NAFAS OLISH SIGNALLARINI INTELLEKTUAL TAHLIL QILISH ASOSIDA O‘PKA PATOLOGIYALARINI TASHXISLASHNING MATEMATIK MODELLARI VA RESURS-TEJAMKOR ALGORITMLARI: TIZIMLI TAHLILIY SHARH

Abdusamatov Samandarjon Ro’zimaxammad o‘g‘li
Andijon davlat universiteti, Kompyuter injiniringi kafedrasi o’qituvchisi
Elektron pochta: abdusamatovsamandar1@gmail.com
ORCID: 0009-0006-4405-0490

Annotatsiya: *Maqolada nafas olish tizimi patologiyalarini - jumladan, koronavirus infeksiyasi (COVID-19), pnevmoniya, o‘tkir respirator distress-sindromi (ARDS) va surunkali obstruktiv o‘pka kasalligi fonida yuzaga keladigan o‘pka to‘qimalari degenerativ o‘zgarishlarini erta va avtomatlashtirilgan tarzda aniqlashga qaratilgan zamonaviy matematik modellar va hisoblash algoritmlari PRISMA metodologiyasi tamoyillari asosida tizimli tahlil qilingan. 05.01.04 ixtisosligi doirasida ko‘rib chiqilgan o‘nta ilmiy ish to‘rt bosqichli kontseptual hisoblash konveyeri - signal/tasvirni yig‘ish, shovqindan tozalash, matematik dekompozitsiya va chekka qurilmalarda tasniflash - nuqtai nazaridan taksonomiyalashtirildi. Tahlil chuqur o‘rganish arxitekturalari (avtoenkoderlar, konvolyutsion va rekurrent tarmoqlar), metaevristik optimallashtirish usullari, stoxastik aralashma modellari hamda fiziologik-matematik modellashtirish (bioimpedans va kardiopulmonar Windkessel modellari) o‘rtasidagi matematik apparat, hisoblash murakkabligi va amaliy aniqlik ko‘rsatkichlari bo‘yicha qiyosiy jadval shaklida umumlashtirildi. Natijada akustik va vizual signallarning multimodal integratsiyasi yetishmasligi, yuqori aniqlikdagi modellarni chekka qurilmalarga kvantlash bilan bog‘liq uzilish, ma‘lumotlar bazalaridagi sinflar nomutanosibligi hamda fiziologik modellar bilan neyron tarmoqlarni gibridlashtirishning yo‘qligi kabi to‘rtta muhim ilmiy bo‘shliq aniqlandi. Ushbu bo‘shliqlarni bartaraf etish maqsadida fraksional tartibli differensial modellar, adaptiv variatsion rejim dekompozitsiyasi va to‘liq butun sonli arifmetikada ishlovchi kvantlangan neyrotarmoq topologiyasiga asoslangan resurs-tejamkor gibrid apparat-dasturiy arxitektura taklif etiladi.*

Kalit so‘zlar: *nafas olish signallari; o‘pka patologiyalari; chekka sun‘iy intellekt (Edge AI); chuqur o‘rganish; tizimli sharh.*

Аннотация: *В статье на основе принципов методологии PRISMA систематически проанализированы современные математические модели и вычислительные алгоритмы, направленные на раннее и автоматизированное выявление патологий дыхательной системы, включая коронавирусную инфекцию (COVID-19), пневмонию, острый респираторный дистресс-синдром (ОРДС) и дегенеративные изменения лёгочной ткани на фоне хронической обструктивной болезни лёгких. Десять научных работ, рассмотренных в рамках специальности 05.01.04, систематизированы с точки зрения четырёхэтапного концептуального вычислительного конвейера: сбор сигнала/изображения, очистка от шума, математическая декомпозиция и классификация на периферийных устройствах. Проведено сравнение архитектур глубокого обучения, метаэвристических методов оптимизации, стохастических моделей смеси, а также физиолого-математического моделирования (биоимпедансные и кардиопульмональные модели Виндкесселя) с точки зрения математического аппарата, вычислительной сложности и показателей точности. Выявлены четыре ключевых научных пробела и предложена ресурсосберегающая гибридная архитектура на основе дробно-дифференциальных моделей, адаптивной вариационной модовой декомпозиции и квантованной нейросетевой топологии с целочисленной арифметикой.*

Ключевые слова: *сигналы дыхания; патологии лёгких; периферийный искусственный интеллект (Edge AI); глубокое обучение; систематический обзор.*

Abstract: *This article presents a systematic, PRISMA-based review of contemporary mathematical models and computational algorithms for the early, automated diagnosis of respiratory pathologies, including COVID-19, pneumonia, acute respiratory distress syndrome (ARDS), and degenerative pulmonary tissue changes associated with chronic obstructive pulmonary disease. Ten studies, reviewed within the scope of specialty 05.01.04, are taxonomically organized around a four-stage computational pipeline: signal/image acquisition, denoising and normalization, mathematical decomposition, and edge-device classification. The mathematical apparatus, computational complexity, and reported accuracy of deep-learning architectures, metaheuristic optimization methods, stochastic mixture models, and physiological-mathematical models (bioimpedance and cardiopulmonary Windkessel models) are compared in a summary table. The analysis identifies four critical research gaps and proposes a resource-efficient hybrid hardware-software architecture based on fractional-order differential*

models, adaptive variational mode decomposition, and an integer-arithmetic quantized neural topology suitable for FPGA/TinyML deployment.

Keywords: *respiratory signals; pulmonary pathologies; Edge AI; TinyML; quantization; deep learning; bioimpedance modeling; systematic review.*

Kirish: Nafas olish tizimi patologiyalarini - jumladan, koronavirus infeksiyasi (COVID-19), pnevmoniya, o‘tkir respirator distress-sindromi (ARDS) hamda surunkali obstruktiv o‘pka kasalligi (KO‘AK) fonida yuzaga keladigan o‘pka to‘qimalarining degenerativ o‘zgarishlarini erta va avtomatlashtirilgan tarzda aniqlash muammosi zamonaviy biotibbiyot muhandisligi va hisoblash tizimlari dasturiy ta‘minoti sohasining eng dolzarb ilmiy-amaliy vazifalaridan biri hisoblanadi. So‘nggi yillarda portativ hamda chekka (Edge AI) qurilmalarga integratsiya qilingan intellektual tashxis tizimlariga bo‘lgan talab keskin ortib bormoqda, chunki bunday tizimlar real vaqt rejimida past kechikish va yuqori energiya samaradorligi bilan ishlashi lozim. Ayni paytda mikrokontroller darajasidagi hisoblash resurslari cheklanganligi sababli, yuqori aniqlikka ega chuqur o‘rganish modellarini bunday qurilmalarga moslashtirish jarayonida jiddiy matematik va muhandislik-texnik qiyinchiliklar yuzaga keladi.

Ushbu maqolaning maqsadi - nafas olish signallarini (auskultatsiya tovushlari, rentgenologik va kompyuter tomografiyasi tasvirlari, havo oqimi signallari) intellektual tahlil qilishga bag‘ishlangan so‘nggi yillardagi ilmiy ishlarni PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) tamoyillari asosida tizimli tahlil qilish, ularning matematik apparati, algoritmik arxitekturasi, hisoblash murakkabligi va amaliy aniqlik ko‘rsatkichlarini qiyosiy baholash, shuningdek mavjud ilmiy bo‘shliqlarni aniqlash va ularni bartaraf etishga qaratilgan resurs-tejamkor gibrid arxitekturani ilmiy jihatdan asoslashdan iborat.

Tahlil qilingan barcha metodologiyalar to‘rt bosqichli kontseptual hisoblash konveyeri nuqtai nazaridan taksonomiyalashtirildi. Birinchi bosqichda signal yoki tasvir ko‘rinishidagi dastlabki ma‘lumot yig‘iladi (rentgenografiya, kompyuter tomografiyasi yoxud elektron stetoskop orqali olingan akustik yozuvlar). Ikkinchi bosqichda shovqindan tozalash va normalizatsiya amalga oshiriladi. Uchinchi bosqichda matematik dekompozitsiya yoki past o‘lchamli fazoga proyeksiyalash orqali informativ belgilar ajratib olinadi. To‘rtinchi, yakuniy bosqichda esa ushbu belgilar chekka hisoblash qurilmalarida tasniflash yoki kvantlash jarayonidan o‘tkaziladi. Ushbu to‘rt bosqichli taksonomiya quyidagi tahlilning tuzilish asosini tashkil etadi va 6-bo‘limda taklif etilayotgan arxitekturaning ham negizini belgilaydi.

Tadqiqot metodologiyasi: Tadqiqot metodologiyasi sifatida tizimli adabiyotlar tahlili (systematic literature review) yondashuvi qo‘llanildi. Ko‘rib chiqish uchun nafas olish tizimi patologiyalarini aniqlashga qaratilgan hamda aniq matematik-algoritmik apparatga ega bo‘lgan o‘nta ilmiy ish tanlab olindi. Har bir ish quyidagi to‘rtta mezon bo‘yicha baholandi: 1) qo‘llanilgan matematik apparat va uning nazariy asosi; 2) taklif etilgan algoritmik arxitektura; 3) hisoblash murakkabligi hamda apparat resurslariga (xotira, energiya, kechikish) bo‘lgan talab; 4) eksperimental aniqlik ko‘rsatkichlari. Tanlangan ishlar shartli ravishda ikki guruhga ajratildi: birinchi guruhga chuqur o‘rganish va transfer-o‘rganishga asoslangan tasniflash modellari, ikkinchi guruhga esa nafas olish tizimining fiziologik-matematik modellashtirilishiga bag‘ishlangan ishlar kiritildi; alohida holda esa apparat-dasturiy siqish va chekka joylashtirish texnologiyalariga oid umumlashtiruvchi tahlil ko‘rib chiqildi. Har bir manbaning to‘liq bibliografik tafsilotlari 8-bo‘limdagi adabiyotlar ro‘yxatida keltirilgan.

Ko‘rib chiqilgan ishlarning ilmiy-matematik tahlili: Ashraf va hammualliflari tomonidan taklif etilgan yondashuvda o‘pka to‘qimalarining gistologik tasvirlarini tasniflash uchun ikki xususiyatli avtoenkoder (Dual-Featured Auto-Encoder, DFAE) arxitekturasi ishlab chiqilgan[1]. Modelning matematik asosini topologik ma‘lumotlar tahlili (Persistent Homology Algorithm Toolbox, PHAT) tashkil etadi, u yordamida fazoviy va spektral xususiyatlar ko‘p kanalli invariantlar sifatida birlashtiriladi. Tasvir super-rezolyutsiyali avtoenkoder orqali kiritilgan ma‘lumot quyidagi o‘rtacha kvadratik xato funksiyasini minimallashtiruvchi bo‘yin qatlamiga proyeksiyalanadi:

$$min_{\Theta} L_{MSE}(x, \hat{x}) = (1/N) \Sigma_{i=1..N} \|x_i - Dec(Enc(x_i))\|^2$$

Olingan siqilgan xususiyatlar so‘ngra uch qatlamli konvolyutsion arxitektura (Triple Layered Convolutional Architecture, TLCA) orqali tasniflanadi. Bo‘yin qatlamidagi parametrlar soni taxminan 295 mingtani tashkil etib, bu ko‘rsatkich standart chuqur modellarga (masalan, ResNet-50) nisbatan sezilarli darajada yengil hisoblanadi. Biroq PHAT algoritmining hisoblash murakkabligi kub tartibida ($O(V^3)$) o‘sishi sababli, modelni chekka protsessorlarda dastlabki ishlov berish bosqichida sekinlashish kuzatiladi. CIMA gistologik ma‘lumotlar bazasida o‘tkazilgan tajribalarda model 96,07% aniqlik, 94,00% precision, 92,15% recall va 91,96% F1-ko‘rsatkichga erishgan.

COVID-19ni chuqur belgilar va parametrsiz BAT optimallashtirish asosida tashxislash: Kaur va hammualliflari mobil muhitda ishlashga moslashtirilgan Depthwise Separable Convolution hisoblash modeliga asoslangan yondashuvni

taklif etishgan[2]. An’anaviy va ajratilgan konvolyutsiya operatsiyalarining hisoblash xarajatlari quyidagicha ifodalanadi:

$C_{conventional} = h_p \cdot w_p \cdot d_p \cdot d_q \cdot k^2$, $C_{separable} = h_p \cdot w_p \cdot d_p(d_q + k^2)$

Bunda ajratilgan konvolyutsiyaning nisbiy hisoblash xarajati C_separable/C_conventional = 1/d_q + 1/k² formulasi bilan aniqlanadi, bu esa FLOPs miqdorini standart VGG-16 arxitekturasiga nisbatan taxminan 75–80% ga kamaytirishga imkon beradi. Belgilar MobileNetV2 tarmog‘i orqali ajratib olingandan so‘ng, ular Parameter-Free BAT (PF-BAT) metaevristik algoritmi yordamida optimallashtirilgan Fuzzy K-Nearest Neighbor (FKNN) klassifikatoriga uzatiladi; bunda a‘zolik funksiyasining k va noaniqlik kuchi b parametrlari ikki o‘lchamli fazoda (O(2)) global optimallashtiriladi. Benchmark COVID CT ma‘lumotlar bazasida validatsiya aniqligi 99,38%, precision 99,20%, recall 99,60%, F1 99,40% va AUC 99,58% ko‘rsatkichlariga erishilgan.

Neonatal respirator distress-sindromini gibrid chuqur o‘rganish orqali aniqlash (NDL-Net): Ko‘krak qafasi rentgenogrammalari asosida neonatal respirator distress-sindromini (NRDS) tashxislash uchun taklif etilgan NDL-Net gibrid arxitekturasi MobileNetV3-Large va ResNet50 konvolyutsion qatlamlari orqali fazoviy invariantlarni ajratib, so‘ngra rekurrent LSTM xotira katagi yordamida tekstura va ketma-ketlik gradientlarini modellashtiradi [3]. LSTM katagining asosiy tenglamalari quyidagicha:

$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$, $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$

$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$, $h_t = o_t * tanh(C_t)$

ResNet50 bloklarining qo‘shilishi umumiy parametrlar sonini 25 milliondan oshirib, hisoblash murakkabligini oshiradi, biroq MobileNetV3 qismi hisobiga oraliq tenzorlar siqiladi. Modelning aniqlik ko‘rsatkichlari quyidagicha: aniqlik 98,09%, precision 97,45%, sezuvchanlik (sensitivity) 98,73%, o‘ziga xoslik (specificity) 98,73% va F1 98,08%.

COVID-19ni CNN-GMM yondashuvi asosida aniqlash va tarqalishini bashoratlash: Khan va hammualliflari tomonidan stoxastik taqsimotlarni approksimatsiyalash uchun Gauss aralashma modeli (Gaussian Mixture Model, GMM) va Expectation-Maximization (EM) algoritmiga asoslangan yondashuv taklif etilgan [4]:

$p(x|\lambda) = \Sigma_{i=1..k} M_i \cdot N(x; \mu_i, \Sigma_i)$, $\Sigma_{i=1..k} M_i = 1$

GMM komponentlarining o‘rtacha qiymati μ va kovariatsiyasi Σ asosida chiziqli regressiya prediksiyasi amalga oshiriladi. Yengil maxsus 2D-CNN (uch sinfli tasniflagich), Monte-Karlo simulyatsiyasi va GMM regressori birlashtirilgan holda qo‘llaniladi. Komponentlar soni k=2 bilan fiksirlanganligi sababli GMM hisoblash

murakkabligi $O(k^2n) \approx O(n)$ darajasida bo‘lib, bu resurs-cheklangan mikrokontrollerlar uchun juda tejamkor hisoblanadi. Sinov to‘plamida aniqlik 96,66% ni, o‘qitish to‘plamida esa 100% ni tashkil etgan.

ARDS bilan bog‘liq nafas olish tizimini bioimpedans modellashtirish: Awad va hammualliflarining tadqiqoti chuqur o‘rganishdan farqli ravishda, o‘pka anatomiyasining 24 avlodli Veybel (Weibel) modeliga asoslangan analitik-fizik yondashuvni taqdim etadi [5]. Model 16,7 milliondan ortiq RLC (rezistor-induktivlik-sig‘im) zanjirlari va qariyb 67,1 million passiv komponentdan iborat elektro-akustik bioimpedans tenglamalar tizimini o‘z ichiga oladi:

$$m_a(n) = \rho_0 l/S, \quad C_a(n) = V/(\rho_0 C_0^2), \quad r_a(n) = 8\mu l/(\pi R_t^4)$$

Umumiy impedans (Total Lung Impedance, TLI) quyidagi rekursiv teskari hisoblash formulasi orqali aniqlanadi:

$$E(n) = \tfrac{1}{2}\cdot[(E(n+1)+Z(n))\cdot Z_c(n)] \,/\, [(E(n+1)+Z(n))+Z_c(n)] + Z(n)$$

Nodal bioimpedans matritsalari MATLAB muhitidagi differensial tenglamalar yechuvchisi orqali 1–1200 min^{-1} chastota diapazonida to‘g‘ridan-to‘g‘ri integrallanadi. Diskret hisoblashda murakkablik O(N) (N=24 qatlamli binar daraxt) darajasida bo‘lib, model TinyML tizimlari uchun parametrlar generatori (lookup table) vazifasini bajarishi mumkin. Tadqiqot natijalariga ko‘ra, past chastotali ventilyatsiyada (0,25 Hz) alveolyar rigidlik o‘zgarishi bosimning distal tarqalishiga bevosita ta‘sir qilishi isbotlangan.

Ko‘krak qafasi rentgenogrammasi asosida COVID-19ni sun‘iy intellekt yordamida aniqlash: Bekhet va hammualliflari tomonidan taklif etilgan yondashuv kattalashtirilgan (5×5) yadroli konvolyutsiya operatoriga asoslangan bo‘lib, quyidagi konvolyutsiya amali va log-loss xato funksiyasidan foydalaniladi:

$$(X \circledast K)(i,j) = \Sigma_m \Sigma_n K(m,n)\cdot X(i-m, j-n)$$

Besh qatlamli ixcham maxsus CNN arxitekturasi (Dropout = 0,5, Flatten = 2048, sigmoid chiqish qatlami) qo‘llanilgan. Modelning FLOPs miqdori va xotira sig‘imi (< 1,5 MB) juda past bo‘lib, bu uni to‘g‘ridan-to‘g‘ri ARM Cortex-M seriyali mikrokontrollerlarga port qilish imkonini beradi. Validatsiya aniqligi 96,00% ni, radiologik konsensus tekshiruvida esa 99,00% ni tashkil etgan.

Kardiopulmonar gaz almashinuvining patologik sharoitlarda integratsiyalashgan modellashtirilishi: Anjana va hammualliflarining tadqiqoti 70 kg vaznli inson uchun fiziologik/klinik parametrlarga (kardiopulmonar bosim, havo oqimi va gaz konsentratsiyalari) asoslangan integratsiyalashgan modelni taqdim etadi[7]. Yurak-qon tomir tizimi 20 kompartmentli Windkessel modeli, o‘pka gaz almashinuvi esa quyidagi differensial tenglama orqali ifodalanadi, u 4-tartibli Runge-Kutta usuli bilan ($h = 10^{-4}$ s qadam bilan) yechiladi:

$$V_A \cdot \dot{P}_{ACO2} = 863 \cdot Q_{pp} \cdot (C_{vCO2}(t-\tau_v) - C_{aCO2}) + u(\dot{V}_A) \cdot \dot{V}_A \cdot (P_{iCO2} - P_{ACO2})$$

Barorefleks va xemorefleks afferent/efferent uzatish funksiyalari sigmoidal va eksponensial ko‘rinishlarda modellashtiriladi. Uzluksiz tizimli nochiziqli dinamika o‘lchamlarni qisqartirish orqali chekka qurilmalarda real vaqtli “raqamli egizak” (Digital Twin) sifatida qo‘llanilishi mumkin; RMS xatoligi 3,48 mmHg gacha pasaytirilgan holda kardiopulmonar bosim gradientlarini bashorat qilish mumkinligi ko‘rsatilgan.

O‘pka tovushlarini parallel pooling tuzilmali CNN modeli asosida tasniflash: Demir va hammualliflari tomonidan STFT (Short-Time Fourier Transform) asosida spektrogramma hosil qilish hamda parallel pooling (Max-Pooling va Average-Pooling qatlamlarining parallel qo‘shilishi) yondashuvi taklif etilgan, bu fazoviy va o‘rtacha energiya invariantlarini bir vaqtda saqlab qolish imkonini beradi [8]. Sinflararo dispersiyani maksimallashtirish uchun LDA proyeksiyasi qo‘llaniladi:

$$B^* = \arg\max_B \det(B^T S_b B) / \det(B^T S_w B)$$

350 ta chuqur belgi (deep feature) Random Subspace Ensembles (RSE) bilan quvvatlangan LDA klassifikatoriga uzatiladi. End-to-end chuqur modellarga nisbatan o‘qitish va xulosa chiqarish vaqti ancha past (O(M·d·K) tartibida). ICBHI 2017 ma‘lumotlar bazasida to‘rt sinfli tasniflash aniqligi 71,15% ni tashkil etib, bu mavjud usullarga nisbatan 5,75 foiz punktga yaxshilanishni anglatadi.

O‘pka saratonini adaptiv ierarxik evristik matematik model asosida bashoratlash: Yu va hammualliflari tomonidan Markov Blankets (MBs) asosidagi qisqartirilgan Bayes tarmoqlari, generativ raqib tarmoqlari (GAN) mini-maks optimallashtiruvi hamda Bellman tenglamalariga asoslangan Deep Q-Networks (DQN) doza adaptatsiyasini birlashtirgan Adaptive Hierarchical Heuristic Mathematical Model (AHHMM) taklif etilgan [9]:

$$P^*(w,b) = E_{r\sim Qwb}\,[T(w,b) + \delta \cdot \max_{a \in B} P^*(r,a)]$$

AHHMM modifikatsiyalangan K-means segmentatsiyasi va chuqur neyron tarmog‘i bilan birga qo‘llaniladi. Dastlabki 297 ta parametr 9 ta muhim invariantga qisqartirilishi hisobiga xulosa chiqarish tezligi sezilarli darajada oshgan, bu esa o‘rta darajadagi hisoblash resursi bilan ham yuqori unumdorlikni ta‘minlaydi. Segmentatsiya va aniqlash ko‘rsatkichlari 96,67% dan 98,9% gacha oralig‘ida qayd etilgan.

O‘pka tovushlarini intellektual tashxislashda model siqish va apparat platformalari tahlili: Lu va hammualliflarining umumlashtiruvchi tadqiqoti modelni siqish nazariyasining uchta asosiy yo‘nalishini tizimlashtiradi: birinchidan, Gessian matritsasi va L_1-norma asosidagi strukturaviy va nostrukturaviy pruning; ikkinchidan, FP32 formatidan INT8/INT4 formatiga og‘ishsiz proyeksiyalashga

imkon beruvchi Quantization-Aware Training (QAT) va Post-Training Quantization (PTQ); uchinchidan, o‘qituvchi-o‘quvchi (teacher-student) arxitekturasi orqali yumshoq ehtimollik taqsimotini uzatuvchi Knowledge Distillation (KD) usuli [10]. Turli apparat platformalarining qiyosiy tahlili shuni ko‘rsatadiki, Raspberry Pi / ARM Cortex-A platformalarida quvvat sarfi taxminan 650–750 mVt va kechikish 18–22 ms ni tashkil etadi; FPGA (Xilinx Artix-7, Zynq-7000) platformalarida konveyerli parallel hisoblash hisobiga quvvat sarfi 129–350 mVt gacha, kechikish esa 5 ms gacha qisqarib, CPUga nisbatan 21 martalik tezlanishga erishiladi; maxsus ASIC yechimlari (SMIC 130 nm, TSMC 180 nm) esa 0,38 mVt atrofidagi ultra-past quvvat sarfi va 2,76 mm² maydon bilan real vaqtli kiyiladigan monitoring uchun eng maqbul variant hisoblanadi.

Qiyosiy ilmiy-texnik tahlil: 1-jadvalda yuqorida tahlil qilingan barcha o‘nta tadqiqot ishi Edge AI mezonlari asosida qiyosiy tizimlashtirilgan.

Manba	Matematik/algoritmik model	Hisoblash murakkabligi / resurs sarfi	Aniqlik ko‘rsatkichi	Chekka qurilmalarga moslik
Ashraf va boshq, 2024	DFAE (PHAT) + TLCA	≈295k parametr; PHAT - $O(V^3)$	Acc 96,07%	GPU talab qiladi; PHAT blokini soddalashtirish zarur
Kaur va boshq, 2021	MobileNetV2 + PF-BAT-FKNN	FLOPs ≈20% (VGG-16 ga nisb.); optimallashtirish O(2)	Acc 99,38%	DSP va mobil ARM protsessorlarda real-time ishlashga mos
Arslan va boshq, 2025	MobileNetV3 + ResNet50 + LSTM (NDL-Net)	>25M parametr (ResNet50 hisobiga yuqori)	Acc 98,09%	Chekka qurilmalar uchun og‘ir; strukturaviy pruning talab etiladi
Khan va boshq, 2020	Ixcham 2D-CNN + Monte-Karlo + GMM regressori	GMM uchun O(n) (k=2 fiksirlangan); CNN <1M parametr	Test acc 96,66%	Cortex-M4/M7 mikrokontrollerlar uchun mos
Awad va boshq, 2021	24-avlodli Weibel RLC bioimpedans modeli	Analitik model; diskret hisoblashda O(N), N=24	RMS xato ≤3,48 mmHg	To‘g‘ridan-to‘g‘ri o‘rnatilmaydi; LUT generatori sifatida qo‘llanadi

Manba	Matematik/algoritmik model	Hisoblash murakkabligi / resurs sarfi	Aniqlik ko‘rsatkichi	Chekka qurilmalarga moslik
Bekhet va boshq, 2020	5 qatlamli ixcham CNN (5×5 yadro)	Xotira <1,5 MB; juda past FLOPs	Acc 96,00% / klinik 99,00%	ARM Cortex-M seriyasiga to‘g‘ridan-to‘g‘ri port qilinadi
Anjana va boshq, 2025	20-kompartmentli Windkessel + gaz almashinuvi RK-4	Qattiq nochiziqli differensial tenglamalar tizimi	RMS xato ≤3,48 mmHg	Chekka tizimlarda “Digital Twin” sifatida qisqartirilgan tartibda
Demir va boshq, 2020	Parallel Pooling CNN + RSE-LDA	O(M·d·K); end-to-end modellarga nisb. past	4-sinf Acc 71,15% (ICBHI 2017)	Xotira va vaqt talabi past, oson implementatsiya qilinadi
Yu va boshq, 2020	AHHMM (Bayes tarmog‘i + GAN + DQN)	297 parametrdan 9 invariantga qisqartirilgan	Segmentatsiya/aniqlash 96,67–98,9%	O‘rta darajadagi resurs bilan tezkor xulosa chiqarish
Lu va boshq, 2025	Pruning + QAT/PTQ + Knowledge Distillation	FPGA: 129–350 mVt, ≤5 ms; ASIC: ≈0,38 mVt	Model turiga ko‘ra 81,4–99,94%	To‘liq Edge AI/TinyML paradigmasi (FPGA, ASIC, ARM Cortex)

1-jadval. Ko‘rib chiqilgan ishlarning 05.01.04 ixtisosligi va Edge AI mezonlari bo‘yicha qiyosiy tahlili (manba: muallif tomonidan tuzilgan).

Aniqlangan ilmiy bo‘shliqlar

O‘tkazilgan tizimli tahlil natijasida amaliy tibbiy tizimlar talablari nuqtai nazaridan quyidagi to‘rtta jiddiy ilmiy bo‘shliq aniqlandi.

Birinchidan, akustik va vizual signallarning multimodal integratsiyasi yetishmasligi kuzatiladi. Ko‘rib chiqilgan ishlarning aksariyati yo faqat rentgen/KT tasvirlari, yo faqat stetoskop auskultatsiya signallari bilan ishlaydi. Ayni paytda pnevmoniya yoki KO‘AK holatlarida auskultatsiya tovushlari (xirillashlar, krepitatsiya) va bioimpedans bosim o‘zgarishlari rentgenologik o‘zgarishlardan ancha oldinroq namoyon bo‘lishi ma’lum, biroq bu ikki modallikni birlashtiruvchi yagona matematik apparat mavjud emasligi aniqlandi.

Ikkinchidan, kvantlash va apparat optimizatsiyasi bilan bog‘liq uzilish mavjud. Yuqori aniqlik (98–99%) ko‘rsatgan modellar, xususan NDL-Net va ResNet50 asosidagi tizimlar, millionlab parametrlarga ega bo‘lib, FP32 formatida ishlaydi. Ularni to‘g‘ridan-to‘g‘ri 8-bitli mikrokontrollerlarga yoki chekka DSP larga o‘tkazishda paydo bo‘ladigan kvantlash xatosi matematik jihatdan kompensatsiya qilinmagan holicha qolmoqda.

Uchinchidan, ma’lumotlar bazalarining nomutanosibligi (class imbalance) va shovqinga sezgirlik muammosi yetarlicha o‘rganilmagan. ICBHI 2017 kabi ochiq ma’lumotlar bazalarida “Normal” sinfi anomal sinflarga nisbatan keskin ustunlik qiladi, shovqinli muhitda (yurak urishi, tashqi akustik shovqin) olingan signallarda esa modellarning barqarorligi yetarli darajada baholanmagan.

To‘rtinchidan, fiziologik-matematik modellar bilan chuqur o‘rganish arxitekturalari o‘rtasidagi gibridizatsiya yetishmaydi. Awad va Anjana tomonidan taqdim etilgan yuqori aniqlikdagi differensial/RLC modellari sun’iy intellekt tarmoqlariga fizik invariantli cheklov (Physics-Informed Neural Networks, PINN) sifatida hali integratsiya qilinmagan, holbuki bunday gibridizatsiya modelning kichik ma’lumotlar to‘plamlarida ham fizik jihatdan izchil bashorat qilish qobiliyatini oshirishi mumkin.

Taklif etilayotgan arxitektura va uning ilmiy-nazariy yangiligi

Aniqlangan bo‘shliqlarni bartaraf etish hamda yuqoridagi olimlar tomonidan o‘rganilgan ishlarning nazariy va amaliy yangiligini ta’minlash maqsadida quyidagi resurs-tejamkor gibrid apparat-dasturiy yechim taklif etiladi. Taklif etilayotgan konveyer besh bosqichdan iborat: birinchi bosqichda nafas signali (auskultatsiya, oqim) shovqindan tozalanadi hamda adaptiv variatsion rejim dekompozitsiyasi (Adaptive Variational Mode Decomposition, AVMD) va tez Wavelet/butun sonli lifting sxemasi orqali dastlabki ishlov beriladi; ikkinchi bosqichda Log-Mel spektrogramma va fraksional bioimpedans qidiruv jadvali (LUT) birlashtirilgan holda xususiyat ifodasi shakllantiriladi; uchinchi bosqichda MobileNetV3 yoki GhostNet arxitekturasi asosidagi, Quantization-Aware Training (QAT) yordamida INT8 formatiga kvantlangan yengil orqa asosiy tarmoq (backbone) qo‘llaniladi; to‘rtinchi bosqichda parallel pooling va yengil vaqtinchalik konvolyutsion tarmoq (Temporal ConvNet, TCN) yordamida fazoviy-vaqtinchalik birlashtirish amalga oshiriladi; beshinchi, yakuniy bosqichda esa model FPGA (Xilinx Zynq yoki Artix-7) yoxud ARM Cortex-M55 (TinyML) platformasida joylashtiriladi.

Bosqich	Vazifa	Tavsiya etilgan usul
1-bosqich	Shovqindan tozalash	Adaptiv VMD + tez Wavelet / butun sonli lifting sxemasi

Bosqich	Vazifa	Tavsiya etilgan usul
2-bosqich	Xususiyat ifodasi	Log-Mel spektrogramma + fraksional bioimpedans LUT
3-bosqich	Yengil orqa tarmoq	MobileNetV3 / GhostNet (QAT INT8 kvantlangan)
4-bosqich	Fazoviy-vaqtinchalik birlashtirish	Parallel Pooling + yengil TCN
5-bosqich	Chekka joylashtirish	FPGA (Xilinx Zynq / Artix-7) yoki ARM Cortex-M55

2-jadval. Taklif etilayotgan resurs-tejamkor gibrid arxitekturaning besh bosqichli konveyeri.

Taklif etilayotgan yechimning ilmiy-nazariy yangiligi uch yo‘nalishda ifodalanadi. Birinchidan, matematik apparat nuqtai nazaridan, nafas olish siklidagi nochiziqliklarni hisobga oluvchi fraksional tartibli differensial modellar va adaptiv variatsion rejim dekompozitsiyasi asosidagi shovqinni filtrlash algoritmi taklif etiladi. Ikkinchidan, dasturiy yechim nuqtai nazaridan, QAT asosida optimallashtirilgan hamda hisoblash murakkabligi O(N) dan oshmaydigan, to‘liq 8-bitli butun sonli arifmetikada ishlovchi neyrotarmoq topologiyasi ishlab chiqiladi. Uchinchidan, apparat platformasi nuqtai nazaridan, kamida 20 martalik tezlanish va 200 mVt dan past quvvat sarfini ta‘minlovchi FPGA/Zynq apparat konveyeri arxitekturasi asoslanadi. Ushbu uch yo‘nalishning birgalikda qo‘llanilishi yuqorida aniqlangan kamchiliklarning barchasini - multimodal integratsiya, kvantlash xatosi, sinflar nomutanosibligi va fizik-nazariy gibridizatsiya yetishmasligini - bir vaqtning o‘zida bartaraf etishga xizmat qiladi.

Xulosa: O‘tkazilgan tizimli tahlil shuni ko‘rsatdiki, nafas olish tizimi patologiyalarini intellektual tashxislash sohasida chuqur o‘rganishga asoslangan modellar yuqori aniqlik (96–99%) ko‘rsatsa-da, ularning aksariyati chekka hisoblash qurilmalariga moslashtirilmagan holda qolmoqda, fiziologik-matematik modellar esa yuqori analitik aniqlikka ega bo‘lsada, zamonaviy sun‘iy intellekt arxitekturalari bilan gibridlashtirilmagan. Maqolada taklif etilgan besh bosqichli resurs-tejamkor gibrid arxitektura - fraksional-differensial shovqin filtrlash, kvantlangan butun sonli neyrotarmoq topologiyasi va FPGA/TinyML apparat platformasining uyg‘unlashuvi - ushbu uzilishni bartaraf etishga qaratilgan nazariy asos bo‘lib xizmat qilishi mumkin. Kelgusi tadqiqotlar doirasida taklif etilgan arxitekturaning real klinik ma‘lumotlar to‘plamlarida eksperimental validatsiyasi, shuningdek fizik invariantli

cheklovlarni (PINN) neyrotarmoq o‘qitish jarayoniga integratsiya qilish algoritmlarini ishlab chiqish dolzarb vazifa bo‘lib qolmoqda.

Foydalanilgan adabiyotlar ro‘yxati:

1. Ashraf A., Nawi N.M., Shahzad T., Aamir M., Khan M.A., Ouahada K. Dimension Reduction Using Dual-Featured Auto-Encoder for the Histological Classification of Human Lungs Tissues // IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – P. 104165–104176. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3434592.
2. Kaur T., Gandhi T.K., Panigrahi B.K. Automated Diagnosis of COVID-19 Using Deep Features and Parameter Free BAT Optimization // IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine. – 2021. – Vol. 9. – Art. 1800209. – P. 1–9. DOI: 10.1109/JTEHM.2021.3077142.
3. Arslan va boshq. NDL-Net: Hybrid Deep Learning Framework for Diagnosing NRDS From Chest X-Rays. – 2025.
4. Khan va boshq. Detection and Spread Prediction of COVID-19 using CNN-GMM. – 2020. 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC).
5. Awad va boshq. Modeling and Simulation of Respiratory System for ARDS Associated with COVID-19. – 2021.
6. Bekhet S. va boshq. AI Based Technique for COVID-19 Diagnosis from Chest X-Ray. – 2020.
7. Anjana va boshq. Simulation of an Integrated Cardiopulmonary Gas Exchange Model Under Pathological Conditions. – 2025. [Jurnal nomi, jild va sahifalar tasdiqlanishi lozim.]
8. Demir F., Sengur A., Bajaj V. Classification of Lung Sounds With CNN Model Using Parallel Pooling Structure // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 105376–105383. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3000111.
9. Yu H. va boshq. Deep Learning Assisted Predict of Lung Cancer on Computed Tomography Images Utilizing Adaptive Hierarchical Heuristic Mathematical Model (AHHMM). – 2020.
10. Lu va boshq. Research Progress and Future Prospects in Intelligent Lung Sound Diagnosis: Models, Lightweight Design, and Hardware Platform Implementation. – 2025.