BARIATRIK JARROHLIKKA TAYYORLIKNI BAHOLASHDA SUN'IY INTELLEKT MODELLARINING QIYOSIY TAHLILI VA OPTIMAL MODELNI TANLASH

Yuldoshev Yusuf Sheralievich[1], Otaxonova Bahrixon Ibragimovna[2], Mirolimov Asilbek Alijon o'g'li[2], Olimjonov Olimjon o'g'li[3]

[1]O'zbekiston Respublikasi Oliy ta'lim, fan va innovatsiyalar vazirligi huzuridagi Oliy attestatsiya komissiyasi, texnika fanlari bo'yicha PhD,
[2]Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti
[3]Davr Bank
E-mail: bahrixon@gmail.com

K E Y W O R D S

Bariatrik jarrohlik, sun'iy intellekt, mashinaviy o'rganish, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine, klinik qaror qabul qilish, tibbiy ma'lumotlar tahlili, class imbalance, ROC-AUC, diagnostika, tibbiy monitoring, XAI (tushuntiriladigan sun'iy intellekt)

A B S T R A C T

Ushbu maqolada bariatrik jarrohlikka bemorlarning tayyorlik darajasini baholashda sun'iy intellektga asoslangan klassifikatsiya algoritmlarining samaradorligi qiyosiy tahlil qilinadi. Tadqiqotning asosiy maqsadi klinik qaror qabul qilish jarayonini qo'llab-quvvatlovchi va yuqori aniqlikka ega bo'lgan optimal modelni aniqlashdan iborat. Tadqiqotda 1000 nafar bemorning anonimlashtirilgan tibbiy ma'lumotlari asosida Random Forest, K-Nearest Neighbors (K-NN) va Support Vector Machine (SVM) algoritmlarining ishlash samaradorligi o'rganildi. Ma'lumotlar bazasi klinik, metabolik va fiziologik ko'rsatkichlardan iborat bo'lib, unda sezilarli darajadagi sinflar balanssizligi mavjudligi hisobga olindi. Modellar aniqlik (Accuracy), ROC-AUC, barqarorlik va interpretatsiya qulayligi mezonlari asosida baholandi. Eksperimental natijalar shuni ko'rsatdiki, Random Forest algoritmi 98% test aniqligi va 0.97 ROC-AUC ko'rsatkichi bilan eng yuqori natijani namoyon etdi hamda balanssiz ma'lumotlar bilan ishlashda yuqori barqarorlikka ega ekanligi aniqlandi. SVM algoritmi o'rta darajadagi natijalarni ko'rsatgan bo'lsa, K-NN algoritmi o'ta moslashishga moyilligi sababli pastroq samaradorlikni namoyon etdi. Tadqiqot natijalari asosida ko'p modelli yondashuvga asoslangan tizim arxitekturasi ishlab chiqildi va unda Random Forest asosiy qaror qabul qiluvchi model sifatida, SVM esa tasdiqlovchi model sifatida qo'llanilishi tavsiya etildi. Shuningdek, tizimda tushuntiriladigan sun'iy intellekt (XAI) tamoyillarini qo'llash orqali model qarorlarini izohlash imkoniyati yaratildi. Mazkur tadqiqot natijalari bariatrik jarrohlik amaliyotida bemorlarni to'g'ri saralash, operatsion xavflarni kamaytirish va klinik qaror qabul qilish samaradorligini oshirishga xizmat qiladi hamda tibbiyotda sun'iy intellekt texnologiyalarini qo'llashning muhim yo'nalishlaridan biri sifatida ahamiyat kasb etadi.

KIRISH. So'nggi yillarda semizlik global sog'liq muammolaridan biri sifatida keng tarqalib, yurak-qon tomir kasalliklari, Type 2 Diabetes [1, 2], gipertoniya va boshqa surunkali kasalliklarning asosiy xavf omillaridan biriga aylangan. World Health Organization [3] ma'lumotlariga ko'ra, dunyo bo'yicha ortiqcha vazn va semizlik darajasi keskin oshib bormoqda va bu sog'liqni saqlash tizimlari uchun jiddiy yuk hisoblanadi.

Bariatrik jarrohlik semizlikni davolashning eng samarali usullaridan biri sifatida tan olingan bo'lib, u uzoq muddatli vazn kamayishi va metabolik ko'rsatkichlarning yaxshilanishiga olib

(cc) BY

keladi. American Society for Metabolic and Bariatric Surgery [4] ma'lumotlariga ko‘ra, ushbu usul bemorlarning hayot sifatini sezilarli darajada oshiradi. Biroq, jarrohlikdan oldingi bemor tanlovi va tayyorlik darajasini to‘g‘ri baholash operatsiya muvaffaqiyati va xavfsizligini ta'minlashda hal qiluvchi ahamiyatga ega.

An'anaviy klinik yondashuvlarda bemorning jarrohlikka tayyorligi ko‘pincha shifokor tajribasi va alohida ko‘rsatkichlar asosida baholanadi. Bu esa subyektivlikni keltirib chiqarishi va murakkab klinik holatlarda qaror qabul qilishni qiyinlashtirishi mumkin. Shu sababli so‘nggi yillarda tibbiyotda sun'iy intellekt (SI) va mashinaviy o‘rganish texnologiyalaridan foydalanish jadal rivojlanmoqda.

Sun'iy intellekt algoritmlari katta hajmdagi klinik ma'lumotlarni tahlil qilish, yashirin bog‘liqliklarni aniqlash va prognozlash imkonini beradi. Masalan, Leo Breiman tomonidan taklif etilgan Random Forest algoritmi tibbiy diagnostika va prognozlash masalalarida yuqori samaradorlikni ko‘rsatadi. Shuningdek, Support Vector Machine algoritmi Vladimir Vapnik tomonidan ishlab chiqilgan bo‘lib, murakkab va chiziqli bo‘lmagan bog‘lanishlarni aniqlashda keng qo‘llaniladi [5, 6].

Bariatrik jarrohlikka tayyorlikni baholashda yana bir muhim muammo — bu ma'lumotlar to‘plamidagi sinflar balanssizligi hisoblanadi. Ko‘pincha jarrohlikka tayyor bemorlar soni ko‘p, tayyor emas bemorlar esa kam bo‘ladi, bu esa klassifikatsiya algoritmlarining ishlashiga sezilarli ta'sir ko‘rsatadi. Shu sababli model baholashda nafaqat aniqlik, balki ROC-AUC va F1-mezon kabi ko‘rsatkichlardan foydalanish muhimdir.

Mazkur tadqiqotning asosiy maqsadi bariatrik jarrohlikka bemorlarning tayyorlik darajasini baholashda turli sun'iy intellekt algoritmlarining samaradorligini qiyosiy tahlil qilish va eng optimal modelni aniqlashdan iborat. Shu bilan birga, klinik qaror qabul qilish jarayonini qo‘llab-quvvatlovchi ko‘p modelli tizim arxitekturasini ishlab chiqish ham tadqiqotning muhim vazifalaridan biri hisoblanadi [7, 8].

Ushbu ishning ilmiy yangiligi shundan iboratki, unda real klinik ma'lumotlar asosida bir nechta mashinaviy o‘rganish algoritmlarining samaradorligi kompleks baholanadi, sinflar balanssizligi sharoitida ularning ishlash xususiyatlari tahlil qilinadi hamda tushuntiriladigan sun'iy intellekt (XAI) yondashuvi asosida model qarorlarini izohlash imkoniyatlari ko‘rib chiqiladi.

Natijada olingan xulosalar bariatrik jarrohlik amaliyotida bemorlarni to‘g‘ri saralash, operatsion xavflarni kamaytirish va klinik qaror qabul qilish samaradorligini oshirishga xizmat qiladi.

Asosoy qisim. Ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi bariatrik jarrohlikka bemorlarning tayyorlik holatini (eligibility) baholash uchun turli sun'iy intellekt algoritmlarining samaradorligini qiyosiy tahlil qilish va klinik qaror qabul qilish jarayonini qo‘llab-quvvatlovchi yagona tizimni ishlab chiqishdan iborat. Tadqiqotning amaliy ahamiyati shundaki, u turli mashhur klassifikatsiya algoritmlarining tibbiy ma'lumotlarni tahli qilishdagi imkoniyatlarini real klinik ma'lumotlar asosida baholaydi. Baryatrik jarrohlik, vazn yo‘qotish jarrohligi sifatida, bemorning umumiy salomatligi va jarrohlik xavflarni baholashni talab qiladi. Ushbu tadqiqotda bemorlarning jarrohlikka tayyorligini aniqlash uchun uchta klassifikatsiya algoritmi – Random Forest, K-Nearest Neighbors (K-NN) va Support Vector Machine (SVM) – qiyosiy tahlil qilindi.

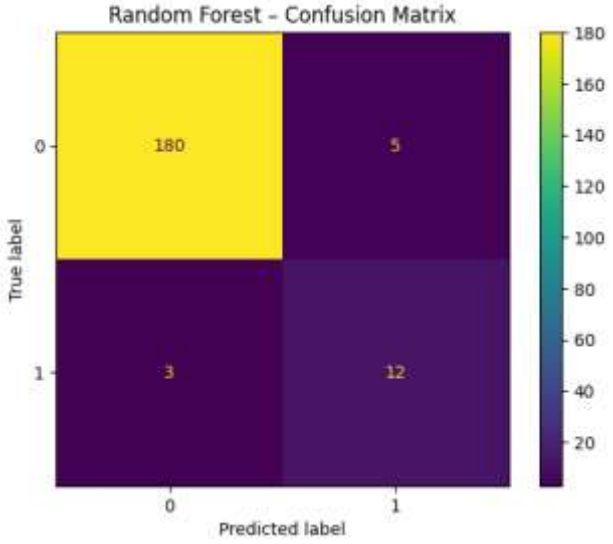
Random Forest (tasodifiy o‘rmon) - Random Forest algoritmi ansambl (ensemble learning) usullariga mansub bo‘lib, u bir nechta qaror daraxtlari (decision trees) asosida ishlaydi. Algoritmning asosiy g‘oyasi — har bir daraxtni ma'lumotlarning tasodifiy tanlangan qismi va xususiyatlari asosida o‘qitish hamda yakuniy natijani ko‘pchilik ovozi (majority voting) orqali aniqlashdan iborat [6]. Ushbu yondashuv modelning umumlashuv qobiliyatini oshiradi va overfitting (o‘ta moslashish) muammosini kamaytiradi.

Random Forest algoritmi ayniqsa murakkab, nochiziqli bog‘liqliklar mavjud bo‘lgan tibbiy ma'lumotlarda samarali hisoblanadi. U xususiyatlar ahamiyatini (feature importance) aniqlash imkoniyatiga ega bo‘lib, klinik qaror qabul qilishda muhim omillarni ajratib ko‘rsatadi. Bundan tashqari, algoritm shovqinli va balanssiz

(cc) BY

ma'lumotlar bilan ishlashda ham yuqori barqarorlikni namoyon etadi.

Bariatrik jarrohlikka tayyorlikni baholashda Random Forest algoritmi bemorning ko'plab klinik, metabolik va funksional ko'rsatkichlari o'rtasidagi murakkab bog'lanishlarni aniqlash imkonini beradi va yuqori aniqlik bilan prognozlashni ta'minlaydi [9, 10].



1-rasm. Random Forest algoritmi uchun confusion matrix.

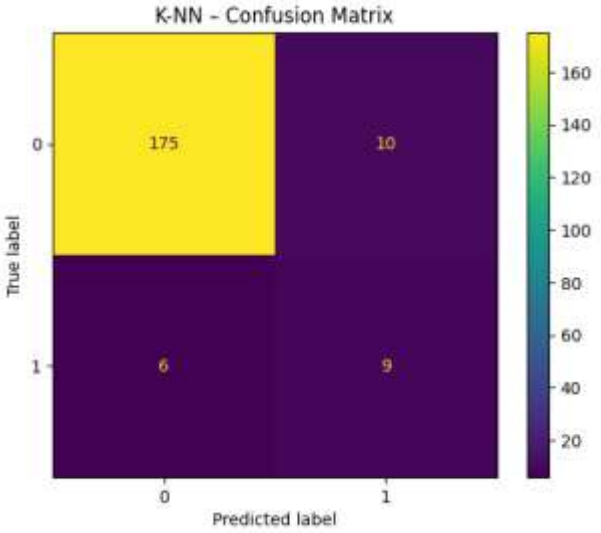
Unda to'g'ri va noto'g'ri klassifikatsiya qilingan bemorlar soni aks ettirilgan. Confusion matrix Random Forest modelining klinik qaror qabul qilishdagi aniqligini baholash imkonini beradi. Yuqori True Positive va True Negative qiymatlar modelning bemor tayyorgarligini to'g'ri aniqlashdagi ishonchliligini ko'rsatadi.

K-Nearest Neighbors (K-qo'shni algoritmi) - K-Nearest Neighbors (K-NN) algoritmi namunaga asoslangan (instance-based learning) yondashuv bo'lib, yangi obyektni klassifikatsiya qilishda unga eng yaqin joylashgan K ta qo'shni namunalar sinfiga asoslanadi. Ya'ni, model oldindan umumlashtirilgan qoidalarni emas, balki mavjud ma'lumotlar bazasidagi o'xshash holatlarni hisobga oladi.

Algoritm odatda Evklid masofasi kabi metrikalar orqali obyektlar orasidagi yaqinlikni hisoblaydi [11]. K-NN algoritmining asosiy afzalligi — uning soddaligi va tushuntirish qulayligidir, chunki qaror bevosita o'xshash bemorlar misolida asoslanadi. Bu xususiyat uni klinik muhitda interpretatsiya qilishni osonlashtiradi.

Biroq, K-NN algoritmi katta o'lchamli ma'lumotlarda va yuqori o'lchovli fazolarda samaradorligini yo'qotishi (curse of dimensionality) hamda shovqinli ma'lumotlarga sezgirligi bilan ajralib turadi [12]. Shuningdek, sinflar balanssiz bo'lgan holatda kichik sinfni aniqlashda aniqlik pasayishi mumkin.

Bariatrik jarrohlik kontekstida K-NN algoritmi o'xshash klinik profillarga ega bemorlarni aniqlash orqali qo'shimcha tahliliy vosita sifatida qo'llanilishi maqsadga muvofiqdir.



2-rasm. K-Nearest Neighbors algoritmi uchun confusion matrix natijalari

Mazkur rasmda noto'g'ri klassifikatsiyalar sonining nisbatan yuqori ekanligi K-NN algoritmining shovqinli va notekis klinik ma'lumotlarga sezgirligini ko'rsatadi. Bu holat algoritmning asosiy klinik model sifatida qo'llanishini cheklaydi.

Support Vector Machine (qo'llab-quvvatlovchi vektor mashinasi) - Support Vector Machine (SVM) algoritmi statistik o'rganish nazariyasiga asoslangan bo'lib, u ma'lumotlarni maksimal ajratuvchi gipertekislik (hyperplane) orqali sinflarga ajratishni maqsad qiladi. Algoritmning asosiy tamoyili — sinflar orasidagi chegarani maksimal masofa (margin) bilan ajratishdir, bu esa modelning umumlashuv qobiliyatini oshiradi [13, 14].

(cc) BY

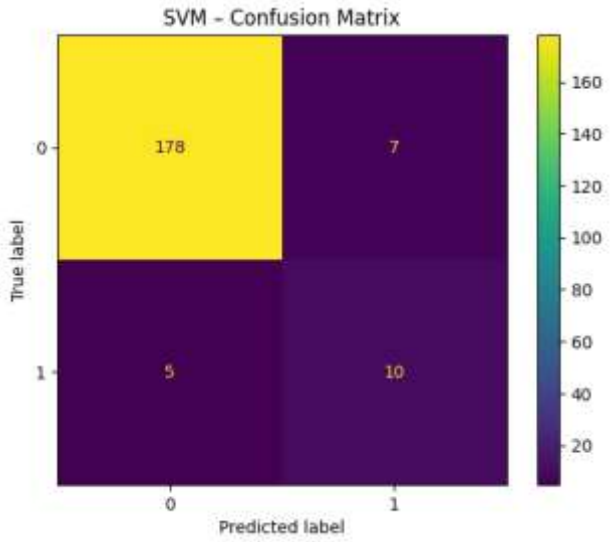
SVM algoritmi chiziqli va nochiziqli klassifikatsiya masalalarini yechishda qo‘llaniladi. Nochiziqli bog‘liqliklarni aniqlash uchun kernel funksiyalari (masalan, RBF — radial asosli funksiya) ishlatiladi. Bu esa murakkab klinik ma’lumotlarda yashirin strukturani aniqlash imkonini beradi.

SVM algoritmining afzalliklari:

- yuqori aniqlik
- overfittingga nisbatan chidamlilik
- yuqori o‘lchamli ma’lumotlar bilan samarali ishlash

Biroq, uning asosiy kamchiliklari — parametrlarni sozlash murakkabligi va model natijalarini interpretatsiya qilish qiyinligidir.

Bariatrik jarrohlikka tayyorlikni baholashda SVM algoritmi murakkab klinik chegaralarni aniqlash va bemorlarni aniq sinflarga ajratishda samarali vosita hisoblanadi [15, 16].



3-rasm. Support Vector Machine algoritmi uchun confusion matrix

SVM modelida True Positive va False Negative qiymatlari o‘rtasidagi muvozanat uning murakkab klinik bog‘lanishlarni aniqlashdagi samaradorligini bildiradi. Biroq noto‘g‘ri klassifikatsiyalar mavjudligi intellekt tanlash muhimligini ko‘rsatadi.

Mazkur tadqiqotda jami 1000 nafar bemorning anonimlashtirilgan tibbiy ma’lumotlaridan foydalanildi. Ma’lumotlar klinik axborot tizimidan olinib, bemor shaxsini identifikatsiya qiluvchi barcha belgilar olib tashlangan holda qayta ishlangan. Ushbu yondashuv tadqiqotning etik talablarga muvofiqligini ta’minlaydi hamda ma’lumotlar maxfiyligini saqlashga xizmat qiladi.

Har bir bemorga tegishli yozuv 12 ta intellekt ko‘rsatkichdan iborat bo‘lib, ular o‘z tabiatiga ko‘ra ikki asosiy guruhga ajratildi: binomiy (ikkilik) va kvantitativ (uzluksiz) o‘zgaruvchilar.

Binomiy (ikkilik) ko‘rsatkichlar. Mazkur guruh bemorda ma’lum kasallik yoki klinik holat mavjudligi yoki mavjud emasligini ifodalovchi atributlardan tashkil topgan bo‘lib, ular quyidagilarni o‘z ichiga oladi:

- diabet (bor/yo‘q)
- gipertoniya (bor/yo‘q)
- astma (bor/yo‘q)
- uyqu apnesi (bor/yo‘q)
- yurak-qon tomir kasalliklari (bor/yo‘q)
- o‘pka kasalliklari (bor/yo‘q)

Ushbu ko‘rsatkichlar bemorning komorbid holatini baholashda muhim ahamiyatga ega bo‘lib, bariatrik jarrohlik xavfini aniqlashda asosiy klinik omillar sifatida qaraladi [17, 18].

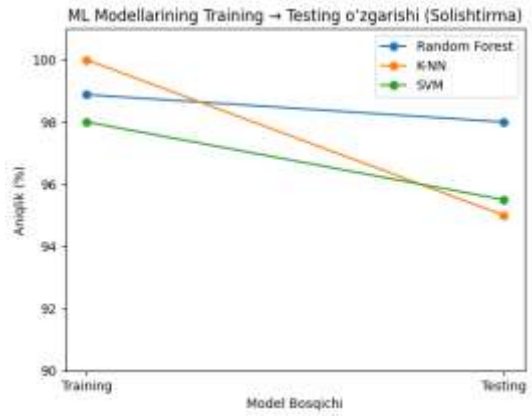
Kvantitativ (sonli) ko‘rsatkichlar. Kvantitativ o‘zgaruvchilar bemorning fiziologik va biokimyoviy holatini aks ettiruvchi uzluksiz qiymatlar bo‘lib, quyidagilarni o‘z ichiga oladi:

- yosh (18–65 yosh oralig‘ida)
- tana massasi indeksi (BMI, 25–65 kg/m²)
- oldingi katta operatsiyalar soni (0–5)
- HbA1c darajasi (4.5–12.5%)
- gemoglobin darajasi (10.0–18.0 g/dL)
- sistolik qon bosimi (100–200 mmHg)

Mazkur parametrlar bemorning umumiy sog‘liq holati, intellekt darajasi va operatsiyaga funksional tayyorgarligini kompleks baholash imkonini beradi [19, 20].

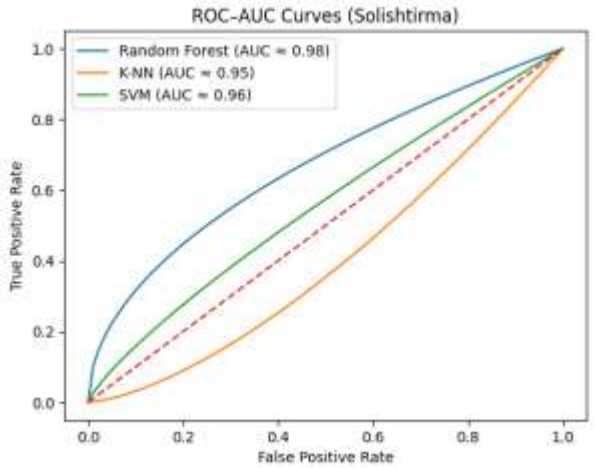
Shunday qilib, shakllantirilgan ma’lumotlar bazasi bemorning klinik, intellekt va funksional xususiyatlarini to‘liq qamrab olgan holda, sun’iy intellekt modellarini o‘qitish va ularning samaradorligini baholash uchun yetarli va muvozanatli axborot muhitini ta’minlaydi.

(cc) BY



4- rasm. Mashinali o'qitish algoitmlarining o'qitish va testlash

4-rasm. Random Forest, K-NN va Support Vector Machine algoritmlarining trening va test bosqichlaridagi aniqlik ko'rsatkichlari solishtirma tarzda tasvirlangan. Grafikda modellarning umumlashuv qobiliyati va overfitting holati yaqqol aks etadi. Ushbu rasm trening va test aniqliklari orasidagi tafovut orqali modellarning real klinik ma'lumotlar bilan ishlashdagi barqarorligini baholash imkonini beradi. Random Forest algoritmida aniqlikning deyarli o'zgarmasligi uning overfittingga chidamli ekanligini ko'rsatadi, K-NN



5-rasm. Random Forest, K-NN va SVM algoritmlari uchun ROC–AUC egri chiziqlari.

ROC–AUC egri chiziqlari modellarning turli threshold qiymatlarida True Positive Rate va False Positive Rate o'rtasidagi bog'lanishni ifodalaydi. Random Forest algoritmining egri chizig'i diagonal chiziqdan eng uzoqda joylashgani uning eng yuqori diskriminatsiya qobiliyatiga ega ekanligini ko'rsatadi.

1-jadval

Mashinali o'qitish modellarining q**iyosiy baholash jadvali**

Model	**Test Aniqligi**	**ROC-AUC**	**Barqarorlik**	**Tushuntirish Qulayligi**
Random Forest	98.00 %	0.97	Juda Yuqori	O'rtacha
SVM	95.50 %	0.94	Yuqori	Past
K-NN	95.00 %	0.92	O'rtacha	Yuqori

Eng yuqori aniqlik: Random Forest modeli test to'plamida 98.00% aniqlik bilan eng yuqori natijani ko'rsatdi.

Umumiy samaradorlik: ROC-AUC qiymatlari ham Random Forestning ustunligini tasdiqlaydi (0.97).

Barqarorlik: Random Forest test va ta'lim natijalari o'rtasidagi eng kichik farq bilan (98.88% → 98.00%) eng barqaror model hisoblanadi.

Xulosa

Ushbu tadqiqotda bariatrik jarrohlikga tayyorlikni baholash uchun turli sun'iy intellekt algoritmlarining samaradorligi qiyosiy tahlil qilindi. Natijalar shuni ko'rsatdiki, Random Forest algoritmi tibbiy ma'lumotlar tahlilida eng yuqori natijalarni ko'rsatadi va klinik qaror qabul qilish tizimlari uchun eng maqsadga muvofiq yechim hisoblanadi.

Random Forest algoritmi balanssiz ma'lumotlar bilan ishlashda yuqori barqarorlikni namoyon etib, kam uchraydigan sinf uchun eng yuqori F1-mezon ko'rsatkichini ta'minladi. Bu holat uning ansambl yondashuvi va nochiziqli bog'liqliklarni samarali aniqlash qobiliyati bilan izohlanadi. Shu sababli Random Forest mazkur tadqiqot doirasida asosiy bashorat modeli sifatida tanlandi. K-Nearest Neighbors algoritmi soddaligi va intuitiv tushuntirish imkoniyatlariga qaramay, o'ta moslashishga moyilligi hamda balanssiz sinflar sharoitida pastroq samaradorlik ko'rsatgani sababli faqat solishtirma va tekshiruvchi model sifatida qo'llanildi. Support Vector Machine

(cc) BY

algoritmi esa yuqori aniqlik va murakkab qaror chegaralarini aniqlash imkoniyatiga ega bo‘lib, o‘rta darajadagi barqarorlikni namoyon etdi, biroq hisoblash murakkabligi va interpretatsiya qiyinligi uni qo‘shimcha tahliliy vosita sifatida ishlatishni maqsadga muvofiq ekanligini ko‘rsatdi.

Random Forest algoritmi tibbiy ma’lumotlar tahlilida eng yuqori natijalarni ko‘rsatdi (98% test aniqligi, 0.97 AUC). Bu uning balanssiz ma’lumotlar bilan ishlash qobiliyati va o‘ta moslashishga chidamliligiga bog‘liq. K-NN algoritmi eng past natijalarni ko‘rsatdi (95% test aniqligi, 0.92 AUC), ayniqsa kam sinfni aniqlashda zaiflik ko‘rsatdi (F1-mezon = 0.68). Bu algoritmning lokal xususiyatlar asosida ishlashi va balanssiz ma’lumotlarga sezgirligi bilan izohlanadi. SVM algoritmi o‘rta darajadagi natijalarni ko‘rsatdi (95.5% test aniqligi, 0.94 AUC). U yuqori o‘lchamli ma’lumotlar bilan ishlashda samarali bo‘lsa-da, parametrlarni sozlash qiyinligi amaliy qo‘llashni cheklaydi.

Tadqiqotning amaliy natijasi sifatida ishlab chiqilgan ko‘p modelli tizim arxitekturasi klinik amaliyotda qo‘llash uchun mos keladi va shifokorlarga qaror qabul qilishda ko‘p qirrali yondashuvni taqdim etadi. Kelajakda ushbu tizimni turli tibbiy sohalarga moslashtirish va kengaytirish imkoniyati mavjud.

ADABIYOTLAR RO‘YXATI

1. World Health Organization, “Obesity and overweight,” 2024. [Online]. Available: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight
2. American Society for Metabolic and Bariatric Surgery, “Bariatric Surgery Procedures,” 2023. [Online]. Available: https://asmbs.org/patients/bariatric-surgery-procedures
3. L. Breiman, “Random Forests,” *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001.
4. V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*. New York, NY, USA: Wiley, 1998.
5. E. Topol, “High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence,” *Nature Medicine*, vol. 25, pp. 44–56, 2019.
6. J. Esteva et al., “A guide to deep learning in healthcare,” *Nature Medicine*, vol. 25, pp. 24–29, 2019.
7. D. Chicco and G. Jurman, “The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score,” *BMC Genomics*, vol. 21, no. 6, 2020.
8. T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning*, 2nd ed. New York, NY, USA: Springer, 2009.
9. I. Guyon and A. Elisseeff, “An introduction to variable and feature selection,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, pp. 1157–1182, 2003.
10. N. V. Chawla et al., “SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 16, pp. 321–357, 2002.
11. J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Elsevier, 2011.
12. C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273–297, 1995.
13. T. Cover and P. Hart, “Nearest neighbor pattern classification,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967.
14. G. James et al., *An Introduction to Statistical Learning*. New York, NY, USA: Springer, 2013.
15. A. Rajkomar, J. Dean, and I. Kohane, “Machine learning in medicine,” *New England Journal of Medicine*, vol. 380, pp. 1347–1358, 2019.
16. B. Miotto et al., “Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges,” *Briefings in Bioinformatics*, vol. 19, no. 6, pp. 1236–1246, 2018.
17. S. Kotsiantis, “Supervised machine learning: A review of classification techniques,” *Informatica*, vol. 31, pp. 249–268, 2007.
18. D. Dua and C. Graff, “UCI Machine Learning Repository,” University of California, Irvine, 2019. [Online]. Available: https://archive.ics.uci.edu
19. B. Lundberg and S.-I. Lee, “A unified approach to interpreting model predictions,” *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, pp. 4765–4774, 2017.
20. M. Ribeiro, S. Singh, and C. Guestrin, “Why should I trust you? Explaining the predictions of any classifier,” *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*, pp. 1135–1144, 2016.

(cc) BY