



SCIENTIFIC BULLETIN

PHYSICAL AND MATHEMATICAL RESEARCH

ILMIY HABARNOMA

FIZIKA-MATEMATIKA TADQIQOTLARI

2023
VOLUME 5
ISSUE 1

ОГЛАВЛЕНИЕ

Физика

С.З. ЗАЙНАБИДИНОВ, А.С. САИДОВ, А.Й. БОБОЕВ, Б.М. ЭРГАШЕВ Получения, морфология и фотоэлектрические свойства гетероструктуры $n\text{-Si}-p\text{-(Ge}_2\text{)}_{1-x-y}\text{(GaAs)}_x\text{(ZnSe)}_y$	7
Н.Ф. ЗИКРИЛЛАЕВ, К.А. ИСМАЙЛОВ, С.З. ЗАЙНАБИДИНОВ, З.Т. КЕНЖАЕВ, Б.К. ИСМАЙЛОВ Влияние легирования никелем на спектральную чувствительность кремниевых солнечных элементов	16
М.Ш. ИСАЕВ, А.Т. МАМАДОЛИМОВ, Ш.К. АКБАРОВ Структура приповерхностного слоя диффузионно-легированного кремния атомами хрома и кобальта.....	21
М.В. TAGAEV, A.A. ABDREYMOV, U.D. BAIRAMOV Kremniyli p-n o'tishda mikroplazmalarning shakllanishi.....	27
М.В. FOZILJONOV, I.N. KARIMOV, A.E. ABDIKARIMOV Influence of the local trapped charge in oxide to the gate - drain capacitance in a FinFET	33
Ш.Х. ЙУЛЧИЕВ, И.М. СОЛИЕВ, Х.Ж. МАНСУРОВ Рентгеноструктурные исследования кремния марки КДБ-20 с участием кислорода.....	37

Техника

Р.А. МУМИНОВ, В.Г. ДЫСКИН, О.Ф. ТУКФАТУЛЛИН, Б.Н. БУТУНБАЕВ, К.А. ДЖУМАМУРАТОВ К вопросу применения гидрофобных плёнок для пассивной очистки фронтальной поверхности фотоэлектрических модулей.....	42
С. ЗАЙНАБИДИНОВ, Б. УРМАНОВ, С. АЛИЕВ Разработка конструкции нового солнечного осветительного устройства.....	47
С.С. НАСРИДДИНОВ, А.К. ХАМРАКУЛОВ, Н.Т. МОВЛОНОВ, М.И. МАННАНОВ Метод определения удельного сопротивления почвы.....	53
Ш.А. ГУЛАМОВ, Г.М. МЎМИНОВА Легирланган ва лнгирланмаган кўға ўсимлиги толаларини таййорлаш хамда уларнинг оптоэлектроник хоссалари тадқиқ қилиш усуллари.....	58

Математика

А.К. УРИНОВ, Д.А. УСМОНОВ Нелокальная задача для вырождающегося уравнения второго порядка, содержащего интегро-дифференциальный оператор дробного порядка с функцией Бесселя в ядре.....	64
N. UMRZAQOV, I.S. ZAYNABIDDINOV On a pursuit differential game with integral constraints in R^n	75
Д.Д. АХМЕДОВА Динамические системы симплекса квадратичных гомеоморфизмов.....	83

Ф.А. ЮСУПОВ, Д.Д. АХМЕДОВА

Инвариантность некоторых стохастических квадратичных операторов неволтерного типа в двухмерном симплексе.....	87
--	----

Информатика

Р.К. АЗИМОВ, Б.Р. АЗИМОВ

Машинали ўқитишда регрессия усуллари.....	90
---	----

М.К.МАХКАМОВ, Х.А.МАМАДАЛИЕВ, Ш.Ш.ХОЖИКУЛОВ

Метод Фурье для исследования распространения волны уплотнения в трубопроводах установленном демпфером.....	96
---	----

Ғ.О. ТАЖИБАЕВ, М.М. МИРЗАЕВА, Ш.О. ТЎРАХОНОВА.

Юпқа пластина эгилиши масаласини интегралли усулда ечишда чегаравий шартларга боғлиқ бўлган махсусликни эътиборга олиш.....	104
--	-----

Персоналии

Академиг М.Мусахонов 80 ёшда.....	111
<i>Правила оформления статьи.....</i>	113

УДК: 519.6.:004.42

Машинали ўқитишда регрессия усуллари

Азимов Р.К¹, Махкамов М.К¹, Азимов Б.Р².

¹Andijan State University, Andijan, 170100, Str. University, 129 (Uzbekistan).

²Tashkent University of Information Technologies, Tashkent, 100084, Str. Amir Temur, 108 (Uzbekistan).

2023 йил 18-майда юборилган. 2023 йил 16-июнда чоп этиш учун қабул қилинган.

Аннотация. Сунъий интеллектнинг асосий тармоғи машинавий ўқитиш ҳисобланиб, унинг ҳам турли тоифалари мавжуд. Мақолада машинавий ўқитишни тоифалар келтириб ўтилган. Мақоланинг асосий қисмида машинали ўқитишда кенг қўллануши чизиқли, кўп ўзгарувчи чизиқли регрессия ва полиномиал регрессия усуллари ёритилган. Ушбу усулларда башоратлаш орқали олинган қийматларнинг графиклари тасвирланган. Регрессия усуллар ёрдамида ўрта квадратик хатолик ҳисобланган ва ҳисоблаш графиги келтирилган

Калит сўзлар: сунъий интеллект, чизиқли регрессия, кўп ўзгарувчи чизиқли регрессия, полиномиал регрессия, ўрта квадратик хатолик, градиент тушиш.

Аннотация. Основной ветвью искусственного интеллекта является машинное обучение, которое также имеет разные категории. В статье упоминаются категории машинного обучения. Основная часть статьи посвящена методам линейной, многомерной линейной регрессии и полиномиальной регрессии, широко используемым в машинном обучении. Эти методы изображают графики значений, полученных путем прогнозирования. С помощью регрессионных методов рассчитывается среднеквадратическая ошибка и представляется расчетный график.

Ключевые слова: искусственный интеллект, линейная регрессия, многомерная линейная регрессия, полиномиальная регрессия, среднеквадратическая ошибка, градиентный спуск.

Annotation. The main branch of artificial intelligence is machine learning, which also has different categories. The article mentions categories of machine learning. The main part of the article is devoted to the methods of linear, multivariate linear regression and polynomial regression, which are widely used in machine learning. These methods plot the values obtained by predicting. With the help of regression methods, the mean square error is calculated and the calculated graph is presented.

Keywords: artificial intelligence, linear regression, multivariate linear regression, polynomial regression, root mean square error, gradient descent.

PACS number(s): 02.00.00

I. КИРИШ

Бугунги кунга келиб фан ва техника соҳасига сунъий интеллект тушунчаси кириб келди. Сунъий интеллект – табиий интеллектдан фарқли ўлароқ машиналарда қўлланилади, яни машиналарни инсон каби ўйлаб инсон каби қарор қабул қилишга мажбурловчи алгоритмлар тўпламидир [1. Б. 69-74]. Сунъий интеллект амаллари турли хил усуллар ёрдамида амалга оширилади, шу жумладан машинавий ўқитиш энг кенг тарқалган усуллардан биридир. 1959-йилда Артур Самуел (машинавий ўқитишнинг энг биринчи мутахассисларидан бири) машинавий ўқитишга шундай таъриф берган эди: “Машинавий ўқитиш шундай соҳаки, бунда компьютерлар тўғридан - тўғри дастурланмасдан ўрганиш қобилятига эга бўлади”. Албатта бу жуда кенг қўламдаги тавсиф бўлиб, Том Митчел анча формал характерга эга бўлган тавсиф бера олди [2. Б. 40-

46]. “Компьютер дастури Т вазифадан Э тажрибани ўрганади, бунда дастур эффективлиги П орқали ўлчанади, агар Т вазифани ечишдаги эффективлик (яъни П орқали ўлчанувчи) Э тажриба орқали ошса” дея тавсифланган.

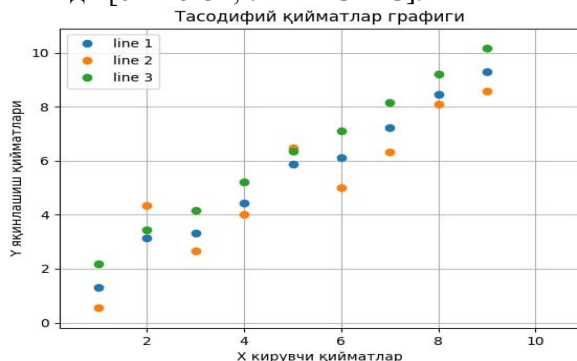
Юқорида таъкидлаб ўтганимиздек, сунъий интеллектнинг асосий тармоғи машинавий ўқитиш ҳисобланиб, унинг ҳам турли тоифалари мавжуд [3. Б. 15-20, 5. Б. 1059-1086]. Маълумотларнинг қай тарзда фойдаланилишига нисбатан машинавий ўқитишни қуйидаги тоифаларга ажратишимиз мумкин:

- назоратли ўқитиш (supervised learning) ;
- назоратсиз ўқитиш (unsepervised learning) ;
- кучайтирилган ўқитиш (reinforcement learning).

II. АСОСИЙ ҚИСМ

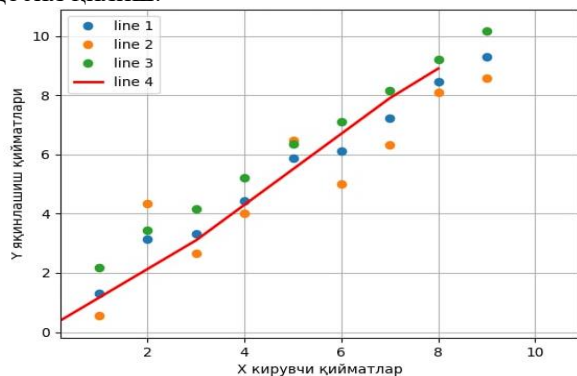
Чизиқли регрессия-машинавий ўқитиш соҳасининг энг бошланғич ва осон усуллари

бири ҳисобланади. Ушбу усул ёрдамида давомий бўлган қийматлар башорат қилинади [4. Б. 85-91]. Бугунги кунда бу усул ёрдамида сигналларни рақамли ишлаш жараёнларида ҳам кенг қўлланилмоқда. Бунинг учун биринчи навбатда тасодифий маълумотлар ҳосил қилиб олинади [6. Б. 5-32, 7. Б. 115-123].



1-расм. чизикли регрессия тасодифий қийматлари

Бу ерда line(1,2 ва 3) тасодифий қийматлар. Чизикли регрессиянинг асосий муаммоларидан бири, тасодифий қийматлардан фойдаланиб ҳақиқий қийматга яқин қийматни ҳосил қилиш.



2-расм. Башорат қийматлар ёрдамида ҳақиқий қийматларга энг яқин қийматларни топиш

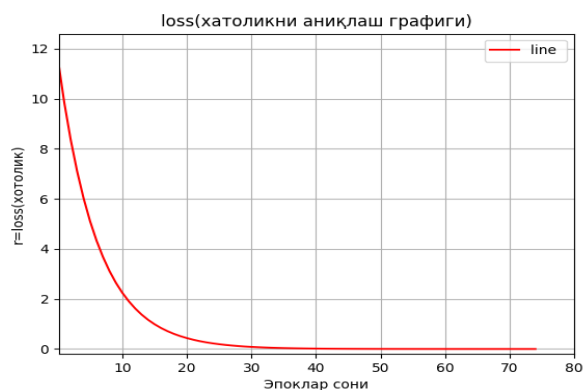
Графикдаги 1,2 ва 3-чизик (line) башорат қийматлар. 4-чизик (line) башорат қийматлари асосида ҳақиқий қийматга энг яқин қиймат. Башорат қилинган қиймат ва ҳақиқий қиймат ўртасидаги тафовут имкон қадар кам бўлиши керак. Ушбу тафовут хатолик деб қабул қилиниб, қиймат функцияси ҳосил қилинади. Қиймат функциясини асосий вазифаси ушбу хатоликни аниқлаш. Бу функция асосида регрессия коэффициентлари (w_i ва b_i) қанчалик тўғри топилганини аниқлаш, яни ушбу коэффициентлар орқали башорат қилинган ва ҳақиқий қиймат орасидаги хатоликни топиш мумкин [8. Б. 2-24, 9. Б. 23-40]. Бунинг учун

қиймат функцияси сифатида ўрта квадратик хатолик функциясидан фойдаланиш тавсия этилади.

$$r(loss) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (f(x_i) - y_i)^2 \quad (1)$$

1-формулада N -маълумотлар тўплами сони y_i –маълумотлар тўплами $f(x_i)$ -башорат қилинган қиймат. Юқоридаги келтирилган формуладаги башорат қийматини $f(x_i)$ формуласи орқали ёйилса, қуйидаги формула келиб чиқади.

$$r(loss) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((w_i \cdot x_i + b_i) - y_i)^2 \quad (2)$$



3-расм. Ўрта квадратик хатоликни ҳисоблаш графиги

Башорат қилинган қиймат ҳақиқий қийматдан қанча узоқда бўлса ўрта квадратик хатолик функцияси ҳам шунчалик катта бўлади. Ўрта квадратик хатолик функцияси ҳисоблаган хатоликка қараб регрессия коэффициентларини (w_i ва b_i) янгилаш, яъни янада яхшироқ башорат қилиш ва хатоликни камайтириш керак. Бунинг учун градиент тушиш усулидан фойдаланилади [10. Б. 23-40, 11. Б. 5-17]. Градиент тушиш регрессия коэффициентларини янгилаш орқали хатоликни камайтиришга имкон беради. Одатда ўқитиш жараёни аввалида коэффициентларга (w_i ва b_i) тасодифий қиймат берилади. Кейин қиймат функцияси ҳисобланиб (r) хатолик топилади. Бундан асосий мақсад хатоликнинг қийматига қараб қиймат функциясини (r), чизикли регрессия мисолида эса ўрта квадратик функциясини минималлаштириш. Бунинг учун градиент пастлашни амалга оширилади.

$$w = w - a \cdot \frac{2}{N} \sum_{i=0}^N (f(x_i) - y_i) \cdot x_i \quad (3)$$

$$b = b - a \cdot \frac{2}{N} \sum_{i=0}^N (f(x_i) - y_i) \quad (4)$$

(3) ва (4) формулалар градиент пастлаш кадамлари қийматларини топишнинг математик модели. Бу ерда a - ўрганиш қадами (learning rate).

Кўп ўзгарувчили чизикли регрессия - тасавур қиладиган бўлсак, шундай маълумотлар тўплами мавжудки, бунда башорат бир нечта ўзгарувчига боғлиқ бўлсин.

$$f(x) = w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n \quad (5)$$

Бундай ҳолатларда бир ўзгарувчили чизикли регрессия усулини қўллаш мумкин эмас. Башорат қийматларини амалга ошириш учун кўп ўзгарувчили чизикли регрессиядан фойдаланилади. Коэффициентларнинг тахминий қийматларини аниқлаш учун градиент тушуш функциясини қулайлаштириш мақсадида векторлар ёрдамида ҳисоблаш амалга оширилади. Вектор ҳисоблашда қулайлик туғдириш учун кўп ўзгарувчили регрессияга бир оз ўзгартириш киритиш жоиз.

Бунда $x_0 = 1$ деб қабул қилинган.

$$y^{(1)} = w_0 \cdot x_0^{(1)} + w_1 \cdot x_1^{(1)} + w_2 \cdot x_2^{(1)} + \dots + w_n \cdot x_n^{(1)}$$

$$y^{(2)} = w_0 \cdot x_0^{(2)} + w_1 \cdot x_1^{(2)} + w_2 \cdot x_2^{(2)} + \dots + w_n \cdot x_n^{(2)} \quad (6)$$

$$y^{(3)} = w_0 \cdot x_0^{(3)} + w_1 \cdot x_1^{(3)} + w_2 \cdot x_2^{(3)} + \dots + w_n \cdot x_n^{(3)}$$

$$y^{(m)} = w_0 \cdot x_0^{(m)} + w_1 \cdot x_1^{(m)} + w_2 \cdot x_2^{(m)} + \dots + w_n \cdot x_n^{(m)}$$

Бу формулада маълумотлар қаторининг ҳар бир қатори учун амаллар алоҳида бажарилади $y^{(1)}$ -1- қаторнинг башорат қилинган қиймати, $y^{(2)}$ -2- қаторнинг башорат қиймати ва шу тарзда $y^{(m)}$ – m -қаторнинг башорат қийматидир. Энди ушбу формула элементларини матрицалар ёрдамида ифодалаб, башорат матричасини тузиб олиш зарур.

$$Y^{(m)} = \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ y^{(3)} \\ \vdots \\ y^{(m)} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Ўлчами $(m \cdot 1)$ бўлган y матрица ҳосил бўлади. Энди ўзгарувчили матрица тузиб олинса,

$$X = \begin{bmatrix} x_0^{(1)} & x_1^{(1)} & \dots & x_n^{(1)} \\ x_0^{(2)} & x_1^{(2)} & \dots & x_n^{(2)} \\ x_0^{(3)} & x_1^{(3)} & \dots & x_n^{(3)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_0^{(m)} & x_1^{(m)} & \dots & x_n^{(m)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$(m \cdot (n+1))$ ўлчамли матрица ҳосил бўлади. Бунда m -қаторлар сони, $(n+1)$ -ўзгарувчилар сони (x_0 ни ҳам ҳисобга олган ҳолда). Қуйидаги формула эса коэффициентлар матричасини ифода этади.

$$A = [w_0, w_1, \dots, w_n] \quad (9)$$

Коэффициентлар матричаси ўзгарувчиларнинг ҳар бир устунига мос равишда $(1 \cdot (n+1))$ ўлчамини олади. Вектор кўпайтиришлар учун A вектор транспарация қилиниб қуйидаги матрица ҳосил қилинади.

$$A^T = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

Натижада ўлчами $((n+1) \cdot 1)$ бўлган матрица, яни вектор ҳосил бўлади. Энди X матрицани A^T векторга кўпайтирилса бўлади.

$$\begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ y^{(3)} \\ \vdots \\ y^{(m)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0^{(1)} & x_1^{(1)} & \dots & x_n^{(1)} \\ x_0^{(2)} & x_1^{(2)} & \dots & x_n^{(2)} \\ x_0^{(3)} & x_1^{(3)} & \dots & x_n^{(3)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_0^{(m)} & x_1^{(m)} & \dots & x_n^{(m)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} \quad (11)$$

Қисқача қилиб ифодаланса

$$Y = X \cdot A^T \quad (12)$$

Y – ўлчамли $(m \cdot 1)$ бўлган вектор, X – ўлчамли $(m \cdot (n+1))$ бўлган матрица ҳамда A^T – ўлчамли $((n+1) \cdot 1)$ бўлган вектордан иборат.

Кўп ўзгарувчили регрессияларда градиент тушиш тезлигини ошириш мақсадида кирувчи ўзгарувчиларни $-1 < x_i < 1$ оралиққа тушириш зарур. Кирувчи ўзгарувчиларни бу оралиқларга тушуриш учун **нормаллаштириш** ёки

стандартлаштириш усулидан фойдаланилади. Ушбу кичик ораликқа тушириш кириш ўзгарувчиларининг сайқалланиши деб аталади.

Нормаллаштириш – кирувчи ўзгарувчиларнинг фарқини камайтириш мақсадида фойдаланилади ва қуйидаги формула асосида қўлланилади.

$$X_j^{(i)} := \frac{X_j^{(i)} - X_{j,\min}}{X_{j,\max} - X_{j,\min}} \quad (13)$$

$X_j^{(i)}$ – маълум i -қатордаги ва j -устундаги ўзгарувчилар, $X_{j,\min}$ – j -устундаги ўзгарувчиларнинг энг кичик қиймати, $X_{j,\max}$ – j -устундаги энг катта қиймати.

Стандартлаштириш – кирувчи маълумотлар тўғри тақсимланган бўлса стандарт ҳолатга келтиришда ишлатилади.

$$X_j^{(i)} := \frac{X_j^{(i)} - \mu_i}{S_j} \quad (14)$$

$X_j^{(i)}$ – маълум i -қатордаги ва j -устундаги ўзгарувчилар, μ_i – j -устундаги ўзгарувчиларнинг ўрта арифметиги, S_j – j -устундаги ўзгарувчиларнинг ўрта квадратик оғиши.

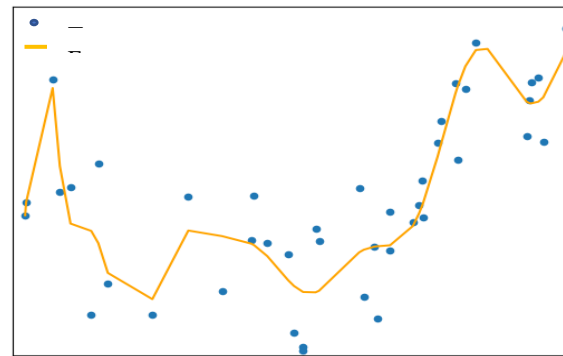
$$S_i := \sqrt{\frac{\sum (x_j^{(i)} - \mu_j)^2}{N_j}} \quad (15)$$

j -устун учун ўрта квадратик оғишни ҳисоблайди ва бунда N_j – j -устундаги ўзгарувчилар сони.

$$\mu_i := \frac{\sum_{j=1}^{N_i} x_j^{(i)}}{N_j} \quad (16)$$

μ_i – j -устундаги ўзгарувчиларнинг ўрта арифметик қиймати.

Полиномиал регрессия – кирувчи маълумотлар хаотик кўринишда бўлади. Маълумотлар тўпламини тахминан ифода этадиган чизик ўз-ўзидан тўғри чизик бўла олмайди. Бундай мураккаб маълумотлар тўпламини ифода этиш учун коэффициентларнинг мураккаб комбинациясига эга функциялардан фойдаланиш талаб этилади.



4-расм. Полиномиал регрессиянинг тасодифий қийматлари

Кирувчи қийматлар мураккаб хусусиятга эга маълумотлар тўплами бўлса унда, квадратик, кубик, 4-даражали ва бошқа даражаларидан фойдаланиб мураккаб формула тузиб олинади.

$$f(x) = W_0 + W_1 \cdot X_1 + W_1^{(2)} \cdot X_1^2 + W_2 \cdot X_2 + W_3 \cdot X_3^{(3)} + W_3^{(4)} \cdot X_3^4 + \dots + W_n \cdot X_n^{(n)} \quad (17)$$

Мураккаб жараёни оsonлаштириш мақсадида даражага оширилган ифодаларга белгилаш киритиб олиш керак.

$$X_2 = X_1^2; \quad X_3 = X_1^3 \dots X_n = X_1^n \quad (18)$$

Белгилаш амалга оширилгандан кейин

$$f(x) = W_0 + W_1 \cdot X_1 + W_2 \cdot X_2 + \dots + W_n \cdot X_n$$

Кўп ўзгарувчили чизикли регрессия формуласига мос тушади ва шу каби ечилади. Иккинчи даражали полином регрессиялар ёрдамида сигналлар қиймалари тикланганида, тикланган қиймат ҳақиқий қийматга силлиқрок яқинлашади.

III. ХУЛОСА

Юқоридан кўришимиз мумкинки сунъий интеллект амаллари турли хил усуллар ёрдамида амалга оширилади, буларнинг ичида машинавий ўқитиш энг кенг тарқалган усул ҳисобланади. Бу бўлимда машинавий ўқитишни назоратли ўқитиш (supervised learning), назоратсиз ўқитиш (unsepervised learning), кучайтирилган ўқитиш (reinforcyement learning) тоифалари кўриб чиқилди. Машинали ўқитишда регрессия усулларида чизикли регрессия, кўп ўзгарувчили чизикли регрессия ва полиномиал регрессия кўриб чиқилиб. Ўрта квадратик хатоликни ҳисоблаш жараёнлари ва графиги келтирилган. Улар асосида башорат қийматларини аниқлаш амалга оширилган. Қийматларини ораликларга тушуриш учун нормаллаштириш ва стандартлаштириш усуллари келтирилган.

Адабиётлар:

1. Зайнидинов Х.Н., Азимов Б.Р. Нишонбоев Ф.М. Машинали ўқитишда қўлланиладиган полигармоник сплайнлар таҳлили. «ALFRAGANUS» халқаро илмий журнали. №1, 2023. - Б. 69-74.

2. Zaynidinov H.N., Nurmurodov J.N., Kobilov S.Sh., Gofurjonov M.R. Development of algorithms and software tool for intellectual analysis of medical data// Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и искусственного интеллекта. Сборник докладов республиканской научно-технической конференции 26-27 октябрь 2022 й.

3. Komolov S., Rakhmatov Sh. Fundamentals of artificial intelligence. Machine learning. Tashkent - 2019.

4. François Chollet. Deep Learning with Python. Second Edition. 2021.

5. Apley, Daniel W., and Jingyu Zhu. "Visualizing the effects of predictor variables in black box supervised learning models." Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology) 82.4 (2020): 1059-1086.

6. Breiman, Leo. "Random Forests." Machine Learning 45 (1). Springer: 5-32 (2001).

7. Cohen, William W. "Fast effective rule induction." Machine Learning Proceedings (1995). 115-123.

8. Emilie Kaufmann and Shivaram Kalyanakrishnan. "Information complexity in bandit subset selection". Proceedings of Machine Learning Research (2013).

9. Fisher, Aaron, Cynthia Rudin, and Francesca Dominici. "All models are wrong, but many are useful: Learning a variable's importance by studying an entire class of prediction models simultaneously." <http://arxiv.org/abs/1801.01489> (2018).

10. Grömping, Ulrike. "Model-Agnostic Effects Plots for Interpreting Machine Learning Models." Reports in Mathematics, Physics and Chemistry: Department II, Beuth University of Applied Sciences Berlin. Report 1/2020 (2020).

11. Inglis, Alan, Andrew Parnell, and Catherine Hurley. "Visualizing Variable Importance and Variable Interaction Effects in Machine Learning Models." arXiv preprint arXiv:2108.04310 (2021).

Regression methods in machine learning

R.K.Azimov¹, M.K.Mahkamov¹, B.R.Azimov²

¹Andijan State University, Andijan, 170100, Str. University, 129 (Uzbekistan). E-mail: agsu_info@edu.uz

²Tashkent University of Information Technologies, Tashkent, 100084, Str. Amir Temur, 108 (Uzbekistan). E-mail: info@tuit.uz

Keywords: artificial intelligence, linear regression, multivariate linear regression, polynomial regression, root mean square error, gradient descent.

The main branch of artificial intelligence is machine learning, which also has different categories. The article mentions the categories of machine learning. The main part of the article covers linear, multivariable linear regression and polynomial regression methods widely used in machine learning. These methods depict the graphs of the values obtained by prediction. Using regression methods, the mean squared error is calculated and the calculation graph is presented.

Regression analysis is an integral part of any forecasting or predictive model, so is a common method found in machine learning powered predictive analytics. Alongside classification, regression is a common use for supervised machine learning models. This approach to training models required labelled input and output training data. Machine learning regression models need to understand the relationship between features and outcome variables, so accurately labelled training data is vital.

Regression is a key element of predictive modelling, so can be found within many different applications of machine learning. Whether powering financial forecasting or predicting healthcare trends, regression analysis can bring organisations key insight for decision-making. It's already used in different sectors to forecast house prices, stock or share prices, or map salary changes.

Thus, the process of calculating the mean squared error and the graph are presented in Figure 3. Based on them, prediction values were determined. Methods of normalization and standardization are presented to reduce their values to intervals.

Автореферат. Сунъий интеллектнинг асосий тармоғи машинавий ўқитиш ҳисоблашиб, унинг ҳам турли тоифалари мавжуд. Мақолада машинавий ўқитишни тоифалар келтириб ўтилган. Мақоланинг асосий қисмида машинали ўқитишда кенг қўлланичи чизиқли, қўп ўзгарувчи чизиқли регрессия ва полиномиал

регрессия усуллари ёритилган. Ушбу усулларда башоратлаш орқали олинган қийматларнинг графиклари тасвирланган. Регрессия усуллар ёрдамида ўрта квадратик хатолик ҳисобланган ва ҳисоблаш графиги келтирилган.

Регрессия таҳлили ҳар қандай прогнозлаш ёки башорат қилиш моделининг ажралмас қисмидир, шунинг учун машинани ўрганишга асосланган башоратли таҳлилда кенг тарқалган усул мавжуд. Таснифлаш билан бир қаторда, регрессия бошқариладиган машиналарни ўрганиш моделлари учун кенг тарқалган фойдаланиш ҳисобланади. Таълим моделларига бундай ёндашув ёрликли кириш ва чиқиш ўқув маълумотларини талаб қилади. Машинани ўрганиш регрессия моделлари хусусиятлар ва натижа ўзгарувчилари ўртасидаги муносабатни тушуниши керак, шунинг учун аниқ белгиланган ўқув маълумотлари жуда муҳимдир.

Регрессия башоратли моделлаштиришнинг асосий элементи, шунинг учун уни машинани ўрганишнинг турли хил иловаларида топиш мумкин. Молиявий прогнозлаш ёки соғлиқни сақлаш тенденцияларини башорат қилишдан қатъи назар, регрессия таҳлили ташкилотларга қарорлар қабул қилиш учун асосий тушунчаларни келтириши мумкин. У турли соҳаларда уй-жой нархларини, акциялар ёки акциялар нархларини прогноз қилиш ёки иш ҳақи ўзгаришларини хариталаш учун аллақачон қўлланилади.

Шундай қилиб, ўртача квадрат хатони ҳисоблаш жараёни ва график 3-расмда келтирилган. Уларга асосланиб, башорат қилиш қийматлари аниқланди. Нормаллаштириш ва стандартлаштириш усуллари уларнинг қийматларини интервалгача камайитириш учун тақдим этилади.

References:

1. Zayniddinov H.N., Azimov B.R. Nishonboyev G'.M. Analysis of polyharmonic splines used in machine learning. "ALFRAGANUS" international scientific journal. No. 1, 2023. - P. 69-74.

2. Zayniddinov H.N., Nurmurodov J.N., Kobilov S.Sh., Gofurjonov M.R. Development of algorithms and software tool for intellectual analysis of medical data// Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и искусственного интеллекта. Сборник докладов

республиканской научно-технической конференции 26-27 октября 2022 й.

3. Komolov S., Rakhmatov Sh. Fundamentals of artificial intelligence. Machine learning. Tashkent - 2019.

4. François Chollet. Deep Learning with Python. Second Edition. 2021.

5. Apley, Daniel W., and Jingyu Zhu. "Visualizing the effects of predictor variables in black box supervised learning models." Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology) 82.4 (2020): 1059-1086.

6. Breiman, Leo. "Random Forests." Machine Learning 45 (1). Springer: 5-32 (2001).

7. Cohen, William W. "Fast effective rule induction." Machine Learning Proceedings (1995). 115-123.

8. Emilie Kaufmann and Shivaram Kalyanakrishnan. "Information complexity in bandit subset selection". Proceedings of Machine Learning Research (2013).

9. Fisher, Aaron, Cynthia Rudin, and Francesca Dominici. "All models are wrong, but many are useful: Learning a variable's importance by studying an entire class of prediction models simultaneously." <http://arxiv.org/abs/1801.01489> (2018).

10. Grömping, Ulrike. "Model-Agnostic Effects Plots for Interpreting Machine Learning Models." Reports in Mathematics, Physics and Chemistry: Department II, Beuth University of Applied Sciences Berlin. Report 1/2020 (2020).

11. Inglis, Alan, Andrew Parnell, and Catherine Hurley. "Visualizing Variable Importance and Variable Interaction Effects in Machine Learning Models." arXiv preprint arXiv:2108.04310 (2021).

Муаллифлар ҳақида маълумот:

Азимов Раҳимжон Каримович – физика-математика фанлари номзоди, Андижон давлат университети математика кафедраси катта ўқитувчиси. E-mail: razimov@mail.ru.

Тел: +998997810364

Маҳкамов Мадаминжон Комилович – техника фанлари номзоди, доцент, Андижон давлат университети ахборот технологиялари бўйича проректори. E-mail: mailuzbek@umail.uz. Тел: +998905481417

Азимов Бунёд Раҳимжонович – PhD, Мухаммад ал-Хоразмий номидаги ТАТУ Сунъий интеллект кафедраси доценти. E-mail: bunyodbekazimov@mail.ru. Тел: +998902684801