

## AVTOMATLASHTIRILGAN DERMOSKOPIK TASVIR TASNIFI UCHUN CHUQUR O'RGANISH ARHITEKTURALARINING QIYOSIY TAHLILI: KO'P MODELLI BAHOLASH TIZIMI

**Begijonova Mahliyo Muhammadjon qizi**

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent Axborot texnologiyalar universiteti  
Tibbiyotda kompyuter texnologiyalari yo'nalishi, 2-kurs magistranti.

<https://doi.org/10.5281/zenodo.19768612>

**Annotatsiya.** Teri saratoni butun dunyo bo'ylab saraton kasalligining eng keng tarqalgan shakllaridan biri bo'lib qolmoqda, dermoskopik tasvirlash erta tashxis qo'yish uchun muhim vosita bo'lib xizmat qiladi. Ushbu tadqiqot HAM10000 ma'lumotlar to'plamidan foydalangan holda avtomatlashtirilgan dermoskopik tasvir tasnifi uchun to'rtta alohida chuqur o'rganish arxitekturasining keng qamrovli qiyosiy tahlilini taqdim etadi. Biz (1) ko'pchilik ovoz berish bilan bir nechta EfficientNet-B0 modellaridan foydalanadigan CNN ansambli yondashuvini, (2) chuqur xususiyatlarni ajratib olishni gradientni kuchaytirish bilan birlashtirgan gibridd ConvMixer-CatBoost arxitekturasini, (3) tasvir xususiyatlarini klinik metama'lumotlar bilan integratsiya qiluvchi multimodal kech birlashma tarmog'ini va (4) Vision Transformer (ViT) va ResNet50 ni o'zaro diqqat mexanizmlari bilan qo'llaydigan yangi arxitektura MedFusionNet ni baholaymiz. Bizning eksperimental natijalarimiz shuni ko'rsatadiki, CNN ansambli eng yuqori AUC-ROC ga 0,9347 ga erishadi, ConvMixer-CatBoost gibriddi esa eng yuqori aniqlikdagi 73,01% ga erishadi va har bir tasvir uchun eng tez xulosa chiqarish vaqti 2,64 ms ni tashkil qiladi. Multimodal yondashuvlar ozchilik sinflarida yaxshilangan samaradorlikni ko'rsatadi, bu klinik metama'lumotlar integratsiyasining ahamiyatini ta'kidlaydi. Ushbu topilmalar diagnostika aniqligi, hisoblash samaradorligi va talqin qilinishi o'rtasidagi murosani hisobga olgan holda, klinik dermatologiya ish oqimlariga chuqur o'rganish tizimlarini joriy etish bo'yicha amaliy ko'rsatmalar beradi.

**Kalit so'zlar:** Teri saratonini tasniflash, dermoskopiya, chuqur o'rganish, ansambl usullari, multimodal birlashma, Vision Transformer, HAM10000, konvolyutsion neyron tarmoqlari, tibbiy tasvir tahlili.

### **Kirish**

Teri saratoni global sog'liqni saqlash sohasidagi jiddiy muammo bo'lib, har yili 1,5 milliondan ortiq yangi holatlar aniqla [1]. Erta aniqlash juda muhim, melanoma uchun 5 yillik omon qolish darajasi erta aniqlanganda 99% dan oshadi, rivojlangan kasallik uchun esa taxminan 30% [2, 3]. Teri osti tuzilmalarini vizualizatsiya qilish uchun qutblangan yorug'likdan foydalanadigan invaziv bo'lmagan tasvirlash usuli bo'lgan dermoskopiya muhim diagnostika vositasi sifatida paydo bo'ldi. Biroq, aniq talqin qilish keng ko'lamli tayyorgarlikni talab qiladi, bu esa amaliyotchilar orasida sezilarli darajada o'zgaruvchanlikka olib keladi. Chuqur o'rganish tibbiy tasvirlarni tahlil qilishda inqilob qildi, konvolyutsion neyron tarmoqlari (CNN) mutaxassis dermatologlar bilan taqqoslanadigan yoki ulardan oshib ketadigan diagnostika aniqligini namoyish etdi. Biroq, dermoskopik tasvirlarni tasniflash uchun optimal arxitektura dizayni faol tadqiqot sohasi bo'lib qolmoqda. Ushbu tadqiqot to'rtta alohida chuqur o'rganish arxitekturasining keng qamrovli qiyosiy tahlilini taqdim etadi. Bizning hissalarimiz quyidagilarni o'z ichiga oladi:

1. Ko'pchilik ovoz berish bilan bir nechta EfficientNet-B0 modellaridan foydalangan holda CNN ansambli yondashuvi

2. Chuqur xususiyatlarni gradient kuchaytirish bilan birlashtirgan gibrid ConvMixer-CatBoost arxitekturasi
3. Tasvir xususiyatlarini klinik metama'lumotlar bilan birlashtirgan multimodal kech termoyadroviy tarmoq
4. MedFusionNet Vision Transformer (ViT) va ResNet50 dan o'zaro e'tibor bilan foydalanmoqda
5. HAM10000 bo'yicha aniqlik, AUC-ROC, F1-ball va hisoblash samaradorligini tahlil qilish bilan kompleks baholash

### **Teri shikastlanishini tasniflash bo'yicha chuqur o'rganish**

Dashtabki yondashuvlar an'anaviy klassifikatorlar bilan qo'lda tayyorlangan xususiyatlarga tayangan, ammo CNNlar dermatolog darajasidagi tasnifga erishgan tizimlar bilan sezilarli yutuqlarga erishdi. ISIC muammolari standartlashtirilgan ma'lumotlar to'plamlari orqali taraqqiyotni tezlashtirdi. Turli arxitekturalar (VGG, ResNet, DenseNet, EfficientNet) o'rganildi, bunda ImageNet'dan transferli o'rganish ayniqsa samarali bo'ldi. Ansambl o'rganish mustahkamlikni oshirish uchun bir nechta modellarni birlashtiradi. Gessert va boshqalar [4] turli CNN arxitekturalari ansamblari bir-birini to'ldiruvchi xususiyatlardan foydalanish orqali ISIC 2019 da eng zamonaviy natijalarga erishganligini ko'rsatdilar.

### **Multimodal va transformator yondashuvlari**

Klinik tashxis ko'pincha bemorning metama'lumotlarini (yoshi, jinsi, shikastlanish joyi) o'z ichiga oladi va muhim diagnostik kontekstni ta'minlaydi [5]. Tasvir xususiyatlarini klinik metama'lumotlar bilan erta birlashtirish, kech birlashtirish yoki diqqat mexanizmlari orqali birlashtirgan multimodal arxitekturalar noaniq holatlar uchun alohida ahamiyatga ega ekanligini ko'rsatdi.

Vision Transformers (ViT) [6] CNNlarga kuchli alternativa sifatida paydo bo'ldi, ular tasvirlarni uzoq masofali bog'liqliklarni aniqlash uchun o'z-o'ziga e'tibordan foydalangan holda yamoq ketma-ketliklari sifatida qayta ishlaydi. So'nggi tadqiqotlar tibbiy tasvirlashda raqobatbardoshlikni ko'rsatadi [7, 8]. ViTni CNN xususiyatlari bilan diqqat mexanizmlari orqali birlashtirish ikkala arxitekturaning bir-birini to'ldiruvchi kuchli tomonlaridan foydalanadi.

### **Metodologiya**

#### **1-model: EfficientNet-B0 bilan CNN ansambli**

Birinchi arxitektura xilma-xillikni rag'batlantirish uchun turli xil tasodifiy urug'larga ega uchta EfficientNet-B0 modellaridan iborat ansamblidan foydalanadi. Har bir model oldindan o'rgatilgan EfficientNet-B0 magistral tarmog'idan, global o'rtacha pulingdan, o'qishdan chetlanishdan ( $p=0.3$ ) va 7 ta sinfga to'liq bog'langan tasniflash bosh xaritasidan iborat.

$x$  tasvirini kiritish uchun har bir  $i$  modeli quyidagilarni ishlab chiqaradi:

$$p_i(y|x) = \text{softmax}(W_i \cdot \text{GAP}(f_i(x)) + b_i) \quad (1)$$

$$\hat{y} = \text{mode}(\text{argmax } p_1(y|x), \text{argmax } p_2(y|x), \text{argmax } p_3(y|x)) \quad (2)$$

#### **2-model: ConvMixer-CatBoost gibridi**

Ushbu arxitektura ConvMixerni CatBoost gradient kuchaytirish bilan birlashtiradi [9]. ConvMixer ViT ning o'ziga e'tiborini chuqurlik va nuqta bo'yicha burilishlar bilan almashtiradi: (1) yamoqlarni joylashtirish qatlami ( $7 \times 7$  yamalar  $\rightarrow$  256-dim), (2) chuqurlik bo'yicha burilish (yadro=9) va nuqta bo'yicha burilishga ega 8 ta ConvMixer bloklari, (3) 256 o'lchovli xususiyat vektorini hosil qiluvchi global o'rtacha pul birlashmasi.

$$h = \text{GAP}(\text{ConvMixerBlock}_8 \circ \dots \circ \text{ConvMixerBlock}_1 \circ \text{PatchEmbed}(x)) \quad (3)$$

Olingan xususiyatlar kodlangan klinik metama'lumotlar bilan birlashtiriladi va CatBoost (200 ta iteratsiya, o'rganish tezligi = 0,05, chuqurlik = 6) yordamida tasniflanadi.

**3-model: Klinik metama'lumotlar bilan kech birlashtirilgan CNN**

Ushbu arxitektura vizual va klinik xususiyatlarning kech uyg'unlashuvini amalga oshiradi [5]. Tasvir bo'limi EfficientNet-B0 → GAP → FC dan foydalanadi va 256 dimli joylashtirishni hosil qiladi. Metadata bo'limi MLP [kirish → 64 → ReLU → Dropout(0.3) → 32] orqali yoshni (normallashtirilgan), jinsni (kategorik) va lokalizatsiyani (bir martalik, 15 mintaq) qayta ishlaydi va 32 dimli joylashtirishni hosil qiladi.

$$z = [f\_image(x); f\_metadata(m)] \quad (4)$$

$$p(y|x, m) = \text{softmax}(Wz + b) \quad (5)$$

**4-model: MedFusionNet o'zaro e'tibor bilan**

MedFusionNet ViT va ResNet50 ni o'zaro e'tibor orqali birlashtiradi [6, 7]. ImageNet-21k da oldindan o'qitilgan ViT-B/16 12 ta transformator qatlami orqali 16 × 16 yamalarni qayta ishlaydi va [CLS] tokenini (768-dim) ajratib oladi. ResNet50 moslik uchun 768-dim ga proyeksiyalangan konvolyutsion xususiyatlarni (2048-dim) ajratib oladi.

O'zaro e'tibor ResNet xususiyatlarini so'rovlar sifatida va ViT xususiyatlarini kalit/qiyamatlar sifatida o'zaro ta'sirini ta'minlaydi:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}(QK^T / \sqrt{d_k})V \quad (6)$$

bu yerda  $Q = W_Q \cdot h_{\text{ResNet}}$ ,  $K = W_K \cdot h_{\text{ViT}}$ ,  $V = W_V \cdot h_{\text{ViT}}$  (7)

Klinik metama'lumotlar MLP → 32-dim orqali qayta ishlanadi va yakuniy tasniflashdan oldin birlashtirilgan vizual xususiyatlar bilan birlashtiriladi.

**Ma'lumotlar to'plami va oldindan qayta ishlash**

Biz yettita diagnostika toifalari bo'yicha 10015 ta dermoskopik tasvirlardan iborat ommaga ochiq HAM10000 ma'lumotlar to'plamini baholaymiz (1-jadval). Stratifikatsiyalangan namunalar yordamida biz sinf taqsimotini saqlab, 30% (3004 ta tasvir) ni tanlaymiz.

**1-jadval: HAM10000 diagnostika toifalari**

Kategoriya	Abbr.	Tavsif	%
Melanotsit nevusi	nv	Xavfsiz melanotsitik lezyon	67%
Melanoma	mel	Malign neoplazma	10%
Xavfsiz keratoz	bkl	Seboreik keratoz	11%
Bazal hujayrali karsinoma	yashirin nusxa	Umumiy xavfli o'sma	5%
Aktinik keratoz	akiec	Saratongacha bo'lgan lezyon	3%
Qon tomir lezyoni	vaskulyar	Anjiyomalar	1,5%
Dermatofibroma	df	Xavfsiz fibrozli lezyon	1%

Tasvirlar 224 × 224 ga o'zgartiriladi va ImageNet statistikasi yordamida normallashtiriladi. Treningni kuchaytirish tasodifiy aylantirishlar, aylanish (± 30°), yorqinlik/kontrastni sozlash (± 20%), rang tebranishi, Gauss shovqini va ixtiyoriy xiralashtirishni o'z ichiga oladi [10]. Klinik metama'lumotlar: yosh (min-maksimal masshtab), jins (kodlangan), lokalizatsiya (bitta issiq, 15 mintaq).

**Baholash ko‘rsatkichlari**

**Aniqlik:** To‘g‘ri tasniflangan namunalar ulushi. **AUC-ROC:** ROC egri chizig‘i ostidagi maydon (makro-o‘rtacha, bitta va qolgan). **F1-ball (makro):** Aniqlik va eslab qolishning garmonik o‘rtacha qiymati (makro-o‘rtacha). **Aniqlik/eslab qolish:** Makro-o‘rtacha hisoblash bilan har bir sinf uchun ko‘rsatkichlar. **Xulosa qilish vaqti:** Joylashtirishni baholash uchun har bir tasvir uchun o‘rtacha vaqt.

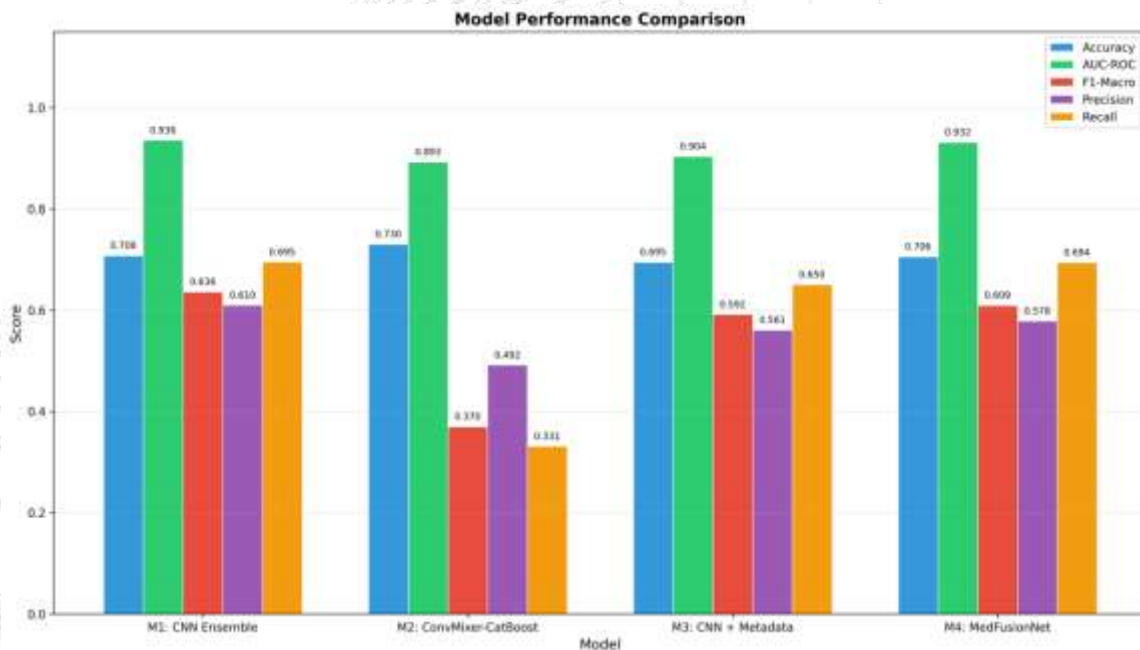
**Ekspirimental natijalar**

2-jadvalda kutib turilgan sinov to‘plamidagi (450 ta namuna) natijalar keltirilgan.

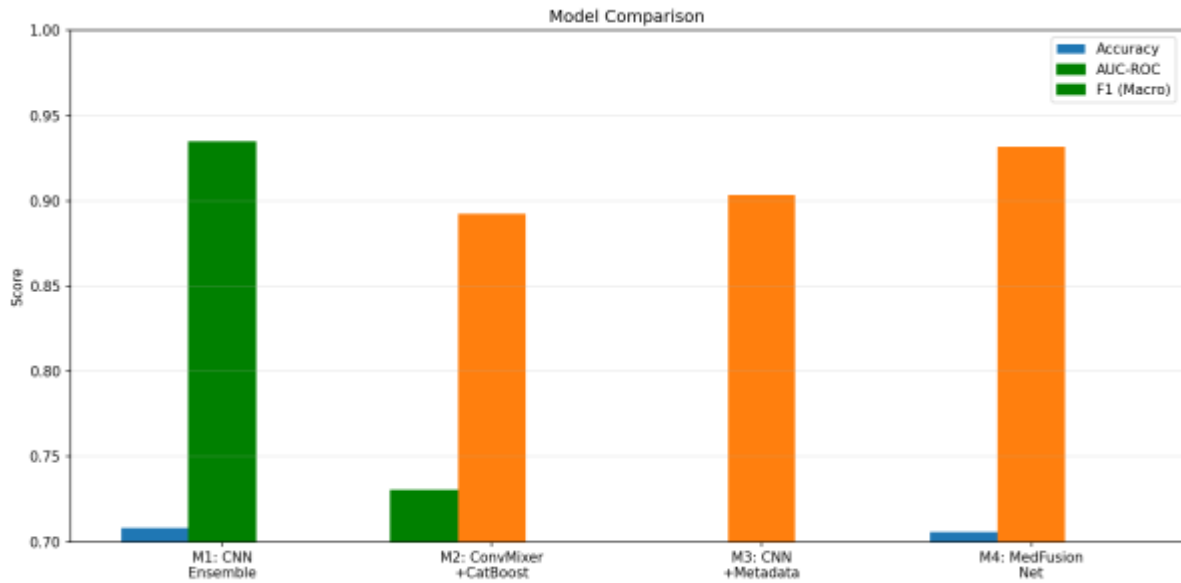
**2-jadval: HAM10000 sinov to‘plamidagi ishlashni taqqoslash**

Model	Aniqlik	AUC-ROC	F1-Makro	Aniqlik	Eslatib o‘tish	Xulosa (ms)
<b>M1: CNN ansambli</b>	0.7080	<b>0.9347</b>	<b>0.6363</b>	0.6097	0.6950	14.82
<b>M2: ConvMixer-CatBoost</b>	<b>0.7301</b>	0.8926	0.3698	0.4916	0.3313	<b>2.64</b>
<b>M3: Kechki Fusion CNN</b>	0.6947	0.9036	0.5917	0.5608	0.6503	7.51
<b>M4: MedFusionNet</b>	0.7058	0.9317	0.6094	0.5785	0.6941	16.60

**Asosiy topilmalar:** M1 muvozanatli tasniflash bilan eng yuqori AUC-ROC (0.9347) va F1-Makro (0.6363) ga erishadi. M2 eng yuqori aniqlikka (73.01%) va eng tez xulosa chiqarishga (2.64 ms, M1 dan 5.6 marta tezroq) erishadi. M4 samarali o‘zaro diqqat uyg‘unligini namoyish etib, ikkinchi eng yuqori AUC-ROC (0.9317) ni ko‘rsatadi. M3 sodda arxitekturaga qaramay, raqobatbardosh AUC-ROC (0.9036) ni saqlab qoladi.



rasm: Barcha ko‘rsatkichlar bo‘yicha keng qamrovli ishlash taqqoslashi.



2-rasm: To‘g‘ridan-to‘g‘ri taqqoslashni osonlashtiradigan ustunli grafik vizualizatsiyasi.

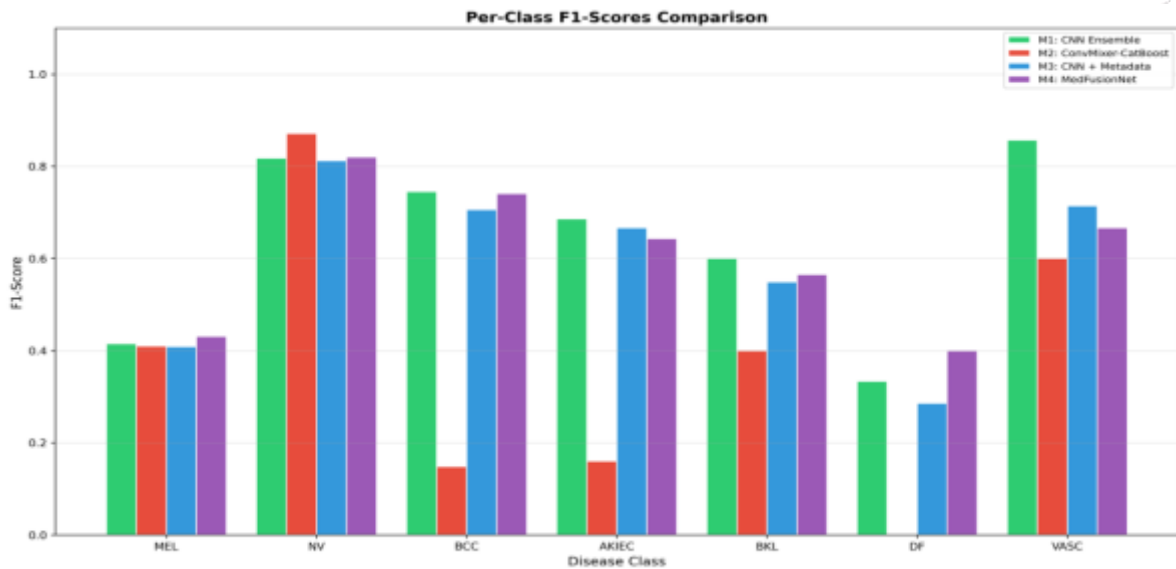
**Har bir sinf uchun ishlash**

3-jadvalda diagnostika toifasi bo‘yicha F1 ballari keltirilgan.

**3-jadval: Har bir sinf uchun F1 ballari**

Sinf	M1	M2	M3	M4	Eng yaxshisi	Tavsif
mel	0.415	0.410	0.408	<b>0.430</b>	M4	Melanoma (malign)
nv	0.818	<b>0.871</b>	0.812	0.820	M2	Nevus (xavfsiz)
yashirin nusxa	<b>0.745</b>	0.148	0.706	0.741	M1	Bazal hujayrali karsinoma
akiec	<b>0.686</b>	0.160	0.667	0.643	M1	Aktinik keratoz
bkl	<b>0.600</b>	0.400	0.549	0.565	M1	Xavfsiz keratoz
df	0.333	0.000	0.286	<b>0.400</b>	M4	Dermatofibroma
Vaskulyar	<b>0.857</b>	0.600	0.714	0.667	M1	Qon tomir lezyoni

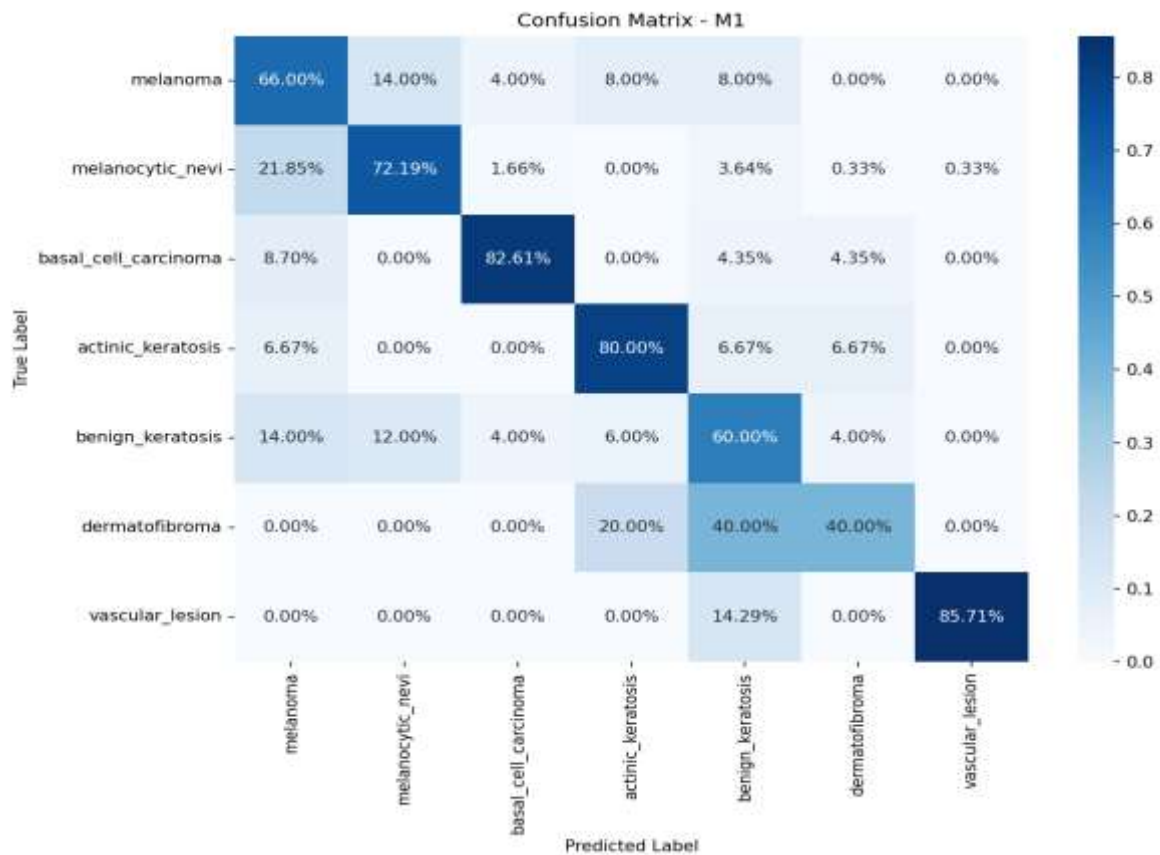
**Tahlil:** Barcha modellar ko‘pchilik sinfida ustunlik qiladi (nv, F1>0.81). M2 ozchilik sinflarida jiddiy tanazzulni ko‘rsatadi (df: F1=0.000), bu nomutanosib ma‘lumotlar bilan gradientni kuchaytirishda qiyinchiliklarga duch kelayotganini ko‘rsatadi. M4 eng yaxshi melanoma aniqlashga erishadi (F1=0.430). M1 barcha sinflar bo‘yicha eng muvozanatli ishlashni namoyish etadi. Multimodal modellar (M3, M4) klinik metama‘lumotlar qiymatini tasdiqlovchi yaxshilangan noyob sinf ishlashini ko‘rsatadi.



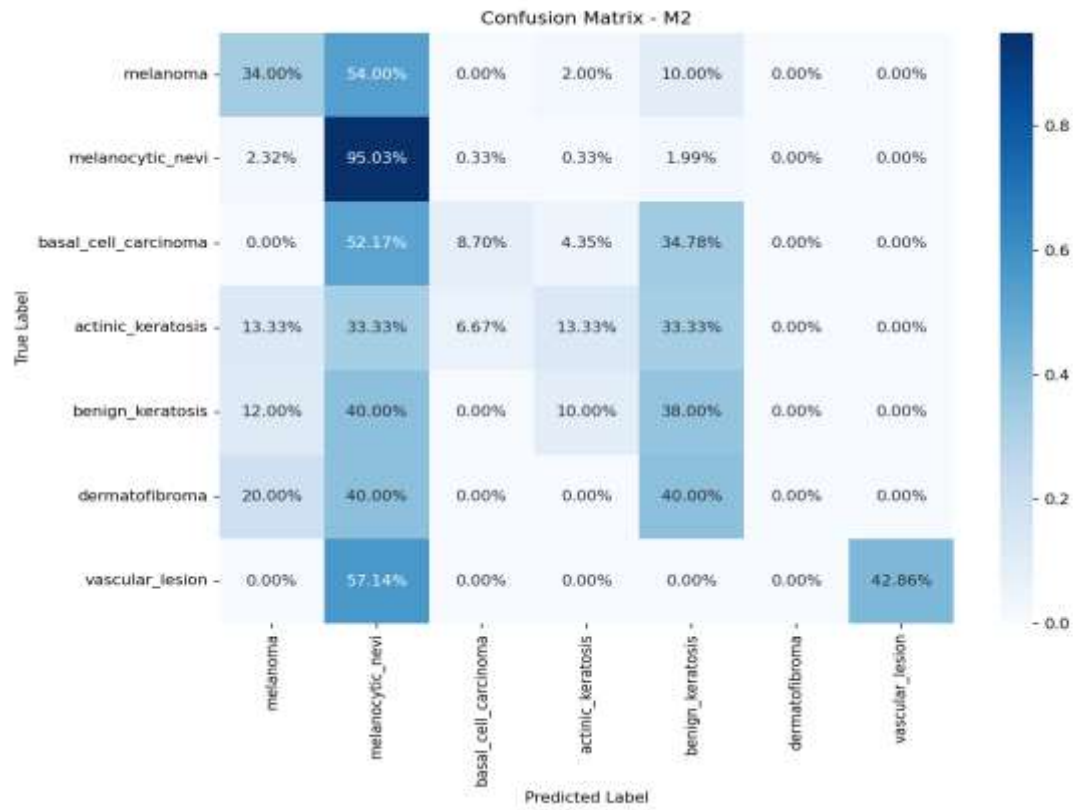
3-rasm: Barcha diagnostika toifalari bo'yicha F1 ballini taqqoslash.

**Chalkashlik matritsasi va ROC tahlili**

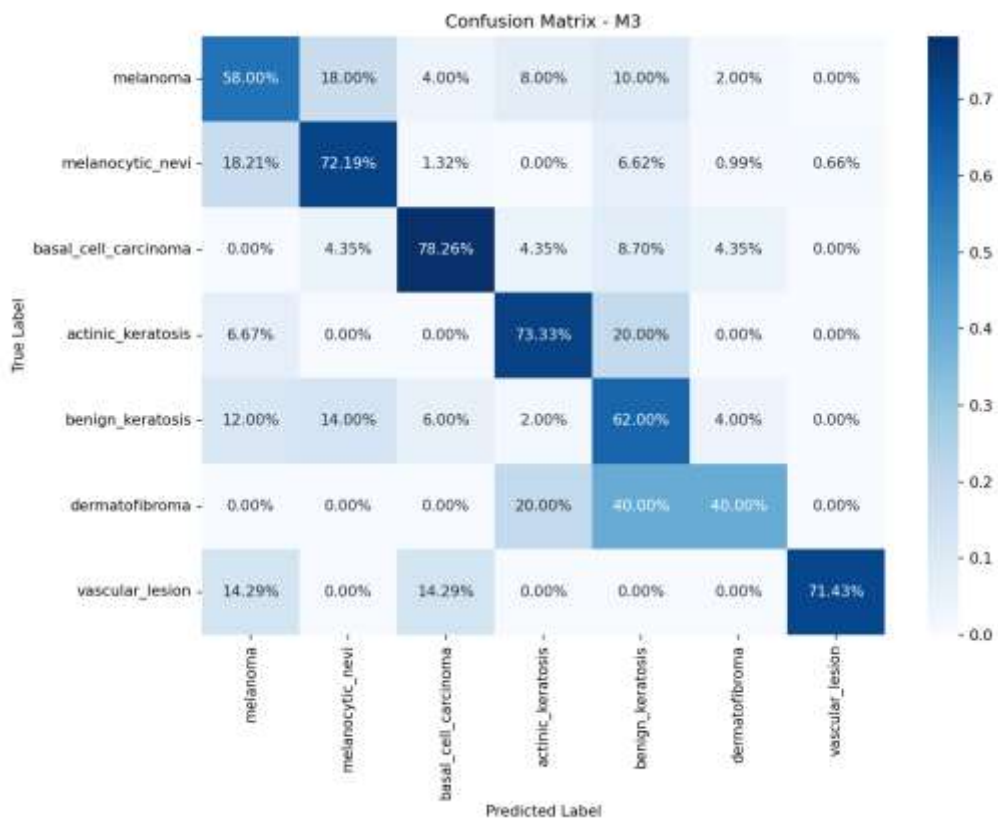
4-7-rasmlarda noto'g'ri tasniflash naqshlarini ochib beruvchi chalkashlik matritsalarini ko'rsatilgan.



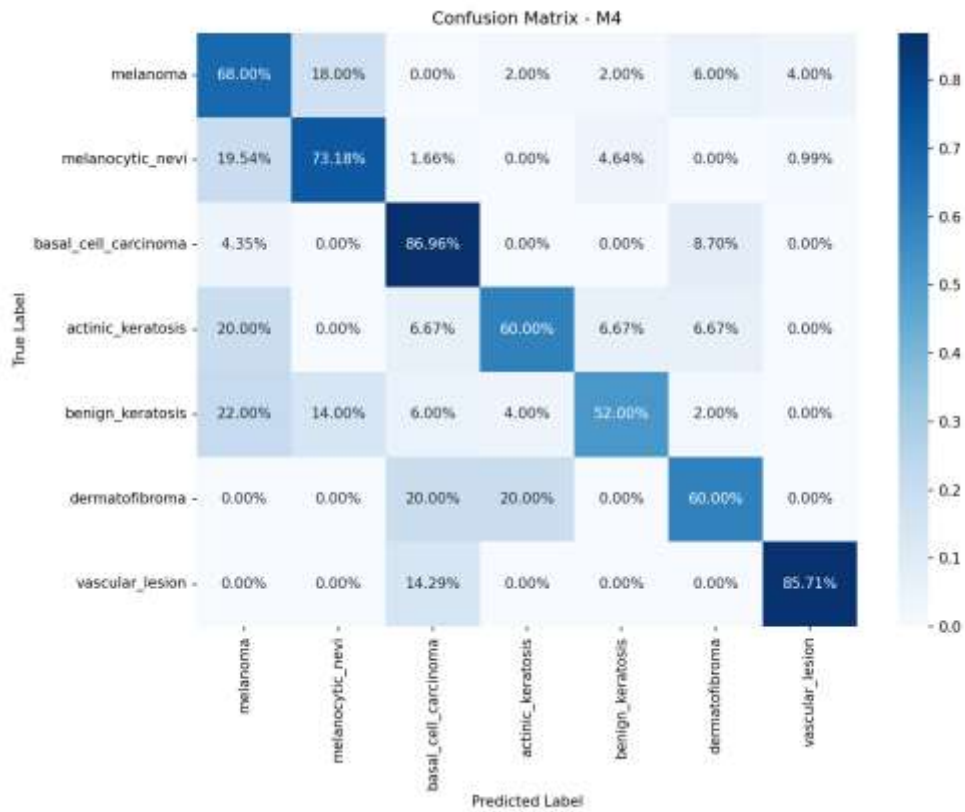
4-rasm: M1 melanomani yaxshi ajratish bilan nv da kuchli samaradorlikni namoyish etadi.



5-rasm: M2 ko 'pchilik sinfining yuqori aniqligini, ammo ozchilik sinfining sezilarli darajada noto'g'ri tasniflanishini ko'rsatadi.

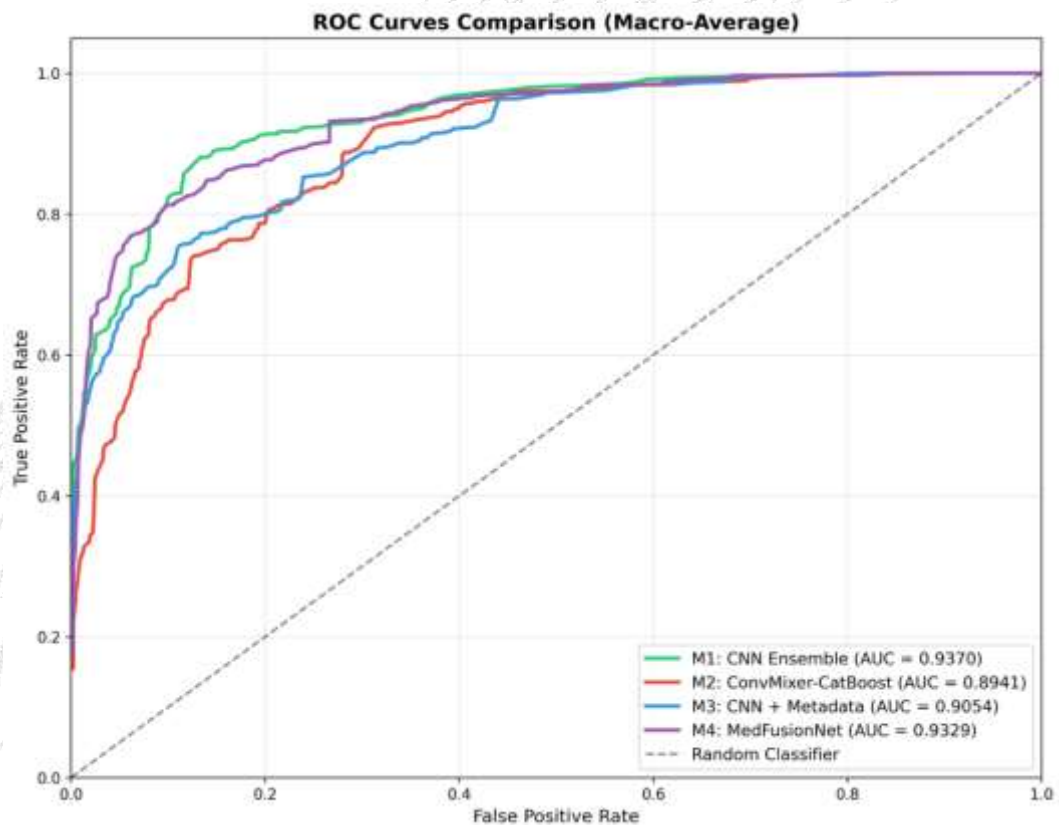


6-rasm: M3 ozchilik sinfini aniqlashning yaxshilanganligi bilan muvozanatli ishlashni ko'rsatadi.

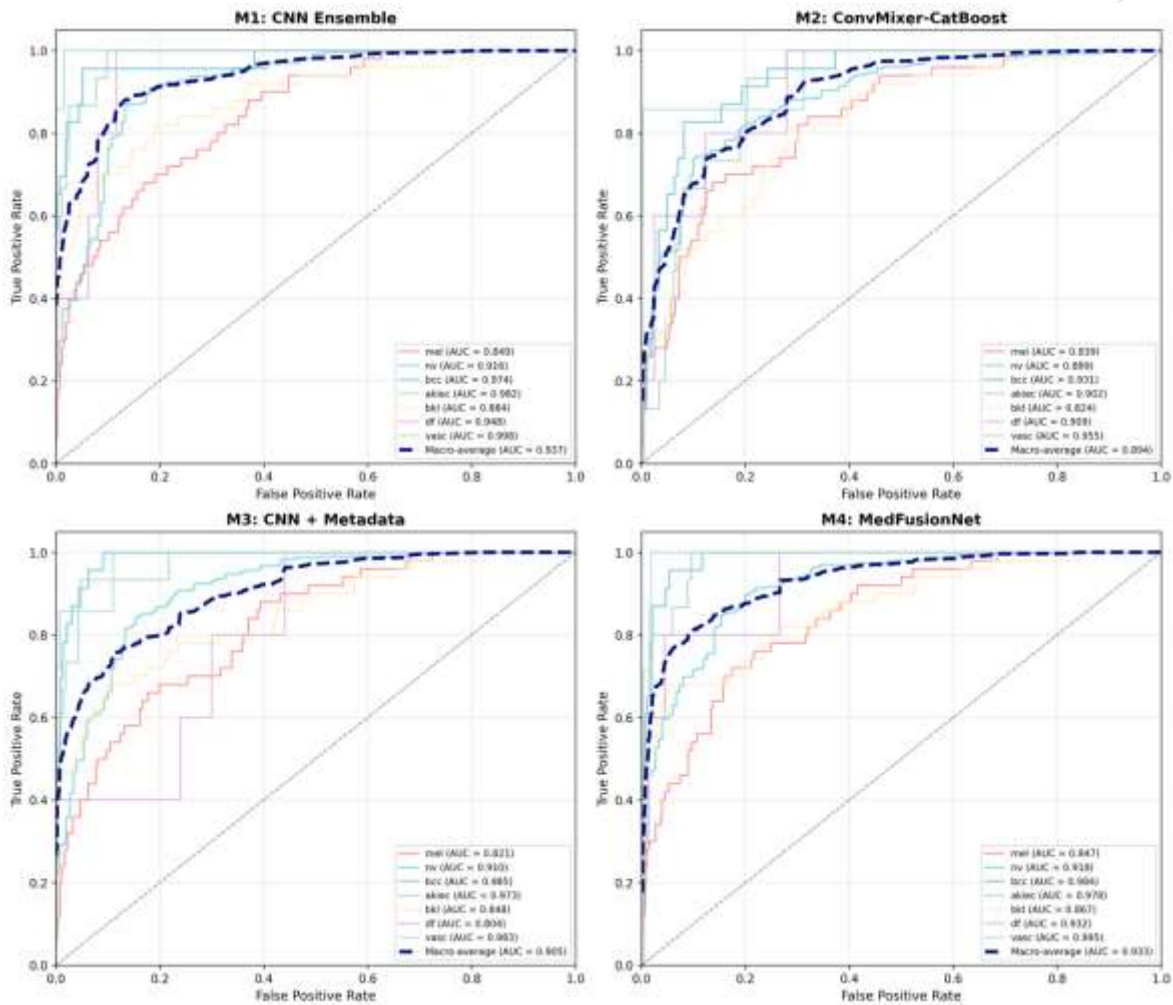


7-rasm: M4 o'zaro e'tibor orqali eng yaxshi melanoma aniqlashga erishadi.

Vizual jihatdan o'xshash turlar orasida keng tarqalgan noto'g'ri tasniflashlar mavjud: melanoma va nevuslar, benign keratoz va nevus/akiec va ozchilik sinflari ko'pincha ko'pchilik sinfi (nv) sifatida noto'g'ri tasniflanadi.



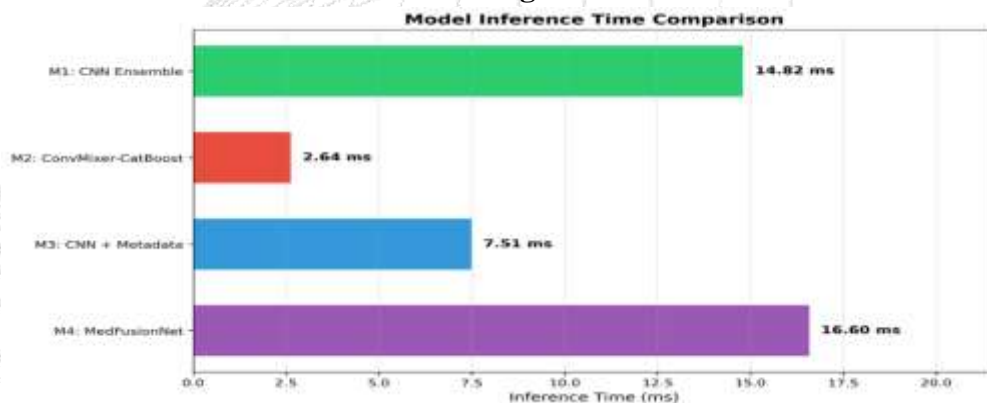
8-rasm: M1 eng yuqori umumiy AUC-ROC (0.9347) ga erishadi.



9-rasm: Arxitekturaviy kuchli tomonlarini ko'rsatuvchi har bir sinf uchun farqlash ko'rsatkichi.

ROC tahlili M1 eng yaxshi umumiy farqlashga erishganini tasdiqlaydi (ko'pchilik sinflarda AUC>0.90), M4 melanoma uchun ustunlik qiladi, M2 ozchilik sinfidagi farqlanishning kamayganligini ko'rsatadi va barcha modellar ko'pchilik sinfida AUC>0.85 ga erishadi.

**Hisoblash samaradorligi**



10-rasm: M2 eng tez xulosa chiqarishga erishadi (2.64 ms, ~378 img/s).

M2 eng tez xulosa chiqarishni (2,64 ms) taklif qiladi, bu esa 378 img/s ni ta'minlaydi. M3 muvozanatli tezlikni (7,51 ms, ~133 img/s) ta'minlaydi. M1 ansambl tufayli 14,82 ms (67 img/s) talab qiladi. M4 ikki tomonlama orqa miya arxitekturasidan eng yuqori narxga ega (16,60 ms, ~60 img/s). Barcha modellar interaktiv klinik qo'llanmalar uchun 100 ms chegarasidan pastda qolmoqda.

**Munozara**

**Maksimal aniqlik uchun ansambl:** M1 eng yaxshi diskriminatsion ko'rsatkichga erishadi (AUC-ROC: 0.9347, F1-Makro: 0.6363), bu ansambl samaradorligini tasdiqlaydi [4].

Biroq, buning uchun yakka modellarga nisbatan 5,6 marta ko'proq xulosa chiqarish va 3 marta xotira talab etiladi. Aniqlik juda muhim bo'lgan klinik qarorlarni qo'llab-quvvatlash uchun eng mos keladi.

**Samaradorlik va ozchilik sinflari:** M2 yuqori aniqlikni (73.01%) va ajoyib samaradorlikni (2.64 ms) birlashtiradi. Ko'pchilik sinfidagi muvaffaqiyat umumiy aniqlikni ta'minlaydi, ozchilik sinfining past ko'rsatkichlari (df uchun  $F1=0.000$ ) esa nomutanosib ma'lumotlar bilan gradientni kuchaytirish cheklovlarini aks ettiradi. Ikki bosqichli skrining uchun mos: tezkor dastlabki skrining uchun M2, batafsil tahlil qilish uchun benign bo'lmagan holatlarni belgilaydi.

**Multimodal afzalliklar:** M3 va M4 klinik metama'lumotlar qiymatini vizual xususiyatlardan tashqarida namoyish etadi. M4 dermatofibroma uchun  $F1=0.400$  ga erishadi, M1 ning 0.333 va M2 ning 0.000 ga nisbatan, bu kontekstual ma'lumotlar (yosh, jins, joylashuv) cheklangan misollarni qoplaydigan diagnostik jihatdan tegishli signallarni taqdim etishini ko'rsatadi.

**O'zaro diqqat integratsiyasi:** M4 ning o'zaro diqqati murakkab xususiyatlar integratsiyasini ta'minlaydi, ikkinchi eng yuqori AUC-ROC (0.9317) va eng yaxshi melanoma aniqlash ( $F1=0.430$ ) ga erishadi. O'zaro diqqat CNN xususiyatlariga tegishli transformator xususiyatlariga tanlab e'tibor berish, ham mahalliy teksturalarni (ResNet50), ham global munosabatlarni (ViT) qayd etish imkonini beradi, ammo eng yuqori hisoblash xarajatlarini (16.60 ms) keltirib chiqaradi.

**Klinik oqibatlar va qo'llanilishi**

**Melanomani aniqlash:** Barcha modellar melanoma uchun F1-ball 0.408-0.430 ga erishadi, M4 esa eng yaxshi ko'rsatkichdir. O'rtacha sezgirlik (41-43%) ansambl yoki kaskadli strategiyalardan foyda ko'rishni anglatadi. Klinik tadqiqotlar dermatologlarning sezgirligi mutaxassislik darajasiga qarab 60-90% ni tashkil etishini ko'rsatadi, bu esa yaxshilanish salohiyatini ko'rsatadi.

**Xavfsiz identifikatsiya:** Nevuslarda yuqori ko'rsatkich ( $F1>0.81$ , M2 uchun 0.871 ga yetadi) ishonchli benign identifikatsiyani ko'rsatadi. Yuqori ishonchli benign tasniflar keraksiz biopsiyalarni kamaytirishi mumkin, ammo joylashtirish xavfli holatlarni o'tkazib yubormaslik uchun sezgirlik/o'ziga xoslikni diqqat bilan muvozanatlashtirishi kerak.

**Bosqichma-bosqich joylashtirish strategiyasi:** Biz ierarxik yondashuvni tavsiya qilamiz:

1. **1-daraja (Yuqori o'tkazuvchanlik):** Tezkor skrining uchun M2 (aholi dasturlari, teledermatologiya). 2.64 ms real vaqt rejimida tahlil qilish imkonini beradi.

2. **2-bosqich (batafsil tahlil):** Belgilangan holatlar yuqori darajadagi ozchilik sinfini aniqlash bilan yuqori ishonchlilik tasnifi uchun M1 yoki M4 tahlilidan o'tkaziladi.

3. **3-daraja (Mutaxassislar fikri):** Noaniq bashoratlar (past ishonch, modelga kelishmovchilik) mutaxassis dermatologlarga yuborildi. Bu murakkab ishlar uchun inson nazoratini saqlab qolish bilan birga, aniqlik va o'tkazish qobiliyatini muvozanatlashtiradi.

**Zamonaviy texnologiyalar bilan taqqoslash**

Bizning CNN Ansamblimiz (AUC-ROC: 0.9347) 0.88 dan 0.95 gacha bo'lgan AUC-ROC qiymatlarini ko'rsatuvchi nashr etilgan usullar bilan raqobatbardoshdir.

Yamoqqa asoslangan e'tiborga ega bo'lgan so'nggi ansambl yondashuvlari [4] ISIC 2018 bo'yicha 0.94 ga erishdi. Bizning tadqiqotimiz avvalgi ishlarda nisbatan kam o'rganilgan, har bir sinf uchun batafsil va samaradorlik tahlili bilan me'moriy paradigmalarda bo'yicha keng qamrovli taqqoslashni taqdim etadi. Multimodal usullar (M3, M4) amaliy joylashtirish afzalliklarini ifodalovchi katta ansambllar o'rniga sodda yakka/ikki modeli arxitekturalardan foydalangan holda raqobatbardosh natijalarga erishadi (AUC-ROC: 0.9036, 0.9317).

### Xulosa

Ushbu tadqiqot dermoskopik tasvirlarni tasniflash uchun to'rtta chuqur o'rganish arxitekturasi keng qamrovli taqqoslashini taqdim etdi: ansambl (M1), gibrid chuqur o'rganishni kuchaytirish (M2), multimodal kech fusion (M3) va transformator-CNN o'zaro e'tibor (M4).

### Asosiy tavsiyalar:

1. **Maksimal aniqlik:** diagnostika aniqligiga ustuvor ahamiyat berib, klinik qarorlarni qo'llab-quvvatlash uchun M1 (AUC-ROC: 0.9347, F1-Makro: 0.6363).

2. **Yuqori o'tkazuvchanlik:** Tezlikni talab qiladigan ilovalar uchun M2 (2.64 ms, 5.6 × tezroq), ozchilik sinfining past ishlashi mustaqil foydalanishni cheklaydi.

3. **Melanomani aniqlash:** Samarali o'zaro e'tibor integratsiyasi orqali xavfli o'smalarni aniqlash vazifalari uchun M4 (F1=0.430).

4. **Resurslar cheklangan:** chekka qurilmalar yoki cheklangan hisoblash resurslari uchun M3 (AUC-ROC: 0.9036, 7.51 ms).

5. **Multimodal qiymat:** M3 va M4 klinik metama'lumotlar integratsiyasi orqali ozchilik sinfining yaxshilangan samaradorligini namoyish etadi.

**Joylashtirish bo'yicha ko'rsatma:** Tavsiya etilgan bosqichli quvur liniyasi: 1-daraja (M2 tezkor skrining) → 2-daraja (M1/M4 batafsil tahlili) → 3-daraja (ekspert tekshiruvi), aniqlik, samaradorlik va xavfsizlik inson nazorati bilan muvozanatlangan.

### FOYDANILGAN ADABIYOTLAR

1. JSST (2023) Teri saratoni. JSST ma'lumotlar varag'i.
2. Amerika Saraton Jamiyati (2024) Saraton haqida faktlar va raqamlar 2024.
3. Siegel RL va boshqalar. (2024) Saraton statistikasi, 2024. CA Cancer J Clin 74(1):12-49.
4. Gessert N va boshqalar. (2020) Yamoqqa asoslangan diqqat bilan CNNlardan foydalangan holda teri lezyonlarini tasniflash. IEEE Trans Biomed Eng 67(2):495-503.
5. Yap J va boshqalar. (2021) Chuqur o'rganish yordamida multimodal teri lezyonlarini tasniflash. Skin Res Technol 27(3):370-377.
6. Dosovitskiy A va boshqalar. (2021) Tasvir 16x16 so'zga teng: Tasvirni aniqlash uchun transformatorlar. ICLR.
7. Wu J va boshqalar. (2022) Diqqat bilan zich bog'langan CNNlardan foydalangan holda teri lezyonlarini tasniflash. Sensors 22(3):1169.
8. Shamshad F va boshqalar. (2023) Tibbiy tasvirlashda transformatorlar: Tadqiqot. Med Image Anal 88:102802.
9. Trockman A, Kolter JZ (2022) Sizga kerak bo'lgan yagona narsa - yamalarmi? TMLR.
10. Buslaev A va boshqalar. (2020) Albomlar: Tez va moslashuvchan tasvirni kattalashtirish. Ma'lumot 11(2):125.