳлили амалга оширилади. Биз нутқ сигнаolini акустик сигнал сифатида қараб чиқадиган бўлсак, ҳар бир фонемни акустик хусусиятларнинг вектори сифатида ифодаланишимиз мумкин. Нутқ сигналидан муҳим хусусиятларни ажратиб олишдан олдин, фонемаларни бир-биридан қанчалик фарқланишини кўрсатишимиз керак бўлади.

Умуман олган унли товушлар даврий характерни ўз ичига олади. Буни 1-расмда кўришимиз мумкин.



1-расм. /а/ ва /и/ унли товушларнинг даврий характерни

Ундош товушларнинг бир гуруҳи (мисол учун п, к, т, д) шовкинли ярим даврий сигнал сифатида, бошқа фонемалар гуруҳи эса даврий бўлмаган сигнал сифатида қараш мумкин.

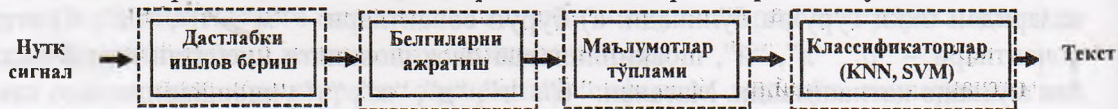


2-расм. /м/ ва /ш/ фонемаларнинг даврий характерни

Юқоридаги 1- ва 2- расмлардаги мисоллардан кўриш мумкинки, фонемаларнинг акустик характерни бир-биридан фарқланади. Бундан ташқари, шуни таъкидлаш керакки, фонемаларнинг сўздаги ўрни ва пайдо бўлиш муҳитига қараб ҳам ўзгаришини кўриш мумкин. Фонеманинг фонетик жиҳатдан бир-биридан фарқ қиладиган вариантлари аллофонлар ҳисобланади. Одатда уларнинг пайдо бўлиши унинг сўзда тутган ўрни билан белгиланади. Шунинг учун нутқ таҳлили контекстида биз фонемаларни барча хусусиятлари масалан таллафуз қилинган, вокаллашмаган, шовкинли, даврийлиги ва бошқа хусусиятларини аниқлаштиришимиз керак. Бундан ташқари, бир хил фонемалар бир-биридан жумланинг турига қараб ҳам фарқ қилиниши мумкин.



**Нутқни таниш тизими архитектураси.** Сигналларга рақамли ишлов бериш соҳасида нутқни таниш жараёни одатда нутқни ихчам ва яққол ифодалашга хизмат қиладиган белгилар векторидан фойдаланишни ўз ичига олади. Фонемаларни таниб олиш жараёнини 3-расмда кўрсатилгандек, турли компоненталардан ташкил топган бир нечта блокларга ажратиш мумкин.

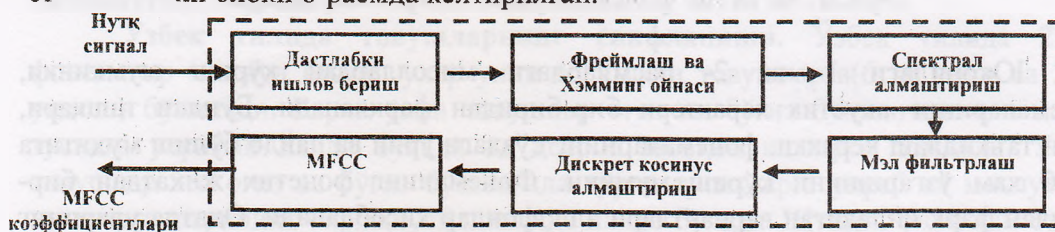


3-расм. Нутқни таниб олиш жараёни

Биринчи босқичда нутқ сигналларини ёзиб олинган нутқ сигналларини шовқин ва халақитлардан тозалаш жараёни, яъни филтрлаш, нормаллаштириш, турли халақитлар фонидида нутқ чегараларини аниқлаш каби дастлабки ишлов бериш жараёни амалга оширилади. Иккинчи блокда параметрлаштириш жараёни, яъни сигнални тавсифловчи зарурий маълумотларга эга белгилар векторига ўтказилади. Белгилар вектори нутқ сигналининг вақт бўйича ўзгарадиган хусусиятларини характерлайди. Аксарият қўлланиладиган белгилар векторларига спектрал ёки нутқ сигналларининг корреляцион характеристикаларига боғлиқ. Одатда белгилар вектори сифатида MFCC, LPC, PLP(Perceptual Linear Prediction) ва спектрограмма тасвирларидан фойдаланилмоқда [12–14]. Биз ушбу ишимизда белгилар вектори сифатида MFCC коэффициентларидан ҳосил қилинган белгилар векторини қараб чиқганмиз. Ушбу MFCC белгиларини ҳосил қилиш жараёни эса кўйида батафсил келтирилган. Учинчи босқичда нутқ сигналларидан олинган белгилар вектори асосида маълумотлар тўплами(dataset) ҳосил қилинади. Туртинчи босқичда эса ҳосил қилинган dataset асосида уларни таниб олиш учун синфлаштириш блокига берилади. Классификаторнинг самарадорлигини баҳолаш нутқни таниб олишнинг фоиздаги аниқлиги билан баҳоланади.

**Белгиларни ажратиш ва машинали ўқитишнинг синфлаштириш алгоритмлари.** Ушбу бўлимда нутқ сигналларидан MFCC белгиларни ажратиш олиш ҳамда машинали ўқитишнинг синфлаштириш алгоритмлари KNN ва SVM асосида белгиларни синфлаштириш усуллари амалга ошириш ва таснифлаш батафсил келтирилади.

**А. MFCC коэффициентлари.** Белгиларни ажратиш олишнинг ушбу усули НТТда жуда кенг тарқалган. Алгоритмнинг асосий устунлиги нутқни юқори даражада таниш ва амалга ошириш қўлайлигидир. Ушбу ишда нутқ сигналлари 16 кГц дискретлаш частотасида ёзиб олинган. Ушбу дискретлаш частотасини танлашдан мақсад аналогдан рақамлига алмаштириш жараёнида алиасинг эффектини минималлаштиришдир[15]. MFCC белгилари ёзиб олинган нутқ сигналларидан ажратиш олинади. MFCC белгиларини ажратиш олишнинг структурарий блоки 8-расмда келтирилган.



4-расм. MFCC коэффициентларини ҳисоблаш жараёни

Алгоритмнинг дастлабки босқичида микрофондан ёзиб олинган нутқ сигнали 16 мсек лик фреймларга ажратилади. Ҳар бир фрейм(биринчи фреймдан ташқари) ўзидан олдинги фреймнинг охириги 10 мсек лик қисмини ўзига қўшиб



олади. Ушбу жараён сигнал охиригача амалга оширилади. Ушбу ишда нутк сигналининг дискретлаш частотаси 16 КГц бўлганлиги сабабли бизда фрейм узунлиги  $N=256$  та силжитиш узунлиги  $M=160$  та кийматлардан иборат. Силжитиш узунлиги(overlap) фрейм узунлигининг 62.5% ни ташкил этади. Нутк сигналларини фреймларга ажратиш жараёнида оптимал силжитиш узунлиги(overlap) одатда фрейм узунлигининг 50 - 75% гача қамраб олиши тавсия этилган. Иккинчи ва учинчи босқичларда ажратилган фреймлар бўйича бузилишларни камайтириш ва уларни силлиқлаш учун вазн ойнаси қўлланилади ва шундан сўнг спектрал алмаштириш процедураси амалга оширилади. Амалиётда вазн ойнаси сифатида кенг тарқалгани Хэмминг ойнасидир.

Ушбу ойна қўйидаги кўринишда ифодаланади:

$$w_n = 0.54 - 0.46 \cdot \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), n = 0, \dots, N-1,$$

бу ерда  $N$ -ойна узунлиги. Ушбу вазн ойна асосида дискрет Фурье алмаштиришни қўйидаги кўринишда ёзиш мумкин.

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n w_n e^{-\frac{2\pi i}{N}kn}, k = 0, \dots, N-1.$$

$k$  индекс кийматлари частоталарга мос келади.

$$f_k = \frac{F_s}{N}k, k = 0, \dots, N/2,$$

бу ерда  $F_s$  — сигналнинг дискретлаш частотаси.

Тўртинчи босқичда эса частота соҳасига ўтказилган сигнал учбурчакли филтрлар банки(гребёнки) ёрдамида диапазонларга ажратилади. Филтр чегаралари мэл шкаласи бўйича ҳисобланади. Мэл-частота соҳасига ўтиш қўйидаги формула асосида амалга оширилади.

$$B(f) = 1127 \cdot \ln\left(1 + \frac{f}{700}\right)$$

Тескари алмаштириш эса қўйидагича амалга оширилади:

$$B^{-1}(b) = 700 \left( e^{b/1127} - 1 \right).$$

Агарда биз  $N$ -ни филтрлар сони (одатда 26 та филтрдан фойдаланилади),  $(f_{low}, f_{high})$ - ни тадқиқ қилинаётган частота диапазони деб қабул қилсак, унда бу диапазон Мэл-шкаласига ўтказилади ҳамда  $N$  та тенг тақсимланган бир-бири билан кесишадиган диапазонларга бўлинади ва чизиқли частота соҳасидаги тегишли чегаралари топилади. Филтрлаш асосида олинган вазн коэффициентларини  $H_{m,k}$  -деб белгилаш киритамиз. Филтрлар Фурье алмаштиришдан олинган коэффициентларининг квадрат модулига қўлланилади. Олинган қийматлар қўйидаги ифода орқали логарифмланади.

$$e_m = \ln\left(\sum_{k=0}^N |X_k|^2 H_{m,k}\right), m = 0, \dots, N-1.$$

MFCC коэффициентларини ҳисоблашнинг охириги босқичида эса дискрет косинус алмаштириш алгоритми амалга оширилади.

$$c_l = \sum_{m=0}^{N-1} c_m \cos\left(\frac{\pi l(m+0.5)}{N}\right), l = 1, \dots, N_{MFCC}.$$

$c_l$  коэффициенти ишлатилмайди, чунки  $c_0$  сигнал энергиясини англатади. Одатда амалиётда MFCC коэффициентлар сони  $N_{MFCC}$  13 та киймат олинади.

В. *Машинали ўқитишнинг синфлаштириш алгоритмлари.* Нуткни таниш тизимларининг унумдорлигини аниқлашда классификаторнинг роли сезиларли даражада каттадир. Ушбу ишда нутк сигналининг белгилари асосида уларни



синфлаштириш учун KNN ва SVM алгоритмлари қўлланилган. Синфлаштириш жараёни ўқитиш ва тестлашдан иборат 2 та босқични ўз ичига олади. Таниб олишнинг натижалари хатоликлар матрицаси(confusion matrix) кўринишида олинган.

1) *KNN*:  $K$  та яқин қўшнилар алгоритми регрессия ёки объектларни автоматик синфлаштиришнинг метрик алгоритми саналади. Ушбу усулнинг бошқа усуллардан фарқи ўқитиш(train) фазасини талаб қилмайди. KNN барча мавжуд ҳолатларни сақлайди ва ўхшашлик ўлчови асосида янги ҳолатларни синфлаштиради. Алгоритм янги объектни кўп ўлчовли белгилар соҳасидаги барча  $k$  та энг яқин қўшниларнинг ўртасидаги масофани топади ва шу синфга тегишли эканлигини аниқлайди.  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  ва  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$  ўртасидаги евклид масофа қўйидагича аниқланади:

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{n=1}^N ((x_n - y_n)^2)}$$

2) *Support Vector Machine*: SVM классификатори синфлаштириш ва регрессияли таҳлил масалалари учун қўлланиладиган ўқитувчи ўқитиш алгоритми ҳисобланади. Ушбу усулнинг асосий хусусияти шундан иборатки, синфлаштириш жараёнида эмпирик хатолик узлуксиз камайиб боради ва синфлар ўртасидаги бушлик(зазор) катталашади, шунинг учун ҳам бу усул максимал бушликли синфлаштириш усули сифатида кенг танилган. Усулнинг асосий ғояси шундаки, қирувчи векторларни юқори ўлчамдаги соҳага ўтказиш ва ушбу соҳада максимал бушликни ҳосил қилувчи ажратувчи гипертекистликни қидиришдир. Иккита параллел гипертекистлик ажратувчи гипертекистликнинг икки тарафида қурилади. Ажратувчи гипертекистлик иккита параллел гипертекистликгача бўлган масофани максималлаштирувчи гипертекистлик сифатида келиши керак. Алгоритм бу параллел гипертекистликлар орасидаги фарқ ёки масофа қанча катта бўлса, ўртача классификатор хатоси шунча кичик бўлади деган тахмин остида ишлайди.

Кўп ишлатиладиган ядро функцияси сифатида радиал базис функция(radial basis function RBF) RBF ҳисобланади.  $x_i$  ва  $x_j$  векторлар учун ядро функцияси қўйидагича аниқланади:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \text{ for } \gamma > 0.$$

бу ерда  $\gamma$  ядро параметри [16].

3) *Хатоликлар матрицаси*: Тизимнинг самарадорлигини, яъни таниб олиш аниқлиги ва хатолик фоизини текшириш учун хатоликлар матрицаси қўлланилади. Синфлаштирилаётган объектлар сони  $N$  та бўлса, хатолик матрица ўлчами  $N \times N$  кўринишда бўлади. Хатолик матрицасидаги  $A_{ij}$  матрицанинг диагонали яъни  $i = j$  ҳолати синфлаштириш аниқлигини,  $i \neq j$  ҳолати эса синфдаги объектларнинг(бизнинг ҳолатимизда фонема) бир-бирига қанчалик ўхшашлигини кўрсатади.

|          |          |          |     |          |
|----------|----------|----------|-----|----------|
| $A_{11}$ | $A_{12}$ | $A_{13}$ | ... | $A_{1N}$ |
| $A_{21}$ | $A_{22}$ | $A_{23}$ | ... | $A_{2N}$ |
| $A_{31}$ | $A_{32}$ | $A_{33}$ | ... | $A_{3N}$ |
| .        | .        | .        | ... | .        |
| $A_{N1}$ | $A_{N2}$ | $A_{N3}$ | ... | $A_{NN}$ |

4) *Хатолик фоизи*: Хатолик фоизини ҳисоблаш нутқни таниш тизимларининг умумий самарадорлигини текшириш учун жуда муҳим аҳамиятга эга, ва у хатолик матрицаси сифатида ҳисобланади. Бунинг учун битта фонемда



синалади ва ушбу фонем нечи марта муваффақиятли таниб олинганлигини текширилади ва  $i$ -чи қатордаги матрица диагоналіга ёзилади. Таниб олиш аниқлиги ҳисоблаш учун муваффақиятли таниб олинган фонемалар сонини тестлаш учун ажратилган умумий фонемалар сонига бўлинади. Шундай қилиб, муваффақиятли таниб олинган фонемнинг аниқлик фоизи  $C$  ва хатолик фоизи  $E$  қўйидаги ифодалар асосида ҳисобланади.

$$C = \frac{A_{ii}}{A_{i1} + A_{i2} + A_{i3} + \dots + A_{iN}}, \text{ бу ерда } i = /, / = 1, 2, 3, \dots, N, E = (1 - C) \times 100.$$

**Тажриба натижалари.** Фонемаларни синфлаштириш учун жами 2030 та аудио файлдан иборат dataset ҳосил қилинди. Ҳар бир синфдаги dataset ни ҳосил қилишда 35 та аёл ва 35 та эркак иштирок этган. Ушбу dataset қўйидаги 2 та қисмга ажратилган бўлиб булар: 80 % ўқитишга мўлжалланган (training set), 20% тестлаш учун мўлжалланган (test data) нуқ намуналаридир. Кирувчи нуқ сигнали вақт соҳасида разряди 16 бит, бир каналли 16 КГц частотада ёзилган. Тажрибалар MFCC коэффицентларидан ҳосил қилинган белгилар вектори асосида олиб борилди. Тажрибалар артикуляция усулига кўра бир гуруҳда жойлашган, 4 та фонемалар гуруҳларида олиб борилди. Биринчи фонемалар гуруҳига унли товушлар (“а”, “о”, “у”, “ў”, “и”, “е”), иккинчи фонемалар гуруҳига портловчи товушлар (“б”, “п”, “д”, “т”, “г”, “к”, “қ”), учинчи фонемалар гуруҳи сирғалувчи товушлар (“ф”, “ғ”, “ж”, “з”, “с”, “в”, “х”, “ҳ”, “ш”, “ч”) ва тўртинчи фонемалар гуруҳига бурун товушлари (“м”, “н”, “л”). Қўйида келтирилган 1-жадвалда биринчи фонемалар гуруҳининг KNN ва SVM алгоритмлари асосида синфлаштиришнинг хатолик матрицаси, 5-расмда эса синфлаштириш аниқлигининг диаграммаси келтирилган.

1-жадвал

Биринчи гуруҳ фонемаларини тестлашдаги хатолик матрицаси

| Фонемалар | KNN |     |     |     |     |     | SVM |     |     |     |     |     | Тестлар сони |
|-----------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|--------------|
|           | /a/ | /y/ | /o/ | /u/ | /e/ | /ʏ/ | /a/ | /y/ | /o/ | /u/ | /e/ | /ʏ/ |              |
| а         | 59  | 0   | 1   | 0   | 0   | 0   | 59  | 0   | 1   | 0   | 0   | 0   | 60           |
| у         | 1   | 61  | 1   | 0   | 0   | 4   | 2   | 57  | 1   | 1   | 1   | 5   | 67           |
| о         | 1   | 2   | 60  | 0   | 0   | 1   | 0   | 2   | 60  | 0   | 0   | 2   | 64           |
| и         | 0   | 0   | 1   | 57  | 1   | 0   | 0   | 1   | 0   | 55  | 2   | 1   | 59           |
| е         | 0   | 0   | 0   | 1   | 59  | 0   | 0   | 0   | 0   | 3   | 57  | 0   | 60           |
| ў         | 0   | 3   | 1   | 0   | 0   | 65  | 0   | 5   | 3   | 1   | 0   | 60  | 69           |



5-расм. Биринчи гуруҳ фонемаларининг таниб олиш аниқлиги

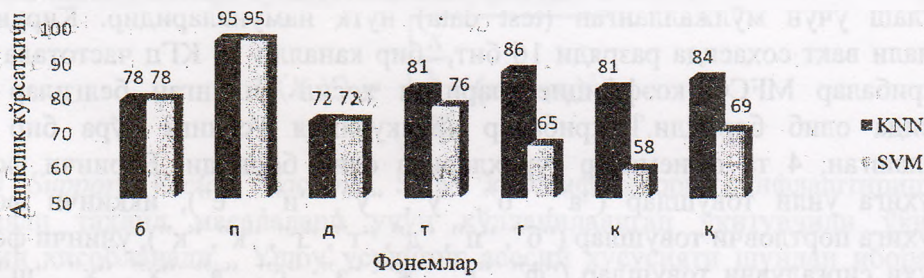
Биринчи фонемалар гуруҳида ўтказилган тажрибаларда унли товушларни KNN алгоритми асосида синфлаштиришнинг ўртача аниқлиги 95% , SVM алгоритмида эса 92% эканлигини кўришимиз мумкин. Иккинчи фонемалар гуруҳининг 2 та алгоритми асосида синфлаштиришнинг хатолик матрицаси 2-жадвалда, синфлаштириш аниқлиги 6-расмдаги диаграммада келтирилган.



## Иккинчи гуруҳ фонемаларини теслашдаги хатолик матрицаси

| Фонемалар | KNN |    |    |    |    |    |    | SVM |    |    |    |    |    |    | Тестлар сони |
|-----------|-----|----|----|----|----|----|----|-----|----|----|----|----|----|----|--------------|
|           | б   | п  | д  | т  | г  | к  | қ  | б   | п  | д  | т  | г  | к  | қ  |              |
| б         | 35  | 6  | 3  | 1  | 0  | 0  | 0  | 35  | 2  | 5  | 3  | 0  | 0  | 0  | 45           |
| п         | 1   | 37 | 1  | 0  | 0  | 0  | 0  | 1   | 37 | 1  | 0  | 0  | 0  | 0  | 39           |
| д         | 0   | 4  | 34 | 7  | 0  | 1  | 1  | 4   | 0  | 34 | 6  | 3  | 0  | 0  | 47           |
| т         | 3   | 0  | 6  | 48 | 1  | 1  | 0  | 4   | 0  | 7  | 45 | 1  | 0  | 0  | 59           |
| г         | 1   | 0  | 0  | 2  | 44 | 3  | 0  | 2   | 0  | 8  | 7  | 33 | 1  | 0  | 51           |
| к         | 0   | 0  | 0  | 1  | 3  | 29 | 3  | 0   | 0  | 2  | 5  | 8  | 21 | 0  | 36           |
| қ         | 0   | 0  | 0  | 0  | 1  | 4  | 27 | 3   | 0  | 0  | 1  | 1  | 5  | 22 | 32           |

2-Фонемлар гуруҳи



6-расм. Иккинчи гуруҳ фонемаларининг таниб олиш аниқлиги

Иккинчи фонемалар гуруҳида ўтказилган тажрибаларда KNN алгоритми асосида синфлаштиришнинг ўртача аниқлиги 82% , SVM алгоритмида эса 73% ни кўрсатди. Ушбу гуруҳ фонемаларининг хатолик матрицаси (“б” - “п”), (“д” - “т”), (“г” - “к”) ва (“к”-“қ”) товушлар жуфтлиги бир-бирига кўпроқ ўхшашлигини кўрсатган. Чунки бундай товушлар артикуляция ўрнига кўра бир гуруҳда жойлашганлигини билдиради. Шунинг учун ҳам бундай товушларни синфлаштириш аниқлиги унли товушларга нисбатан пастдир.

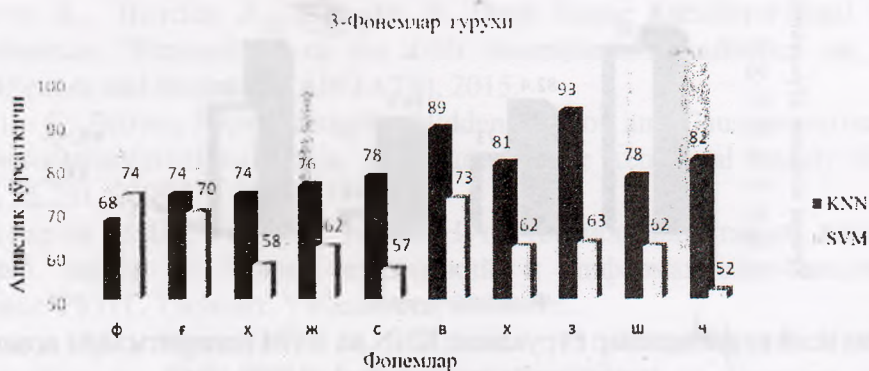
Учинчи фонемалар гуруҳининг 2 та алгоритми асосида синфлаштиришнинг хатолик матрицаси 3-жадвалда, синфлаштириш аниқлиги 7-расмдаги диаграммада келтирилган.

3-жадвал

## Учинчи гуруҳ фонемаларини теслашдаги хатолик матрицаси

| Фонемалар | KNN |   |   |   |   |   |   |   |   |   | SVM |   |   |   |   |   |   |   |   |   | Тестлар сони |
|-----------|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|--------------|
|           | ф   | ғ | х | ж | с | в | х | з | ш | ч | ф   | ғ | х | ж | с | в | х | з | ш | ч |              |
| ф         | 2   | 2 | 1 | 0 | 0 | 5 | 2 | 0 | 0 | 0 | 2   | 2 | 1 | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 31           |
| ғ         | 3   | 4 | 0 | 5 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 2 | 2   | 4 | 4 | 7 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 57           |
| х         | 1   | 4 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 | 5   | 2 | 1 | 0 | 0 | 2 | 3 | 1 | 0 | 0 | 31           |
| ж         | 1   | 6 | 0 | 4 | 2 | 0 | 0 | 0 | 4 | 3 | 1   | 8 | 1 | 3 | 1 | 0 | 0 | 3 | 3 | 5 | 58           |
| с         | 3   | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3   | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 3 | 0 | 0 | 23           |
| в         | 1   | 1 | 1 | 1 | 1 | 4 | 2 | 0 | 0 | 0 | 3   | 3 | 2 | 1 | 1 | 4 | 3 | 2 | 0 | 0 | 55           |
| х         | 2   | 1 | 3 | 0 | 0 | 1 | 3 | 1 | 0 | 0 | 3   | 2 | 4 | 0 | 0 | 4 | 2 | 1 | 0 | 0 | 37           |
| з         | 0   | 2 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 2   | 3 | 0 | 1 | 2 | 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 54           |
| ш         | 0   | 2 | 1 | 5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 1 | 0   | 5 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 | 4 | 45           |
| ч         | 0   | 1 | 1 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 0   | 6 | 0 | 6 | 0 | 1 | 0 | 1 | 7 | 2 | 44           |





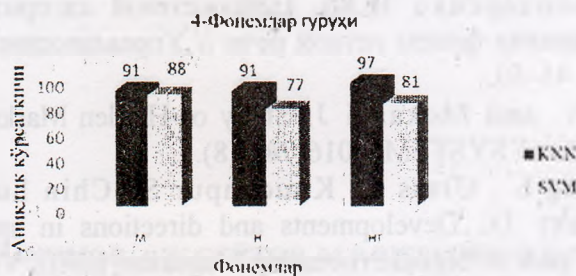
7-расм. Учинчи гурух фонемаларининг таниб олиш аниқлиги

Учинчи фонемалар гуруҳида ўтказилган тажрибаларда KNN алгоритми асосида синфлаштиришнинг ўртача аниқлиги 79% , SVM алгоритмида эса 63% ни кўрсатди. Ушбу фонемалар гуруҳи фақат шовқин ҳисобига кўра таркиб топганлиги учун турли халақитлар фониди синфлаштириш жуда мураккаб саналади. Шунинг учун ҳам синфлаштириш аниқлиги юқори эмас. Бундай фонемаларни таниб олиш самарадорлигини яхшилаш учун сигналларга дастлабки ишлов бериш босқичида адаптив филтрлаш жараёнларини амалга ошириш ёки турли халақитларга бардошли гибрид усуллар асосида шакиллантирилган белгилар векторидан фойдаланишни тақозо этади. Тўртинчи фонемалар гуруҳининг 2 та алгоритми асосида синфлаштиришнинг хатолик матрицаси 4-жадвалда, синфлаштириш аниқлиги 8-расмдаги диаграммада келтирилган.

4-жадвал.

Тўртинчи гурух фонемаларини теслашдаги хатолик матрицаси

| Фонемалар | KNN |     |      | SVM |     |      | Тестлар<br>Сони |
|-----------|-----|-----|------|-----|-----|------|-----------------|
|           | /м/ | /н/ | /нг/ | /м/ | /н/ | /нг/ |                 |
| /м/       | 52  | 4   | 1    | 50  | 5   | 2    | 57              |
| /н/       | 4   | 52  | 1    | 10  | 44  | 3    | 57              |
| /нг/      | 0   | 1   | 30   | 2   | 4   | 25   | 31              |



8-расм. Учинчи гурух фонемаларининг таниб олиш аниқлиги

Тўртинчи фонемалар гуруҳида ўтказилган тажрибаларда KNN алгоритми асосида синфлаштиришнинг ўртача аниқлиги 93% , SVM алгоритмида эса 82% ни кўрсатди.

Қўйида келтирилган 9-расмда KNN ва SVM алгоритмларни 4 та фонемалар гуруҳида кўрсатган ўртача синфлаштириш аниқлиги келтирилган. KNN алгоритми 1-гурух фонемаларини синфлаштиришда SVM га нисбатан 3%, 2-гурух фонемаларида 9%, 3-гурух фонемаларида 16% ҳамда 4-гурух фонемаларида эса 11% юқори аниқликда синфлаштиришни амалга оширганини кўришимиз мумкин. Бу эса ўз навбатида KNN алгоритмининг фонемаларни синфлаштиришда қўллаш мумкинлигини англатади.





9-расм. 4 та фонемалар гуруҳининг KNN ва SVM алгоритмлари асосида синфлаштиришнинг ўртача аниқлиги

**Хулоса.** Мақола доирасида олиб борилган тажрибалар асосида қўйидаги хулосалар олинди:

- Олиб борилган тажриба натижалари шуни кўрсатадики, MFCC коэффицентларидан ҳосил қилинган белгилар тўпламини машинали ўқитишнинг турли хил синфлаштириш алгоритмларида етарли аниқликни таъминлайдиган энг яхши белгилардан бири сифатида қараш мумкин.

- Шовқин асосида ҳосил буладиган товушларни синфлаштириш аниқлиги KNN алгоритмида ўртача 79% ни ташкил этди. Бу аниқлик кўрсаткичини янада ошириш учун битта MFCC коэффицентларидан ҳосил қилинган белгилар вектори етарлича эмас. Шунинг учун нутқ товушларидан белгиларни ажратиб олишнинг турли усуллари биргаликда қўллаш асосида шакллантириладиган белгилар векторидан ҳамда нейрон тармоқларига асосланган классификаторлардан фойдаланишни тақозо этади.

#### Фойдаланилган адабиётлар

1. Потапова Р.К. Речевое управление роботом: лингвистика и современные автоматизированные системы. –М.: КомКнига, 2005. – 328 с.
2. Федяев О.,Бондаренко И.Ю. Нейросетевой алгоритм дикторонезависимого распознавания фонем устной речи // Управляющие системы и машины. 2013. № 4. С. 41–50.
3. Tungikar V.V. and Mokashi J. Study of Hidden Markov Model for Isolated Word Recognition// SYSTEM, 2016. № 4(8).
4. Baker J., Deng L., Glass J., Khudanpur S., Chin hui Lee, Morgan N., O'Shaughnessy D. Developments and directions in speech recognition and understanding, part 1// Signal Processing Magazine, IEEE. Vol. 26-may, 2009 № 3. P. 75–80,.
5. Mark Gales, Steve Young. The Application of Hidden Markov Models in Speech Recognition. Foundations and Trends in Signal Processing. Vol. 1(2007). No. 3.P. 195–304.
6. Polap C., Wozniak M. Image approach to voice recognition. 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2017. Proceedings. 2018. P.1–7.
7. Ossama Abdel-Hamid, Abdel-rahman Mohamed, Hui Jiang, Li Deng, Gerald Penn, Dong Yu. Convolutional Neural Networks for Speech Recognition. IEEE/ACM Transactions on Audio, speech, and language processing. Vol. 22, , October. 2014 №. 10.



8. Glorot X., Bordes A., Bengio Y. Deep Sparse Rectifier Neural Networks Conference: "Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics" (AISTATS), 2015.
9. Judith C. Brown, Paris Smaragdis. Hidden Markov and Gaussian mixture model for automatic call classification. The Journal of the Acoustical Society of America 125, EL221, 2009.
10. Хужаяров И.Ш. Очилов М.М. Нутк товушларини таниш алгоритмини ишлаб чиқиш // Научно-технический и информационно-аналитический журнал ТУИТ. Ташкент. Узбекистан, 2019. №3.
11. Musaev M., Khujayorov I., Ochilov M. Image approach to speech recognition on CNN//2019 International Conference on Frontiers of Neural Networks(ICFNN 2019). on July 26–28. Rome. Italy, 2019.
12. Med Ali Kammoun, Dorra Gargouri, Mondher Frikha, Ahmed Ben Hamida. Cepstrum vs. LPC: A Comparative Study for Speech Formant Frequencies Estimation //GESTS Int'l Trans. Communication and Signal Proce.Vol.9. No.1
13. Polap M. Woźniak. Image approach to voice recognition. 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2017. Proceedings. 2018. P.1–7.
14. Lamel L. F., Eskenazi M., Gauvain J. L. Design Considerations and Text Selection for BREF, a large French Read-Speech Corpus// 1st International Conference on Spoken Language Processing. ICSLP,1990. P. 1097–1100.
15. Julius O. Smith III. Spectral Audio Signal Processing. W3K Publishing 2011. 674 p.
16. Shi -Xiong Zhang. Structured Support Vector Machines for Speech Recognition. Doctoral thesis. University of Cambridge. March. 2014.

Муҳаммад ал-Хоразмий номидаги  
Тошкент ахборот технологиялари  
университети

26.12.3019й.  
кабул қилинган

УДК 631.672.4

**Ш.Х.РАХИМОВ, А.Ж.СЕЙТОВ, М.Р.ШЕРБОЕВ, Н.К.РАХИМОВА**

### **СТРУКТУРА БАЗЫ ДАННЫХ И ПРОГРАММНЫЕ МОДУЛИ ПРОЦЕССА ВОДОПОДАЧИ КАСКАДА НАСОСНЫХ СТАНЦИЙ КАРШИНСКОГО МАГИСТРАЛЬНОГО КАНАЛА**

Разработаны структура базы данных и программные модули для моделирования неустановившегося движения воды на участках Каршинского магистрального канала, а также вододачи каскада насосных станций, оснащенных осевыми поворотными-лопастными насосными агрегатами. Приведены результаты моделирования неустановившегося движения воды в изометрии в плоскости  $(x,t)$  на участках 1 и 2 изменения расхода и уровня воды Каршинского магистрального канала, а также суточных эксплуатационных режимов работы насосной станции-1 каскада Каршинского магистрального канала.

**Ключевые слова:** структура базы данных, программные модули, моделирование, управление, водные ресурсы, каскад насосных станций, неустановившееся движение воды, участки канала.



## СОДЕРЖАНИЕ

### Информатика и управление

|  |    |
|--|----|
| Д.Т.Мухамедиева, У.Хасанов. Применение алгебраических операций над F-  | 3  |
| А.В.Кабулов, А.А.Варисов, А.А.Каримов, Э.Р.Наврузов. Алгоритмический метод и программный комплекс обеспечения информационной безопасности..... | 10 |
| А.Х.Нишанов, Г.П.Джураев. Метод и алгоритм классификации при предварительной обработке данных.....   | 19 |

### Энергетика

|   |    |
|---|----|
| Т.С.Камалов,З.М.Шаюмова,Х.Т.Ташева,Л.И.Сайфуллаева. Анализ публикаций по компенсации реактивной мощности и их применимость в горнорудной промышленности и на насосных станциях систем машинного орошения..... | 27 |
| М.Ш.Мисриханов, Ш.В.Хамидов, О.Х.Ишназаров. Расчет потока мощности в трехфазной сети, содержащей устройства управляемых гибких электропередач переменного тока .....  | 42 |
| Т.С.Камалов, У.О.Одамов, О.З.Тоиров, Я.М.Яичников. Экспериментальные исследования процесса помола шаровой мельницы в целях установления энергоэффективности производства цемента.....                         | 47 |
| З.Г.Мухамедова. Модели оптимизации межремонтных периодов электрооборудования самоходного подвижного состава с учетом его технического состояния.....  | 60 |

### Информационные и телекоммуникационные технологии

|  |    |
|--|----|
| М.М.Мусаев, И.Ш.Хужаяров, М.М.Очилов. Распознавание фонем узбекского языка на основе алгоритмов машинного обучения.....  | 67 |
| Ш.Х.Рахимов, А.Ж.Сейтов, М.Р.Шербоев, Н.К.Рахимова. Структура базы данных и программные модули процесса водоподачи каскада насосных станций Каршинского магистрального канала..... | 77 |
| Н.С.Маматов, М.И.Эргашев. Информации о web-сайте посредством анализа структуры web-страницы .....  | 86 |
| К.Ф.Керимов, Ж.О. Ибрагимов. Методы обхода фильтрации угроз информационной безопасности вида SQL инъекции.....   | 92 |
| Указатель статей и сообщений, опубликованных в журнале «Проблемы информатики и энергетики» в 2019 году.....  | 98 |



**МУНДАРИЖА**  
**Информатика ва бошқарув**

|   |    |
|---|----|
| D. T. Muhamediyeva, U. Hasanov. F-kattaliklar ustida algebraik amallarning qo'llanilishi.....   | 3  |
| A. V. Кабулов, A. A. Варисов, A. A. Каримов, E. P. Наврузов. Ахборот тизимини таъминлаш алгоритмик усули ва дастурий таъминоти тўплами..... | 10 |
| A. X. Нишанов, F. П. Жўраев. Маълумотларга дастлабки ишлов беришда синфлаштиришнинг усул ва алгоритми.....                                  | 19 |

**Энергетика**

|  |    |
|--|----|
| T. C. Камалов, Z. M. Шаюмова, X. T. Ташева, Л. И. Сайфуллаева. Реактив қувватни компенсациялаш бўйича адабиётларнинг таҳлили ва уларни тоғ-кон саноати ва машинали сўғориш тизимининг насос станцияларида қўлланилиши..... | 27 |
| M. Ш. Мисрихонов, Ш. В. Ҳамидов, O. X. Ишназаров. Ўзгарувчан токли мослашадиган электр ўтказгичларнинг уч фазали тармоқдаги қувват оқимини ҳисоблаш.....   | 42 |
| T. C. Камалов, Y. O. Одамов, O. Z. Тоиров, Я. M. Яичников. Цемент ишлаб чиқаришнинг энергия самарадорлигини аниқлаш мақсадида шарли тегирмонларда майдалаш жараёнини экспериментал тадқиқоти...                            | 47 |
| Z. G. Мухамедова. Ўзиюрар ҳаракат таркибини техник жойлашувини ҳисобга олган ҳолда электр ускуналарини соzлашнинг оптималлаштириш модели.....  | 60 |

**Ахборотли ва телекоммуникацияли технологиялар**

|   |    |
|---|----|
| M. M. Мусаев, И. Ш. Хужаяров, M. M. Очилов. Машинали ўқитиш алгоритмлари асосида ўзбек тили фонемаларини таниб олиш.....  | 67 |
| Ш. X. Рахимов, A. Ж. Сейтов, M. P. Шербоев, H. K. Раҳимова. Қарши магистрал канали насос станциялари каскадини сув билан таъминлаш жараёнининг маълумотлар базасини тузилиши ва дастурий модуллари... | 77 |
| H. C. Маматов, M. И. Эргашев. Веб саҳифа структурасини таҳлил қилиш орқалик веб сайт ҳақида маълумотлар.....  | 86 |
| K. Ф. Керимов, Ж. O. Ибрагимов. SQL инъекция кўринишидаги ахборот хавфсизлиги таҳдидларини олдини олиш  | 92 |
| 2019 йилда «Информатика ва энергетика муаммолари» журналида эълон қилинган мақолалар ва хабарлар кўрсаткичи.....  | 98 |