



QURUQ IQLIM SHAROITLARIDA QISHLOQ XO'JALIGI ISHLAB CHIQARISHINI MASSHTABLASH USULLARI ASOSIDA BAHOLASH



Sayyora Qulmatova

Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti

Annotatsiya: Maqolada Holt-Winter usuli yordamida eksponensial tekislash va optimallashtirish asosida qishloq xo'jaligi mahsulotlarining ishlab chiqarishini baholash amalga oshirilgan. Ma'lumotlarni masshtablash ma'lumotlar to'plamidagi optimallashtirish algoritmlarini oldindan qayta ishlash bosqichlaridan biridir. Optimallashtirish usullarining samaradorligi o'rtacha foiz xatosi (MAPE) bilan o'lchanadi. Ma'lumotlarni hisoblash natijalariga ko'ra, bashorat qilishda Holt-Winter usuli MAPE qiymati 26,129 (X_1), 297 (X_2), 60,384 (X_3), 93,6 (X_4), 52,9 (X_5) ga teng.

Kalit so'zlar: Holt-Winter, StandardScaler, MinMaxScaler, RobustScaler, Normalizer.

Kirish

Keyingi yillarda iqlimning haddan tashqari quruqligi sababli qishloq xo'jaligi mahsulotlari yetishtirish hajmi va hosildorlik ko'rsatkichlarini bashorat qilish masalasi birinchi o'ringa chiqdi. Aholini qishloq xo'jaligi mahsulotlari bilan ta'minlash muammosini hal qilish uchun qishloq xo'jaligi ishlab chiqarishini ekonometrik modellashtirish jarayonlar va tendentsiyalarini bashorat qilish qobiliyatini rivojlantirishni talab qiladi.

Qishloq xo'jaligining muhim ko'rsatkichlari dinamikasini bog'langan dinamika seriyalari - bug'doy (X_1), arpa (X_2), makkajo'xori (X_3), guruch (X_4) va dukkaklilar (X_5) yordamida modellashtirish ham omil belgilarining mavjudligini talab qiladi. Qishloq xo'jaligi ishlab chiqarishini modellashtirish va bashorat qilish uchun bir nechta modellardan foydalanish mumkin.

Metodologiya

Eksponensial tekislash usuli o'rta muddatli prognozlarni tuzishning eng samarali usuli hisoblanadi. Uning asosiy afzalliklari - hisoblash tartibining soddaligi va dastlabki ma'lumotlarning og'irligini hisobga olish imkoniyati. Eksponensial tekislash usulining ish formulasi. Eksponensial tekislash usuli bizni qiziqtirgan o'zgaruvchi statsionar bo'lgan va uning doimiy qiymatdan chetlanishi tasodifiy omillar ta'sirida yuzaga kelgan va muntazam bo'limgan hollarda yaxshi ishlaydi. Biroq, a parametrining qiymatidan qat'i nazar, eksponensial tekislash usuli monoton ravishda ortib borayotgan yoki monoton ravishda kamayib borayotgan ma'lumotlarni bashorat qila olmaydi (prognoz qilingan

qiymatlar har doim mos ravishda kuzatilgan qiymatlardan kichikroq yoki kattaroq bo'ladi).

Moslashuvchan usullar qishloq xo'jaligi ishlab chiqarishini qisqa muddatli prognozlashda muhim bo'lgan ketma-ketlik darajalarining turli xil axborot qiymatlarini olish imkonini beradi. Moslashuv jarayoni o'rganilayotgan davrning har bir yangi nuqtasi uchun takrorlanadi, bu har bir davrda rivojlanish tendentsiyasini simulyatsiya qilish imkonini beradi [1]. Bunda 1) "Ko'p regressiya usuli qisqa muddatli bashorat qilish uchun eng mos keladi. 2) "Xolt-Vinters usuli uzoq muddatli bashorat qilish uchun eng mos keladi.

Prognoz qilishda xatoliklar MSE (Mean Squared Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error), MARNE (Mean Absolute Range Normalized Error) o'lchovilar qarab chiqildi. MAPE ko'pincha kengroq ma'lumotlar to'plamlarini tahlil qilish uchun foydalidir.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (3)$$

O'rtacha kvadrat xato (MSE) statistik modellardagi xatoni o'lchaydi. U kuzatilgan va bashorat qilingan qiymatlar o'rtacha kvadrat farqni baholaydi. Agar modelda xato bo'lmasa, MSE nolga teng [10]. MSE formulasi quyidagicha.

$$\text{MSE} = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (4)$$

Bu yerda:

y_i - kuzatilgan qiymat.

\hat{y}_i - mos keladigan bashorat qilingan qiymat. ($i = 1, 2, \dots, n$)

n - kuzatishlar soni.

Shu o'rinda MSE, MAPE, MAE va RMSE aniqlik o'lchovlarining pastroq qiymatlari prognoz ko'rsatkichlarining yaxshiroq ekanligini ta'kidlamoqchimiz. Aniqlik o'lchovlarini sinovdan o'tkazish usullarning bashoratli ishlashining asosiy mezoni sifatida qabul qilindi.

Biz O'zbekistonda yetishtirilgan qishloq xo'jaligi mahsulotlari ma'lumotlar asosida moslashtirilgan prognozlash usullaridan foydalanamiz. Moslashuvchan modelda algoritmnini ishlatish nisbatan sodda va kompyuterda ishlash oson.

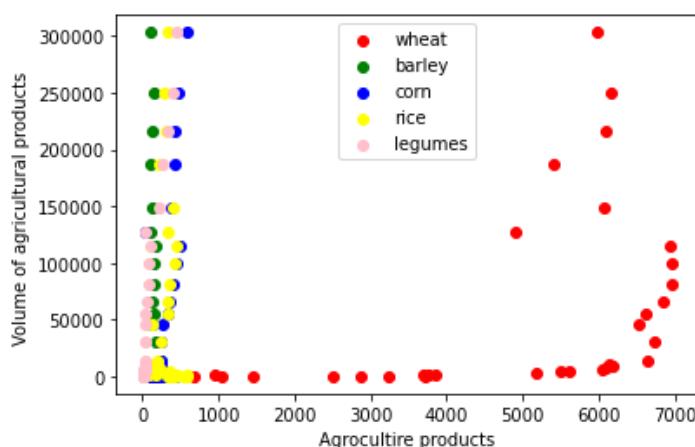
1- jadval : O'zbekistonda qishloq xo'jaligi ishlab chiqarish hajmi¹

Yillar	Qishloq xo'jaligi mahsulotlari hajmi (milliard)	Bug'doy (ming tonna)	Arpa (ming tonna)	Makkajo'xori (ming tonna)	Sholi (ming tonna)	Dukkaklilar (ming tonna)

¹ O'zbekiston Respublikasi Prizidenti qoshidagi statistika agentligi ma'lumotlari asosida olindi

	so'm)					
1991	29.73	668.2	357,9	430.6	551,8	5.9
1992	216.4	1042.4	394,7	367.2	583	5.4
1993	1995 yil	947.4	319.3	403.6	581,7	6.4
1994	32.8	1452.1	322.3	275,9	528.4	6.2
1995	124.4	2494.1	347,7	185.5	327.6	6.9
1996	181	2875.5	221	137.2	356.5	7.5
1997	399,9	3229.2	154.7	136.7	416,7	11.7
1998	550.1	3719.4	88.7	123.8	373.3	19.6
1999	891,5	3757.1	119.4	167,9	442,9	11.2
2000	1387.2	3684.2	91.2	130.6	173.3	9.2
2001	2104.8	3843.6	140.8	141.3	90	10.4
2002	3255.3	5183	235.5	147.1	185.6	21
2003	4083.3	5625.6	164.9	146.3	350.8	17.6
2004	4615.8	5507.6	110.6	156.4	188.1	25.2
2005	5978.3	6057.2	113.1	164.3	171,7	21.8
2006	7538.8	6099.3	73.5	194.2	224	30.9
2007	9304.9	6190.3	99.7	207.4	197.8	33.4
2008	11310.7	6147.1	143.1	230.8	113.7	35
2009	13628.6	6639,8	234.5	230.8	194.7	25.6
2010	30856.7	6745	179.1	231.7	249,8	38.7
2011	45285.9	6527	137.8	256.3	119.8	38.7
2012	55750	6612.2	141.4	328.1	325,7	46.7
2013	66435.3	6842	135.8	360.1	340.2	62.4
2014	81794.3	6956	139.6	411.6	356.1	70.7
2015	99604.6	6964,7	151.6	439,6	425,7	76.4
2016	115599.2	6934.9	167.4	491,9	452	98.4
2017	148199.3	6079.2	134.3	389.4	395.4	212.5
2018	187425.6	5410.8	111.8	413.2	221.1	260
2019	216283.1	6093.5	133.5	421.3	314.7	339,6
2020	250250.6	6157.8	161.5	475.3	293.5	401.6
2021	303415.5	5984.8	95.8	590	334.2	439,8
2022	345191,7	4899.3	111.4	656,4	325,7	29.1
2023	405418,0	781,4	163,7	781,4	355,7	29.1

Bu tanlangan model asosida quyidagi rasmda o'zgaruvchilarning qiymatlari juda katta farq qilayotganligini 1-rasmda ko'rish mumkin.



1-rasm: Qishloq xo'jaligi ishlab chiqarish hajmi va mahsulotlari o'rta sidagi bog'liqlik.

1-jadval ma'lumotlarini masshtablashtirish orqali yangi jadval(moslashuvchan) yaratildi. Bunday holda, qiymat funksiyasining minimal qiymatini topish juda ko'p qadamlarni talab qilishi mumkin. O'zgaruvchilar orasidagi tafovutni kamaytirish uchun biz kiritilgan o'zgaruvchilarning qiymatlarini o'zgartiramiz. Biz buni kirish o'zgaruvchilari moslashtirish(smoothing) deb ataymiz. Bu odatda normallashtirish yoki standartlashtirish usullari bilan amalga oshirilishi mumkin. Tabiiyki, kiritilgan o'zgaruvchilarni tekislash uchun qaysi usulni tanlash kerakligi haqida savol tug'iladi. Muhim dastlabki ishlov berish bosqichlari ma'lumotlarni tozalash, kesish, xususiyat tanlash va masshtabni o'z ichiga oladi. Ko'pgina tadqiqotlar turli xil ko'p chiziqli, C va ANN algoritmlarini va xususiyatlarni tanlashni [12-16], bir nechta ma'lumotlarni masshtablash jarayonining modelning umumiyligi ishlashiga ta'sirini ko'rib chiqilgan. Shu sababli, ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi turli xil ma'lumotlarni masshtablash usullarining har xil ma'lumotlarga ta'sirini baholashdir. Masshtabli ma'lumotlar bo'yicha o'qitilgan modellar, odatda, masshtabsiz ma'lumotlarga o'rgatilgan modellarga qaraganda ancha yuqori ko'rsatkichlarga ega, shuning uchun ma'lumotlarni masshtablash ma'lumotlarni oldindan qayta ishlashda muhim qadam sifatida qaraladi. Bundan tashqari, sun'iy neyron tarmoq modellari o'quv jarayoni yanada barqaror va tezroq bo'lishi uchun kirish ma'lumotlarini normallashtirishni talab qiladi. Odatda, normallashtirish bosqichi ma'lumotlar tahlilga tayyor bo'lgunga qadar o'lchangan tizimli o'zgarishlar manbalarini aniqlash va yo'q qilish uchun amalga oshiriladi [8].

Natijalar

1-jadvaldagi 0 va 1 oralig'ida me'yorlashtirilgan ma'lumotlarga aylantirildi(optimalalshtirildi). Bu ma'lumotlar to'plamining masshabini yo'q qiladi, ya'ni katta qiymatlarga ega bo'lgan ma'lumotlar to'plamini kichikroq qiymatlarga ega bo'lgan ma'lumotlar to'plami bilan osongina solishtirish mumkin. Kiruvchi qiymatlarni normallashtirish quyidagi formula asosida amalga oshiriladi:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (5)$$

Keling, ushbu usulni 1-jadvalda ko'rsatilgan ma'lumotlar to'plamiga tatbiq qilaylik (bu erda biz ma'lumotlar to'plamining har bir ustuniga alohida-alohida normallashtirishni qo'llaymiz). Endi bug'doy va arpa ustunlaridagi har bir o'zgaruvchiga 4-formulani qo'llaymiz:

$$X_{wheat1} = \frac{668,2 - 668,2}{6964,7 - 668,2} = 0$$

$$X_{barley1} = \frac{357,9 - 73,5}{394,7 - 73,5} = 0.58543$$

$$X_{wheat2} = \frac{1042,4 - 668,2}{6964,7 - 668,2} = 0,059461$$

$$X_{barley2} = \frac{394,7 - 73,5}{394,7 - 73,5} = 1$$

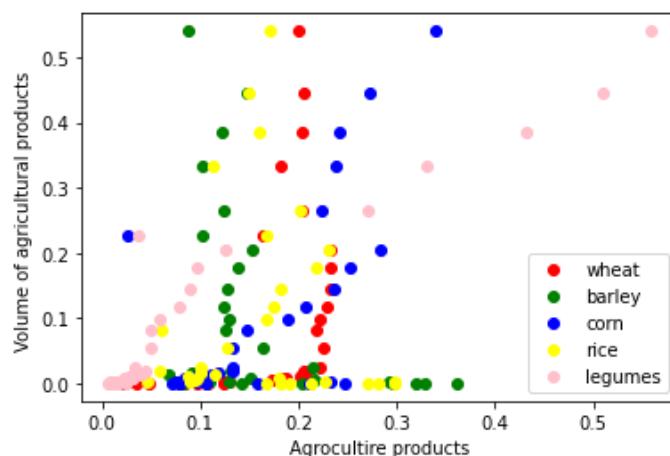
$$X_{wheat3} = \frac{947,4 - 668,2}{6964,7 - 668,2} = 0,044573$$

$$X_{barley3} = \frac{319,3 - 73,5}{394,7 - 73,5} = 0,765255$$

$$X_{wheat4} = \frac{1452,4 - 668,2}{6964,7 - 668,2} = 0,124529$$

$$X_{barley4} = \frac{322,3 - 73,5}{394,7 - 73,5} = 0,774595$$

Hisob-kitoblardan ko'rinib turibdiki, bug'doy va arpa ustunidagi o'zgaruvchilar qiymatlarini [0,1] intervalgacha kamaytirish orqali ikki ustun o'zgaruvchilari orasidagi farq kamayadi.

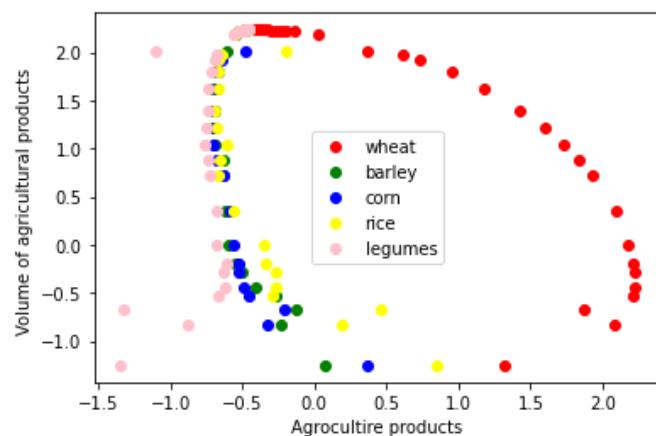


2-rasm: ma'lumotlarni normallashtirish.

Standard Scaler - xususiyatlarni masshtablash usullaridan biri bo'lib, u xususiyatlarni o'zgartirish o'rtachadan ayirish va standart og'ish bilan bo'lish yo'li bilan amalga oshiriladi. Bu ko'pincha Z-skor normallashtirish deb ataladi.

$$X_{ss} = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (6)$$

S-mos keladigan taxminiy qiymat.



3-rasm: standart masshtablash

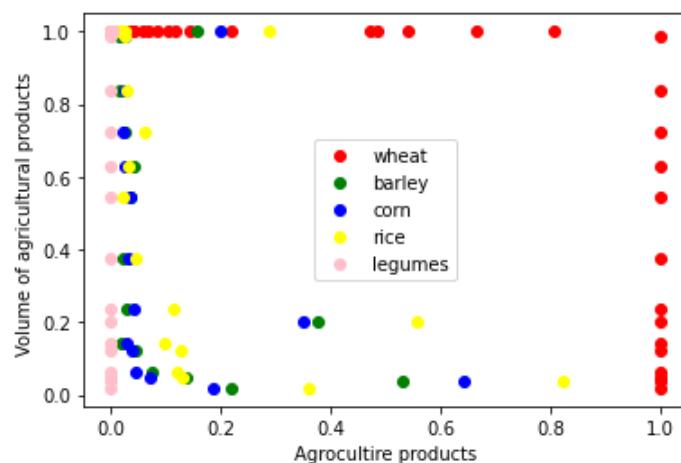
Min-max algoritmida dastlabki ma'lumotlar chiziqli ravishda o'zgartiriladi. Biz uni x_{min} va x_{max} namunalardagi o'zgaruvchining minimal va maksimali sifatida *belgilaymiz*. Min-max algoritmi ushbu o'zgaruvchining v qiymatini v' qiymatiga moslashtiradi:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (7)$$

Min-max algoritmi chiziqli xaritalash yordamida $[x_{min}, x_{max}]$ dan $[-1, 1]$ (yoki $[0, 1]$) oraliq'ida o'quv namunalaridagi o'zgaruvchini o'lchaydi. Biroq, ko'rinnmaydigan/sinov namunalari o'zgaruvchining o'quv ma'lumotlari diapazonidan tashqariga tushib qolsa, masshtablangan qiymatlar $[-1, 1]$ (yoki $[0, 1]$) oraliq chegaralaridan tashqarida bo'ladi va bu ba'zi ilovalardagi muammolar qo'shimcha ravishda yuzaga kelishi mumkin[19]. Agar siz elektrotexnika bo'yicha ma'lumotga ega bo'lsangiz, ushbu operatsiyani doimiy to'lqin komponentlarini olib tashlashga o'xshash deb bilishingiz mumkin. Agar ma'lumotlarning egri bo'lмаган taqsimlanishi bo'lsa, u o'rtacha yuqori ballni ijobiy, o'rtacha nolga teng va o'rtachadan past ballni salbiy aylantiradi. Yakuniy bosqich sifatida, bu qiymatlarni berilgan ma'lumotlar nuqtalari diapazoniga bo'lish mumkin, bu esa uni -1 dan 1 gacha bo'ladi. Bu tenglama shaklida 8-formula sifatida ifodalanishi mumkin.

$$x_{norm_i} = \frac{x - x_{mean}}{\max(x) - \min(x)} \quad (8)$$

3-rasmda ko'rsatilganidek, u tashqi ko'rsatkichlarga juda sezgir.



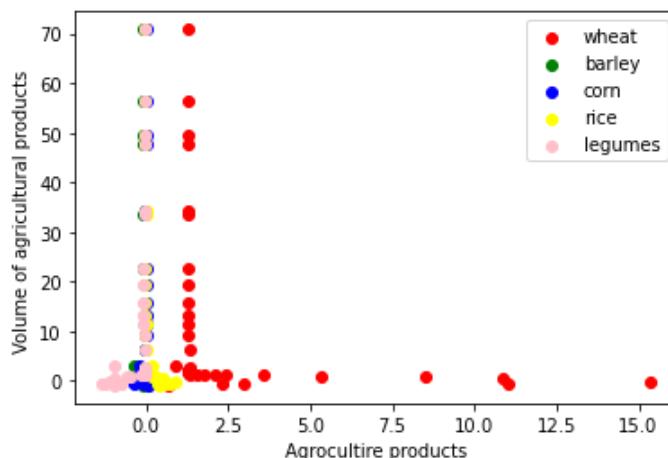
4-rasm: min-max algoritmi.

Robust Scaler algoritmlari o'lchovli xususiyatlarni cheklaydi. U amal qiladigan usul MinMax usuliga deyarli o'xshaydi, lekin kvartillar orasi diapazonidan foydalanadi. Ma'lumotlarning medianasi va shkalasi kvant diapazoniga ko'r'a ushbu mashtablash algoritmi bilan o'ichanad:

$$\frac{x_i - Q_1(x)}{Q_3(x) - Q_1(x)} \quad (9)$$

Bu yerda:

Q_1 - birinchi kvartil, Q_3 - uchinchi kvartil.

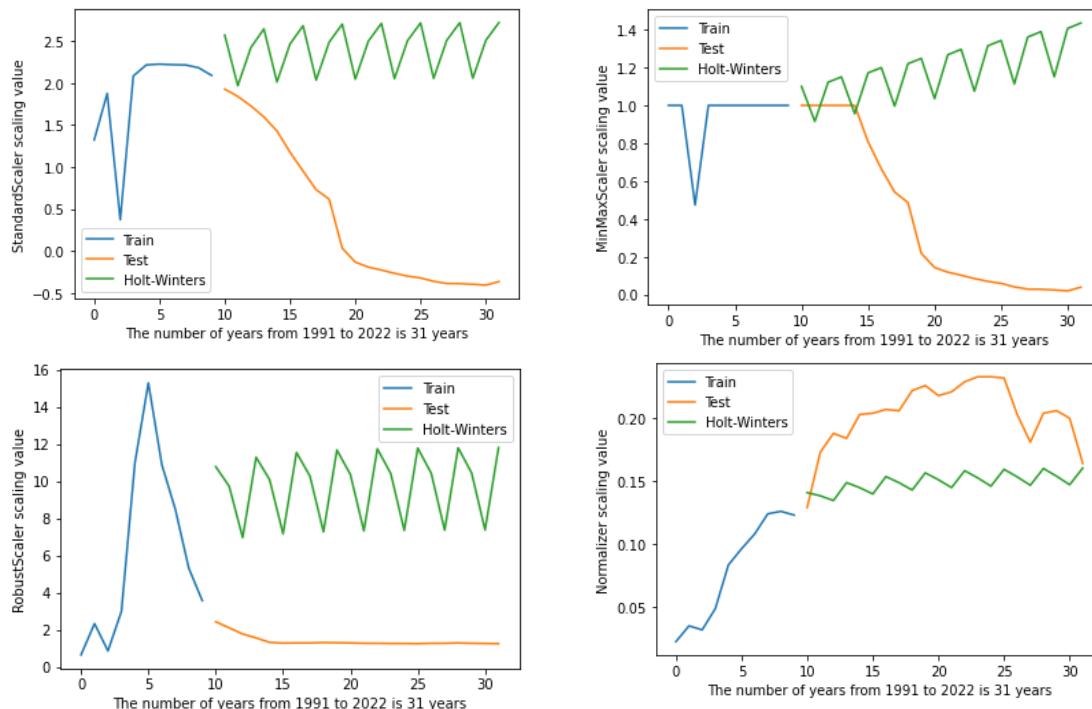


5-rasm: Robust mashtablash algoritmidan keyingi ko'rinish.

Ushbu tadqiqotda natijani bashorat qilish uchun eng yaxshi moslikni topish uchun o'n bitta mashinani o'rganish algoritmi va oltita ma'lumotlarni mashtablash usuli birgalikda qo'llaniladi. Turli xil ma'lumotlarni mashtablash usullarining ta'siri UCI kiritish ma'lumotlar to'plamidan foydalangan holda kuzatiladi.

2-jadval: Bug'doy hosildorligi ko'rsatkichlarining Holt- Winters modelidagi xatolar

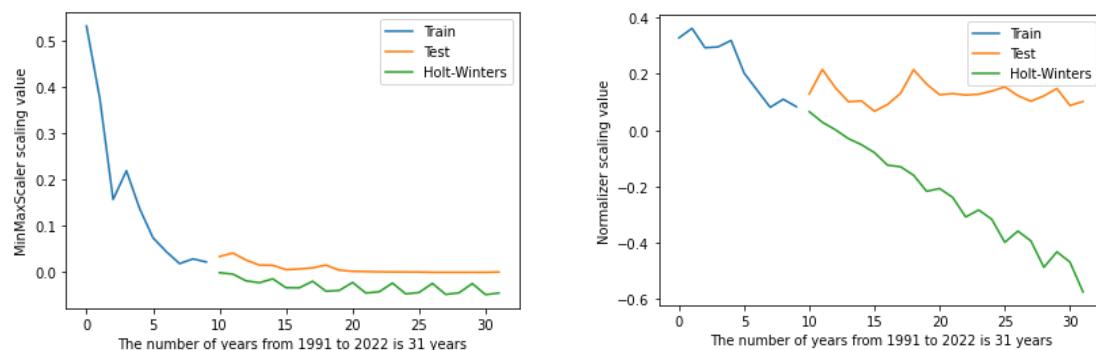
Xatolarni hisoblash	StandardScaler	MinMaxScaler	RobustScaler	Normalizer
MAE	2.036	0,821	8.358	0,055
MAPE	940,5	1663.644	608.9	26.129
MSE	0,932	0,553	1.454	0,205
RMSE	2.239	0,952	8.557	0,059



6-rasm: 2-jadval uchun bashoratli Holt-Winters modelining diagrammasi.

3-jadval: Arpa yetishtirish hosildorligi ko'rsatkichlarining Xolt- Winters modelidagi xatolar

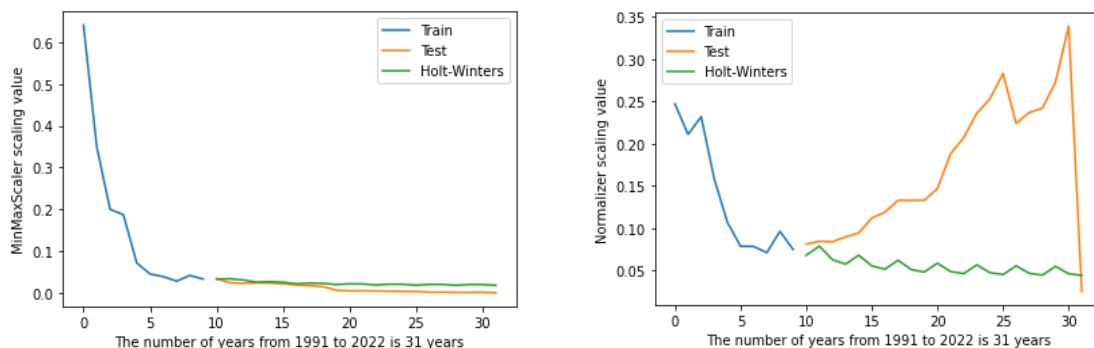
Xatolarni hisoblash	StandardScaler	MinMaxScaler	RobustScaler	Normalizer
MAE	-	0,039	-	0,365
MAPE	-	-	-	297
MSE	-	0,014	-	0,135
RMSE	-	0,04	-	0,404



7-rasm: 3-jadval uchun bashoratli Holt-Winters modelining diagrammasi

4-jadval. Makkajo'xori yetishtirishning hosildorligi ko'rsatkichlarining Holt-Winter modelidagi xatolar

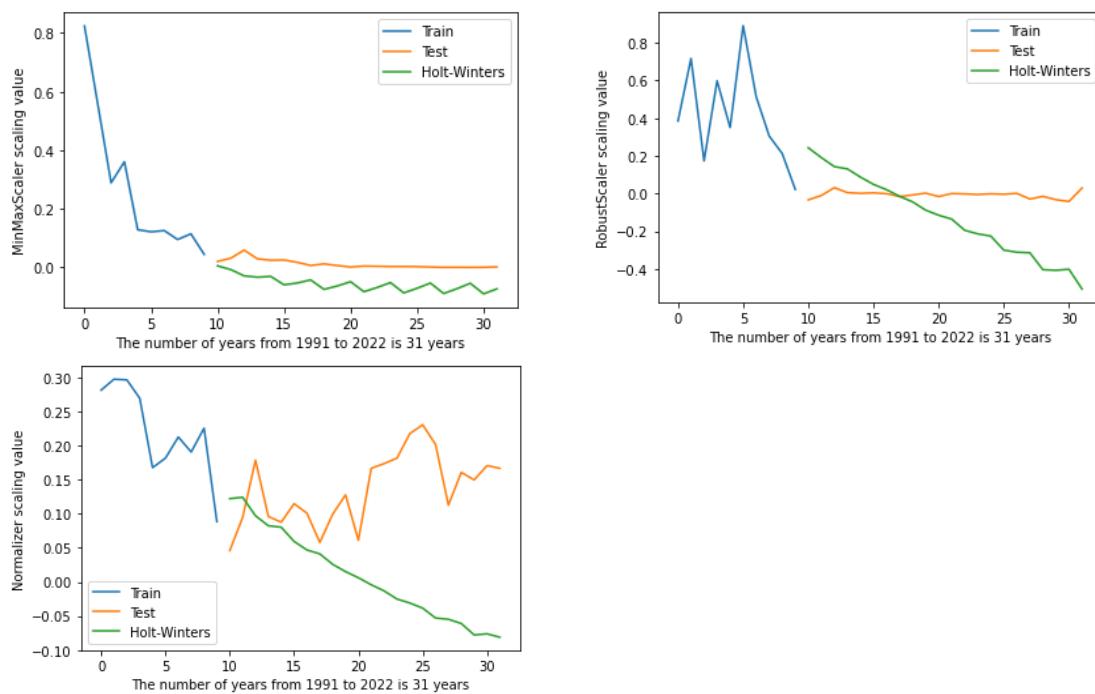
Xatolarni hisoblash	StandardScaler	MinMaxScaler	RobustScaler	Normalizator
MAE	-	0,012	-	0,116
MAPE	-	1095.5	-	60.384
MSE	-	0,015	-	0,187
RMSE	-	0,014	-	0,143



8-rasm: 4-jadval uchun bashoratli Holt-Winters modelining diagrammasi

5-jadval: Sholi yetishtirishning hosildorligi ko'rsatkichlarining Holt-Winter modelidagi xatolar

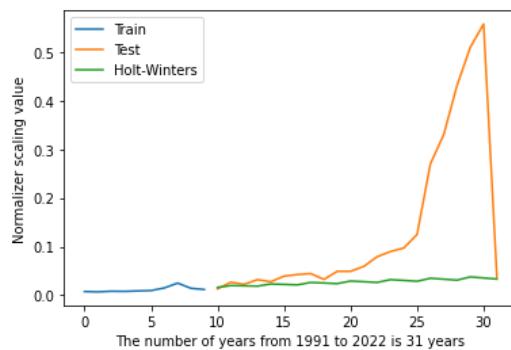
Xatolarni hisoblash	StandardScaler	MinMaxScaler	RobustScaler	Normalizator
MAE	-	0,068	0.2	0,138
MAPE	-	3130.1	7780.6	93.6
MSE	-	0,019	0,019	0,146
RMSE	-	0,07	0,243	0,165



9-rasm: 5-jadval uchun bashoratli Holt-Winters modelining diagrammasi

6-jadval: Dukkakli ekinlar mahsuldorligi ko'rsatkichlarining Xolt-Qish modelidagi xatolar

Xatolarni hisoblash	StandardScaler	MinMaxScaler	RobustScaler	Normalizator
MAE	-	-	-	0,108
MAPE	-	-	-	52.9
MSE	-	-	-	0,213
RMSE	-	-	-	0,193



10-rasm: 6-jadval uchun bashoratli Holt-Winters modelining diagrammasi

Xulosa

Eksponensial tekislash tufayli nafaqat bashorat qilish va simulyatsiya modelini yaratish, balki modelga kiritilgan barcha mustaqil o'zgaruvchilarining vaznli baholashini ham amalga oshirish mumkin. Ushbu jadval va grafiklardan ko'rinish turibdiki, qishloq xo'jaligi mahsulotlarini ishlab chiqarishni bashorat qilishda Xolt-Vinters modelining ma'lumotlarni

masshtablash uchun normalashtirish usuli qo'llanildi. Berilgan ma'lumotlarni tekislashda arpa yetishtirishning qishloq xo'jaligi mahsulotlari hajmiga ta'siri baholashda salbiy holat mavjudligini ko'rsatib turibdi. Xolt-Vinter tomonidan taklif qilingan usul, ya'ni ikki parametrli ikki ko'rsatkichli tekislash usuli doirasidagi normalashtirish usuli yuqori aniqlik darajasiga ega.

Foydalilanilgan adabiyotlar:

1. Achmad Muchayan. (2019). Comparison of Holt and Brown's Double Exponential Smoothing Methods in The Forecast of Moving Price for Mutual Funds Journal of Applied Science, Engineering, Technology, and Education Vol. 1 No. 2 (2019) <https://doi.org/10.35877/454RI.asci1167>.
2. Utami, R., & Atmojo, S. (2017). Perbandingan Metode Holt Exponential Smoothing dan Winter Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Souvenir. 11(2), 123–130.
3. Güzin Tirkeş, Cenk Güray, Nes'e Çelebi. Demand forecasting: a comparison. Between the Holt-winters, trend analysis and decomposition models ISSN 1330-3651 (Print), ISSN 1848-6339 (Online).
4. Potocnik P, Strmcnik E, Govekar E. Linear and neural network-based models for short-term heat load forecasting. Stroj vestnik J Mech Eng 2015;61(9): 543e50.
5. Fildes R, Liao KP. The accuracy of a procedural approach to specifying feedforward neural networks for forecasting. Comput Oper Res 2005; 32:2151-69.
6. Balkin SD, Ord JK. Automatic neural network modelling for univariate time series. Int J Forecast 2000; 16:509-15.
7. Gary M.Roodman Exponentially smoothed regression analysis for demand forecasting. Journal of Operations Management Volume 6, Issues 3–4, May–August 1986, Pages 485-497.
8. Xiaohui He, Ying Nie, Hengliang Guo, and Jianzhou Wang. Research on a Novel Combination System on the Basis of Deep Learning and Swarm Intelligence Optimization Algorithm for Wind Speed Forecasting. DOI 10.1109/ACCESS.2020.2980562, IEEE Acces.
9. Sungil Kim, Heeyoung Kim. A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. Volume 32, Issue 3, July–September 2016, Pages 669-679.
10. Timothy O. Hodson, Thomas M. Over, Sydney S. Foks. Mean Squared Error, Deconstructed. Journal of Advances in Modeling Earth Systems. Nov 23 2021
11. Ahsan, M.M.; Mahmud, M.A.P.; Saha, P.K.; Gupta, K.D.; Siddique, Z. Effect of Data Scaling Methods on Machine Learning Algorithms and Model Performance. Technologies 2021, 9, 52. <https://doi.org/10.3390/technologies9030052>.
12. Pawlovsky, A.P. An ensemble based on distances for a kNN method for heart disease diagnosis. In Proceedings of the 2018 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC), Honolulu, HI, USA, 24–27 January 2018; pp. 1–4.
13. Bashir, S.; Khan, Z.S.; Khan, F.H.; Anjum, A.; Bashir, K. Improving Heart Disease Prediction Using Feature Selection Approaches. In Proceedings of the 2019 16th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST), Islamabad, Pakistan, 8–12 January 2019; pp. 619–623.

14. Bhatia, S.; Prakash, P.; Pillai, G. SVM-based decision support system for heart disease classification with integer-coded genetic algorithm to select critical features. In Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science, San Francisco, CA, USA, 22–24 October 2008; pp. 34–38.
15. Guide, M.; Wankhade, K.; Dongre, S. Decision support system for heart disease based on support vector machine and artificial neural network. In Proceedings of the 2010 International Conference on Computer and Communication Technology (ICCCT), Allahabad, India, 17–19 September 2010; pp. 741–745.
16. Number, S.; Patil, C.; Ghatol, A. Heart disease diagnosis using support vector machine. In Proceedings of the International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT'), Pattaya, Thailand, 17–18 December 2011.
17. Take H. Improvement of heart attack prediction by the feature selection methods. Turk. J. Electr. Eng. Comput. Sci. 2018, 26, 1–10. [CrossRef].
18. Amin, M.S.; Chiam, Y.K.; Varathan, K.D. Identification of significant features and data mining techniques in predicting heart disease. Telemat. Inform. 2019, 36, 82–93. [CrossRef].

Copyright: © 2024 by the authors. This work is licensed under a Creative Commons Attribution-4.0 International License (CC - BY 4.0)

