

UO‘K: 004.657

## ОБЪЕКТАРНИ АЛОМАТЛАР ГУРУHLARIGA NISBATAN KLASTERLARGA AJRATISH

**Eshboyev Erkin Abdirashidovich**<sup>1</sup> – dotsent,

ORCID: 0000-0002-7160-2733; E-mail: [eea17071974@gmail.com](mailto:eea17071974@gmail.com)

**Shodiyev Fayzulla Yusupovich**<sup>1</sup> – dotsent,

ORCID: 0000-0001-7783-0502; E-mail: [fayzulloshyu@gmail.com](mailto:fayzulloshyu@gmail.com)

**Siradjev Saloxiddin Negmatovich**<sup>2</sup> – pedogogika fanlari bo‘yicha falsafa doktori (PhD), dotsent,  
E-mail: [goldsgagf@gmail.com](mailto:goldsgagf@gmail.com)

<sup>1</sup>Qarshi davlat universiteti, Qarshi sh., O‘zbekiston

<sup>2</sup>Qarshi davlat texnika universiteti, Qarshi sh., O‘zbekiston

**Annotatsiya.** Ushbu maqolada yumshoq bug‘doy navlarining alomatlarini guruh(bug‘doy o‘simligining o‘sishi va rivojlanishini aks ettiruvchi, hosildorlik va hosilning tarkibiy qismlariga oid, don sifatini aks ettiruvchi)larga ajratgan holda DBSCAN algoritmidan foydalanib, klasterlash yo‘li bilan navlar o‘rtasidagi murakkab yashirin bog‘liqliklarni aniqlash muammosini hal etish masalasi qaralgan.

Maqolada qo‘yilgan masalani yechishda qo‘llaniladigan DBSCAN algoritmining g‘oyasi hamda unga mos algoritm qadamlari keltirilgan. Shuningdek, DBSCAN algoritmining K-means klasterlash algoritmiga nisbatan afzalligi ta‘kidlanadi. Chunki bu algoritm ixtiyoriy shakldagi klasterlarni tanlash imkoniga ega bo‘lib, u qo‘shimcha ravishda tanlanma faylidagi klasterlar sonini ham ma‘lum shartlar asosida o‘zi aniqlaydi.

Tajriba fayllari asosida hosil qilingan yagona fayldagi turli bug‘doy navlariga tegishli alomatlarining qiymatlariga ko‘ra ularni DBSCAN algoritmi yordamida klasterlar va shovqin obyektlar to‘plamiga ajratish yo‘li bilan alomatlariga ko‘ra bir-biriga yaqin bo‘lgan bug‘doy navlarini va abiotik omillarga ko‘ra xususiyatlarini o‘zgartiradigan navlarni aniqlash hamda don sifati past, hosildorligi kam bo‘lgan bug‘doy navlarini saralash masalalari yechilgan.

Obyektlarning alomatlarini guruhlariga ajratib klasterlashning samaradorligi bug‘doy seleksiyasiga tatbiq etish yo‘li bilan ko‘rsatib berilgan. Bug‘doy navlariga tegishli alomatlarining 3 ta guruhi bo‘yicha obyektlarning yaqinlik darajasini ifodalovchi epsilon-atroflar va ularga kiruvchi obyektlarning miqdorlari aniqlandi. Aniqlangan qiymatlar asosida klasterlar va shovqin obyektlar topildi. Bularga ko‘ra 3 ta guruhda ham o‘z klasterini saqlagan (saqlamagan) hamda shovqin obyekt sifatida aniqlangan bug‘doy navlari bo‘yicha muhim xulosalar chiqarish imkoniyati paydo bo‘ldi.

**Kalit so‘zlar:** DBSCAN, qonuniyat, K-means,  $\epsilon$  – atrof, klaster, ildiz obyekt, chegara obyekt, shovqin obyekt, MinPts.

УДК: 004.657

## РАЗДЕЛЕНИЕ ОБЪЕКТОВ НА КЛАСТЕРЫ ПО ГРУППАМ ПРИЗНАКОВ

**Эшбоев Эркин Абдирашидович**<sup>1</sup> – доцент

**Шодиев Файзулла Юсупович**<sup>1</sup> – доцент

**Сираджев Салохиддин Негматович**<sup>2</sup> – доктор философии по педагогическим наукам (PhD),  
доцент

<sup>1</sup>Каршинский государственный университет, г. Карши, Узбекистан.

<sup>2</sup> Каршинский государственный технический университет, г. Карши, Узбекистан

**Аннотация.** В данной статье рассматривается решение задачи выявления сложных скрытых связей между сортами путем кластеризации с использованием алгоритма DBSCAN, разделения признаков сортов мягкой пшеницы на группы (отражающие рост и развитие растения пшеницы, компоненты урожайности и компонент урожая, отражающие качество зерна).

В статье представлена идея алгоритма DBSCAN, используемого при решении задачи, и соответствующие шаги алгоритма. Также подчеркивается преимущество алгоритма

*DBSCAN* по сравнению с алгоритмом кластеризации *K-means*. Поскольку этот алгоритм имеет возможность выбирать кластеры произвольной формы, он также определяет количество кластеров в файле выборка на основе определенных условий.

По значениям признаков, относящихся к разным сортам пшеницы, в одном файле, созданном на основе экспериментальных файлов, путем разделения их на кластеры и наборы шумовых объектов с помощью алгоритма *DBSCAN*, решены задачи выявления сортов пшеницы, близких друг к другу по признакам, и сортов, изменяющих свои характеристики по абиотическим факторам, а также сортировки сортов пшеницы с низким качеством зерна и низкой урожайностью.

Показана эффективность кластеризации путем разделения признаков объектов на группы на примере отбора пшеницы. Определены эpsilon-окрестность, отражающие степень близости объектов и количество объектов, входящих в 3 группы признаков, относящихся к сортам пшеницы. Кластеры и шумовые объекты находятся на основе обнаруженных значений. Исходя из этого, можно было сделать важные выводы о сортах пшеницы, сохранивших (не сохранивших) свою гроздь и идентифицированных как шумовые объекты во всех 3 группах.

**Ключевые слова:** *DBSCAN*, закономерность, *K-means*,  $\varepsilon$  – окрестность, кластер, корневого объект, граничный объект, шумовой объект, *MinPts*.

UDC: 004.657

## DIVISION OF OBJECTS INTO CLUSTERS BY GROUPS OF FEATURES

**Eshboev Erkin Abdirashidovich**<sup>1</sup> – Associate professor

**Shodiev Fayzulla Yusupovich**<sup>1</sup> – Associate professor

**Siradjev Salokhiddin Negmatovich**<sup>2</sup> – Doctor of Philosophy in Pedagogic Sciences (PhD),  
Associate professor

<sup>1</sup>Karshi State University, Karshi city, Uzbekistan

<sup>2</sup>Karshi State Technical University, Karshi city, Uzbekistan

**Abstract.** *This article discusses the solution to the problem of identifying complex hidden relationships between varieties by clustering using the DBSCAN algorithm, dividing the characteristics of soft wheat varieties into groups (reflecting the growth and development of the wheat plant, components of yield and yield, reflecting quality of the grain).*

*The article presents the idea of the DBSCAN algorithm used to solve the problem and the corresponding steps of the algorithm. It also highlights the advantage of the DBSCAN algorithm over the K-means clustering algorithm. Since this algorithm can select clusters of arbitrary shape, it also determines the number of clusters in the sample file based on certain conditions.*

*Based on the values of the features related to different varieties of wheat, in one file created based on experimental files, by dividing them into clusters and sets of noise objects using the DBSCAN algorithm, the problems of identifying wheat varieties that are close to each other in features and varieties that change their characteristics due to abiotic factors, as well as sorting wheat varieties with low grain quality and low yields were solved.*

*The efficiency of clustering by dividing the features of objects into groups is shown using the example of wheat selection. Epsilon-ocrystalinity is determined, reflecting the degree of closeness of objects and the number of objects included in 3 groups of features related to wheat varieties. Clusters and noise objects are found based on the detected values. Based on this, it was possible to draw important conclusions about the wheat varieties that retained (did not retain) their bunch and were identified as noise objects in all 3 groups.*

**Keywords:** *DBSCAN*, pattern, *K-means*,  $\varepsilon$  – neighboured, cluster, root object, boundary object, noise object, *MinPts*.

### Kirish

O'quv tanlanmasidagi obyektarning alomatlarini yaqilnik darajasidan kelib chiqib kichik guruhlarga ajratish va har bir ajratilgan guruh bo'yicha *DBSCAN* (Density-based spatial clustering of applications with noise – shovqinli ilovalar uchun zichlikka asoslangan fazoviy klasterlash)

algoritmi yordamida klasterlashni amalga oshirish yo‘li bilan obyektlarga tegishli bir qator murakkab yashirin bog‘liqliklar hamda qonuniyatlarni samarali aniqlash mumkin. Obyektlarni kichik guruhlariga ajratish deganda alomat xususiyatlariga (miqdoriy alomatlar (yosh, vazn, bo‘y ...) va nominal alomatlar (rang, kasb, ...)), alomatlarning o‘lchov birliklariga (uzunlik (metr, santimetr, dyum ...), vaqt (soniya, daqiqa, soat ...)), alomatlarning informativlik darajasiga va ekspertlarning fikriga ko‘ra ajratilgan guruhlar tushuniladi. Masalan, bug‘doy navlariga tegishli bo‘lgan bir qator alomatlar quyidagicha guruhlariga ajratilishi mumkin [1].

1. Bug‘doy o‘simligining o‘sishi va rivojlanishi (morfologik va fenologik xususiyatlari)ni aks ettiruvchi alomatlar:

- Vegetatsiya davri;
- O‘simlik bo‘yi;
- Oxirgi bo‘g‘in uzunligi;
- Boshqoq uzunligi.

2. Hosildorlik va hosilning tarkibiy qismlariga oid alomatlar:

- Boshqochalar soni;
- Hosildorlik;
- 1000 ta don vazni;
- Don naturasi.

3. Don sifati (ozuqaviylik va texnologik xususiyatlari)ni aks ettiruvchi alomatlar:

- Oqsil miqdori;
- Kleykovina miqdori;
- Kleykovinaning deformatsiya indeksi (IDK) [2].

Har bir guruh uchun DBSCAN algoritmini qo‘llash quyidagi natijalarga olib keladi:

Klasterlar – ma’lum bir xususiyatlariga ko‘ra o‘xshash bo‘lgan obyektlar to‘plamlari;

Shovqinlar – birorta ham klasterga kirmagan, o‘ziga xos xususiyatlarga ega bo‘lgan obyektlar[3].

Yuqorida keltirilgan guruhlar o‘rtasida o‘zaro bog‘liqliklar mavjud bo‘lishi mumkin. Masalan, “Vegetatsiya davri” ning davomiyligi “Hosildorlik” alomatiga ta’sir qilishi mumkin. “Vegetatsiya davri” qisqa bo‘lgan yillarda ertapishar navlarning yuqori hosil berishi yoki kechpishar navlarning kam hosil berishi kuzatilishi, bundan tashqari “Hosildorlik” alomati ham o‘z navbatida oqsil va kleykovina miqdorlari alomatlariga ta’sir qilishi aniqlangan bo‘lib, bunday bog‘lanishlarning murakkab tizimini DBSCAN algoritmi yordamida aniqlash mumkin [4].

Maqolada yumshoq bug‘doy navlarining alomatlarini guruhlariga ajratib klasterlash yo‘li bilan navlar o‘rtasidagi murakkab yashirin bog‘liqliklarni aniqlash masalasi qaraladi.

### Uslub va materiallar

Qo‘yilgan masalani yechishda qo‘llaniladigan DBSCAN algoritmining g‘oyasi hamda unga mos algoritm qadamlari keltiriladi.

Ushbu algoritmning K-means [5] klasterlash algoritmiga nisbatan afzalligi shundan iboratki, DBSCAN algoritmi ixtiyoriy shakldagi klasterlarni tanlash imkoniga ega bo‘lib, u qo‘shimcha ravishda tanlanma faylidagi klasterlar sonini ham o‘zi aniqlaydi. Bu algoritm birinchi marta 1996-yilda taklif qilingan bo‘lsada, undan bugungi kunda ham keng foydalanilmoqda. U bevosita ehtimollik nazariyasi va ma’lumotlarning taqsimot zichligi bilan bog‘liq bo‘lmagan sof algoritmik yondashuv hisoblanadi [6].

Algoritmning g‘oyasi obyektning epsilon-atrof tushunchasidan boshlanadi. Metrik alomat fazosidagi ixtiyoriy  $x$  vektor uchun  $\varepsilon$  atrofdan katta bo‘lmagan sohada yotuvchi nuqtalar to‘plami quyidagicha aniqlanadi:

$$U_{\varepsilon}(x) = \{u \in U : \rho(x, u) \leq \varepsilon\} \quad (1)$$

bu yerda  $\rho(x, u)$  alomatlar fazosi uchun tanlangan metrika. Masalan, Evklid metrikasi[7].

$\varepsilon$  ning ( $\varepsilon > 0$ ) qiymati DBSCAN algoritmining ishlashi davomida kiritiladi[8]. Bundan so‘ng epsilon-atrof qiymatiga asosan obyektlar uchta toifaga ajratiladi:

1. Ildiz obyektlar: epsilon-atrofga tegishli bo‘lgan  $m$  ta obyekt  $|U_{\varepsilon}(x)| \geq m$ .

2. Chegara obyektlar: ildiz emas, ammo epsilon-atrofning chegarasida yotgan obyektlar;
3. Shovqin obyektlar: ildiz ham chegara ham bo'lmagan obyektlar.

Bulardan ko'rinadiki, ushbu algoritim matematikaga emas, balki evristikaga asoslangan. Obyekt turlari evristikaning bir ko'rinishidir [9].

Faraz qilaylik bizga ikki o'lchovli alomatlar fazosidan iborat ma'lumotlar to'plami berilgan bo'lsin. Dastlab biz ushbu to'plamdan  $X_i$  obyektini tasodifiy tanlaymiz. Agar bu  $X_i$  obyektning epsilon-atrofida  $m$  ta dan kam ildiz obyektlar bo'lsa, u holda bu obyekt shovqin deb hisoblanadi. So'ngra qolgan obyektlar orasidan navbatdagi  $X_i$  obyekt tasodifiy tanlanadi [10]. Agar tanlangan  $X_i$  obyektning epsilon-atrofida yotuvchi  $m$  ta ildiz obyekt topilsa, u holda topilgan obyektlar to'plami ildiz vektori sifatida aniqlanadi va yuqoridagi jarayonlar rekursiv tarzda takrorlanadi. Bundan tashqari obyektning epsilon-atrofida yetarli miqdordagi qo'shnilar bo'lmasa bu chegara obyekt sifatida, aks holda ildiz obyekt sifatida aniqlanadi. Natijada biz epsilon-atrofga tegishli bo'lgan barcha obyektlarni ko'rib chiqamiz. Klasterlash shu tariqa amalga oshiriladi [11].

Yana ushbu jarayon yangidan boshlanadi, klasterga kiritilgan yoki shovqin deb aniqlangan obyektlar bu jarayonda ishtirok etmaydi. Ushbu jarayonda ham  $X_i$  obyekt tasodifiy tanlanadi va u shovqin obyektini yoki klasterini tashkil etadi. Natijada, tanlanmadagi barcha obyektlar qarab chiqilgach, biz klasterlarga bo'lingan va shovqin obyektlari sifatida aniqlangan obyektlar to'plamiga ega bo'lamiz. Shu bilan bir qatorda, berilgan  $\varepsilon$  va  $m$  parametrlari asosida klasterlar soni avtomatik tarzda aniqlanadi [12].

DBSCAN algoritmining bajarilish bosqichlari [13]:

1. Tanlanmadan obyektlar va ularga mos alomatlarining qiymatlarini o'qish.
2.  $\varepsilon$  (epsilon)ning qiymatini kiritish. Bu qiymat radius (masofa) bo'lib, tanlangan obyektga yaqin obyektlarni aniqlash uchun ishlatiladi. Ya'ni, agar ikkita obyekt o'rtasidagi masofa  $\varepsilon$  dan kichik bo'lsa, ular bir-biriga "yaqin" obyektlar deb hisoblanadi.
3. MinPts. Bu parametr tanlangan va unga yaqin obyektlar birgalikda kamida nechta bo'lishi kerakligini bildiradi. Agar tanlangan obyektga yaqin obyektlar soni MinPtsdan katta yoki teng bo'lsa, u "yadro" obyekt deb ataladi.

4. Yadro obyektlarni aniqlash.  $Core Point : \{ \rho \in D \mid N_{\varepsilon}(\rho) \geq MinPts \}$ , bu yerda  $N_{\varepsilon}(\rho) - \rho$  obyektning  $\varepsilon$  radiusdagi qo'shni obyektlar to'plami.

5. Qo'shni obyektlarni aniqlash. Agar  $\rho$  obyekt yadro obyekt bo'lsa, uning atrofidagi barcha obyektlar (ya'ni,  $N_{\varepsilon}(\rho)$ ) ham bu obyektga qo'shni bo'lib, ular bir klasterda birlashadi:  $Clustered Point s = \{ \rho \mid N_{\varepsilon}(\rho) \geq MinPts \}$ .

6. Klasterlarni shakllantirish. Agar biror obyekt yadro obyekt bo'lsa, uning atrofidagi barcha qo'shni obyektlar (yadro yoki chegara) bitta klasterga birlashadi. Har bir obyektning klasterga tegishliligi shu tariqa aniqlanadi. Bu jarayon rekursiv tarzda davom ettirilib, har bir qo'shni obyektning o'z atrofidagi boshqa obyektlar ham tekshiriladi, agar ular qo'shni bo'lsa klasterga qo'shiladi.

7. Chekka (shovqin) obyektlarni aniqlash. Agar biror obyekt yadro obyekt bo'lmasa yoki u birorta ham yadro obyektiga yaqin bo'lmasa, bu chekka obyekt hisoblanadi:  $Noise Point s = \{ \rho \mid N_{\varepsilon}(\rho) < MinPts \}$ . Bunday obyektlar tashkil qilingan klasterlarga kiritilmaydi.

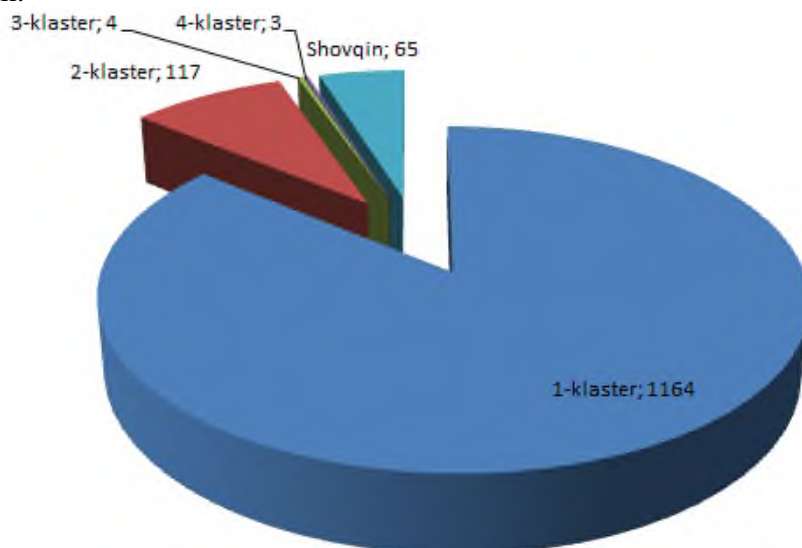
## Natijalar

Keltirilgan DBSCAN algoritmini yumshoq bug'doy navlarining bir necha yillar (2014-2022) davomida yig'ilgan tajriba ma'lumotlari birlashmasiga qo'llash mumkin. Tajriba fayllari asosida hosil qilingan yagona fayldagi turli bug'doy navlariga tegishli alomatlarining qiymatlariga ko'ra ularni DBSCAN algoritmi yordamida klasterlar va shovqin obyektlar to'plamiga ajratish hisobiga quyidagi masalalarni yechish mumkin:

1. Alomatlariga ko'ra bir-biriga yaqin bo'lgan bug'doy navlarini aniqlash;
2. Abiotik omillarga ko'ra xususiyatlarini o'zgartiradigan navlarni aniqlash;
3. Don sifati past, hosildorligi kam bo'lgan bug'doy navlarini saralash.

Hisoblash eksperimenti sifatida 2014-2022-yillardagi tajriba fayllari kesimida hosil qilingan o‘quv tanlanmasi olindi. Unda obyektlar soni 1353 ta, alomatlar soni 11 ta. Ushbu tanlanmadagi obyektlar alomatlariga ko‘ra DBSCAN algoritmidan foydalanib klasterlarga ajratildi.

Soha mutaxassislarining fikriga ko‘ra, bug‘doy navlarining tanlangan barcha 11 ta alomati bo‘yicha  $\varepsilon = 19,7$ ,  $\text{MinPts}=3$  (1-rasm), Morfologik va fenologik xususiyatlar guruhi bo‘yicha  $\varepsilon = 4,9$ ,  $\text{MinPts}=3$ , Hosildorlik va hosilning tarkibiy qismlariga oid alomatlar guruhi bo‘yicha  $\varepsilon = 8,3$ ,  $\text{MinPts}=3$ , Ozuqaviylik va texnologik xususiyatlari guruhi bo‘yicha  $\varepsilon = 2,3$ ,  $\text{MinPts}=3$  bo‘lganda hosil qilingan klasterlar muhim ahamiyat kasb etgan. Tanlanmadagi har bir bug‘doy navi o‘ziga mos klasterdan joy olgan. Birinchi klasterdan barcha ko‘rsatkichlari bo‘yicha yuqori deb hisoblangan navlar, ikkinchi klasterdan ayrim ko‘rsatkichlari bo‘yicha yuqori deb hisoblangan navlar, qolgan klasterlardan esa ko‘rsatkichlari pastroq bo‘lgan va kelib chiqishi bitta oilaga mansub bo‘lgan navlar joy olgan.



**1-rasm. Bug‘doy navlarining klasterlarga taqsimlanishi.**

### Munozara

Yuqorida bajarilgan seleksiya ishlariga DBSCAN algoritmini qo‘llash ish samaradorligini sezilarli darajada oshiradi. Masalan, turli yillarda o‘z klasterini saqlab qolgan yoki o‘zgartirgan navlarni algoritmdan olingan natijalarga ko‘ra osongina aniqlash mumkin. Misol uchun Bunyodkor, G‘ozg‘on, Grom kabi navlar bir necha yillar davomida o‘z klasterini o‘zgartirmagan. Buni algoritm asosida olingan natijalar ko‘rsatib turibdi. Ayrim navlar yillar davomida o‘z xususiyatlarini o‘zgartirganligi sababli “Shovqin” obyektlar sifatida aniqlangan.

Ayniqsa klasterlash jarayonini alomatlar guruhlariga ko‘ra bajarish yanada samaraliroq bo‘lishi algoritm yordamida olingan natijalardan o‘z isbotini topdi. Shuningdek natijaviy xulosalarga kelish uchun klasterlarda joylashgan hamda shovqin deb topilgan obyektlarning har bir guruhlar bo‘yicha taqqoslanishi hisobiga o‘z o‘rni shubha ostida bo‘lgan navlar bo‘yicha yakuniy qarorlar qabul qilish osonlashdi.

Shu yo‘l bilan turli ob-havo sharoitlarida o‘z xususiyatlarini bir necha yillar saqlab turgan (yoki o‘zgartirgan) nav va tizmalarni ham osonlik bilan ajratib olish mumkin.

### Xulosa

Obyektlarning alomatlarini guruhlariga ajratib klasterlashning samaradorligi bug‘doy seleksiyasiga tatbiq etish yo‘li bilan ko‘rsatib berildi. Bug‘doy navlariga tegishli alomatlarining bug‘doy o‘simligining o‘sishi va rivojlanishi (morfologik va fenologik xususiyatlari)ni aks ettiruvchi alomatlar, hosildorlik va hosilning tarkibiy qismlariga oid alomatlar, don sifati (ozuqaviylik va texnologik xususiyatlari)ni aks ettiruvchi alomatlar uchun obyektlarning yaqinlik darajasini ifodalovchi maqbul son qiymatlar aniqlandi. Aniqlangan qiymatlar asosida klasterlar hosil qilindi va shovqin obyektlar aniqlandi. Uchta guruhda ham o‘z klasterini saqlagan (saqlamagan) hamda shovqin obyekt sifatida aniqlangan bug‘doy navlari bo‘yicha muhim xulosalar chiqarish imkoniyatlari paydo bo‘ldi.

Bug'doy navlarining yuqorida keltirib o'tilgan barcha alomatlari bir-biri bilan bevosita aloqador bo'lib, navlarning umumiy hosildorligi va sifati bu alomatlarining o'zaro mutanosibligiga bog'liq. Shuning uchun ham seleksiya ishlari va agrotexnik tadbirlarni rejalashtirishda yuqoridagi omillarni hisobga olish va ularning muvofiqligini ta'minlash zaruriy chora-tadbirlar hisoblanadi.

### Adabiyotlar

- [1] Дилмуродов С. и др. Оценка генетической изменчивости и биометрических показателей у сортов мягкой пшеницы: значение для современных методов селекции //BIO Web of Conferences. – EDP Sciences, 2025. – Т. 163. – С. 03001.
- [2] Дилмуродов С. Д. и др. Селекция генотипов озимого нута с высокой фотосинтетической продуктивностью, адаптированных к механизации, высокой урожайности и высоком содержании белка в южных регионах Узбекистана //E3S Web of Conferences. – EDP Sciences, 2025. – Т. 618. – С. 03014.
- [3] Шодиев Ф., Эшбоев Е., Суярова А. Прогнозирование устойчивости к болезням высококачественных сортов пшеницы с использованием метода расчета обобщенных оценок //E3S Web of Conferences. – EDP Sciences, 2023. – Т. 401. – С. 04063.
- [4] Madrakhimov S., Shodiyev F. INTERVALLARGA BO 'LISH USULI YORDAMIDA BUG'DOY NAVLARI TANLANMASIDAGI YASHIRINGAN QONUNIYATLARNI ANIQLASH //Innovatsion texnologiyalar. – 2024. – Т. 53. – №. 01.
- [5] Игнатъев Н. А., Згуральская Е. Н., Марковцева М. В. Поиск скрытых закономерностей, влияющих на общую выживаемость больных, методами интеллектуального анализа данных //Искусственный интеллект и принятие решений. – 2020. – №. 3. – С. 73-80.
- [6] Shodiyev F., Eshboyev E. Tanlanmalarni shakllantirish va alomatlarining vaznlarini hisoblash: Tanlanmalarni shakllantirish va alomatlarining vaznlarini hisoblash //MODERN PROBLEMS AND PROSPECTS OF APPLIED MATHEMATICS. – 2024. – Т. 1. – №. 01.
- [7] Кличева Ф. Г., Эшбоев Е. А. Совместное использование методов искусственного интеллекта в диагностике сердечно-сосудистых заболеваний // Искусственный интеллект и информационные технологии. – CRC Press, 2024. – С. 251-256.
- [8] Мадрахимов Ш. Ф. Отбор шумовых объектов на базе обобщенных оценок //Проблемы вычислительной и прикладной математики. – 2018. – №. 2. – С. 122-131.
- [9] Файзулла С.В., Муниса Д. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА ДЕЛЕНИЯ НА ИНТЕРВАЛЫ НА ОСНОВЕ ГИПОТЕЗЫ КОМПАКТНОСТИ //Universum: технические науки. – 2024. – Т. 7. – No 3 (120). – С. 25-29.
- [10] Мадрахимов Ш. Ф., Саидов Д. Ю. Группировка признаков по критерию устойчивости объектов классов //Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики. – 2016. – С. 93-95.
- [11] Игнатъев Н. А., Згуральская Е. Н., Марковцева М. В. Нелинейные преобразования признаков и поиск закономерностей на данных больных хроническим лимфолейкозом //Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2020). Сборник трудов по материалам VI Международной конференции и молодежной школы (г. Самара, 26-29 мая). – 2020. – №. 4. – С. 123-128.
- [12] Шодиев Ф., Эшбоев Э., Дилмуродов Ш. СУНЪИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛ ТИЗИМЛАР ЁРДАМИДА ДОН СИФАТИ ЮҚОРИ БУҒДОЙ НАВЛАРИНИ АНИҚЛАШ УСУЛЛАРИ //Innovatsion texnologiyalar. – 2022. – Т. 48. – №. 4. – С. 39-44.
- [13] Игнатъев Н. А., Акбаров Б. Х. Проблемы вычислительной и прикладной математики //проблемы вычислительной и прикладной математики. Учредители: Научно-инновационный центр информационно-коммуникационных технологий. – №. 4. – С. 158-166.