vinetur

# शोधकर्ताओं ने अंगूर के बाग़ों की तस्वीरों में बेल की शाखाओं का मानचित्रण करने वाला AI मॉडल विकसित किया, IoU 88.25%

सर्दियों में अंगूर के बाग़ों में परीक्षण के दौरान प्रणाली ने स्थापित इमेज-सेगमेंटेशन टूल्स से बेहतर प्रदर्शन किया, जो अधिक सुसंगत रोबोटिक छंटाई की दिशा में एक कदम है

शनिवार, 14 नवंबर 2026



कृषि इंजीनियरों की एक टीम ने कृत्रिम बुद्धिमत्ता पर आधारित ऐसी प्रणाली विकसित की है, जो अंगूर के बाग़ों की जटिल तस्वीरों में बेल के तनों और छंटाई वाली शाखाओं को अलग पहचान सकती है। इससे भविष्य में रोबोट सर्दियों की छंटाई अधिक सुसंगत ढंग से कर सकेंगे। Smart Agricultural Technology जर्नल में प्रकाशित और शुक्रवार, 13 नवंबर को वर्णित यह शोध कंप्यूटर विज़न पर केंद्रित है, न कि पूरी तरह स्वायत्त छंटाई मशीन पर।

छंटाई अंगूर के बाग़ों में नियमित रूप से किए जाने वाले सबसे अहम कामों में से एक है। इससे पौधे की वृद्धि, फल उत्पादन और बेल की क्षमता को नियंत्रित करने में मदद मिलती है और अंततः अंगूर की गुणवत्ता प्रभावित होती है। कई

अंगूर उत्पादक क्षेत्रों में यह काम अब भी काफी हद तक कुशल खेत-मज़दूरों पर निर्भर है। इस वजह से बड़े बाग़ों में यह महंगा, समय लेने वाला और एकसमान तरीके से करना मुश्किल है, खासकर जब मज़दूरों की कमी हो। चूंकि छंटाई अंगूर उत्पादकों की बड़ी लागतों में शामिल है, इसलिए तकनीक के व्यावसायिक खेतों में भरोसेमंद साबित होने पर बेहतर स्वचालन का महत्व वाइन कारोबार के लिए बढ़ सकता है।

नए मॉडल का नाम Dual-branch Transformer-Mamba Fusion Network है, जिसे संक्षेप में DTMF कहा गया है। इसका उद्देश्य सुप्तावस्था के मौसम में बाहर ली गई तस्वीरों में बेल की काष्ठीय संरचनाओं की पहचान करना है। इस दौरान बेलें पत्तियों से रहित होती हैं और सर्दियों की छंटाई के लिए तैयार रहती हैं। यह काम भले ही सीमित दायरे का लगे, लेकिन अंगूर के बाग़ों में रोबोटिक्स की एक बुनियादी चुनौती से जुड़ा है : जब तक मशीन बेल, छंटाई के लिए चुनी जाने वाली टहनियों और आसपास की पृष्ठभूमि में फर्क नहीं कर सकेगी, तब तक वह सही जगह पर कटाई नहीं कर सकती।

सॉफ़्टवेयर के लिए उस पृष्ठभूमि को समझना अक्सर मुश्किल होता है। पतली शाखाएं जाली के तारों, मिट्टी, खरपतवार और दूसरी दृश्य उलझनों में घुल-मिल सकती हैं। शोधकर्ताओं के अनुसार, मानक इमेज-सेगमेंटेशन प्रणालियों को अक्सर बेल की समग्र आकृति और पतली टहनियों के किनारों की बारीकियों—दोनों को पहचानने में कठिनाई होती है। इससे निपटने के लिए उन्होंने दोहरी प्रणाली तैयार की। नेटवर्क की एक शाखा पूरे दृश्य और तस्वीर में दूर-दूर मौजूद तत्वों के संबंधों का विश्लेषण करती है, जबकि दूसरी बारीक बनावट, किनारों और आवृत्ति के पैटर्न पर ध्यान देती है, जो संकरी काष्ठीय संरचनाओं का पता लगाने में मदद कर सकते हैं।

तकनीकी तौर पर, यह मॉडल विज़न ट्रांसफ़ॉर्मर, डिस्क्रीट वेवलेट ट्रांसफ़ॉर्म और Mamba स्टेट-स्पेस मॉड्यूल्स को मिलाता है। ट्रांसफ़ॉर्मर वाला हिस्सा पूरी तस्वीर के संदर्भ को समझने के लिए बनाया गया है। वेवलेट और Mamba वाला हिस्सा छोटे संरचनात्मक विवरणों और पतली शाखाओं की निरंतरता को बनाए रखने के लिए है। दोनों धाराओं को प्रक्रिया की शुरुआत में ही जोड़ने के बजाय, प्रणाली उन्हें अधिकांश चरणों में अलग रखती है और अंतिम चरण में उनके अनुमानों को मिलाती है। शोधकर्ताओं ने दो चरणों वाली प्रशिक्षण विधि भी अपनाई : प्रशिक्षण की शुरुआत में पिक्सेल वर्गीकरण पर जोर दिया जाता है और बाद में किनारों को अधिक सटीक बनाने पर, जिसमें प्राकृतिक वस्तु-सीमाओं के अनुरूप अनुमान बनाए रखने के लिए सुपरपिक्सेल-आधारित लॉस शामिल है।

टीम ने चीन के शिनजियांग में सर्दियों की सुप्तावस्था के दौरान जुटाई गई 2,150 उच्च-रिज़ॉल्यूशन RGB तस्वीरों पर प्रणाली का परीक्षण किया। डेटासेट में 1,250 तस्वीरें नवंबर 2024 में शिहेज़ी विश्वविद्यालय के एक प्रायोगिक अंगूर बाग़ से और 900 तस्वीरें दिसंबर 2024 में तुरपान के एक व्यावसायिक उत्पादन बाग़ से ली गई थीं। सभी तस्वीरों में तनों और शाखाओं को चिह्नित करने के लिए पिक्सेल स्तर पर हाथ से लेबल लगाए गए। शोधकर्ताओं ने डेटासेट को 1,505 प्रशिक्षण तस्वीरों, 215 सत्यापन तस्वीरों और 430 परीक्षण तस्वीरों में बांटा। डेटा ऑगमेंटेशन के बाद प्रशिक्षण सेट का प्रभावी आकार बढ़कर 4,515 तस्वीरें हो गया।

अध्ययन के मुताबिक, पूरे DTMF मॉडल ने परीक्षण सेट पर 94.24% की औसत पिक्सेल सटीकता और 88.25% का औसत इंटरसेक्शन ओवर यूनियन हासिल किया। इंटरसेक्शन ओवर यूनियन सेगमेंटेशन मापने का एक प्रचलित पैमाना है। कई स्थापित मॉडलों से तुलना में DTMF ने DeepLabV3, PSPNet, FCN, Segformer, U-Net और ट्रांसफ़ॉर्मर-आधारित U-Net से बेहतर प्रदर्शन किया। शाखाओं की पहचान में इसका अंतर खास तौर पर बड़ा था। यह काम का अधिक कठिन हिस्सा है, क्योंकि शाखाएं पतली होती हैं और पृष्ठभूमि में आसानी से खो जाती हैं। DTMF ने शाखाओं के लिए 85.12% IoU हासिल किया, जबकि इस श्रेणी के सबसे मज़बूत बेसलाइन मॉडल का नतीजा 70.13% था—यानी 14.99 अंक का सुधार। तनों के सेगमेंटेशन में भी इसका प्रदर्शन मज़बूत रहा और यह 87.68% तक पहुंचा, हालांकि इस श्रेणी में दूसरे आधुनिक मॉडल इसके करीब रहे।

शोधकर्ताओं ने एब्लेशन परीक्षण भी किए, जिनमें प्रणाली के अलग-अलग हिस्सों को हटाकर यह देखा जाता है कि हर घटक प्रदर्शन में कितना योगदान देता है। इन परीक्षणों से संकेत मिला कि दोहरे एन्कोडर और दोहरे डिकोडर की संरचना,

वेवलेट-Mamba फ़्यूज़न मॉड्यूल और दो चरणों वाली लॉस रणनीति—तीनों से प्रदर्शन बेहतर हुआ। केवल ट्रांसफ़ॉर्मर शाखा का इस्तेमाल करने पर मॉडल का औसत इंटरसेक्शन ओवर यूनियन 71.98% था। पूरी संरचना के साथ यह आंकड़ा बढ़कर 88.25% हो गया। प्रशिक्षण विधि के अलग परीक्षणों में, बाद के चरणों में सुपरविज़न और सुपरपिक्सेल बाधाएं जोड़ने से शाखाओं का IoU 74.33% से बढ़कर 85.12% हो गया।

शोधपत्र में दिए गए दृश्य उदाहरणों में मॉडल ने तारों और ऊबड़-खाबड़ मिट्टी जैसी मुश्किल पृष्ठभूमियों में टहनियों का पता लगाया और तुलनात्मक प्रणालियों की तुलना में कम हिस्सों को टूटा हुआ या छूटा हुआ दिखाया। लेखकों ने दूसरी काष्ठीय वनस्पतियों की बाहरी तस्वीरों पर भी मॉडल आज़माया। इन प्रदर्शनों से संकेत मिला कि इस विधि का उपयोग संरचनाओं की पहचान के व्यापक कामों में भी हो सकता है। हालांकि, शोधपत्र ने स्पष्ट किया कि ये नतीजे केवल उदाहरण के तौर पर थे; अंगूर के बाग़ों के डेटा से बाहर मॉडल कितनी अच्छी तरह सामान्यीकरण करता है, इसका औपचारिक परीक्षण नहीं किया गया।

अध्ययन के लेखकों ने सावधानीपूर्वक स्पष्ट किया कि यह काम पूरी रोबोटिक छंटाई प्रणाली नहीं है। तस्वीरों का सटीक सेगमेंटेशन बड़ी समस्या का सिर्फ एक हिस्सा है। खेतों में इस्तेमाल के लिए तैयार छंटाई रोबोट को बेल की संरचना का त्रि-आयामी पुनर्निर्माण करना, कटाई के स्थान पहचानना, गति के रास्ते तय करना और अंगूर के बाग़ों की वास्तविक परिस्थितियों में काटने वाले उपकरण को नियंत्रित करना भी आना चाहिए। शोधकर्ताओं ने यह भी कहा कि मॉडल की समानांतर संरचना से कंप्यूटिंग लागत बढ़ती है, जिससे कृषि रोबोटों पर लगे एम्बेडेड हार्डवेयर में इसे तैनात करना कठिन हो सकता है।

शोधपत्र में कई दूसरी सीमाएं भी बताई गईं। तस्वीरें केवल शिनजियांग के दो क्षेत्रों से और सिर्फ सर्दियों की सुप्तावस्था के दौरान ली गई थीं। इसलिए दूसरे उत्पादक क्षेत्रों, बेलों को सहारा देने की प्रणालियों या घनी पत्तियों वाली गर्मियों की परिस्थितियों में मॉडल को अभी सत्यापित नहीं किया गया है। डेटासेट को अलग-अलग पौधों के आधार पर नहीं, बल्कि तस्वीरों के आधार पर बांटा गया था। टीम ने अलग-अलग रैंडम शुरुआती स्थितियों में प्रशिक्षण दोहराने के नतीजे भी नहीं बताए, जिनसे परिणामों में उतार-चढ़ाव मापा जा सकता था। इन सीमाओं का मतलब है कि बेंचमार्क पर मिले मज़बूत नतीजों को दृश्य पहचान के क्षेत्र में प्रगति का सबूत माना जाना चाहिए, न कि इस बात का प्रमाण कि प्रणाली बड़े पैमाने पर व्यावसायिक इस्तेमाल के लिए तैयार है।

इसके बावजूद, यह काम अंगूर के बाग़ों में स्वचालन के लिए एक व्यावहारिक दिशा दिखाता है। अगर भविष्य के संस्करणों को तेज़ बनाया जा सके और वास्तविक परिस्थितियों की अधिक विविधता में उनकी पुष्टि हो, तो यह तरीका अंगूर उत्पादन में रोबोटिक छंटाई की प्रमुख तकनीकी बाधाओं में से एक को कम करने में मदद कर सकता है। वाइन और अंगूर से बने अन्य पेय पदार्थों के लिए अंगूर की आपूर्ति करने वाले बाग़ों में इससे आगे चलकर मज़दूरों की योजना अधिक स्थिर और बेलों का प्रबंधन अधिक एकसमान हो सकता है। हालांकि, यह नतीजा अब भी खेतों में तकनीक के समावेश और इमेज सेगमेंटेशन से आगे के परीक्षणों पर निर्भर करता है।