Materiallar to'plami · Conference Proceedings
"ZAMONAVIY TADQIQOTLAR VA BARQAROR RIVOJLANISH" respublika ilmiy-amaliy konferensiyasi
04 August 2026
UDK 51
TABIIY FANLAR

UMUMLASHGAN BAHOLARNI HISOBLASH ORQALI INSON SALOMATLIK DARAJASINI ANIQLASH

Dildora Xusan qizi Usmanova[a,*], Shavkat Fayzullayevich Madraximov[b]
[a] *Aniq va ijtimoiy fanlar universiteti magistranti*
[b] *O'zbekiston Milliy Universiteti, Dasturiy injiniring va sun'iy intellekt kafedrasi professori, t.f.d.*
✉ dildora.usmanova@example.com

ANNOTATSIYA

Maqolada inson salomatligini kompleks baholashning mavjud usullari (antropometrik, klinik-laborator, funksional, psixofiziologik) tahlil qilingan hamda ularning umumiy kamchiligi — natijalarning tarqoqligi va statik xarakterga egaligi ko'rsatib o'tilgan. Muammoni yechish uchun turli sohalardagi ko'rsatkichlarni yagona umumlashgan (integral) salomatlik bahosiga birlashtiruvchi model taklif etilgan. Model N.A. Ignatev, R.N. Usmanov va Sh.F. Madraximovning "Berilganlarning intellektual tahlili" o'quv qo'llanmasida bayon etilgan umumlashgan baholarni hisoblash usuliga (obrazlarni anglashga algebraik yondashuv) asoslangan. Model ochiq tibbiy tadqiqot ma'lumotlari — Framingham Heart Study (N=3827) — asosida sinovdan o'tkazilgan. Natijalar shuni ko'rsatdiki, taklif etilgan umumlashgan indeks bo'yicha eng past guruhda haqiqiy 10 yillik yurak-qon tomir kasalligi (CHD) xavfi 25,1%, eng yuqori guruhda esa 7,9% ni tashkil etdi (Pirson korrelyatsiyasi r = -0,167; p < 0,001), bu modelning amaliy ahamiyatga ega ekanligini tasdiqlaydi.

Kalit so'zlar

inson salomatligi, umumlashgan baho, integral indeks, obrazlarni anglash, sun'iy intellekt, Framingham Heart Study.

DOI: 10.5281/zenodo.21743888

KIRISH

Jahon sog'liqni saqlash tashkiloti (JSST) ta'rifiga ko'ra, salomatlik nafaqat kasallik yoki nogironlikning yo'qligi, balki jismoniy, ruhiy va ijtimoiy farovonlikning to'liq holatidir [1]. Shu sababli inson salomatligini faqat bitta ko'rsatkich yoki bitta tibbiy parametr asosida to'liq baholab bo'lmaydi. An'anaviy tibbiyotda salomatlikni baholash antropometrik (tana massasi indeksi va boshqalar), klinik-laborator (Framingham xavf shkalasi, SCORE tizimi), funksional (SF-36, Barthel indeksi) va psixofiziologik usullar orqali amalga oshiriladi, biroq har bir yo'nalish odatda alohida mutaxassis tomonidan mustaqil baholanadi. Natijada tibbiyotda ma'lumotlar tarqoqligi (data fragmentation) yuzaga keladi va bemorning umumiy salomatlik holati haqida yaxlit tasavvur shakllanmaydi.

Mavjud integral shkalalar va so'rovnoma-asosidagi tizimlar, qoida tariqasida, statik xarakterga ega bo'lib, dinamik o'zgarishlarni va individual xususiyatlarni to'liq hisobga olmaydi. Sun'iy intellekt texnologiyalarining rivojlanishi ushbu bo'shliqni to'ldirish uchun yangi imkoniyatlar yaratmoqda. Xususan, Eric Topol o'zining tadqiqotlarida kiyilishi mumkin bo'lgan biosensorlar va sun'iy intellekt algoritmlarining inson salomatligini real vaqt rejimida kompleks baholay olish salohiyatini ko'rsatgan [2]. Google Health jamoasi ko'z tubi fotosuratlarini chuqur o'rganish (deep learning) yordamida tahlil qilib, umumiy yurak-qon tomir tizimi xavfini bashorat qiluvchi modelni ishlab chiqqan [3]. Janubiy Koreya va Buyuk Britaniya olimlarining qo'shma tadqiqotida klinik-laboratoriya va vizual ma'lumotlarni birlashtirgan multimodal AI modeli qandli diabet bilan og'rigan bemorlarda buyrak yetishmovchiligi xavfini yuqori aniqlikda bashorat qilish imkonini yaratdi [4].

Ko'rib chiqilgan tadqiqotlarning umumiy xususiyati — turli sohalardagi ko'rsatkichlarni yagona, yaxlit

ko‘rinishda birlashtirishga bo‘lgan ehtiyoj. Ushbu maqolaning maqsadi — antropometrik, klinik-laborator va funksional guruhlarga oid ko‘rsatkichlarni N.A. Ignatev, R.N. Usmanov va Sh.F. Madraximovning “Berilganlarning intellektual tahlili” o‘quv qo‘llanmasida bayon etilgan, obrazlarni anglashga algebraik yondashuvga asoslangan umumlashgan baholarni hisoblash usuli [5] yordamida yagona integral salomatlik indeksiga birlashtirish va uni ochiq tibbiy ma’lumotlar asosida sinab ko‘rishdir.

METODIKA

Umumlashgan baholarni hisoblash usuli

[5]da tavsiflangan usulga ko‘ra, ikkita o‘zaro kesishmaydigan sinf K1, K2 (masalan, “kasallik xavfi past” va “kasallik xavfi yuqori”) bilan berilgan masala qaraladi. Nominal (kategoriyali) r alomat bo‘yicha sinflararo farqlanish o‘lchovi quyidagicha aniqlanadi:

$$\delta r = (\Sigma t\ |g1r(t) - g2r(t)|) / (K1 \cdot K2) \quad (1)$$

bu yerda g1r(t), g2r(t) — mos ravishda K1 va K2 sinf obyektlari orasida r-alomatning t-gradatsiyasiga ega obyektlar soni, |K1|, |K2| — sinflar hajmi. Sinf ichidagi o‘xshashlik o‘lchovi (ikki gradatsiyali, p=2 holat uchun):

$$\rho r = [\Sigma t\ (g1r(t)(g1r(t)-1) + g2r(t)(g2r(t)-1))] / (K1(K1-1) + K2(K2-1)) \quad (2)$$

Alomatning vazni δr va ρr ko‘paytmasi sifatida aniqlanadi: vr = δr·ρr. Alomatning j-gradatsiyasi obyektning umumlashgan bahosiga qo‘shadigan hissasi:

$$\alpha r(j) = vr \cdot (\mu r,j(1)/K1 + \mu r,j(2)/K2) \quad (3)$$

bu yerda μr,j(1), μr,j(2) — mos ravishda K1 va K2 sinflarda r-alomatning j-gradatsiyasiga ega obyektlar soni. Obyektning yakuniy umumlashgan bahosi barcha tanlangan alomatlar bo‘yicha hissalarning yig‘indisi sifatida hisoblanadi:

$$R(Si) = \Sigma r \in I\ \alpha r(xir) \quad (4)$$

Miqdoriy alomatlarni moslashtirish

Manba [5]da miqdoriy alomatlar uchun optimal chegara (bo‘linish nuqtasi) tanlashga asoslangan alohida mezon (6.1-formula) keltirilgan. Ushbu mezonning aniq analitik ko‘rinishi tadqiqot jarayonida ishlatilgan nusxada to‘liq tiklab bo‘lmagani sababli, ushbu ishda miqdoriy alomatlar (tana massasi indeksi, umumiy xolesterin, glyukoza darajasi, sistolik qon bosimi, yurak urish chastotasi) uchun tasdiqlangan (1)-(3) formulalar asosidagi muqobil protsedura qo‘llanildi: har bir miqdoriy alomat qiymatlari to‘plamidan 10%–90% kvantillar oralig‘ida chegara (threshold) nomzodlari tanlanadi, har bir nomzod uchun ikkilik (past/yuqori) gradatsiyaga bo‘lingan holda vr = δr·ρr hisoblanadi va vr ni maksimal qiluvchi chegara “optimal” deb qabul qilinadi. Ushbu protsedura manbadagi g‘oyaga — sinflararo farqlanishni maksimallashtiruvchi chegarani qidirishga — mos keladi, biroq uning so‘zma-so‘z takrori emas.

Ma’lumotlar to‘plami

Model ochiq tibbiy tadqiqot ma’lumotlari — Framingham Heart Study (AQSh) datasetidan foydalanib sinovdan o‘tkazildi [6]. To‘liq ko‘rsatkichli N=3827 nafar ishtirokchi tanlab olindi. Sinflar sifatida haqiqiy 10 yillik yurak-qon tomir kasalligi xavfi (TenYearCHD) ustuni ishlatildi: K1 — kasallik rivojlanmagan (n=3183), K2 — kasallik rivojlangan (n=644). Umumlashgan bahoni hisoblashda quyidagi sakkizta ko‘rsatkich ishlatildi: tana massasi indeksi (BMI), umumiy xolesterin (totChol), glyukoza darajasi (glucose), sistolik qon bosimi (sysBP) va yurak urish chastotasi (heartRate) — miqdoriy guruh; qandli diabet mavjudligi (diabetes), gipertoniya (prevalentHyp) va chekish holati (currentSmoker) — nominal guruh.

NATIJALAR VA MUHOKAMA

Har bir alomat uchun (1)-(2) formulalar bo‘yicha hisoblangan vazn qiymatlari 1-jadvalda keltirilgan.

1-jadval. Alomatlar vazni (vr) bo‘yicha tartiblangan natijalar

№	Alomat	Turi	Chegara (agar miqdoriy bo‘lsa)	vr
1	Qandli diabet (diabetes)	nominal	—	0,00134
2	Sistolik qon bosimi (sysBP)	miqdoriy	162,0 mmHg	0,00119
3	Glyukoza darajasi (glucose)	miqdoriy	98,0 mg/dL	0,00117

4	Umumiy xolesterin (totChol)	miqdoriy	293,0 mg/dL	0,00117
5	Tana massasi indeksi (BMI)	miqdoriy	30,7	0,00116
6	Yurak urish chastotasi (heartRate)	miqdoriy	90,4 zarba/daq	0,00115
7	Gipertoniya (prevalentHyp)	nominal	—	0,00083
8	Chekish holati (currentSmoker)	nominal	—	0,00070

1-jadvaldan ko‘rinib turibdiki, qandli diabet mavjudligi eng yuqori diskriminativ vaznga ega bo‘lib, undan keyin sistolik qon bosimi, glyukoza darajasi va umumiy xolesterin kelmoqda — bu natija klinik amaliyotdagi bilimlarga to‘liq mos keladi, chunki aynan shu ko‘rsatkichlar yurak-qon tomir kasalliklari xavfini baholashning asosiy komponentlari hisoblanadi (Framingham va SCORE shkalalarida ham ular markaziy o‘rin egallaydi). Chekish holati va gipertoniya nisbatan past vaznga ega chiqdi, buning sababi — ushbu tanlanmada ikkala sinf (K1 va K2) o‘rtasida ushbu ko‘rsatkichlar taqsimotining nisbatan yaqinligidir.

(4)-formula bo‘yicha hisoblangan R(Si) umumlashgan bahosi asosida ishtirokchilar to‘rtta teng guruhga (kvartilga) ajratildi. Har bir guruhda haqiqiy CHD chastotasi 2-jadvalda keltirilgan.

2-jadval. R(Si) kvartillari bo‘yicha haqiqiy CHD chastotasi

Guruh	R(Si) diapazoni	N	Haqiqiy CHD chastotasi
1 (eng past)	0,0029 – 0,0127	1020	25,1%
2	0,0127 – 0,0146	1897	13,5%
3 (eng yuqori)	0,0146 – 0,0146	910	7,9%

Natijalar shuni ko‘rsatadiki, umumlashgan baho past bo‘lgan guruhda haqiqiy kasallik xavfi eng yuqori guruhga nisbatan deyarli 3 baravar yuqori bo‘lgan (25,1% ga qarshi 7,9%). Butun tanlanma bo‘yicha Pirson korrelyatsiya koeffitsienti $r = -0,167$ ($p < 0,001$; $N=3827$) ni tashkil etdi, bu bog‘liqlikning statistik jihatdan yuqori ishonchliligini tasdiqlaydi. Solishtirish uchun ta’kidlash joizki, barcha alomatlarni teng vaznli chiziqli birlashtirish asosidagi soddalashtirilgan model bo‘yicha olingan natija ($r = -0,175$) taklif etilgan modelnikiga yaqin chiqdi — bu shuni ko‘rsatadiki, [5]dagi usul soddalashtirilgan yondashuvga nisbatan sezilarli ustunlik bermasa-da, u alomatlarning nisbiy ahamiyatini (vaznini) klinik jihatdan izohlanadigan tarzda avtomatik aniqlash imkonini beradi, bu esa uning amaliy ahamiyatini oshiradi.

Ushbu tadqiqotning bir qator cheklovlari mavjud. Birinchidan, ishlatilgan Framingham datasetida psixofiziologik guruh ko‘rsatkichlari (stress darajasi, hayot sifati va h.k.) mavjud emas, shu sababli model faqat uch guruh (antropometrik, klinik-laborator, funksional) asosida sinovdan o‘tkazildi. Ikkinchidan, miqdoriy alomatlar uchun ikkilik chegara asosidagi soddalashtirilgan protsedura qo‘llanilgani sababli, ko‘p ishtirokchilarning R(Si) qiymatlari bir-biriga yaqin chiqdi, bu esa aniqroq tabaqalashni cheklaydi. Kelgusi tadqiqotlarda [5]dagi asl 6.1-mezonni to‘liq tiklash, psixofiziologik ko‘rsatkichlarni qo‘shish va modelni mahalliy (O‘zbekiston) populyatsiya ma’lumotlari asosida qayta sinash rejalashtirilgan.

XULOSA

Ushbu tadqiqotda inson salomatligini kompleks baholashning mavjud usullari tahlil qilindi va ularning asosiy kamchiligi — ma’lumotlar tarqoqligi va statik xarakter — ko‘rsatib o‘tildi. N.A. Ignatev, R.N. Usmanov va Sh.F. Madraximovning umumlashgan baholarni hisoblash usuliga asoslangan model taklif etilib, u ochiq tibbiy ma’lumotlar (Framingham Heart Study, $N=3827$) asosida sinovdan o‘tkazildi va statistik jihatdan ishonchli natija berdi ($p < 0,001$). Bu shuni tasdiqlaydiki, turli sohalardagi tibbiy ko‘rsatkichlarni yagona, tushunarli sonli indeksga birlashtirish printsipial jihatdan mumkin va amaliy ahamiyatga ega. Model kelgusida psixofiziologik komponent bilan to‘ldirilib, profilaktik tibbiyot va shaxsiylashtirilgan salomatlik monitoringi tizimlarida qo‘llanilishi mumkin.

ADABIYOTLAR RO‘YXATI:

1. Constitution of the World Health Organization. — Geneva: WHO, 1946.

2. Topol E.J. Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again. — New York: Basic Books, 2019. — 384 p.

3. Poplin R., Varadarajan A.V., Blumer K., et al. Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning // Nature Biomedical Engineering. — 2018. — Vol. 2. — P. 158–164.

4. Cho J., Woo S., Hwang S.H., et al. A Multimodal Predictive Model for Chronic Kidney Disease and Its Association With Vascular Complications in Patients With Type 2 Diabetes: Model Development and Validation Study in South Korea and the U.K. // Diabetes Care. — 2025. — Vol. 48, № 9. — P. 1562–1570.

5. Ignatev N.A., Usmanov R.N., Madraximov Sh.F. Berilganlarning intellektual tahlili: o‘quv qo‘llanma. — Toshkent: “Mumtoz so‘z”, 2018. — 136 b.

6. Framingham Heart Study: an ongoing cardiovascular cohort study of the town of Framingham, Massachusetts (dataset). — National Heart, Lung, and Blood Institute (NHLBI) va Boston University, 1948-yildan boshlab.

ILOVA. DASTURIY AMALGA OSHIRISH (Python)

Umumlashgan baholarni hisoblash algoritmining (1)-(4) formulalarga asoslangan to‘liq dasturiy kodi quyida keltirilgan. Kod (2)-formulaning nominal (p=2) va miqdoriy (2.2-bo‘limda tavsiflangan chegara-qidiruv) holatlarini birlashtirib, Framingham datasetiga tatbiq etadi.

```
”””
UMUMLASHGAN SALOMATLIK BAHOSINI HISOBLASH DASTURI
==================================================
Manba: Ignatev N.A., Usmanov R.N., Madraximov Sh.F.
”Berilganlarning intellektual tahlili”, 9-bob (9.1-9.4 formulalar).
MUHIM IZOH: kitobning 6.1-formulasi (miqdoriy alomatlar uchun optimal
chegara topish) PDF matn qatlamida buzilgan holda chiqqani sababli, bu
dasturda miqdoriy alomatlar UCHUN HAM 9.1-9.3 formulalari (tasdiqlangan,
p=2 holat) qo'llanilgan: har bir miqdoriy ko'rsatkich uchun turli
chegara (threshold) nomzodlari sinab ko'riladi va v_r (delta_r*rho_r)
ni ENG YUQORI qiladigan chegara ”optimal” deb tanlanadi --- bu kitobning
6-bobda tasvirlangan ”optimal chegara qidirish” g'oyasiga mos, lekin
formula 6.1 ning so'zma-so'z ko'chirmasi emas. Tezisga qo'shishdan oldin
ilmiy rahbaringiz bilan tasdiqlab oling.
”””
import numpy as np
import pandas as pd
# ---------------------------------------------------------------------
# 1) Nominal alomatlar uchun asosiy formulalar (9.1-9.4, tekshirilgan)
# ---------------------------------------------------------------------
def feature_weight(k1_counts, k2_counts):
”””9.1-9.3: (v_r, delta_r, rho_r) qaytaradi.”””
gradations = sorted(set(k1_counts) | set(k2_counts))
K1 = sum(k1_counts.values())
K2 = sum(k2_counts.values())
p = len(gradations)
delta_r = sum(
abs(k1_counts.get(t, 0) - k2_counts.get(t, 0)) for t in gradations
) / (K1 * K2)
def D(counts, K, p):
if p == 2:
return K * (K - 1)
l_dr = sum(1 for t in gradations if counts.get(t, 0) > 0)
return K * (l_dr - 1)
D1r = D(k1_counts, K1, p)
D2r = D(k2_counts, K2, p)
numerator = sum(
k1_counts.get(t, 0) * (k1_counts.get(t, 0) - 1)
+ k2_counts.get(t, 0) * (k2_counts.get(t, 0) - 1)
for t in gradations
)
rho_r = 0.0 if (D1r + D2r) == 0 else numerator / (D1r + D2r)
return delta_r * rho_r, delta_r, rho_r
def gradation_contribution(v_r, k1_counts, k2_counts, K1, K2):
”””9.4 oldi: har bir gradatsiya uchun alpha_i(j).”””
gradations = sorted(set(k1_counts) | set(k2_counts))
return {
```

```
j: v_r * (k1_counts.get(j, 0) / K1 + k2_counts.get(j, 0) / K2)
for j in gradations
}
# ----------------------------------------------------------------------
# 2) Miqdoriy alomatlar uchun: optimal ikkiga bo'luvchi chegarani
# qidirish, so'ng xuddi shu 9.1-9.3 formulalarini qo'llash
# ----------------------------------------------------------------------
def best_threshold_weight(values, labels):
”””
values: son qatorlar (masalan BMI qiymatlari)
labels: har bir qiymatga mos K1(0)/K2(1) yorlig'i
10%..90% kvantillar orasidan v_r ni maksimal qiladigan chegarani
tanlaydi. Qaytaradi: (threshold, v_r, delta_r, rho_r)
”””
values = np.asarray(values, dtype=float)
labels = np.asarray(labels)
candidates = np.quantile(values, np.arange(0.10, 0.95, 0.05))
best = (None, -1, None, None)
for c in candidates:
bin_ = (values > c).astype(int) # 0 = past, 1 = yuqori
k1_counts = pd.Series(bin_[labels == 0]).value_counts().to_dict()
k2_counts = pd.Series(bin_[labels == 1]).value_counts().to_dict()
if not k1_counts or not k2_counts:
continue
v_r, delta_r, rho_r = feature_weight(k1_counts, k2_counts)
if v_r > best[1]:
best = (c, v_r, delta_r, rho_r)
return best
def quantitative_feature_stats(values, labels):
”””To'liq statistika: threshold, alpha(0)/alpha(1) va K1,K2.”””
threshold, v_r, delta_r, rho_r = best_threshold_weight(values, labels)
bin_ = (np.asarray(values) > threshold).astype(int)
labels = np.asarray(labels)
k1_counts = pd.Series(bin_[labels == 0]).value_counts().to_dict()
k2_counts = pd.Series(bin_[labels == 1]).value_counts().to_dict()
K1, K2 = int((labels == 0).sum()), int((labels == 1).sum())
alpha = gradation_contribution(v_r, k1_counts, k2_counts, K1, K2)
return {”threshold”: threshold, ”v_r”: v_r, ”delta_r”: delta_r,
”rho_r”: rho_r, ”alpha”: alpha}
# ----------------------------------------------------------------------
# 3) Umumiy R(Si) --- nominal + miqdoriy alomatlarni birlashtirib
# ----------------------------------------------------------------------
def compute_generalized_health_score(df, quantitative_cols, nominal_cols, label_col):
”””
df: pandas DataFrame (NA qiymatlar oldindan tozalangan bo'lishi kerak)
quantitative_cols: son ko'rsatkichlar ro'yxati (masalan ['BMI','totChol'])
nominal_cols: nominal (kategoriyali) ko'rsatkichlar ro'yxati
label_col: sinf ustuni (0/1), faqat vaznlarni HISOBLASH uchun ishlatiladi
Qaytaradi: (R -- har bir qatorga mos umumlashgan baho seriyasi,
report -- har bir alomatning vazni haqida hisobot)
”””
labels = df[label_col].values
R = np.zeros(len(df))
report = []
for col in quantitative_cols:
```

```
stats = quantitative_feature_stats(df[col].values, labels)
bin_ = (df[col].values > stats[”threshold”]).astype(int)
contrib = np.array([stats[”alpha”][b] for b in bin_])
R += contrib
report.append({”alomat”: col, ”turi”: ”miqdoriy”,
”chegara”: round(stats[”threshold”], 2),
”v_r”: round(stats[”v_r”], 5)})
for col in nominal_cols:
k1_counts = df.loc[labels == 0, col].value_counts().to_dict()
k2_counts = df.loc[labels == 1, col].value_counts().to_dict()
K1, K2 = int((labels == 0).sum()), int((labels == 1).sum())
v_r, delta_r, rho_r = feature_weight(k1_counts, k2_counts)
alpha = gradation_contribution(v_r, k1_counts, k2_counts, K1, K2)
contrib = df[col].map(alpha).values
R += contrib
report.append({”alomat”: col, ”turi”: ”nominal”,
”chegara”: ”-”, ”v_r”: round(v_r, 5)})
return R, pd.DataFrame(report).sort_values(”v_r”, ascending=False)
if __name__ == ”__main__”:
df = pd.read_csv(”/home/claude/framingham.csv”)
quantitative_cols = [”BMI”, ”totChol”, ”glucose”, ”sysBP”, ”heartRate”]
nominal_cols = [”diabetes”, ”prevalentHyp”, ”currentSmoker”]
label_col = ”TenYearCHD”
cols = quantitative_cols + nominal_cols + [label_col]
d = df[cols].dropna().reset_index(drop=True)
print(”Tanlanma hajmi (N):”, len(d))
R, report = compute_generalized_health_score(
d, quantitative_cols, nominal_cols, label_col
)
d[”R”] = R
print(”\nAlomatlar vazni bo'yicha tartiblangan hisobot:”)
print(report.to_string(index=False))
# Kvartillar bo'yicha tekshirish (kalibrovka)
d[”Rq”] = pd.qcut(d[”R”], 4, duplicates=”drop”)
print(”\nHar bir kvartilda haqiqiy CHD chastotasi:”)
print(d.groupby(”Rq”, observed=True)[”TenYearCHD”].agg([”mean”, ”count”]))
from scipy import stats as sstats
r, p = sstats.pearsonr(d[”R”], d[”TenYearCHD”])
print(f”\nPearson r = {r:.4f}, p-qiymat = {p:.2e}”)
```