

**ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ**

**«Л.Н. ГУМИЛЕВ АТЫНДАҒЫ ЕУРАЗИЯ ҰЛТТЫҚ УНИВЕРСИТЕТІ» КЕАҚ**

**Студенттер мен жас ғалымдардың  
«GYLYM JÁNE BILIM - 2024»  
XIX Халықаралық ғылыми конференциясының  
БАЯНДАМАЛАР ЖИНАҒЫ**

**СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ  
XIX Международной научной конференции  
студентов и молодых ученых  
«GYLYM JÁNE BILIM - 2024»**

**PROCEEDINGS  
of the XIX International Scientific Conference  
for students and young scholars  
«GYLYM JÁNE BILIM - 2024»**

**2024  
Астана**

**УДК 001**

**ББК 72**

**G99**

**«ǴYLYM JÁNE BILIM – 2024» студенттер мен жас ғалымдардың XIX Халықаралық ғылыми конференциясы = XIX Международная научная конференция студентов и молодых ученых «ǴYLYM JÁNE BILIM – 2024» = The XIX International Scientific Conference for students and young scholars «ǴYLYM JÁNE BILIM – 2024». – Астана: – 7478 б. - қазақша, орысша, ағылшынша.**

**ISBN 978-601-7697-07-5**

Жинаққа студенттердің, магистранттардың, докторанттардың және жас ғалымдардың жаратылыстану-техникалық және гуманитарлық ғылымдардың өзекті мәселелері бойынша баяндамалары енгізілген.

The proceedings are the papers of students, undergraduates, doctoral students and young researchers on topical issues of natural and technical sciences and humanities.

В сборник вошли доклады студентов, магистрантов, докторантов и молодых ученых по актуальным вопросам естественно-технических и гуманитарных наук.

**УДК 001**

**ББК 72**

**G99**

**ISBN 978-601-7697-07-5**

**©Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия  
ұлттық университеті, 2024**

$$H: Y^2Z = X^3 + aXZ^2 + bZ^3$$

$a$  и  $b$  — коэффициенты кривой. Кривые Гесса обладают некоторыми уникальными математическими свойствами, которые могут быть использованы в криптографии для построения алгоритмов шифрования и подписи. Кривые Эдвардса были введены Харольдом Монтгомери Эдвардсом в 2007 году. Они определяются уравнением вида:

$$E: x^2 + y^2 = c^2(1 + dx^2y^2)$$

$c$  и  $d$  — параметры кривой. Одно из важных свойств кривых Эдвардса — это их инвариантность относительно операции проективного преобразования, что делает их особенно подходящими для реализации криптографических протоколов.

Кривые Гесса и Эдвардса обладают высокой степенью безопасности и эффективности и широко используются в современной криптографии. Они могут использоваться в качестве основы для алгоритмов цифровой подписи, асимметричного шифрования и других криптографических протоколов. Каждый из этих классов кривых имеет свои особенности, и выбор между ними зависит от конкретных требований и контекста применения.

#### Список использованных источников

1. D. M. Dygin, S. V. Grebnev, Efficient implementation of the GOST R 34.10 digital signature scheme using modern approaches to elliptic curve scalar multiplication, *Mat. Vopr. Kriptogr.*, 2013, Volume 4, Issue 2, 47–57.
2. Bernstein, D., Birkner, P., Joye, M., Lange, T. and Peters, C. Twisted Edwards curves. — <http://eprint.iacr.org/2008/013>, 2008.
3. Bernstein, D. and Lange, T. Inverted Edwards coordinates. — <http://eprint.iacr.org/2007/410>, 2007.
4. Doche, C., Kohel, D. R., Sica, F. Double-base number systems for multi-scalar multiplications // *Proc. EUROCRYPT 2009*. — *Lect. Notes Comput. Sci.* — 2009. — V. 5479. — P. 502–519.

УДК 004.85

### СТАТИСТИКАДАҒЫ АЛГОРИТМ ҚОЛДАНЫСЫ

**Қанат Айнұр**

Ainur.kanat.91@mail.ru

Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университетінің «Статистика» мамандығының  
1-курс студенті

Ғылыми жетекшісі – А.С. Жумаханова, Л.Н. Гумилев атындағы ЕҰУ, «Математикалық және  
компьютерлік модельдеу» кафедрасының аға оқытушысы

Қазіргі заманда статистика ғымының маңызы кеңінен артты. Уақыт өте келе, жаңа иновациялар мен техника дамуына байланысты ақпарат саласы эволюцияға ие болды: деректер артқан, бизнес мүмкіндіктері жоғарлуда, дерек дәлділігі жаңа сапаға келді.

**Алгоритм** - бұл белгілі адамдар тарапынан анықталған амалдарды орындау құрылымы немесе әдістер жиынтығы. Ол өзінде белгілі құрылымдың қалыптасуын немесе белгілі нәтижені құру үшін орындалатын әрекеттер жиынтығы.

**Алгоритмді статистикада қолданудың мақсаты** – Статистика құрастыруың адам үшін біріншіден оңайлату. Алгоритмдер статистикалық анализді ақпаратты құрастыру, түсіндіру және қаржылау үшін қолданылады. Олар өзіндікті статистикалық өлшемдер мен қаржыландыру мәселелерін шешуге көмектеседі.

Алгоритмдер статистикада өзін-өзі жаңа байланыстырған күрделі құралдардың бірі. Мысалы, деректерді өңдеу, тарау, анализ және прогнозда алгоритмдерді пайдалану арқылы өзараға келесі ерекше мақсаттарды жүзеге асыра аламыз:

**Классификация:** Алгоритмдерді пайдалана отырып, мәліметтер жиынтығындағы объектілерді бір немесе бірнеше санатқа бөледік.

Ол үшін алгоритмдерді пайдалана отырып, мәліметтер жиынтығындағы объектілерді бір-бірінен айырып, оларды белгілі санаттарға реттейді. Классификацияның кейбір мақсаттары:

*Өзгеріске қатысты келісімді бөлу:* Мысалы, болған өзгерістерді анықтау үшін, себебін белгілі санат таңдауға мүмкіндік беретін алгоритмдер пайдаланылады.

*Мәліметтерді айырып тастау:* Мәліметтердің келесі жағдайларын белгілі жиынтықтарға айырып тастау үшін классификацияның пайдалануы мүмкін.

*Мәліметтердің анықтамасын жасау:* Мысалы, ұсыныстарды, сұрақтарды, кез келген мәліметтерді белгілі категорияларға жіктеп, анықтауға мүмкіндік беретін алгоритмдер пайдаланылады.

*Мәліметтерді басқару:* Классификацияның нәтижесін пайдаланып, мәліметтерді басқару және таңдау үшін пайдаланылады.

Классификацияның алгоритмдері арасында көптеген жақты техникалар бар, міне:

**“Наивный байес алгоритм” – НБА**

Наивдік байес алгоритмі – бұл байес теоремасына негізделген класстау алгоритмы, сипаттамалардың бекітілгені бойынша өзара әлеуеттілігі дұрыс түсініледі. Басқа сөзбен, НБА кез келген сипаттың класста болуының кездесуі кез келген басқа сипаттың болуымен байланысты емес деп сенімдейді. Мысалы, алма болуы үшін фрукт қызыл болуы, шеңбер болуы және диаметрі бойынша 8 сантиметр түрінде болуы мүмкін. Олар әрекетте бір-біріне немесе басқа сипаттарға қолжетімді болса да, олар кез келген жағдайда бұл фрукттың алма болуының мүмкіндігін көздейді. Осы сипаттамаға байланысты алгоритм «наивный» деп аталады.

*Мысал*

Мәліметтер жиынтығын (частоттау кестесіне) айырбастау:

| Ауа райы | Ойын |

|-----|-----|

| Sunny | Yes |

| Sunny | Yes |

| Overcast | Yes |

| Rainy | No |

| Rainy | No |

| Rainy | No |

| Overcast | Yes |

| Sunny | No |

| Sunny | Yes |

| Rainy | Yes |

| Sunny | Yes |

| Overcast | Yes |

| Overcast | Yes |

| Rainy | No |

Мүмкіндік кестесін жасау:

| Ауа райы | Yes | No |

```
|-----|-----|-----|
| Sunny | 3/9 | 2/5 |
| Overcast | 4/9 | 0/5 |
| Rainy | 2/9 | 3/5 |
```

Байес теоремасын қолданып, сол жақта берілген ауа шарттары бойынша кейінгі мүмкіндікті қайта қарау:

$$P(\text{Yes} | \text{Sunny}) = P(\text{Sunny} | \text{Yes}) * P(\text{Yes}) / P(\text{Sunny})$$

Келесі мәндерді қолданамыз:

$$P(\text{Sunny} | \text{Yes}) = 3/9 = 0,33$$

$$P(\text{Sunny}) = 5/14 = 0,36$$

$$P(\text{Yes}) = 9/14 = 0,64$$

$$\text{Қазір } P(\text{Yes} | \text{Sunny}) \text{ мәнін есептейміз: } P(\text{Yes} | \text{Sunny}) = 0,33 * 0,64 / 0,36 = 0,60$$

Сондықтан, күн жарқырап тұрған күні ойын болады.

*# Импорт необходимых библиотек*

*from sklearn.naive\_bayes import GaussianNB*

*# Пример данных: количество часов учебы и соответствующие оценки за экзамен*

*hours\_studied = [[5], [10], [20], [30], [40]] # количество часов учебы*

*exam\_scores = ['D', 'C', 'B', 'A', 'A'] # оценки за экзамен (просто для примера)*

*# Создание и обучение модели наивного байесовского классификатора*

*model = GaussianNB()*

*model.fit(hours\_studied, exam\_scores)*

*# Предсказание оценок для новых данных*

*new\_hours = [[15], [25], [35]] # новые данные: количество часов учебы*

*predicted\_scores = model.predict(new\_hours)*

*# Вывод результатов*

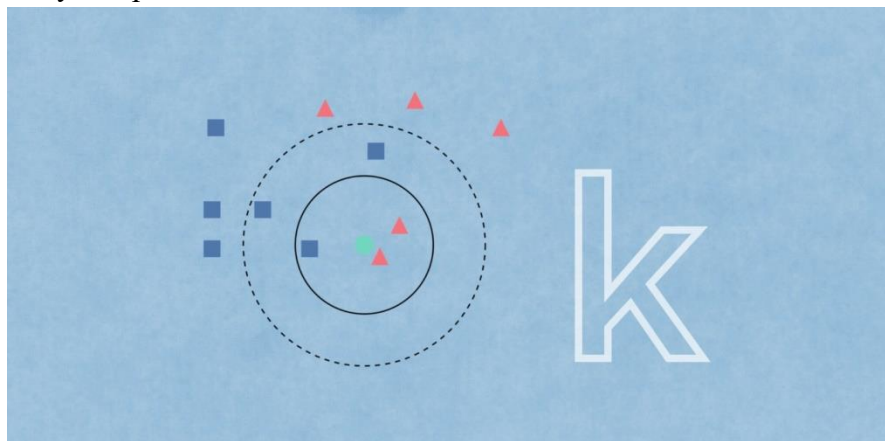
*print("Предсказанные оценки для новых данных:")*

*for i in range(len(new\_hours)):*

*print("Количество часов учебы: {}, Предсказанная оценка: {}".format(new\_hours[i][0], predicted\_scores[i]))* *# Импорт необходимых библиотек*

*“k-nearest neighbors algorithm, k-NN”*

Жақын нүктенің өзінде орналасқан метрикалық класстау әдісі - бұл оқыту ұсынысындағы жақын нүктегі объекттердің ұқсасын қадағалауға арналған ең жеңіл метрикалық сыныптау алгоритмі. Сыныптау бойынша объекттың анықталуына себеп болатын жақын нүктелердің сыныптарына қатыстырылған болуы керек.



Бұлардың кез келгені белгілі мақсатқа сай болып табылады, оның бойынша сөзетін мәліметтердің саны және түрі.

*Интуитивті деңгейде әдістің мәні қарапайым: айналаңыздағы көршілерге қараңыз, олардың қайсысы басым, және бұл сіз*

*# Импорт необходимых библиотек*

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
```

*# Пример данных: количество часов учебы и соответствующие оценки за экзамен*

```
hours_studied = [[5], [10], [20], [30], [40]] # количество часов учебы
```

```
exam_scores = [60, 65, 75, 85, 90] # оценки за экзамен
```

*# Создание и обучение модели ближайших соседей*

```
model = KNeighborsRegressor(n_neighbors=2) # Здесь n_neighbors - количество соседей
```

```
model.fit(hours_studied, exam_scores)
```

*# Предсказание оценок для новых данных*

```
new_hours = [[15], [25], [35]] # новые данные: количество часов учебы
```

```
predicted_scores = model.predict(new_hours)
```

*# Вывод результатов*

```
print("Предсказанные оценки для новых данных:")
```

```
for i in range(len(new_hours)):
```

```
    print("Количество часов учебы: {}, Предсказанная оценка: {:.2f}".format(new_hours[i][0], predicted_scores[i]))
```

**Регрессия:** Мәліметтердің арасындағы байланыстарды қаржылау үшін алгоритмдерді пайдалану.

Регрессия - бұл мәліметтердің топтамасынан, оның байланыс күшінен пайдалана отырып, келесі өзгерістерді шолу және анықтау үшін модельді жасау процесі атқару алгоритмі. Основалық мақсаты - мәліметтер арасындағы байланысқан деңгейді (тегін, көрсетілген, алтыншылықты) түсінуге және анықтауға көмектесу. Регрессияның көмегімен, біз мәліметтердің белгілі паттерндерін таңдауға, бұрыннан белгіленген мәндерді басқа мәндерге қатынастыруға және мәліметтердің белгіленген жұмыс істеулеріне анықтама беруге болады.

рекшелігі таңдалған алгоритмға байланысты, бұл тәріздене құралдардың және статистикалық методтардың көмегімен орындалады. Регрессия мәліметтерді жиі қолданылатын әдістерге бөлінеді: тегін регрессия, логистикалық регрессия, біріктірілген регрессия, нейрондық салыстыру, және т.б. Сыртқы және керісінде регрессия аймақтары айнымалыланады: экономика, статистика, медицина, машиналық нейронды модельдеу, келесі деректер анализі, прогнозтау және т.б. Бұл алгоритм мәліметтердің жұмыс істеуі мен анықтамасы мәселелерін шешуге көмектеседі, бұл маңызды және қажетті бағдарламаларда пайдаланылады.

*Регрессия мысалы:* Студенттердің оқуға жұмсайтын сағаттары және олардың емтихан бағалары туралы деректер бар делік. Сіз оқу сағаттары санының бағаларға қалай қатысты екенін білгіңіз келеді. Тәуелсіз айнымалы: оқу сағаттары саны. Тәуелді айнымалы: емтихан бағасы. Осы айнымалылар арасында статистикалық байланыс бар-жоғын анықтау үшін регрессиялық талдауды пайдалана аласыз және бағаны болжауға болады. оқу сағаттарының саны. Студенттердің оқу сағаттары мен емтихан ұпайлары туралы деректерді жинағаннан кейін регрессия үлгісін құруға болады. Мысалы, тәуелсіз және тәуелді айнымалылар арасындағы сызықтық қатынасты болжайтын сызықтық регрессияны қолдануға болады. Одан кейін үлгіні деректерге үйретесіз. Нәтижесінде сіз оқу сағаттарының саны бағаға қалай әсер ететінін көрсететін регрессия теңдеуін аласыз. Мысалы, сізде мынадай теңдеу болуы мүмкін: Баға = 60 +

0,5 \* (оқу сағаттарының саны) Бұл әрбір қосымша оқу сағаты бағаның 0,5 ұпайға жоғарылауымен байланысты екенін білдіреді.

```
# Импорт необходимых библиотек
from sklearn.linear_model import LinearRegression
# Пример данных: количество часов учебы и соответствующие оценки за экзамен
hours_studied = [[5], [10], [20], [30], [40]] # количество часов учебы
exam_scores = [60, 65, 75, 85, 90] # оценки за экзамен
# Создание и обучение модели линейной регрессии
model = LinearRegression()
model.fit(hours_studied, exam_scores)
# Предсказание оценок для новых данных
new_hours = [[15], [25], [35]] # новые данные: количество часов учебы
predicted_scores = model.predict(new_hours)
# Вывод результатов
print("Уравнение регрессии: оценка = {:.2f} + {:.2f} * (количество часов
учебы)".format(model.intercept_, model.coef_[0]))
print("Предсказанные оценки для новых данных:")
for i in range(len(new_hours)):
    print("Количество часов учебы: {}, Предсказанная оценка: {:.2f}".format(new_hours[i][0],
predicted_scores[i]))
```

**Кластерлау:** Бірлескен объектілерді белгілі кластерлерге бөлу үшін алгоритмдерді қолдану.

**Деректер әдістемелерін анықтау:** Деректерді тазарту, бұларды анықтау, қажеттіліктер мен кез келген деректерді кеміту үшін алгоритмдерді пайдалану. Олардың барлығы бірқатар статистикалық алғашқы қаржыларды береді, олардың мақсаты жан-жақты деректерді пайдалану жолымен нәтижелерге жету..

Алгоритмдер статистикада қатарлы маңызды рөл атқарады. Алгоритмдердің маңызы онымен айтылатын бірнеше себептерге байланысты.

Біріншісі, олар үлкен деректер ұсынуларын өңдеуге, заңдарды табуға және қолдаған ақпаратты шығаруға көмектеседі. Бұл көлемді мәліметтердің бұзылмайтын артатымы және қиын болған уақыттарда особенно маңызды.

Екіншісі, алгоритмдер деректерді анализ ету мақсатында қолданылады, бұл да тенденцияларды анықтау, болжамдарды болжамдау, гипотезаларды тексеру және ақпараттық ансамбльді анықтауға мүмкіндік береді. Бұл ученылерге, бизнесменлерге және шешушілерге жақын кезінде орналасуынан кейін кез-келген ситуацияның түрін түсінуге және негізделген шешімдер алуға көмектеседі.

Шіншісі, алгоритмдер статистикалық модельдерді құруда қолданылады, олар деректердің әрекетін түсіндіреді және барлық мәліметтер бойынша нәтижелерді алуға мүмкіндік береді. Бұл зерттеуленетін яғни әрекеттерге қандай әсер ететіндігін түсінуге және осы ақпаратты шешу мақсатында қолдануға мүмкіндік береді.

Сондай-ақ, алгоритмдер статистикалық мәліметтердің қолданылуын қайта қаржыландыру мен ресурстарды оптимизациялау үшін қолданылады. Мысалы, олар селшүзде удобрениялардың оптималды бөлінісі үшін немесе бизнесте маркетингтік стратегияларды жақсарту үшін

қолданылады. Сонымен қатар, алгоритмдер барлық жұмыстардың мәліметтерді талдау, түсіну және пайдалану кезінде негізгі рөлдерін ойдаудың маңызды бөлігі болып табылады.

### Пайдаланылған әдебиеттер тізімі

- 1 Коэльо Л.П., Ричарт В. Построение систем машинного обучения на языке Python. 2016. 302 с.
- 2 А.Бурков. Машинное обучение без лишних слов / Вып. «Питер», 2020 г. 200 с.
- 3 <https://www.opennet.ru/opennews/art.shtml?num=53314>
- 4 <https://habr.com/ru/company/samsung/blog/657031/>

УДК 530

## СЫЗЫҚТЫ ЕМЕС УАҚЫТ БОЙЫНША ӨЗГЕРЕТІН КЕШЕУІЛДЕГЕН ЖҮЙЕЛЕРДІҢ КЛАССЫ ҮШІН КЕҢ АУҚЫМДЫ ШЫҒЫС КЕРІ БАЙЛАНЫСЫ АРҚЫЛЫ ОРНЫҚТАНДЫРУ

Қарсабек Аида Асыланқызы

[karsabekaida@gmail.com](mailto:karsabekaida@gmail.com)

Қазақстан, Астана, Л.Н.Гумилев атындағы ЕҰУ «Математикалық және компьютерлік модельдеу» мамандығының 2 курс магистранты

Ғылыми жетекші – Doctor of science (Жапония), PhD (Қазақстан), Профессор Әлімхан Қилан.

### Аннотация

Бұл мақалада шығыс кері байланысы арқылы уақыт бойынша өзгеретін кешеуілдеген сызықтық емес жүйелер класын кең ауқымды тұрақтандыру мәселесі қарастырылады. Анықталмаған сызықтықтар көпмүшелік өсу жағдайын қанағаттандырады деп болжаймыз. Бастапқыда номиналды жүйені бұзушы сызықтықсыз кең ауқымды тұрақтандыру үшін шығыс кері байланыс тұрақтандырғышын әзірлеу керек. Содан кейін, біртекті үстемдік тәсілін және Ляпунов-Красовскийдің сәйкес функционалдығын қолдана отырып, жабық тізбекті жүйенің кең ауқымды асимптотикалық тұрақтылығын қамтамасыз ету үшін ұсынылған кері байланыс тұрақтандырғышына масштабтау коэффициенті енгізіледі. Ұсынылған дизайн схемасының тиімділігін көрсететін модельдеудің екі мысалы келтірілген.

**Кілт сөздер:** уақыт бойынша өзгеретін кідіріс, біртекті үстемдік, шығыс кері байланысы, сызықтық емес жүйелер.

### Кіріспе

Сызықты емес уақыт бойынша өзгеретін кешеуілдеген жүйелердің класы үшін кең ауқымды шығыс кері байланысы арқылы орнықтандыру мәселесі сызықтық емес басқару мамандары қауымдастығының үлкен назарын аударды және оның қорытындысы ретінде бірқатар зерттеу нәтижелері және олардағы сілтемелер алынды. Алайда, жұмыста көрсетілгендей, әдетте бөлу принципі жалпы сызықтық емес жүйелер үшін орындалмайды. Сондықтан қолданыстағы кең ауқымды нәтижелер белгілі бір шарттарды қажет етеді. Болжамдардың әртүрлі түрлерінің ішінде бір жалпы шарт ол - өлшенбейтін күйлерді белгісіздікпен байланыстыру мүмкін емес. Бұл жағдайды шешу үшін сызықтық өсу жағдайында кері байланыс басым болатын жобалау әдісі ұсынылды. Кейінірек біртекті үстемдік тәсілін қолдана отырып, жоғары ретті өсу жағдайында кең ауқымды кері байланысты тұрақтандыру мәселесін шештік. Бұл жұмыста белгісіз шығыс функциялары бар сызықтық емес жүйелер үшін кең ауқымды шығыс кері байланысты тұрақтандыру міндеті қарастырылды.