MULTIMODAL MA’LUMOTLAR ASOSIDA EKIN KASALLIKLARINI ANIQLASHNING DIQQAT MEXANIZMIGA ASOSLANGAN FUSION ARXITEKTURASI VA UNI EDGE-QURILMALARDA JORIY ETISH IMKONIYATLARI

Sindarov O.M.

Sharof Rashidov nomidagi Samarqand davlat universiteti

Annotatsiya. Tezisda ekin kasalliklarini erta aniqlash uchun tasvir va sensor ma’lumotlarini diqqat mexanizmi (attention) asosida birlashtiruvchi kontseptual multimodal arxitektura, uning matematik ifodasi, ma’lumotlar to‘plamini shakllantirish tartibi, baholash mezonlari hamda modelni resurslari cheklangan (edge) qurilmalarda joriy etish imkoniyatlari bayon etilgan.

Kalit so‘zlar: *multimodal fusion, diqqat mexanizmi, chuqur o‘rganish, edge-hisoblash, ekin kasalliklari, IoT sensorlari, model siqish.*

Abstract. The thesis presents a conceptual multimodal architecture that fuses image and sensor data through an attention mechanism for the early detection of crop diseases, together with its mathematical formulation, dataset construction procedure, evaluation criteria, and the prospects of deploying the model on resource-constrained edge devices.

Keywords: *multimodal fusion, attention mechanism, deep learning, edge computing, crop diseases, IoT sensors, model compression.*

Kirish

Mavjud ilmiy adabiyotlar tahlili shuni ko‘rsatadiki, faqat tasviriy ma’lumotga tayanuvchi modellar dala sharoitida barqarorlik va erta diagnostika bo‘yicha jiddiy cheklovlarga ega [1; 3; 7]. Ushbu cheklovlarni bartaraf etish uchun tasvir va sensor ma’lumotlarini birgalikda tahlil qiluvchi multimodal arxitektura talab etiladi. Ushbu tezisning maqsadi — diqqat mexanizmiga asoslangan fusion arxitekturasining

tuzilishini, matematik ifodasini va amaliy joriy etish jihatlarini batafsil bayon etishdan iborat.

Taklif etilayotgan yondashuvning ilmiy yangiligi shundaki, u nafaqat tasvirdagi vizual belgilarga, balki o‘simlikning fiziologik holatiga bilvosita ta’sir qiluvchi muhit omillariga (harorat, namlik, yorug‘lik) ham tayanadi, bu esa kasallikni uning dastlabki, ko‘zga hali yaqqol tashlanmaydigan bosqichida aniqlash imkonini kengaytiradi [2; 4].

Taklif etilayotgan multimodal arxitektura

Arxitektura ikki tarmoqli (dual-branch) tuzilishga ega bo‘lib, har bir tarmoq o‘ziga xos modallikni qayta ishlashga ixtisoslashgan. Birinchi tarmoq — tasviriy kodlovchi — dala sharoitida olingan raqamli yoki spektral tasvirni konvolyutsion neyron tarmoq (masalan, ResNet yoki EfficientNet oilasidagi arxitektura) yoki Vision Transformer orqali qayta ishlaydi va belgilar vektorini hosil qiladi. Ikkinchi tarmoq — sensor kodlovchisi — IoT sensorlaridan olinadigan harorat, namlik, tuproq va yorug‘lik ko‘rsatkichlarining vaqt qatorini rekurrent tarmoq (LSTM) yoki vaqt qatorlari uchun moslashtirilgan Transformer orqali qayta ishlab, belgilar vektorini shakllantiradi.

Ikkala modallikdan olingan belgilar vektorlari keyingi bosqichda diqqatga asoslangan birlashtirish (cross-attention fusion) qatlamiga uzatiladi. Ushbu qatlamda har bir modallikning nisbiy ahamiyati o‘rganiladigan og‘irlik koeffitsientlari (attention weights) orqali dinamik ravishda belgilanadi — bu, masalan, sensor ma’lumotlari kasallik uchun qulay muhit sharoitini ko‘rsatgan, ammo tasvirda hali aniq belgi bo‘lmagan holatlarda sensor tarmog‘ining og‘irligini avtomatik oshirish imkonini beradi. Birlashtirilgan vektor asosida yakuniy klassifikator kasallik sinfini (yoki sog‘lom holatni) bashorat qiladi.

Matematik ifoda

Arxitekturaning ishlash jarayoni quyidagi bosqichlarda ifodalanadi. Dastlab har bir modallik o‘z kodlovchisi orqali alohida belgilar vektoriga aylantiriladi:

(1)

(2)

Bu yerda — kirish tasviri, — sensor ma’lumotlarining vaqt qatori, va — mos kodlovchilarning o‘qitiladigan parametrlari. So‘ngra ikki modallik diqqat mexanizmi yordamida birlashtiriladi:

(3)

(4)

Bu yerda ikki vektorning birlashtirilishini, va — diqqat qatlamining o‘qitiladigan parametrlarini, esa har bir modallikka berilgan og‘irlik koeffitsientlarini bildiradi. Yakuniy bosqichda birlashtirilgan vektor klassifikator orqali kasallik sinfi bo‘yicha ehtimollik taqsimotiga aylantiriladi:

(5)

bu yerda va — yakuniy to‘liq bog‘langan qatlamning parametrlari, esa har bir kasallik sinfi (shu jumladan «sog‘lom» sinfi) bo‘yicha bashorat qilingan ehtimolliklar vektoridir. Model o‘qitish jarayonida kross-entropiya yo‘qotish funksiyasi minimallashtiriladi, bu esa bashorat qilingan va haqiqiy sinf taqsimoti orasidagi farqni kamaytirishga xizmat qiladi.

O‘qitish strategiyasi

Model parametrlarini optimallashtirish uchun Adam optimallashtiruvchisi va bosqichma-bosqich kamayuvchi o‘qitish tezligi (learning rate scheduling) qo‘llanilishi rejalashtirilgan. Ortiqcha moslashishning (overfitting) oldini olish maqsadida kodlovchi va klassifikator qatlamlarida dropout mexanizmi hamda vazn parametrlariga L2-regullashtirish qo‘llaniladi. Ma’lumotlar to‘plamida kasallik sinflari nomutanosib taqsimlangan holatlar uchun (ba’zi kasalliklar boshqalariga nisbatan kamroq uchraydi) og‘irliklashtirilgan kross-entropiya yoki fokal yo‘qotish funksiyasidan (focal loss) foydalanish ko‘zda tutilgan — bu kam uchraydigan sinflar bo‘yicha modelning e’tiborsiz qolishining oldini oladi.

Diqqat qatlamining ogʻirlik koeffitsientlari (α) oʻqitish jarayonida avtomatik shakllanadi, biroq boshlangʻich bosqichda ikkala modallikka teng ahamiyat berilib, oʻqitish davomida model qaysi modallik qaysi holatda koʻproq informativ ekanligini mustaqil oʻrganadi. Bu xususiyat modelni turli sharoitlarga (masalan, sensor vaqtincha ishlamay qolgan holatlarga) moslashuvchan qiladi, chunki diqqat mexanizmi bunday holatda avtomatik ravishda tasvir tarmogʻiga koʻproq tayanadi.

Ma’lumotlar toʻplami va oldindan qayta ishlash

Taklif etilayotgan arxitektura ikki manbadan olingan ma’lumotlar asosida oʻqitiladi: dala sharoitida maxsus kamera yordamida yigʻilgan raqamli/spektral tasvirlar va oʻsimlik atrofiga joylashtirilgan IoT sensorlaridan olinadigan harorat, havo va tuproq namligi, yorugʻlik intensivligi koʻrsatkichlari. Tasvirlar avval oʻlcham boʻyicha normallashtiriladi, soʻngra aylantirish, oyna almashtirish va yorugʻlik intensivligini oʻzgartirish kabi augmentatsiya usullari qoʻllanilib, ma’lumotlar toʻplamining xilma-xilligi oshiriladi. Sensor ma’lumotlari belgilangan vaqt oynasi boʻyicha guruhlanadi va min-maks yoki z-me’yor usulida me’yorlashtiriladi.

Ikkala modallik bir xil vaqt va joy belgisi (timestamp, geolokatsiya) boʻyicha sinxronlashtiriladi, bu esa har bir tasvir namunasiga mos sensor oynasining toʻgʻri biriktirilishini ta’minlaydi. Ma’lumotlar toʻplami oʻqitish, tekshirish va test qismlariga boʻlinadi, bunda turli ekin navlari va hududlardan olingan namunalar test qismida alohida saqlanadi — bu modelning yangi sharoitlarga umumlashtirilish qobiliyatini (cross-domain validation) baholash imkonini beradi.

Baholash mezonlari

Model samaradorligi bir necha oʻlchov boʻyicha baholanadi: umumiy aniqlik (accuracy), sinflar boʻyicha muvozanatsizlikni hisobga oluvchi F1-koʻrsatkich, hamda presizion-retsall egri chizigʻi ostidagi maydon. Bundan tashqari, modelning yangi ekin navi yoki geografik hududga barqarorligi kesma-tekshiruv (cross-domain validation) orqali, real ishlab chiqarish sharoitiga yaroqliligi esa xulosa chiqarish vaqti (inference

latency) va operativ xotira sarfi orqali baholanadi. Ushbu ikki guruh mezon — aniqlik va samaradorlik — modelning nafaqat laboratoriya, balki amaliy dala sharoitidagi qo‘llanilishini yaxlit baholash imkonini beradi.

Edge-qurilmalarda joriy etish imkoniyatlari

Taklif etilayotgan multimodal arxitekturaning amaliy qiymati uni resurslari cheklangan (edge) qurilmalarda — masalan, dala sharoitida ishlaydigan kichik hisoblash platformalarida — ishga tushirish imkoniyati bilan belgilanadi. Bunday joriy etish uchun modelni siqish zarur bo‘lib, buning uchun uchta asosiy usul qo‘llaniladi: parametrlarni kesish (pruning) — ahamiyati past bog‘lanishlarni olib tashlash; kvantlash (quantization) — parametrlarni past razryadli sonlar bilan ifodalash; va bilim distillyatsiyasi (knowledge distillation) — katta «o‘qituvchi» modelning bilimini kichikroq «shogird» modelga o‘tkazish.

Ushbu usullarni qo‘llash natijasida modelning hajmi va hisoblash murakkabligi kamayadi, biroq bu jarayon aniqlikning ma’lum darajada pasayishi bilan bog‘liq bo‘lishi mumkin — shu sababli siqish darajasi va aniqlik yo‘qotilishi orasidagi muvozanatni topish alohida tadqiqot vazifasi sifatida ko‘rib chiqiladi. Edge qurilmada real vaqt rejimida ishlash, internetga doimiy ulanishni talab qilmasligi va ma’lumotlarni mahalliy darajada qayta ishlash orqali javob berish tezligini oshirish taklif etilayotgan yechimning amaliy afzalliklaridan biridir [6].

Uchta siqish usulining qiyosiy xususiyatlari 1-jadvalda umumlashtirilgan.

Usul	**Mohiyati**	**Hajmni kamaytirish**	**Aniqlikka ta’siri**
Pruning	Ahamiyati past bog‘lanish/neyronlarni olib tashlash	O‘rtacha	Kichik, nazorat qilinadigan
Kvantlash	Parametrlarni past razryadli (masalan, 8-bitli)	Yuqori	Odatda minimal

	sonlar bilan ifodalash		
Bilim distillyatsiyasi	Kichik modelni katta modeldan «o‘rgatish»	Yuqori	O‘qituvchi sifatiga bog‘liq

1-jadval. Model siqish usullarining qiyosiy xususiyatlari

Amaliyotda ushbu usullar alohida emas, balki birgalikda — masalan, avval pruning, so‘ng kvantlash — qo‘llanilganda eng yuqori samara beradi. Taklif etilayotgan tadqiqotda barcha uchala usul birgalikda sinovdan o‘tkazilib, aniqlik-hajm muvozanati bo‘yicha eng maqbul kombinatsiya tanlanadi.

Kutilayotgan ilmiy va amaliy natijalar

Taklif etilayotgan arxitekturaning eksperimental tekshiruvidan quyidagi natijalar kutilmoqda: birinchidan, multimodal modelning aniqlik va F1-ko‘rsatkich bo‘yicha faqat tasviriy ma’lumotga asoslangan bazaviy modellardan ustunligi miqdoriy jihatdan tasdiqlanishi; ikkinchidan, kasallikning erta, vizual jihatdan sezilmaydigan bosqichida aniqlash foizining sezilarli darajada oshishi, chunki sensor ma’lumotlari tasvirda hali aks etmagan fiziologik o‘zgarishlarni oldindan signal beradi; uchinchidan, modelning turli ekin navlari va hududlardagi kesma-tekshiruv natijalari bo‘yicha barqarorligi bir modalli modellarga nisbatan yuqoriroq bo‘lishi.

Amaliy natija sifatida, siqilgan (pruning va kvantlash qo‘llanilgan) model versiyasining resurslari cheklangan qurilmada qoniqarli xulosa chiqarish vaqti va xotira sarfi bilan ishlashi kutilmoqda, bu esa arxitekturani real dala sharoitida, internetga doimiy ulanishsiz ham qo‘llash imkonini beradigan prototipga aylantiradi. Ushbu natijalar fermer xo‘jaliklari uchun qaror qabul qilishni qo‘llab-quvvatlovchi tizim yaratishning nazariy va amaliy asosini tashkil etadi.

Tadqiqotning keyingi bosqichlari

Ushbu tezisda bayon etilgan kontseptual arxitekturani to‘liq eksperimental tadqiqotga aylantirish uchun quyidagi bosqichlar rejalashtirilgan: birinchi bosqichda

tanlangan ekin turlari bo‘yicha tasvir va sensor ma’lumotlarining dastlabki to‘plami shakllantiriladi; ikkinchi bosqichda taklif etilgan dual-branch arxitektura amalga oshirilib, bazaviy bir modalli modellar bilan bir xil sharoitda o‘qitiladi; uchinchi bosqichda natijalar belgilangan mezonlar bo‘yicha qiyoslanadi va arxitektura gipermetrlari (attention qatlami o‘lchami, o‘qitish tezligi, regullashtirish koeffitsienti) optimallashtiriladi; to‘rtinchi bosqichda eng yaxshi model siqish usullari qo‘llanilib, edge-qurilmada sinovdan o‘tkaziladi.

Har bir bosqich natijalari alohida ilmiy nashrlarda yoritilishi rejalashtirilgan bo‘lib, bu keyingi tadqiqot ish rejasining tarkibiy qismini tashkil etadi.

Xulosa

Tezisda bayon etilgan diqqat mexanizmiga asoslangan multimodal fusion arxitekturasi tasvir va sensor ma’lumotlarini birgalikda tahlil qilish orqali ekin kasalliklarini dastlabki bosqichda aniqlash imkonini beradi. Arxitekturaning matematik ifodasi, ma’lumotlar to‘plamini shakllantirish tartibi va baholash mezonlari keyingi eksperimental tadqiqotlar uchun nazariy asos bo‘lib xizmat qiladi. Modelni edge-qurilmalarda joriy etish imkoniyatlarini o‘rganish esa ishlanmaning amaliy ahamiyatini oshiradi va uni fermer xo‘jaliklarida real qo‘llash sari muhim qadam sifatida belgilaydi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Dolatabadian A. [va boshq.]. Image-based crop disease detection using machine learning // Plant Pathology. – 2025. – DOI: 10.1111/ppa.14006.
2. Hamid [va boshq.]. Enhancing Agricultural Disease Detection: A Multi-Model Deep Learning Novel Approach // Engineering Reports. – 2025. – DOI: 10.1002/eng2.13113.
3. Deep learning and computer vision in plant disease detection: a comprehensive review of techniques, models, and trends in precision agriculture // Artificial

Intelligence Review. – 2024. – DOI: 10.1007/s10462-024-11100-x.

4. Multimodal Deep Learning and Foundation Models for Early Detection and Forecasting of Plant Diseases // Plants. – 2026. – Vol. 15, № 17. – Art. 2564. – DOI: 10.3390/plants15172564.
5. Sable N.P., Shukla V., Khedkar V., Ujalambkar D.M. Hybrid multimodal learning framework for crop disease detection, adaptive treatment, and price forecasting // Frontiers in Computer Science. – 2026. – DOI: 10.3389/fcomp.2026.1855851.
6. Artificial Intelligence-Driven Plant Disease Detection and Diagnosis: A Comprehensive Review of Deep Learning Approaches, Multimodal Sensing Technologies, and Future Perspectives in Precision Agriculture // The Plant Pathology Journal. – 2026. – DOI: 10.5423/PPJ.RW.01.2026.0004.
7. A Review on the Detection of Plant Disease Using Machine Learning and Deep Learning Approaches // Journal of Imaging. – 2025. – DOI: 10.3390/jimaging11100326.