

HOLTER MONITORING TIZIMIDA SUN'IIY INTELLEKT ASOSIDA ARITMIYANI ANIQLASH ALGORITMINI ISHLAB CHIQISH

Saida Ismailovna HAMRAYEVA

katta o'qituvchi

Abu Rayhon Beruniy nomidagi Urganch davlat universiteti

Urganch, O'zbekiston

saidahamrayeva1987@gmail.com

Annotatsiya

Mazkur maqolada Holter monitoring ma'lumotlari asosida aritmiyani aniqlashga mo'ljallangan gibrid sun'iy intellekt algoritmi taklif etiladi. Algoritm signalni oldindan qayta ishlash, shovqinni kamaytirish, R-cho'qqilarni aniqlash, RR intervallarini hisoblash, segmentatsiya, belgi ajratish va klassifikatsiya bosqichlarini o'z ichiga oladi. Modelda signalning morfologik xususiyatlari bilan ritm dinamikasi birgalikda hisobga olinadi. Shu maqsadda 1D-CNN va BiLSTM blokalaridan tashkil topgan gibrid arxitektura hamda signal sifati va ritm notekisligi ko'rsatkichlariga asoslangan adaptiv integratsiya mexanizmi tavsiya etiladi.

Tayanch so'zlar: Holter monitoring, aritmiya, EKG, sun'iy intellekt, chuqur o'qitish, RR interval, atrial fibrillyatsiya, yurak ritmi, adaptiv integratsiya.

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ АРИТМИИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМЕ ХОЛТЕРОВСКОГО МОНИТОРИНГА

Саида Исмаиловна ХАМРАЕВА

старший преподаватель

Ургенчский государственный университет имени Абу Райхана Беруни

Ургенч, Узбекистан

saidahamrayeva1987@gmail.com

Аннотация

В данной статье предлагается гибридный алгоритм искусственного интеллекта, предназначенный для выявления аритмий на основе данных Холтеровского мониторинга. Алгоритм включает этапы предварительной обработки сигнала, снижения шума, обнаружения R-пиков, расчёта RR-интервалов, сегментации, извлечения признаков и классификации. В модели одновременно учитываются морфологические особенности сигнала и динамика ритма. С этой целью предлагаются гибридная архитектура на основе блоков 1D-CNN и BiLSTM, а также механизм адаптивной интеграции, основанный на показателях качества сигнала и нерегулярности ритма.

Ключевые слова: Холтеровский мониторинг, аритмия, ЭКГ, искусственный интеллект, глубокое обучение, RR-интервал, фибрилляция предсердий, сердечный ритм, адаптивная интеграция.

Yurak ritmi buzilishlari klinik jihatdan muhim muammolardan biri hisoblanadi. Ayrim aritmiyalar bemorda yaqqol klinik belgilar bilan namoyon bo'lmashligi mumkin, biroq ular insult, hushdan ketish, yurak yetishmovchiligi va boshqa asoratlar bilan bog'liq bo'lishi ehtimoli mavjud [1], [2]. Shu sababli ritm buzilishlarini o'z vaqtida aniqlash va nazorat qilish zamonaviy kardiologiyaning dolzarb yo'nalishlaridan biri hisoblanadi.

Amaliyotda yurak faoliyatini baholash uchun eng ko'p qo'llaniladigan usullardan biri elektrokardiografiyadir. Biroq oddiy EKG yozuvi qisqa vaqt oralig'ini qamrab olgani sababli, davriy ravishda paydo bo'ladigan aritmiyalarni qayd etish imkoniyati cheklangan bo'ladi. Holter monitoring ushbu cheklovni kamaytiradi, chunki u yurak elektr faolligini odatda 24 soat va undan uzoq muddat davomida qayd etadi [1], [6]. Shu jihatdan Holter monitoring yashirin yoki paroksizmal ritm buzilishlarini aniqlashda muhim diagnostik vosita hisoblanadi.

Holter monitoringning afzalligi bilan birga, uning amaliy murakkabligi ham mavjud. Bir sutkalik yoki undan uzun yozuvlar katta hajmdagi signal ma'lumotlarini hosil qiladi. Bundan tashqari, yozuv davomida bazal chiziq tebranishi, mushak shovqini, elektrod kontaktining o'zgarishi va boshqa artefaktlar uchrashi mumkin. Shu sababli bunday signalni qo'lda ko'rib chiqish ko'p vaqt talab qiladi va mutaxassis yuklamasini oshiradi [1], [2].

So'nggi yillarda sun'iy intellekt va chuqur o'qitish usullari EKG signalini avtomatik tahlil qilishda sezilarli natijalar ko'rsatmoqda [3], [4]. Bunday yondashuvlar signalning morfologik va vaqtga bog'liq xususiyatlarini avtomatik ajratib, ritm buzilishlarini aniqlash imkonini beradi. Biroq ko'plab tadqiqotlarda qisqa va oldindan tayyorlangan segmentlardan foydalanilgan bo'lib, real Holter yozuvlariga xos bo'lgan uzoq davomiylik, shovqin va ritm epizodlarining notekis taqsimlanishi to'liq hisobga olinmagan [8], [9], [10].

Mazkur maqolaning maqsadi Holter monitoring ma'lumotlari asosida aritmiyani aniqlashga mo'ljallangan gibrid sun'iy intellekt algoritmini taklif etishdan

iborat. Ishda signalni oldindan qayta ishlash, RR intervallarni aniqlash, klassik va chuqur xususiyatlarni ajratish hamda ularni signal sifati va ritm notekisligi ko'rsatkichlari asosida adaptiv ravishda integratsiya qilishga asoslangan CNN–BiLSTM modeli ko'rib chiqiladi.

EKG asosida aritmiyani avtomatik aniqlash bo'yicha dastlabki ishlarda asosan klassik mashinaviy o'qitish usullaridan foydalanilgan. Bunda RR interval, QRS kengligi, amplituda, statistik va spektral belgilar ajratilib, keyin ular turli klassifikatorlarga uzatilgan. Chuqur o'qitish metodlari rivojlangach, signal xususiyatlarini bevosita ma'lumotning o'zidan o'rganish imkoniyati kengaydi [3], [4]. Parvaneh va hammualliflar sharhida chuqur o'qitish bo'yicha adabiyotlar ma'lumotlar bazasi, kirish ma'lumoti turi, model arxitekturasini va baholash usullari bo'yicha umumlashtirilgan [4].

Konvolyutsion tarmoqlar signalning lokal morfologik o'zgarishlarini, rekurrent modellar esa vaqt bo'yicha bog'lanishlarni yaxshi ushlaydi. Shu sababli EKG tahlilida CNN, LSTM, BiLSTM va ularning kombinatsiyalari keng qo'llanmoqda [4]. Hannun va hammualliflar ambulator EKG yozuvlarida chuqur neyron tarmoq yordamida ritm klassifikatsiyasini amalga oshirib, mustaqil test to'plamida yuqori natijaga erishgan [7].

Holter monitoring uchun alohida muammo shundaki, bu yerda signal uzun, notekis va ko'pincha shovqinli bo'ladi. Shuning uchun qisqa laboratoriya segmentlarida olingan natija real Holter yozuvlarida takrorlanmasligi mumkin. MIT-BIH Arrhythmia Database 48 ta yarim soatlik ikki kanalli ambulator yozuvni o'z ichiga oladi. Long-Term AF Database esa 84 ta uzoq muddatli, odatda 24–25 soatlik ikki kanalli yozuvlardan tashkil topgan [5], [6].

So'nggi yillarda Holterga yaqin yoki bevosita Holter yozuvlariga asoslangan yangi resurslar ham paydo bo'ldi. IRIDIA-AF bazasi 152 bemordan olingan 167 ta Holter yozuvni o'z ichiga oladi; yozuvlar 19 soatdan 95 soatgacha davom etadi va 200 Hz da namunalangan [9]. Ikki kanalli Holter yozuvlari uchun chuqur o'qitishga

asoslangan amaliy yondashuvlardan biri Fleury va hammualliflar ishida keltirilgan [8].

Shunday qilib, adabiyotlar tahlili mavjud ishlarda muhim natijalar qo‘lga kiritilganini ko‘rsatsa-da, real Holter monitoring ma’lumotlari uchun shovqinga chidamli, natijasi tushunarli va klinik ish jarayoniga mos modelga ehtiyoj saqlanib qolmoqda [2], [8], [9], [10].

Taklif etilayotgan algoritim Holter monitoring signalini bir necha ketma-ket bosqichlarda qayta ishlashga asoslanadi. Dastlab signal oldindan qayta ishlanadi, ya’ni bazal chiziq tebranishi, tarmoq shovqini va yuqori chastotali artefaktlar kamaytiriladi. Keyingi bosqichda signal normallashtiriladi. Signalni tozalash va normallashtirish EKG asosidagi modellar barqaror ishlashi uchun muhim ekani chuqur o‘qitish bo‘yicha tadqiqotlarda qayd etilgan [4], [10]. Taklif etilayotgan algoritimning asosiy ishlov berish bosqichlari 1-jadvalda keltirilgan.

1-jadval

Taklif etilayotgan algoritimning asosiy ishlov berish bosqichlari

Bosqich	Asosiy amal	Natija / izoh
1	Holter signalini qabul qilish	Dastlabki EKG yozuvi olinadi
2	Filtrlash va normallashtirish	Shovqin kamaytiriladi, signal barqarorlashtiriladi
3	R-cho‘qqilarni aniqlash	Yurak urish nuqtalari ajratiladi
4	RR intervallarni hisoblash	Ritm dinamikasi uchun vaqtli belgilar olinadi
5	Segmentatsiya	Signal ma’lum uzunlikdagi oynalarga bo‘linadi
6	Belgilarni ajratish	Klassik va chuqur xususiyatlar shakllantiriladi
7	CNN–BiLSTM asosida klassifikatsiya	Segmentlar ritm sinflariga ajratiladi
8	Natijani chiqarish	Shifokor uchun yakuniy tahlil natijasi taqdim etiladi

Signalni normallashtirish quyidagi ko‘rinishda ifodalanadi:

$$x_{norm}(t) = \frac{x(t) - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

bu yerda $x(t)$ – signalning joriy qiymati, μ – signalning o‘rtacha qiymati, σ – standart og‘ish, $x_{norm}(t)$ esa normallashtirilgan signalni bildiradi.

Keyingi bosqichda R-cho‘qqilar aniqlanadi. R-cho‘qqilar yurak sikllarini ajratish va ritmning vaqt bo‘yicha o‘zgarishini tavsiflash uchun asosiy tayanch nuqtalar hisoblanadi. Ular asosida RR interval quyidagicha hisoblanadi:

$$RR_i = t(R_i) - t(R_{i-1}) \quad (2)$$

bu yerda $t(R_i)$ – i-R cho‘qqining vaqt koordinatasi, $t(R_{i-1})$ – undan oldingi R-cho‘qqining vaqt koordinatasi, RR_i – ketma-ket ikkita yurak urishi orasidagi vaqt oralig‘i.

Yurak urish tezligi esa quyidagicha aniqlanadi:

$$HR_i = \frac{60}{RR_i} \quad (3)$$

bu yerda HR_i – yurak urish tezligi, RR_i – i-interval davomiyligi. Mazkur formula yurak urish tezligini bir daqiqadagi urishlar soni ko‘rinishida ifodalaydi.

RR intervallar va ularning o‘zgaruvchanligi ritm buzilishlarini aniqlashda muhim ko‘rsatkich hisoblanadi. Ayniqsa, atrial fibrillyatsiyada ritmning notekisligi yaqqol namoyon bo‘ladi [8], [10].

Signalni keyingi qayta ishlash uchun u ma’lum uzunlikdagi oynalarga ajratiladi. Segmentatsiya jarayoni quyidagi ko‘rinishda beriladi:

$$S_j = \{x_{norm}(t) | t \in [(j-1)L, jL]\} \quad (4)$$

Amaliy jihatdan segment uzunligi sifatida 10 soniya, 30 soniya yoki 60 soniyalik oynalardan foydalanish mumkin. Holter monitoring yozuvlarida 30 soniya va 1 daqiqalik segmentlar ritm dinamikasini yaxshiroq ifodalashi sababli maqsadga muvofiq hisoblanadi [8].

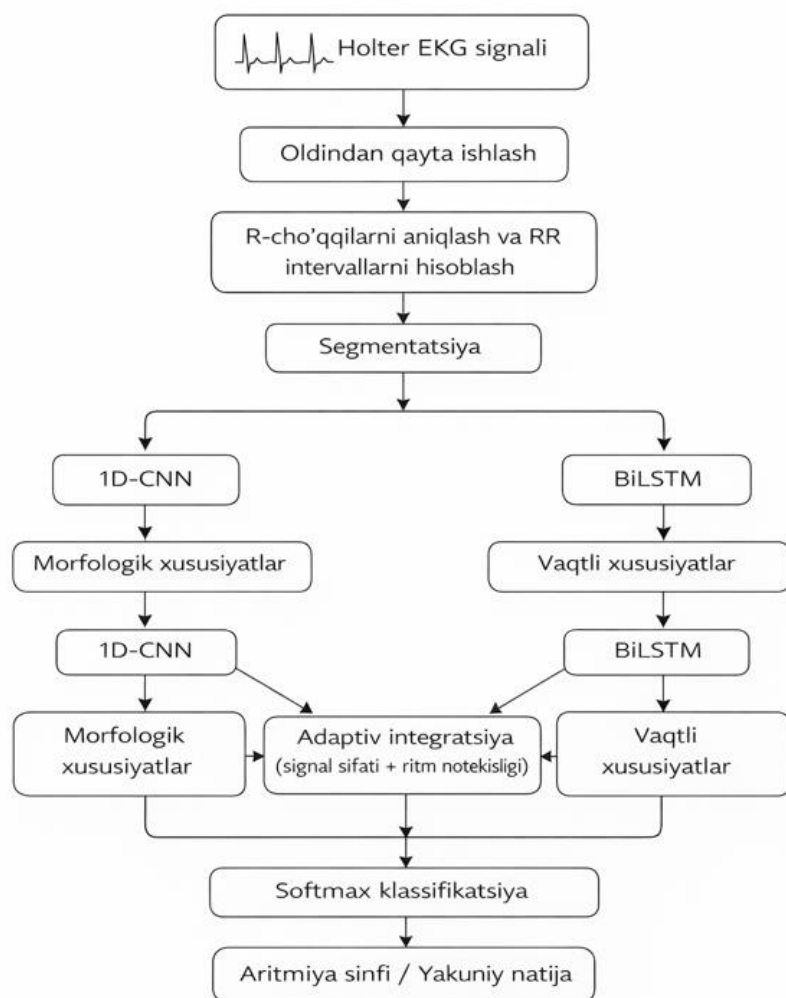
Har bir segment uchun klassik belgilar vektori shakllantiriladi. U quyidagi ko‘rinishda yozilishi mumkin:

$$f_i = [\overline{RR}_j, SDNN_j, RMSSD_j, QRS_j, HR_j] \quad (5)$$

bu yerda $\overline{RR}_j$ – segmentdagi o‘rtacha RR interval, $SDNN_j$ – RR intervallarning standart og‘ishi, $RMSSD_j$ – ketma-ket RR intervallar farqlarining kvadratik o‘rtachasi, QRS_j – QRS kompleksining davomiyligi, HR_j – segment bo‘yicha yurak urish tezligi.

Shunday qilib, mazkur bo‘limda signalni oldindan qayta ishlash, normallashtirish, R-cho‘qqilarni aniqlash, RR interval va yurak urish tezligini hisoblash, segmentatsiya hamda klassik belgilarni shakllantirish bosqichlari bayon qilindi. Ushbu bosqichlar keyingi klassifikatsiya modelining matematik asosini tashkil etadi.

Taklif etilayotgan yondashuv Holter monitoring signallaridan aritmiyani aniqlash uchun gibril CNN–BiLSTM modeliga asoslanadi. Ushbu modelning asosiy g‘oyasi shundan iboratki, EKG signalida aritmiyani tavsiflovchi axborot ikki xil ko‘rinishda namoyon bo‘ladi: birinchisi – signalning morfologik xususiyatlari, ikkinchisi esa – ritmning vaqt bo‘yicha o‘zgarishi. Shu sababli modelning bir qismi lokal morfologik belgilarni ajratishga, ikkinchi qismi esa vaqt bo‘yicha bog‘lanishlarni o‘rganishga yo‘naltiriladi [4], [8], [10]. 1-rasmda Holter monitoring signallari asosida aritmiyani aniqlash uchun taklif etilayotgan gibril CNN–BiLSTM algoritmining umumiy blok-sxemasi keltirilgan.



1-rasm. Holter monitoring signallari asosida aritmiyani aniqlash uchun taklif etilayotgan gibridd CNN–BiLSTM algoritmining umumiy blok-sxemasi.

1-rasmda ko‘rsatilganidek, taklif etilayotgan algoritm signalni oldindan qayta ishlash, R-cho‘qqilar va RR intervallarni aniqlash, segmentatsiya, morfologik va vaqtli xususiyatlarni parallel ajratish, adaptiv integratsiya hamda yakuniy klassifikatsiya bosqichlaridan iborat. Quyida ushbu bosqichlarning har biri batafsil bayon qilinadi.

Morfologik va vaqtli xususiyatlarni ajratish.

Modelning birinchi qismi konvolyutsion neyron tarmoq (CNN) asosida quriladi. CNN segmentlangan EKG signalidan morfologik xususiyatlarni ajratib oladi:

$$c_j = CNN(S_j) \quad (6)$$

bu yerda $S_j - j$ -segment, $c_j - CNN$ blokidan olingan morfologik xususiyatlar vektori. Ushbu bosqichda QRS kompleksi shakli, amplituda o'zgarishi va boshqa lokal morfologik xususiyatlar ajratib olinadi.

Modelning ikkinchi qismi *BiLSTM* asosida quriladi. U RR intervallar, yurak urish tezligi va ritm o'zgaruvchanligiga oid belgilar ketma-ketligini qayta ishlaydi:

$$h_j = BiLSTM(f_j) \quad (7)$$

bu yerda $f_j - j$ -segment bo'yicha tuzilgan vaqtli belgilar vektori, $h_j - BiLSTM$ blokidan olingan yashirin ifoda.

Ritm notekisligi va signal sifati ko'rsatkichlari

Ritm dinamikasini tavsiflash uchun segment bo'yicha SDNN va RMSSD ko'rsatkichlari hisoblanadi. SDNN quyidagicha aniqlanadi:

$$SDNN_j = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (RR_k - \overline{RR}_j)^2} \quad (8)$$

bu yerda N — segmentdagi RR intervallar soni, RR_j — o'rtacha RR interval.

RMSSD esa quyidagi formula bilan aniqlanadi:

$$RMSSD_j = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=2}^N (RR_k - RR_{k-1})^2} \quad (9)$$

Mazkur ikki ko'rsatkich ritm notekisligini baholashda muhim rol o'ynaydi. Atrial fibrillyatsiya kabi holatlarda ushbu qiymatlar odatda o'zgaruvchan bo'ladi [8], [10].

Segment uchun ritm notekisligi ko'rsatkichi quyidagicha umumlashtiriladi:

$$r_j = \lambda_1 SDNN_j + \lambda_2 RMSSD_j \quad (10)$$

bu yerda λ_1 va λ_2 — mos vazn koeffitsiyentlari.

Holter yozuvlarida signal sifati har doim bir xil bo'lmasligi sababli, signal sifatini ifodalovchi alohida ko'rsatkich kiritiladi:

$$q_j = \frac{E_j^{sig}}{E_j^{sig} + E_j^{noise}} \quad (11)$$

bu yerda E_j^{sig} – segmentdagi foydali signal energiyasi, E_j^{noise} – shovqin energiyasi, q_j – signal sifati ko‘rsatkichi.

Taklif etilayotgan modelning matematik asosi

Taklif etilayotgan modelda yakuniy integrallashgan xususiyatlar vektori oldingi bosqichlarda shakllantirilgan morfologik, ritmik va sifat ko‘rsatkichlariga tayangan holda hosil qilinadi. Xususan, c_j va h_j mos ravishda CNN hamda BiLSTM bloklari yordamida ajratib olingan morfologik va vaqtga bog‘liq xususiyatlarni ifodalaydi. Holter monitoring yozuvlarida signal sifati va ritmning barqarorligi segmentlar bo‘yicha turlicha bo‘lishi sababli, ushbu ikki xususiyatlar guruhining yakuniy qarordagi ulushini joriy segment holatiga mos ravishda aniqlash zarur bo‘ladi. Shu maqsadda ritm notekisligini tavsiflovchi r_j hamda signal sifatini ifodalovchi q_j ko‘rsatkichlari asosida adaptiv og‘irlik koeffitsiyentlari kiritiladi.

Mazkur ishning asosiy jihati morfologik va ritmik xususiyatlarni adaptiv integratsiya qilish yondashuvida namoyon bo‘ladi. Buning uchun avval morfologik va vaqtli xususiyatlar uchun og‘irlik koeffitsiyentlari aniqlanadi:

$$\alpha_j = \frac{q_j}{q_j + r_j}, \quad \beta_j = \frac{r_j}{q_j + r_j} \quad (12)$$

bu yerda α_j – morfologik xususiyatlar uchun og‘irlik, β_j – ritmik xususiyatlar uchun og‘irlik bo‘lib, ular uchun $\alpha_j + \beta_j = 1$ sharti bajariladi.

Shundan so‘ng taklif etilayotgan integrallashgan xususiyatlar vektori quyidagicha aniqlanadi:

$$z_j = \alpha_j W_c c_j + \beta_j W_h h_j \quad (13)$$

bu yerda W_c va W_h – mos ravishda CNN va BiLSTM chiqishlarini umumiy xususiyatlar fazosiga o‘tkazuvchi vaznlar matritsalar, z_j – j -segment uchun yakuniy integrallashgan xususiyatlar vektori.

Shunday qilib (13)-formula oldingi bosqichlarda aniqlangan morfologik xususiyatlar, ritm notekisligi va signal sifati ko‘rsatkichlariga asoslangan integratsion

ifoda sifatida qaraladi. Ushbu formulada joriy segmentning sifat va ritmik xususiyatlariga qarab morfologik hamda vaqtga bog‘liq belgilar ulushi adaptiv ravishda boshqariladi.

Klassifikatsiya bosqichi

Yakuniy klassifikatsiya integrallashgan vektor asosida Softmax funksiyasi yordamida amalga oshiriladi:

$$\hat{y}_j = \text{Softmax}(W_f z_i + b_f) \quad (14)$$

bu yerda W_f – klassifikator vaznlar matritsasi, b_f – siljish vektori, $\hat{y}_j$ – segmentning sinflarga tegishlilik ehtimollari vektori.

Segmentning yakuniy sinfi maksimal ehtimollik asosida aniqlanadi:

$$\hat{c}_j = \text{argmax } \hat{y}_{j,k} \quad (15)$$

bu yerda $\hat{c}_j$ – j -segment uchun tanlangan sinf.

Holter yozuvlarida sinflar nomutanosibligi kuzatilishi mumkinligi sababli modelni o‘qitishda vaznli yo‘qotish funksiyasidan foydalanish maqsadga muvofiqdir:

$$L = - \sum_{c=1}^C w_c y_c \log(\hat{y}_c) \quad (16)$$

bu yerda L – yo‘qotish funksiyasi, c – sinflar soni, w_c – sinf vazni, y_c – haqiqiy yorliq, $\hat{y}_c$ – model chiqishi.

Shunday qilib, yakuniy klassifikatsiya bosqichida morfologik va vaqtli xususiyatlarning adaptiv integratsiyasi asosida har bir segment tegishli ritm sinfiga ajratiladi. Ushbu yondashuv Holter monitoring yozuvlarida aritmiyani aniqlashning barqarorligi va amaliy ahamiyatini oshirishga xizmat qiladi.

Eksperimental baholash tartibi

Taklif etilayotgan algoritm samaradorligini baholash uchun uni turli xususiyatga ega EKG ma’lumotlari asosida sinovdan o‘tkazish zarur. Shu maqsadda eksperimental baholash jarayonida ochiq va ilmiy hamjamiyatda keng qo‘llaniladigan ma’lumotlar bazalaridan foydalanish tavsiya etiladi. Modelni dastlabki o‘qitish uchun MIT-BIH Arrhythmia Database, uzoq davom etuvchi ritm epizodlarini tahlil qilish uchun Long-

Term AF Database, tashqi validatsiya uchun esa IRIDIA-AF bazasidan foydalanish maqsadga muvofiq hisoblanadi [5], [6], [9].

Ma'lumotlar bazasi o'qitish, validatsiya va test qismlariga ajratiladi:

$$D = D_{train} \cup D_{val} \cup D_{test} \quad (17)$$

bu yerda D – umumiy ma'lumotlar to'plami, D_{train} – modelni o'qitish uchun ishlatiladigan qism, D_{val} – giperparametrlarni sozlash va modelni tanlash uchun ishlatiladigan qism validatsiya, D_{test} – yakuniy baholash uchun ajratilgan mustaqil qism test to'plamidir.

Algoritm samaradorligini baholashda klassifikatsiya sifatini ifodalovchi bir qator statistik ko'rsatkichlardan foydalaniladi. Aritmiya aniqlash masalasida, ayniqsa, sezgirlik, maxsuslik, aniqlik, precision va F1-mezon muhim hisoblanadi [4], [10].

Sezgirlik quyidagicha aniqlanadi:

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \quad (18)$$

bu yerda TP – to'g'ri ijobiy natijalar soni, FN – noto'g'ri salbiy natijalar soni.

Maxsuslik quyidagicha aniqlanadi:

$$Sp = \frac{TN}{TN+FP} \quad (19)$$

bu yerda TN – to'g'ri salbiy natijalar soni, FP – noto'g'ri ijobiy natijalar soni.

Aniqlik quyidagicha hisoblanadi:

$$Ass = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (20)$$

Ijobiy bashorat aniqligi quyidagicha aniqlanadi:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (21)$$

Sezgirlik va precision o'rtasidagi muvozanatni baholash uchun $F1$ -mezon qo'llaniladi:

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Se}{Precision + Se} \quad (22)$$

Bundan tashqari, modelning umumiy klassifikatsiya qobiliyatini baholash uchun ROC-AUC ko'rsatkichidan foydalanish mumkin:

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR) \quad (23)$$

bu yerda TPR – haqiqiy ijobiylik darajasi, FPR – noto‘g‘ri ijobiylik darajasi. Taklif etilayotgan algoritm samaradorligini baholashda foydalaniladigan asosiy ko‘rsatkichlar va ularning tavsifi 2-jadvalda keltirilgan.

Taklif etilayotgan algoritm samaradorligini baholashda foydalaniladigan asosiy ko‘rsatkichlar va ularning tavsifi 2-jadvalda keltirilgan.

2-jadval

Baholash mezonlari va ularning tavsifi

Mezon	Formula	Tavsifi
Sezgirlik (Sensitivity, Se)	$Se = \frac{TP}{TP + FN}$	Aritmiya mavjud bo‘lgan holatlarni model tomonidan to‘g‘ri aniqlash darajasini ifodalaydi.
Maxsuslik (Specificity, Sp)	$Sp = \frac{TN}{TN + FP}$	Normal holatlarni noto‘g‘ri ijobiy natijalardan ajratish qobiliyatini ko‘rsatadi.
Aniqlik (Accuracy, Ass)	$Ass = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	Umumiy to‘g‘ri klassifikatsiya qilingan natijalar ulushini bildiradi.
Ijobiy bashorat aniqligi (Precision)	$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$	Ijobiy deb topilgan natijalarning qanchasi haqiqatda to‘g‘ri ekanini ko‘rsatadi.
F1-mezon	$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Se}{Precision + Se}$	Sezgirlik va precision ko‘rsatkichlari o‘rtasidagi muvozanatni ifodalaydi.
ROC-AUC	$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR)$	Modelning turli chegaraviy qiymatlarda sinflarni ajratish qobiliyatini umumiy baholaydi.

2-jadvalda keltirilgan ko‘rsatkichlar algoritm samaradorligini turli jihatdan baholash imkonini beradi. Xususan, sezgirlik aritmiya holatlarini aniqlash darajasini, maxsuslik esa normal segmentlarni to‘g‘ri ajratish qobiliyatini ifodalaydi. F1-mezon va AUC ko‘rsatkichlari esa, ayniqsa sinflar nomutanosib bo‘lgan Holter monitoring yozuvlarida, modelning haqiqiy samaradorligini aniqroq baholashga yordam beradi.

Eksperimental baholashni segment darajasida va epizod darajasida amalga oshirish maqsadga muvofiqdir. Segment darajasida har bir signal oynasi alohida klassifikatsiya qilinadi. Epizod darajasida esa ritm buzilishining boshlanishi, davomiyligi va tugash nuqtalari aniqlanadi. Holter monitoring uchun ayniqsa epizod darajasidagi baholash muhim, chunki klinik qaror ko‘pincha ritm buzilishining davomiyligi va takrorlanish chastotasiga bog‘liq bo‘ladi [6], [9].

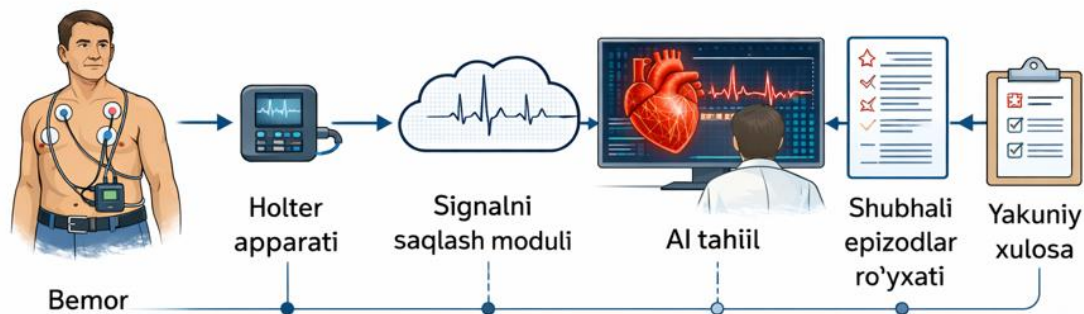
Shunday qilib, taklif etilayotgan algoritmnı baholashda turli ma‘lumotlar bazalaridan bosqichma-bosqich foydalanish, ichki va tashqi validatsiyani amalga oshirish, segment va epizod darajasidagi natijalarnı alohida tahlil qilish hamda statistik va amaliy ko‘rsatkichlarnı birgalikda baholash maqsadga muvofiqdir.

Muhokama. Taklif qilingan modelning asosiy afzalligi shundaki, u EKG signalining ikki muhim tomonini, ya‘ni morfologiya va ritm dinamikasini birgalikda tahlil qiladi. Amaliyotda ayrim aritmiyalar ko‘proq RR intervallarining notekisligi bilan ajralib tursa, boshqalari asosan QRS kompleksining shakliy o‘zgarishlari bilan tavsiflanadi. Shu sababli faqat bitta turdagi belgi bilan ishlaydigan model har doim ham yetarli bo‘lmaydi [4], [8], [10].

Shu bilan birga, taklif etilgan yondashuvning ayrim cheklovlari ham mavjud. Birinchidan, Holter yozuvlari sifat jihatidan bir xil bo‘lmaydi. Ikkinchidan, turli ma‘lumotlar bazalarida qo‘llanilgan qurilmalar, diskretlash chastotasi va annotatsiya usullari o‘zaro farq qiladi. Uchinchidan, ayrim aritmiya sinflari kam uchrashi sababli modelni o‘qitishda sinf nomutanosibliği muammosi yuzaga keladi. IRIDIA-AF va Long-Term AF Database kabi bazalar ushbu muammoni qisman kamaytirishga yordam bersa-da, modelning amaliy ishonchliligini baholash uchun tashqi validatsiya baribir zarur hisoblanadi [6], [9], [10].

Holter ma‘lumotlari uchun ishlab chiqilgan sun‘iy intellekt tizimini yakuniy tashxis qo‘yuvchi mustaqil vosita sifatida emas, balki shifokorga yordam beruvchi modul sifatida ko‘rish maqsadga muvofiqdir. Bunday yondashuv klinik xavfsizlik nuqtai nazaridan ham to‘g‘riroq bo‘ladi. Fleury va hammualliflar modelida ham

kardiolog natijani ko‘rib chiqishi va zarur hollarda tuzatish kiritishi mumkin bo‘lgan interfeys yondashuvi qo‘llangan [8]. 2-rasmda Holter monitoring asosida sun‘iy intellekt yordamida tahlil qilishning amaliy qo‘llanish sxemasi keltirilgan.



2-rasm. Holter monitoring asosida AI yordamida tahlil qilishning amaliy qo‘llanish sxemasi.

Rasmda bemordan signal olishdan boshlab yakuniy tibbiy xulosa chiqarishgacha bo‘lgan asosiy bosqichlar ko‘rsatilgan. Dastlab signal Holter apparati yordamida yozib olinadi va signalni saqlash moduliga uzatiladi. Keyingi bosqichda sun‘iy intellekt tizimi yozuvni tahlil qilib, shubhali epizodlarni ajratib beradi. Yakuniy qaror esa shifokor ko‘rigi asosida shakllantiriladi. Ushbu yondashuv algoritmini klinik ish jarayoniga bevosita bog‘lash va tahlil vaqtini qisqartirish imkonini beradi.

Xulosa qilib aytish joizki, Holter monitoring ma‘lumotlari asosida aritmiyani aniqlashga mo‘ljallangan gibril sun‘iy intellekt algoritmi taklif etildi. Algoritm signalni oldindan qayta ishlash, R-cho‘qqilarni aniqlash, RR intervallarni hisoblash, segmentatsiya, belgi ajratish va CNN–BiLSTM modeli asosida klassifikatsiya qilish bosqichlarini o‘z ichiga oladi. Taklif etilgan yondashuvda real Holter yozuvlariga xos bo‘lgan signalning uzun davomiyligi, shovqin mavjudligi va ritm epizodlarining notekis taqsimlanishi inobatga olindi.

Ishning asosiy jihati shundaki, unda signalning morfologik xususiyatlari va ritm dinamikasi alohida qayta ishlanib, keyinchalik signal sifati hamda ritm notekisligi ko‘rsatkichlari asosida adaptiv ravishda birlashtiriladi. Shu asosda taklif etilgan

matematik model Holter monitoring signallarida aritmiyani aniqlash jarayonining barqarorligi va amaliy ahamiyatini oshirishga xizmat qilishi mumkin.

Shuningdek MIT-BIH Arrhythmia Database, Long-Term AF Database va IRIDIA-AF kabi ochiq ma'lumotlar bazalaridan foydalanish algoritmi ishlab chiqish, sinovdan o'tkazish va tashqi validatsiya qilish uchun muhim asos bo'lib xizmat qiladi. Kelgusida taklif etilgan modelni real klinik Holter yozuvlari asosida o'qitish, turli tashqi ma'lumotlar to'plamlarida baholash hamda natijalarni izohlash imkonini beruvchi yondashuvlar bilan boyitish maqsadga muvofiqdir. Bu esa aritmiyalarni erta aniqlash samaradorligini oshirish, Holter yozuvlarini tahlil qilish vaqtini qisqartirish va shifokor ishini yengillashtirish imkonini beradi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR:

1. P. Zimetbaum and A. Goldman, "Ambulatory Arrhythmia Monitoring: Choosing the Right Device," *Circulation*, vol. 122, no. 16, pp. 1629–1636, 2010.
2. N. Varma et al., "2021 ISHNE/HRS/EHRA/APHRS collaborative statement on mHealth in Arrhythmia Management: Digital Medical Tools for Heart Rhythm Professionals," *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, vol. 26, no. 1, e12795, 2021.
3. Z. I. Attia et al., "Application of Artificial Intelligence to the Electrocardiogram," *European Heart Journal*, vol. 42, no. 46, pp. 4717–4730, 2021.
4. S. Parvaneh, J. Rubin, S. Babaeizadeh, and M. Xu-Wilson, "Cardiac Arrhythmia Detection Using Deep Learning: A Review," *Journal of Electrocardiology*, vol. 57S, pp. S70–S74, 2019.
5. G. B. Moody and R. G. Mark, "The Impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 45–50, 2001.
6. S. Swiryn et al., "Long-Term AF Database," *PhysioNet*, 2008.

7. A. Y. Hannun et al., “Cardiologist-Level Arrhythmia Detection and Classification in Ambulatory Electrocardiograms Using a Deep Neural Network,” *Nature Medicine*, vol. 25, pp. 65–69, 2019.

8. Q. Fleury et al., “A Deep Learning Modular ECG Approach for Cardiologist Assisted Adjudication of Atrial Fibrillation and Atrial Flutter Episodes,” *Heart Rhythm O2*, vol. 6, no. 1, pp. 13–24, 2024.

9. C. Gilon et al., “IRIDIA-AF, a Large Paroxysmal Atrial Fibrillation Long-Term Electrocardiogram Monitoring Database,” *Scientific Data*, vol. 10, article 714, 2023.

10. C. Ma et al., “A Review on Atrial Fibrillation Detection From Ambulatory ECG,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 71, no. 3, pp. 876–892, 2024.

11. S. I. Hamrayeva and T. Q. O‘razmatov, “Tibbiy tasvirlarni edge intelligence asosida dastlabki ishlov berish modellari va algoritmlari,” [O‘zbekiston Milliy Axborot Agentligi \(O‘zA\) ilm-fan bo‘limi elektron jurnali](#), no. 5, May 2025. [Online]. Available:

<https://cdn.uza.uz/2025/05/22/17/02/oGoHECWeIMi8Fpo9oq2I1jselvtdV2Rx.pdf>.