

ระบบควบคุมแขนกล 4 แกน สำหรับตรวจสอบเพลี้ยไฟและบักกล้วยไม้ในกล้วยไม้สกุลหวาย A 4-Axis Robot Controller for Detection Thrips and Orchid Midge in Dendrobium Orchid

ตฤณสิษฐ์ ไกรสินบุรศักดิ์^{1/} ประสาท แสงพันธุ์ตา^{1/} พุทธินันท์ จารุวัฒน์^{1/} อนุชา เชาวโชติ^{1/} มงคล ตุ่นเข้า^{1/}
นิรุติ บุญญา^{1/} ศรีจันทร์ศรี จันทร^{2/} จิระวิทย์ ไกรสินบุรศักดิ์^{3/} กันต์ธกรณ์ เขาทอง^{4/}
Tinnasit Kaisinburasak^{1/} Prasat Sangphanta^{1/} Puttinun Jaruwat^{1/} Anucha Chaochot^{1/}
Mongkol Tunhaw^{1/} Nirut Boonya^{1/} Srijumnun Srijuntra^{2/}
Jiravee Kaisinburasak^{3/} Kunthakorn Khaothong^{4/}

Received 17 Nov 2020/Revised 1 Jan 2021/Accepted 11 Mar 2021

ABSTRACT

Thrips and Orchid midge are major pests of Dendrobium orchid throughout the year. Usually farmers found thrips after an outbreak had already occurred because of their small size. Signs of orchid midge outbreak were the vitrification and distortion on the orchid flower buds which were difficult to observe. The objective of this research was to design a detection equipment for thrips and orchid midge which could reduce error of the human labors. The prototype had two major parts. Part I was a Convolutional Neural Network (CNN) which had been used for images classifications. Part II was a 4-DOF robot arm which could be moved for insect pest detection through a digital camera. It was tested with 30 clumps of Dendrobium orchid grown in a greenhouse at Mueang district, Nakhon Pathom province and compared its performance with a human labor. Results showed that the efficacy of the prototype in detecting thrips was 81.1%, for orchid midge was 88.1% and the average time of detection was 25.10 sec./clump. For human labor, the efficacy of detection for thrips was 75.8%, for orchid midge was 83.3% and the average time of detection was 53.37 sec./clump. Human labor worked better at the beginning as compared to the prototype, but in the latter time the prototype was better due to human labor fatigue.

Keywords: detecting system for thrips and orchid midge, Convolutional Neural Network, 4-DOF robot arm

^{1/} สถาบันวิจัยเกษตรวิศวกรรม กรมวิชาการเกษตร แขวงลาดยาว เขตจตุจักร กรุงเทพฯ 10900

^{1/} Agricultural Engineering Research Institute, Department of Agriculture, Lat Yao, Chatuchak, Bangkok 10900, Thailand

^{2/} กลุ่มบริหารศัตรูพืช สำนักวิจัยพัฒนาการอารักขาพืช กรมวิชาการเกษตร จตุจักร กรุงเทพฯ 10900

^{2/} Pest Management Research Group, Plant Protection Research and Development Office, Department of Agriculture, Chatuchak, Bangkok 10900, Thailand

^{3/} กลุ่มพัฒนาระบบตรวจสอบเมล็ดพันธุ์ กองวิจัยพัฒนาเมล็ดพันธุ์พืช กรมวิชาการเกษตร แขวงลาดยาว เขตจตุจักร กรุงเทพฯ 10900

^{3/} Seed Research and Development Division, Department of Agriculture, Lat Yao, Chatuchak, Bangkok 10900, Thailand

^{4/} ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน ตำบลกำแพงแสน อำเภอกำแพงแสน จังหวัดนครปฐม 73140

^{4/} Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Kasetsart University, Kamphaeng Saen Campus, Nakhon Pathom 73140, Thailand

*Corresponding author: tinnasit@hotmail.co.th

บทคัดย่อ

เพลี้ยไฟและบั่วกล้วยไม้ เป็นแมลงศัตรูพืชกล้วยไม้ที่สำคัญ และมีการระบาดตลอดทั้งปี เนื่องจากเพลี้ยไฟมีขนาดเล็ก เกษตรกรส่วนใหญ่จะตรวจพบเพลี้ยไฟในสถานการณ์ที่เริ่มมีการระบาดแล้ว ส่วนบั่วกล้วยไม้จะตรวจการระบาดได้จากอาการจมน้ำและบิดเบี้ยวที่พบบนดอกตูม ซึ่งยากต่อการสังเกต งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟและบั่วกล้วยไม้ในกล้วยไม้สกุลหวาย เพื่อลดความผิดพลาดจากการตรวจสอบโดยแรงงานคน ระบบตรวจสอบประกอบด้วยส่วนสำคัญ 2 ส่วน คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกภาพ และแขนกล 4 แขน สำหรับใช้ในการเคลื่อนที่เพื่อตรวจสอบกล้วยไม้แต่ละก้อน จากการป้อนพิกัดคาร์ทีเซียนของผู้ใช้งานโดยมือจับ (Gripper) ติดตั้งกล้องดิจิทัลสำหรับถ่ายภาพ ทำการทดสอบกับกล้วยไม้สกุลหวายในระยะให้ผลผลิต จำนวน 30 ก้อน ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้ อ.เมือง จ.นครปฐม เปรียบเทียบกับการใช้แรงงานคน จำนวน 1 คน ที่มีความชำนาญในการตรวจสอบเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้ พบว่าเครื่องมีความสามารถในการตรวจสอบเพลี้ยไฟ 81.1% ตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบั่วกล้วยไม้ 88.1% ใช้เวลาในการตรวจสอบเฉลี่ย 25.10 วินาที/ก้อน ขณะที่แรงงานคนมีความสามารถในการตรวจสอบเพลี้ยไฟ 75.8% ตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบั่วกล้วยไม้ 83.3% ใช้เวลาในการตรวจสอบเฉลี่ย 53.37 วินาที/ก้อน โดยช่วงแรกของการตรวจด้วยแรงงานคนมีความผิดพลาดน้อยกว่า แต่ความอ่อนล้าส่งผลให้ค่าความผิดพลาดเพิ่มขึ้น

คำสำคัญ: ระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟและบั่วกล้วยไม้, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน, แขนกล 4 แขน

บทนำ

ปัญหาสำคัญอย่างหนึ่งสำหรับเกษตรกรผู้ปลูกกล้วยไม้ คือ ปัญหาด้านแมลงศัตรูพืช สำหรับแมลงศัตรูพืชที่สำคัญ ได้แก่ เพลี้ยไฟ (*Thrips palmi* Karny) และบั่วกล้วยไม้ (*Contarinia* sp.)

ซึ่งมีการระบาดตลอดทั้งปี (สุภราดาและคณะ, 2554) เพื่อให้มีการใช้สารป้องกันกำจัดศัตรูพืชอย่างมีเหตุผล และไม่ให้เกิดการใช้เกินความจำเป็น จึงมีการนำระบบบริหารศัตรูพืช (Integrated Pest Management : IPM) มาใช้ประเมินสถานการณ์ศัตรูพืช เพื่อตัดสินใจในการพ่นสารเคมี โดยพ่นทั่วทั้งโรงเรือนหลังจากการประเมินสถานการณ์ศัตรูพืช ถ้ามีค่าเกินกว่าระดับการตัดสินใจที่กำหนด ระบบนี้จะส่งข้อความแจ้งเตือนจำนวน 4 ข้อต่อจอ/ไร่ ในกรณีของเพลี้ยไฟ จะประเมินสถานการณ์การระบาดจากการตรวจนับตัวอ่อนและตัวเต็มวัย หรือประเมินแบบตรวจพบ (มี-ไม่มี) ที่บริเวณดอกบานของกล้วยไม้ ส่วนบั่วกล้วยไม้ใช้การประเมินสถานการณ์การระบาดจากการดูการทำลายของดอกตูม โดย 4 ข้อต่อจอ ที่ได้จากการสุ่ม ถ้าตรวจพบตั้งแต่ 4 ดอกขึ้นไป จะประเมินให้พ่นสารเคมีทั่วทั้งโรงเรือน (ศรีจันทร์และคณะ, 2559) การตรวจหาแมลงศัตรูกล้วยไม้โดยการประเมินศัตรูพืชแบบตรวจพบและตรวจนับ ในกรณีของเพลี้ยไฟซึ่งมีขนาดเล็ก ระยะแรกของการทำลายสังเกตเห็นได้ยาก ทำให้การประเมินสถานการณ์ศัตรูพืชในแปลงกล้วยไม้เป็นเรื่องยากต่อการปฏิบัติของเกษตรกร โดยเกษตรกรส่วนใหญ่จะตรวจพบเพลี้ยไฟในระยะตัวเต็มวัยซึ่งเริ่มมีการระบาดแล้ว ส่วนบั่วกล้วยไม้จะตรวจพบการระบาดได้จากอาการที่พบบนดอกตูม ได้แก่ อาการจมน้ำ และบิดเบี้ยว ซึ่งแสดงว่า มีการเข้าทำลายในแปลงมากแล้ว แม้แต่ในกรณีของนักวิชาการด้านกีฏวิทยา ซึ่งมีความชำนาญในการตรวจนับและประเมินสถานการณ์ก็ต้องใช้วิธีและเครื่องมือในการตรวจที่ซับซ้อน การตรวจอาจมีความผิดพลาดเนื่องจากอาการอ่อนล้าและความสม่ำเสมอในการตรวจสอบ ซึ่งขึ้นอยู่กับลักษณะของแต่ละบุคคล

ปัจจุบันได้มีการพัฒนาเทคโนโลยีต่าง ๆ ขึ้นมาอย่างต่อเนื่องรวมถึงเทคโนโลยีความแม่นยำทางการเกษตรโดยอาศัยการจำแนกภาพ ซึ่งเป็นงานที่ต้องอาศัยการวิเคราะห์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional neural network: CNN) เทคโนโลยีนี้ได้ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในการรับรู้ภาพ การจำแนกภาพ และการตรวจจับวัตถุที่มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกับมนุษย์ (พิมพา, 2562) ในกระบวนการของ CNN

มีการสร้างแบบจำลอง Machine Learning เพื่อให้เครื่องคอมพิวเตอร์เรียนรู้คุณสมบัติเชิงภาพ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานมากมาย ตัวอย่างเช่น Zafrulla (2011) ศึกษาความแตกต่างของภาษามือที่ใช้ในประเทศสหรัฐอเมริกาและประเทศอังกฤษ Koike (2018) สร้างแบบจำลอง Machine Learning เพื่อให้เครื่องคอมพิวเตอร์เรียนรู้คุณสมบัติเชิงภาพของแตงกวา และคัดแยกแตงกวาออกเป็น 9 เกรด โดยใช้ภาพถ่ายแตงกวาเกรดต่าง ๆ จำนวน 7,000 ภาพ ขนาด 80 x 80 พิกเซล และใช้การประมวลผลแบบ Deep Learning ผลการทดสอบในการจำแนกมีความถูกต้อง 95% ซึ่งถ้าหากใช้คนเรียนรู้ความแตกต่างของแตงกวาแต่ละเกรดต้องใช้เวลาหลายเดือนในการเรียนรู้

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาพัฒนาเป็นระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟและบักกล้วยไม้ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้สกุลหวาย เพื่อลดความผิดพลาดจากการตรวจสอบโดยใช้แรงงานคน ได้แก่ ความสม่ำเสมอในการตรวจสอบ และเวลาในการตรวจสอบ รวมถึงการออกแบบแขนกล (Robot Arm) ขนาด 4 แกน มาใช้ร่วมกับระบบตรวจสอบเพื่อให้สามารถเคลื่อนที่ตรวจสอบได้ครอบคลุมทั่วพื้นที่ โดยใช้การควบคุมแบบ PID (Proportional Integral Derivative Control) ควบคุมมอเตอร์ทั้ง 4 ตัว ให้ทำงานอิสระต่อกัน และรับค่า set-point จากโปรแกรมประยุกต์ที่พัฒนาขึ้น เพื่อคำนวณหาตำแหน่งของมอเตอร์แต่ละตัวด้วยจลศาสตร์ผกผัน (Inverse Kinematics) และสร้างเส้นทางเดินของแขนกลให้เคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งที่ต้องการ

อุปกรณ์และวิธีการ

1. การออกแบบโครงสร้าง และลักษณะจำเพาะของระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟ และบักกล้วยไม้

ระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟ และบักกล้วยไม้ที่ออกแบบและสร้างแสดงใน Figure 1 ประกอบด้วยโครงสร้าง 2 ส่วน คือ โครงสร้างสำหรับการเคลื่อนที่ของแขนกล และแขนกลซึ่งส่วนมือจับ (Gripper) ติดตั้งกล้องดิจิทัลสำหรับการตรวจสอบ โดยแขนกลสามารถเคลื่อนที่บนโครงผ่านล้อขับที่ทำจากพลาสติกแข็ง ส่วนโครงทำจากอะลูมิเนียมพื้นที่หน้าตัดสี่เหลี่ยมผืนผ้า ขนาด 50 x 100 มม.

ความยาว 2,000 มม. จำนวน 4 ท่อน ความยาว 1,000 มม. จำนวน 4 ท่อน และอะลูมิเนียมพื้นที่หน้าตัดสี่เหลี่ยมจัตุรัสขนาด 60 x 60 มม. สูง 1,000 มม. จำนวน 4 ท่อน ประกอบเป็นรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้า แต่ละส่วนถูกยึดด้วยข้อต่อสามารถถอดประกอบได้

แขนกลประกอบด้วยโลหะทำจากแผ่นอะลูมิเนียมและเชื่อมต่อเข้ากับมอเตอร์ทั้ง 4 ตัว มอเตอร์ที่ใช้เป็นเซอร์โวมอเตอร์ โดยมีเอ็นโค้ดเดอร์ตำแหน่งแบบหมุน (Rotation Position Encoder) ยี่ห้อ ESB รุ่น B106 ความละเอียด 500 พัลส์/รอบ (Pulse/Revolution) ยึดติดกับแกนสำหรับใช้ในการตรวจจับการหมุนของมอเตอร์ และเอ็นโค้ดเดอร์ตำแหน่งเชิงเส้น (Linear Position Encoder) ยี่ห้อ RLS รุ่น LA11 ความละเอียด 40 ไมโครเมตร/เมตร ยึดติดกับส่วนเคลื่อนที่ตามแนวแกน สำหรับใช้ในการตรวจจับการเคลื่อนที่ของแขนกล ส่วนมือจับติดตั้งกล้องดิจิทัล Sony A6000 ที่มีเลนส์ระยะ 18 - 105 มม. การเคลื่อนที่ของแขนกลเป็นไปตามแกนเคลื่อนที่ Z_1 , Z_2 และ Z_3 ส่วนแกน Z_4 เป็นแกนหมุน โดยแกน Z_1 , Z_2 และ Z_3 มีขอบเขตการเคลื่อนที่ (range) 1,950 มม. 950 มม. และ 1,200 มม. ตามลำดับ ส่วนแกน Z_4 หมุนได้รอบแกน 360 องศา บริเวณที่วางวัสดุปลูกกล้วยไม้ต่ำกว่าฐานของโครงสำหรับการเคลื่อนที่ของแขนกล 500 มม. แขนกลสามารถเคลื่อนที่ตรวจสอบครอบคลุมพื้นที่ปลูกกล้วยไม้ 60 ก้อน

2. ระบบควบคุมการเคลื่อนที่ของแขนกล 4 แกน

สำหรับชิ้นส่วนแขนกลสามารถเขียนเป็นการวางตัวของส่วนเคลื่อนที่ และข้อต่อในแต่ละแกนเริ่มต้นจากส่วนเคลื่อนที่ตามแกน Z_1 ไปหาข้อต่อหมุนตามแกน Z_4 ซึ่งเป็นส่วนมือจับ และระยะห่างของข้อต่อต่าง ๆ แสดงใน Figure 2 จาก Figure 3 การตั้งแกนของแขนกล 4 แกน ที่ใช้ในการทดลอง สามารถสร้างแบบจำลองทางจลศาสตร์โดยใช้หลักการของ Denavit Hartenberg (Table 1) จากตาราง Denavit - Hartenberg นำมาแทนในสมการ Transformation Matrix จะได้สมการจลศาสตร์ไปข้างหน้า (Forward Kinematic) ของแขนกล 4 แกน ซึ่งตำแหน่งของปลายแขนกลจะเป็นฟังก์ชันที่แสดงโดยเมทริกซ์ แสดงในสมการที่ 1-14

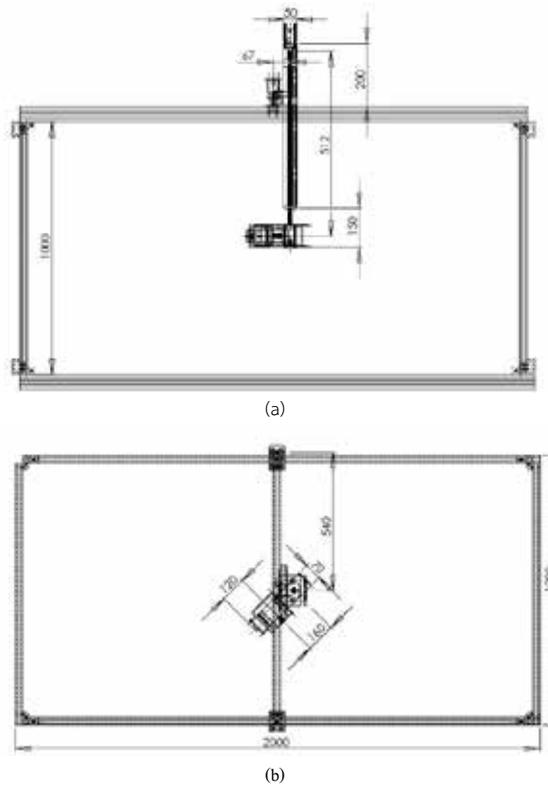


Figure 1 The orthographic drawing of a detecting system for insect pests (a) Side View (b) Top View

จากสมการจลศาสตร์ไปข้างหน้า เป็นการหา homogeneous transform จากเฟรมฐาน (Base frame) หรือจุดเริ่มต้น (origin) ไปหาปลายแขนกล โดยรู้ค่าของ d_1 d_2 d_3 และ θ_4 เพื่อหา (x, y, z) ในทางกลับกันถ้าเราต้องการให้แขนกลเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่ง (x, y, z) ที่ต้องการ จะต้องใช้วิธีการของสมการจลศาสตร์ผกผัน (Inverse Kinematics) ซึ่งเป็นวิธีการหาค่าของ d_1 d_2 d_3 และ θ_4 ที่จะทำให้ปลายแขนกลเคลื่อนที่ไปยังจุด (x, y, z) ที่ต้องการ โดยงานวิจัยนี้ได้นำ Algebraic Solution Approach มาใช้ในการคำนวณ

ซึ่งจะเป็นการคำนวณย้อนกลับหา Inverse Transformation Matrix จากแกนของจุดปลายไปยังแกนของฐาน โดยกำหนดให้คือ Transformation Matrix จากแกน i ไปยังแกน $i + 1$ ดังนั้น สามารถคำนวณหา U ต่าง ๆ ได้แสดงในสมการที่ 15

ทั้งนี้ สามารถกำหนดพิกัดจุดปลายของแขนกลได้จาก U_0 โดยกำหนดให้ U_i คือ พิกัดจุดปลายของแขนกลที่ต้องการเคลื่อนที่ไป ซึ่งสามารถเขียน Orientation และ Position ในรูปแบบของเมทริกซ์ได้แสดงในสมการที่ 16

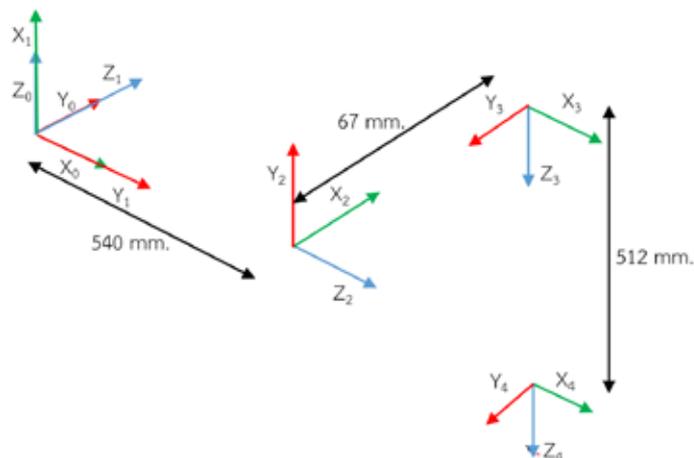


Figure 2 The positioning of revolute joint and prismatic joint

Table 1 Denavit Hartenberg parameters of a 4-DOF robot arm

i	α_{i-1}	a_{i-1}	d_i	θ_i
1	-90°	0	d_1	$\theta_1 (-90^\circ)$
2	-90°	0	d_2+540	$\theta_2 (-90^\circ)$
3	90°	$a_2(67)$	d_3	$\theta_3 (90^\circ)$
4	0	0	$d_4(512)$	θ_4

โดยที่ i = หมายเลขของข้อต่อ (joint) จาก 1 ถึง 4 ซึ่งตรงกับจุดหมุนของแขนหุ่นยนต์
 a_{i-1} = ความยาวของแขนหุ่นยนต์ (มม.)
 α_{i-1} = มุมที่แขนบิดซึ่งเทียบกับข้อต่อก่อนหน้ามีเครื่องหมายตามกฎมือขวา (องศา)
 d_i = ระยะห่างที่เกิดจากรูปร่างแขนที่ไม่เป็นเส้นตรง (มม.)
 θ_i = มุมที่หมุนได้ในที่นี้ คือ มอเตอร์ (องศา)

เมื่อ A และ P คือ Orientation Matrix และ Position Matrix ของจุดปลายที่ต้องการเคลื่อนที่ไป ดังนั้น สามารถหา U_{id} ได้จากสมการที่ 17

จากนั้นนำ U_{id} ที่ได้จากสมการที่ 17 เทียบกับ U_i ในสมการที่ 15 เพื่อคำนวณค่าของ θ_{id} D_{id} ในแต่ละแกน สำหรับการออกแบบระบบควบคุมเซอร์โวมอเตอร์เป็นระบบควบคุม PID แบบเชิงเส้น (Figure 4) กำหนดให้ En (ค่าความผิดพลาดของมุมหรือระยะทาง) = Set point - ตำแหน่งที่อ่านจากเอ็นโค้ดเดอร์แล้วส่งผลลัพธ์ออกไปให้วงจรขับมอเตอร์ในรูปแบบของความถี่ PWM แสดงในสมการที่ 18 เป็นดิจิทัลโดยใช้ Z ทราานฟอร์ม จะได้ระบบใหม่ ดังแสดงใน Figure 4

หลังจากนั้นนำสมการที่เป็นดิจิทัลแล้วมาออกแบบระบบควบคุมเซอร์โวมอเตอร์ 4 ตัว ให้แยกกันอย่างอิสระ แสดงใน Figure 5 บล็อก Inverse Kinematics, PID และ A/D คือ โปรแกรมที่เขียนอยู่ในไมโครคอนโทรลเลอร์ Arduino Mega 2560 รับค่าอินพุตจากคอมพิวเตอร์ผ่านพอร์ต USB พอร์ตเอาต์พุต PWM ทำหน้าที่ส่งสัญญาณควบคุมไปให้กับชุดขับมอเตอร์แต่ละตัว บล็อก PID

คือ สมการ PID ของมอเตอร์แต่ละตัว และส่งผลลัพธ์ที่ได้ในรูปแบบของความถี่ PWM รวมถึงทิศทางการหมุนไปให้บล็อก Motor drive เพื่อทำการขับมอเตอร์เกียร์ที่ข้อต่อของแขนกล (θ_4) และล้อขับสำหรับเคลื่อนที่ตามแนวแกน (d_1 d_2 d_3) โดย Motor drive เป็น Digital Servo Drive ยี่ห้อ Accelus รุ่น ASP-055-18 ส่วนบล็อก A/D จะรับค่า Output แบบ Square Wave จากเอ็นโค้ดเดอร์ซึ่งติดอยู่ที่จุดหมุนของแขนกล และ Output แบบ Serial Peripheral Interface Slave (SPI Slave) จากเอ็นโค้ดเดอร์ซึ่งติดอยู่ที่ส่วนเคลื่อนที่ตามแนวแกนป้อนกลับมาควบคุมให้ได้ตำแหน่งมุม และตำแหน่งการเคลื่อนที่ที่ต้องการ

ในส่วนของผู้ใช้จะส่งค่า (x, y, z) ให้กับคอมพิวเตอร์ผ่านโปรแกรม Matlab ที่เขียนอยู่ในไมโครคอนโทรลเลอร์ Arduino Mega 2560 ทำหน้าที่แก้สมการ Inverse Kinematics เพื่อหาค่า d_1 d_2 d_3 และ θ_4 และนำค่ามา d_1 d_2 d_3 และ θ_4 เป็นค่า Setpoint สำหรับการควบคุมแบบ PID แล้วส่งสัญญาณ PWM เพื่อทำหน้าที่ควบคุมมอเตอร์ต่อไป

$$T_4^0 = T_1^0 \times T_2^1 \times T_3^2 \times T_4^3 \quad (1)$$

330

$$T_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) & 0 & a_{i-1} \\ \sin(\theta_i)\cos(\alpha_{i-1}) & \cos(\theta_i)\cos(\alpha_{i-1}) & -\sin(\alpha_{i-1}) & -\sin(\alpha_{i-1})(d_i) \\ \sin(\theta_i)\sin(\alpha_{i-1}) & \cos(\theta_i)\sin(\alpha_{i-1}) & \cos(\alpha_{i-1}) & \cos(\alpha_{i-1})(d_i) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T_4^0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_2 + 540 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 67 \\ 0 & 0 & -1 & -d_3 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times$$

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta_4) & -\sin(\theta_4) & 0 & 0 \\ \sin(\theta_4) & \cos(\theta_4) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 512 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T_4^0 = \begin{bmatrix} \cos(\theta_4) & -\sin(\theta_4) & 0 & d_2 + 540 \\ -\sin(\theta_4) & -\cos(\theta_4) & 0 & d_1 + 67 \\ 0 & 0 & -1 & -d_3 - 512 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T_4^0 = \begin{bmatrix} s'_x & n'_x & a'_x & p'_x \\ s'_y & n'_y & a'_y & p'_y \\ s'_z & n'_z & a'_z & p'_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$s'_x = \cos(\theta_4) \quad (3)$$

$$n'_x = -\sin(\theta_4) \quad (4)$$

$$a'_x = 0 \quad (5)$$

$$s'_y = -\sin(\theta_4) \quad (6)$$

$$n'_y = -\cos(\theta_4) \quad (7)$$

$$a'_y = 0 \quad (8)$$

$$s'_z = 0 \quad (9)$$

$$n'_z = 0 \quad (10)$$

$$a'_z = -1 \quad (11)$$

$$p'_x = d_2 + 540 \quad (12)$$

$$p'_y = d_1 + 67 \quad (13)$$

$$p'_z = -d_3 - 512 \quad (14)$$

$$U_0 = T_0^4 = T_0^1 U_1 \quad (15)$$

$$U_1 = T_1^4 = T_1^2 U_2$$

$$U_2 = T_2^4 = T_2^3 U_3$$

$$U_3 = T_3^4$$

$$U_{0d} = \begin{bmatrix} s_x & n_x & a_x & P_x \\ s_y & n_y & a_y & P_y \\ s_z & n_z & a_z & P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} U_{1d} &= \text{inv}(T_0^1)U_{0d} = T_1^0U_{0d} \\ U_{2d} &= \text{inv}(T_1^2)\text{inv}(T_0^1)U_{0d} = T_2^1U_{1d} \\ U_{3d} &= \text{inv}(T_2^3)\text{inv}(T_1^2)\text{inv}(T_0^1)U_{0d} = T_3^2U_{2d} \\ U_{4d} &= \text{inv}(T_3^4)\text{inv}(T_2^3)\text{inv}(T_1^2)\text{inv}(T_0^1)U_{0d} = T_4^3U_{3d} \end{aligned} \quad (17)$$

$$PWM = PEn + I \int Endt + D \frac{dEn}{dt} \quad (18)$$

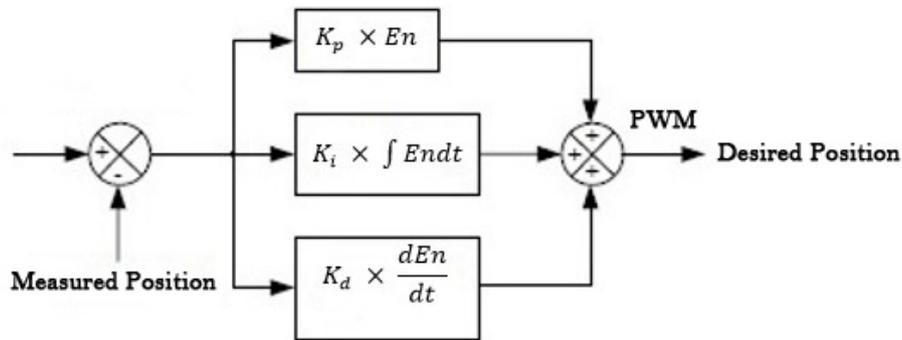


Figure 3 Block diagram of a Linear PID control

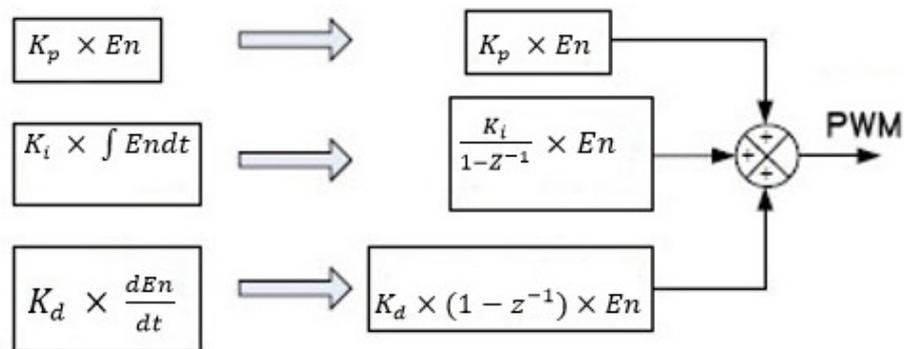


Figure 4 Z transform of a Linear PID control

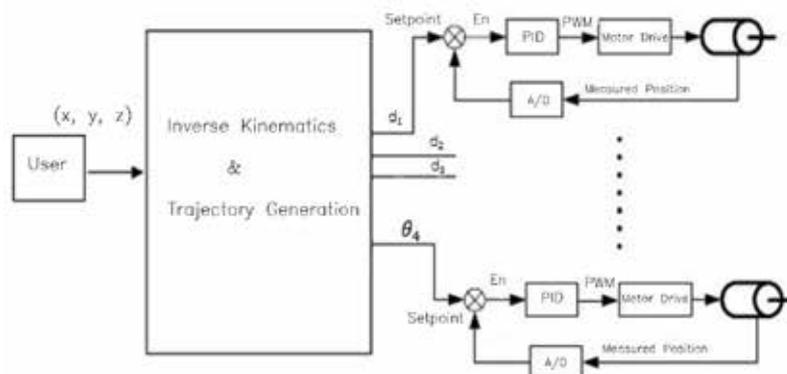


Figure 5 Block diagram of a control system for a 4-DOF robot arm

3. การตรวจจับเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้

ให้แขนกลเคลื่อนที่มาถึงตำแหน่งหน้าดอกกล้วยไม้ (Figure 6) จากนั้น กล้องดิจิทัล Sony A6000 จะทำหน้าที่ในการถ่ายภาพ เพื่อนำมาใช้ในการคำนวณสำหรับการแยกชนิดของภาพ (Classification) งานวิจัยนี้ ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมาประยุกต์ใช้แทนสมการทางคณิตศาสตร์ โดยใช้โปรแกรม Python V.3 ประกอบด้วย 5 ชั้นคอนโวลูชัน (Conv Layer) 3 ชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully-connected Layer) และ 2 ชั้น ดรอพเอาต์ (Dropout Layer) แต่ละ Conv layer จะประกอบด้วย Relu layers เพื่อลดขนาดมิติที่ใช้คำนวณลง (Dimensionality Reduction) Conv layer จะทำหน้าที่ดึงคุณลักษณะที่โดดเด่นออกมา (Distinct Feature) ชั้น Conv1 มี 96 ตัวกรอง ขนาดตัวกรองที่ใช้คือ 11 x 11 ชั้น Conv2 มี 256 ตัวกรอง ขนาดตัวกรองที่ใช้ คือ 5 x 5 ชั้น Conv3 มี 512 ตัวกรอง ชั้น Conv4 และ Conv5 มีตัวกรองเท่ากันคือ 1,024 ตัวกรอง ขนาดตัวกรองของชั้น Conv3, Conv4 และ Conv5 ที่ใช้ คือ 3 x 3 ชั้น Conv1, Conv2, Conv3 และ Conv5 จะใช้ชั้นการรวมที่มีค่ามากที่สุด (Max Pooling Layer) มีขนาด 2 x 2 และในชั้น Conv1 จะใช้ค่าสโตรด (Stride) เป็น 4 พิกเซล (Pixel) ส่วนชั้นที่เหลือจะใช้ค่าสโตรดเป็น 1 พิกเซล ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ที่ใช้ในแต่ละชั้นยกเว้นชั้น FC3 คือ Relu function อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่ใช้ คือ 0.001 และตัวทำให้เหมาะสมที่สุด (Optimizer) ที่ใช้ คือ Adam ในชั้น Fully-connected 3 (FC3) จะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น softmax function เพื่อที่จะให้ชั้น FC3 นี้ เป็นชั้นที่ไวทำนายภาพ ว่าภาพชนิดใดคือ เพลี้ยไฟ หรืออาการทำลายจากบั่วกล้วยไม้ โดยโครงสร้างคอนโวลูชันที่ออกแบบแสดงใน Figure 7 และใช้จำนวนภาพในการฝึกสอนทั้งหมด 672 ภาพ ตัวอย่างภาพที่ใช้ในการฝึกสอนแสดงใน Figure 8

4. การนับและแสดงผลจำนวนเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้

ภาพที่ผ่านการแยกชนิดของภาพจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน จะถูกนำมานับ

จำนวนเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้ที่พบ โดยใช้โปรแกรม Python V.3 โลบรารีที่ใช้ คือ OpenCV ร่วมกับโปรแกรม Visual Studio.Net โดยอาศัยหลักการตรวจจับตำแหน่งวัตถุด้วยการเปรียบเทียบค่าของสี โดยแปลงระบบสีของภาพจาก RGB เป็น HSV เพื่อลดผลกระทบจากความเข้มแสง จากนั้นทำการแยกแต่ละช่องสีเพื่อทำ Binary Threshold และใช้กระบวนการนับ (count) โดยสีขาวเป็น foreground ที่สนใจ ส่วนสีดำ คือ background (Figure 9) ระบบการนับจำนวนวัตถุที่ได้พัฒนาขึ้นแสดงใน Figure 10a ใช้โปรแกรม Visual Studio.Net แสดงผลการนับในรูปแบบกล่องข้อความ โดยกล่องข้อความ thrips แสดงจำนวนเพลี้ยไฟที่พบ orchid midge แสดงจำนวนตำแหน่งที่ถูกบั่วกล้วยไม้เข้าทำลาย และ orchid แสดงกล้วยไม้ก่อนที่ตรวจ (Figure 10b)

งานวิจัยนี้ ไม่ได้ใช้วิธีการเปรียบเทียบค่าของสีในการตรวจจับตำแหน่งวัตถุ เนื่องจากสีและรูปร่างของเพลี้ยไฟ และของกล้วยไม้ที่ถูกบั่วกล้วยไม้เข้าทำลายมีลักษณะใกล้เคียงกันมาก โดยการตรวจสอบเพลี้ยไฟและบั่วกล้วยไม้ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้จะพบเพลี้ยไฟ และอาการทำลายจากบั่วกล้วยไม้ในช่อเดียวกัน ดังนั้น เมื่อใช้วิธีการเปรียบเทียบค่าของสีตรวจสอบ พบว่า ไม่สามารถแยกเพลี้ยไฟ และอาการทำลายจากบั่วกล้วยไม้ที่พบได้ จึงต้องใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแยกเพลี้ยไฟ และอาการทำลายจากบั่วกล้วยไม้แล้วใช้วิธีการเปรียบเทียบค่าของสีมานับจำนวนเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้

5. การทำงานของระบบตรวจสอบเพลี้ย และบั่วกล้วยไม้

หลักการทำงานของระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้ในกล้วยไม้สกุลหวาย แสดงใน Figure 11 โดยเริ่มจากการโหลดซอฟต์แวร์ของกล้อง Sony A6000 Digital Camera และซอฟต์แวร์ระบบตรวจสอบเพลี้ยไฟ และบั่วกล้วยไม้ที่พัฒนาขึ้นจากโปรแกรม Python V.3 เข้าสู่คอมพิวเตอร์ ภาพจากกล้องจะแสดงผลบนหน้าจคอมพิวเตอร์ผ่านโปรแกรมตรวจสอบ ขณะที่โปรแกรมการเคลื่อนที่ของแขนกลที่พัฒนาขึ้นจากโปรแกรม Matlab ถูกโหลดเข้าสู่บอร์ดควบคุม

(Arduino Mega, 2560) ผู้ใช้งาน (User) จะเลือกกล้วยไม้ชื่อที่ต้องการตรวจสอบ โดยป้อนพิกัด (x, y, z) ซึ่งเป็นตำแหน่งที่กล้องอยู่ด้านหน้าช่อดอกกล้วยไม้ผ่านคอมพิวเตอร์ จากนั้น คอมพิวเตอร์ จะส่งข้อมูลไปที่บอร์ดควบคุม ซึ่งจะทำการคำนวณตำแหน่งมุม และตำแหน่งเคลื่อนที่ของแขนกลรวมถึงส่งสัญญาณควบคุมไปที่ชุดขับเคลื่อนแขนกล (Motor Drive) ให้แขนกลเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งดอกกล้วยไม้ที่ต้องการตรวจสอบ คอมพิวเตอร์จะเริ่มทำการตรวจสอบเปลี้ยไฟ และ บั๊กกล้วยไม้ผ่านโปรแกรมตรวจสอบ โดยส่งสัญญาณสั่งงานผ่านบอร์ดควบคุมไปที่มอเตอร์ สำหรับหมุนเพิ่มอัตรากำลังขยายของกล้องดิจิทัล มีระดับความเร็วในการเพิ่มอัตรากำลังขยาย 1x, 2x, 8x, 16x และ 40x (1.5, 3 และ 6.5 องศา/วินาที) ตามลำดับ เมื่อพบเป้าหมาย คอมพิวเตอร์ จะทำการวิเคราะห์ภาพ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และส่งสัญญาณสั่งงานผ่านบอร์ดควบคุมไปที่ชุดเตอร์ของกล้อง เพื่อทำการถ่ายภาพ ภาพที่ได้จะถูกนำไปวิเคราะห์เพื่อนับจำนวนเปลี้ยไฟ และจำนวนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบั๊กกล้วยไม้ โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบค่าของสีเพื่อดูแนวโน้มการระบาดของเกิดขึ้น

คอมพิวเตอร์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีหน่วยประมวลผล Inter @ Core™ i7-6700 CPU @ 3.40 GHz การ์ดแสดงผลภาพ NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti หน่วยความจำ 32.0 GB ใช้เวลาในการประมวลผล 10 วินาที/ภาพ โดยรวมเวลาตั้งแต่เริ่มวิเคราะห์ภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และนับจำนวนเปลี้ยไฟ

และจำนวนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบั๊กกล้วยไม้ โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบค่าของสี

6. การทดสอบความสามารถในการตรวจสอบของระบบตรวจสอบเปลี้ยไฟ และบั๊กกล้วยไม้

การทดสอบความสามารถในการตรวจสอบของระบบตรวจสอบเปลี้ยไฟ และบั๊กกล้วยไม้ จะแบ่งการทดสอบออกเป็น 3 ส่วน ดังนี้

6.1 ทดสอบความสามารถในการแยกชนิดของภาพ

ทดสอบความสามารถในการแยกชนิดของภาพโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ข้อมูลที่ใช้เป็นภาพถ่ายเปลี้ยไฟ และอาการทำลายจากบั๊กกล้วยไม้ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้สกุลหวาย จำนวน 840 ภาพ แต่ละภาพมีขนาด 128 x 128 พิกเซล แบ่งเป็น 2 หมวด คือ เปลี้ยไฟจำนวน 358 ภาพ และอาการทำลายจากบั๊กกล้วยไม้จำนวน 482 ภาพ ทำการสุ่มภาพสำหรับการฝึกสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้เป็น จำนวน 80% ของจำนวนภาพทั้งหมด ส่วนภาพที่เหลือใช้ทดสอบความถูกต้องของแบบจำลอง (นพวัชร, 2560) โดยสุ่มภาพเปลี้ยไฟ จำนวน 290 ภาพ และอาการทำลายจากบั๊กกล้วยไม้ จำนวน 382 ภาพ รวมทั้งหมด 672 ภาพ ในการฝึกสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ จำนวน 100 รอบ ส่วน 168 ภาพ ใช้ทดสอบความถูกต้องของแบบจำลอง ตัววัดที่ใช้ในการประเมินแบบจำลอง คือ Precision Recall และ F-Measure สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 19 20 และ 21 (ตะวันส่องแสง, 2561)

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (19)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (20)$$

$$F - Measure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (21)$$

โดยที่ TP (True Positive) คือ จำนวนตัวอย่างบวกที่แบบจำลองทำนายเป็นบวก
 FP (False Positive) คือ จำนวนตัวอย่างลบที่แบบจำลองทำนายเป็นบวก
 FN (False Negative) คือ จำนวนตัวอย่างบวกที่แบบจำลองทำนายเป็นลบ

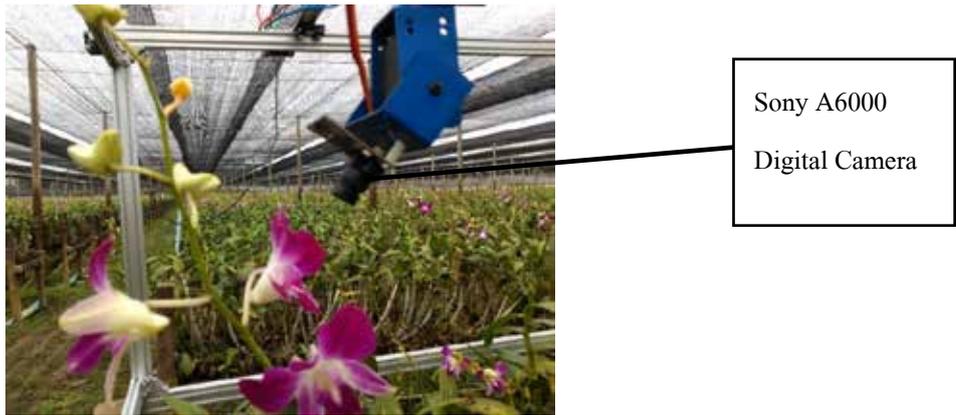


Figure 6 The position of a digital camera for detection

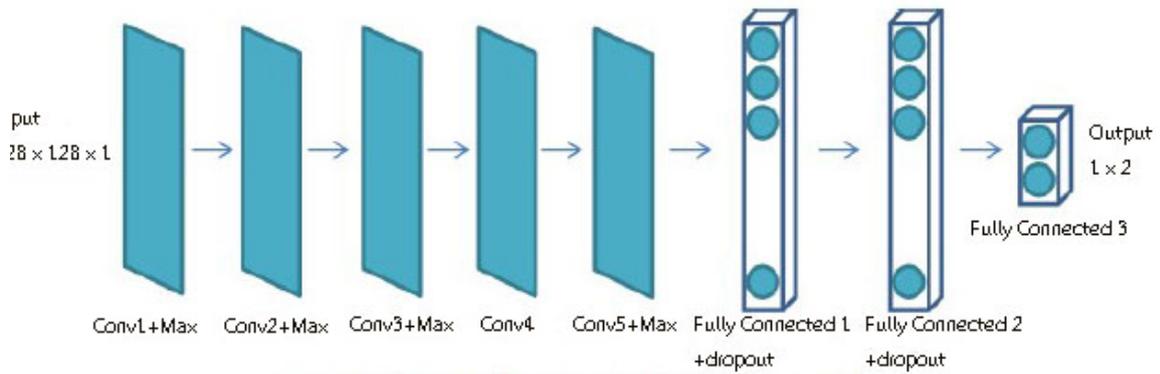


Figure 7 Design of a Convolutional Neural Network



Figure 8 The example of pictures for training

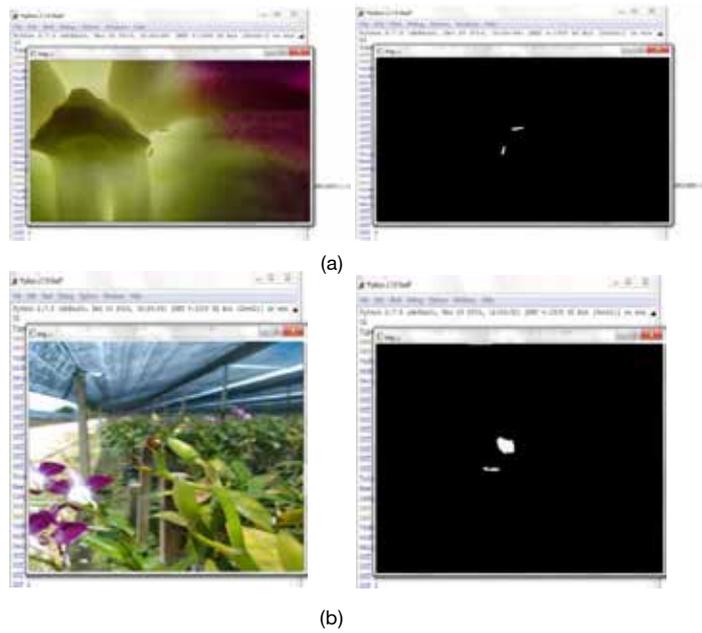


Figure 9 (a) The quantity of thrips on the program; (b) The quantity of orchid midge on the program

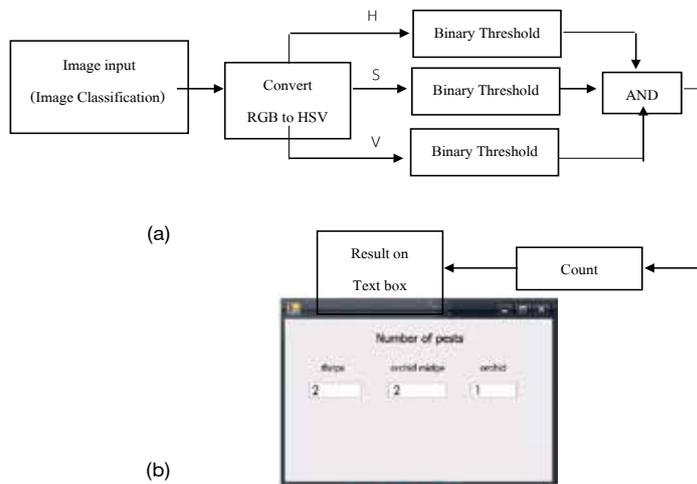


Figure 10 (a) Block diagram of the counting system; (b) Text box of the result

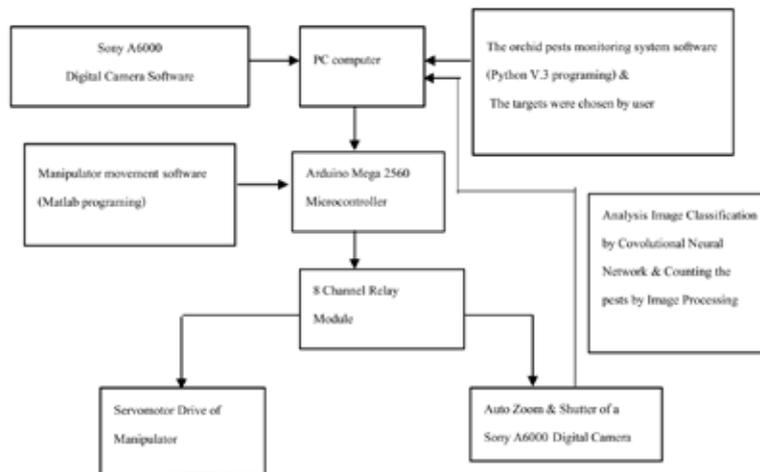


Figure 11 Flowchart of a detecting system for insect pests

6.2 ทดสอบความแม่นยำในการเคลื่อนที่ของแขนกล 4 แกน

ทำการทดสอบโดยติดตั้งระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้สกุลหวาย หลังจากนั้น ทำการป้อนตำแหน่ง (x, y, z) ซึ่งเป็นตำแหน่งที่กล้องตรวจสอบอยู่ในตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้ ทั้งหมด 5 ตำแหน่ง ระบบควบคุมจะสั่งงานให้แขนกลเคลื่อนที่ ภายหลังจากการเคลื่อนที่ทำการวัดค่า (x, y, z) ซึ่งเป็นตำแหน่งการเคลื่อนที่จริงของแขนกลโดยใช้ลิเนียร์สเกล (Linear Scale) ติดตั้งที่แกน Z_1 (พิกัด y) แกน Z_2 (พิกัด x) แกน Z_3 (พิกัด z) และใช้ Digital Read Out (DRO) ในการอ่านค่า โดยให้พิกัดเริ่มต้น (x, y, z = 0,0,0) เป็นตำแหน่งที่แกน Z_0 ตัดกับแกน Z_1

6.3 ทดสอบความสามารถในการตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้

ทดสอบความสามารถในการตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้เปรียบเทียบกับแรงงานคน จำนวน 1 ชั่วโมง โดยคัดเลือกกล้วยไม้สกุลหวายในระยะให้ผลผลิตจำนวน 30 ก้อน (วัสดุปลูกกล้วยไม้) ก่อนการทดสอบ ผู้ทดสอบจะเลือกกลุ่มกล้วยไม้ จำนวน 21 ก้อน แล้วใส่เพลิงไฟลงไป ในดอกกล้วยไม้ทั้งหมด 132 ตัว และเลือกกล้วยไม้ที่มีอาการทำลายจากบักกล้วยไม้ที่บริเวณดอกตูม จำนวน 24 ก้อน ทั้งหมด 42 ตำแหน่ง รวมถึงกล้วยไม้ที่สมบูรณ์ไม่มีแมลงศัตรูพืช จำนวน 4 ก้อน มาใช้ทดสอบ ซึ่งผู้ทดสอบจะทราบจำนวนเพลิงไฟ และตำแหน่งการทำลายจาก บักกล้วยไม้ของกล้วยไม้แต่ละก้อน เพื่อใช้เปรียบเทียบผลการตรวจสอบ และค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น กล้วยไม้แต่ละก้อนวางเรียงต่อกันบนโต๊ะวางวัสดุปลูกกล้วยไม้ในโรงเรือนขนาดพื้นที่ 1 x 1 ม. จำนวนดอกกล้วยไม้ทั้งหมด 1,440 ดอก (ดอกตูมและดอกบาน) จัดแบ่งเป็น 2 ชุด สำหรับการตรวจสอบโดยใช้เครื่อง และแรงงานคน

6.3.1) การตรวจสอบโดยใช้เครื่อง ก่อนการทดสอบผู้ทดสอบจะหาพิกัด (x, y, z) ของกล้องกับตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้แต่ละดอกจากกล้วยไม้ที่ได้เตรียมไว้ในข้อ 6.3 โดยใช้ลิเนียร์สเกล เมื่อทำการทดสอบ ผู้ทดสอบจะป้อนพิกัดของกล้องกับตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้

แต่ละดอก ระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ จะเคลื่อนที่และเริ่มทำการตรวจสอบ หลังจากนั้นจุดบันทึกข้อมูลการตรวจสอบ ได้แก่ จำนวนเพลิงไฟ จำนวนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ และค่าความผิดพลาดจากการตรวจสอบ ส่วนเวลาที่ใช้ในการตรวจสอบ จะเริ่มบันทึกตั้งแต่ผู้ทดสอบทำการป้อนพิกัดของกล้องกับตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้ดอกแรก จนเครื่องตรวจสอบกล้วยไม้ครบ 30 ก้อน รวมถึงแสดงผลการตรวจสอบจำนวนเพลิงไฟ และจำนวนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ทั้งหมด

6.3.2) การตรวจสอบโดยใช้แรงงานคน จะใช้แรงงานคน จำนวน 1 คน ที่มีความชำนาญในการตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ ทำการตรวจสอบกล้วยไม้ที่ได้เตรียมไว้ในข้อ 6.3 หลังจากนั้น จุดบันทึกข้อมูลจากการตรวจสอบของแรงงานคน ได้แก่ จำนวนเพลิงไฟ จำนวนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ และค่าความผิดพลาดจากการตรวจสอบ ส่วนเวลาที่ใช้ในการตรวจสอบจะเริ่มบันทึกตั้งแต่แรงงานคนเริ่มเคลื่อนที่ตรวจสอบกล้วยไม้ก่อนแรกจนครบ 30 ก้อน

โรงเรือนปลูกกล้วยไม้สกุลหวายที่ใช้ในการทดสอบนี้เป็นโรงเรือนปลูกกล้วยไม้ของสวนกล้วยไม้ ชาณธนิต อ.เมือง จ.นครปฐม โดยระหว่างการทดสอบจะให้เกษตรกรผู้ปลูกกล้วยไม้สกุลหวาย จำนวน 10 ราย และนักกีฏวิทยาของสำนักวิจัยพัฒนาการอารักขาพืช กรมวิชาการเกษตร ร่วมกันพิจารณา

ผลการทดลองและวิจารณ์

1. โครงสร้าง และลักษณะจำเพาะของระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้

เครื่องต้นแบบของระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ ที่พัฒนาขึ้นจากงานวิจัยนี้ (Figure 12) จะประกอบด้วยมอเตอร์และกระปุกเกียร์ที่ใช้ในแขนกล 2 ขนาด โดยมอเตอร์ตัวที่ 1 2 และ 3 มีขนาดแรงบิด 5.8 นิวตัน-เมตร อัตราทดเกียร์ 1 : 20 ชนิดของมอเตอร์ คือ DC motor ยี่ห้อ SanyoDenki รุ่น T511-012 ส่วนมอเตอร์ตัวที่ 4 มีขนาดแรงบิด 2.2 นิวตัน-เมตร อัตราทดเกียร์ 1 : 25 ชนิดของมอเตอร์ คือ DC motor ยี่ห้อ SanyoDenki รุ่น T402-011 มอเตอร์ตัวที่ 1 และ 2 ใช้หมุนขับเคลื่อน

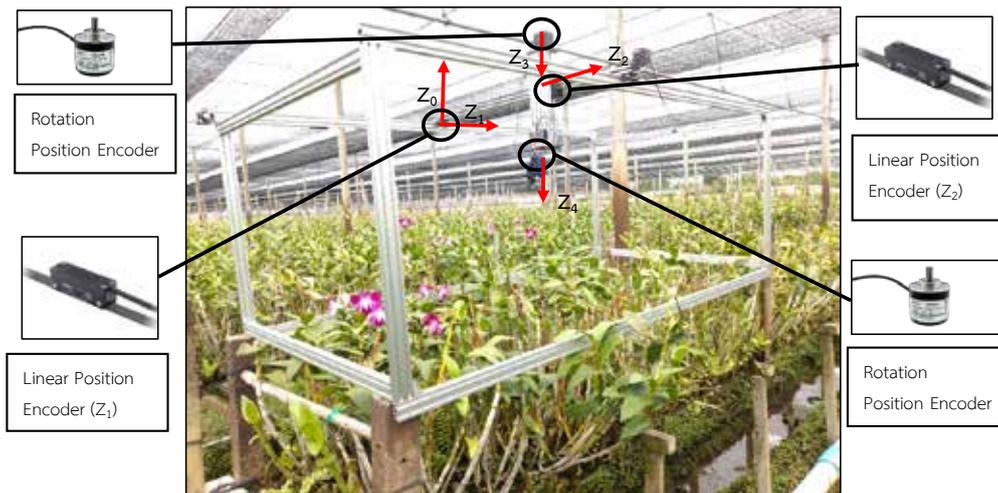


Figure 12 The prototype of a detecting system for thrips and orchid midge

ผ่านสายพาน อัตราทดเฟือง 2 : 1 ให้เคลื่อนที่ตาม แกน Z_1 และ Z_2 ส่วนมอเตอร์ตัวที่ 3 ใช้หมุนขับ สกรูโดยตรงผ่านชุดเฟือง อัตราทดเฟือง 2 : 1 ให้เคลื่อนที่ตามแกน Z_3 และมอเตอร์ตัวที่ 4 ใช้หมุน ขับข้อต่อให้หมุนตามแกน Z_4 โดยมอเตอร์ตัวที่ 1 2 และ 3 มีขนาดใหญ่กว่าและมีกำลังมากกว่า เพราะ เป็นมอเตอร์ที่ใช้ขับเคลื่อนแขนกลตามแนวแกนซึ่ง มีน้ำหนักมากกว่า

2. ความสามารถในการแยกชนิดของภาพโดย โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

การจำแนกภาพด้วยโครงข่ายประสาท เทียมแบบคอนโวลูชัน กำหนดให้เครื่อง คอมพิวเตอร์เรียนรู้ จำนวน 100 รอบ พบว่า เมื่อ เพิ่มจำนวนรอบในการฝึกสอนความแม่นยำในการ ทำนายภาพจะสูงขึ้น (Figure 13) และในรอบที่ 60-100 ค่าความแม่นยำในการทำนายภาพเริ่ม คงที่ ส่วนค่า Loss เริ่มคงที่ ไม่ลดลงที่รอบ 60 ทั้ง ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ (Figure 14) โดยกราฟ เส้นทึบแสดงความแม่นยำจากชุดฝึกสอนมีค่า 91.26% ซึ่งมากกว่าความแม่นยำที่ได้จากชุด ทดสอบที่มีค่า 82.06% เมื่อนำแบบจำลองมา คำนวณค่า Precision Recall และ F-Measure โดยแบบจำลองสามารถทำนายลักษณะการทำลาย ของบัวกล้วยไม้มีความแม่นยำ 78% และเพลี้ยไฟ มีความแม่นยำ 86% (Table 2)

ส่วนค่า Overfitting เป็นเหตุการณ์ที่แบบ จำลองทำนายได้ดีมากในขั้นตอนของการสอน

(Training data) แต่เมื่อนำแบบจำลองไปทดสอบ กับข้อมูลที่ต้องการทดสอบ (Testing data) ประสิทธิภาพในการทำนายมีค่าต่ำมาก เนื่องจาก เป็นข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยเห็นมาก่อน และ ปัญหาจากการที่มีข้อมูลไม่เพียงพอในการฝึกสอน ให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ โดยค่า loss ทั้งชุดฝึกสอน และชุดทดสอบไม่ลดลงหรือเพิ่มขึ้นหลังจากรอบที่ 60 แสดงว่า ไม่เกิด Overfitting จนเกินไป สำหรับ แบบจำลองนี้ฝึกสอน 60 รอบเพียงพอ

3. ความแม่นยำในการเคลื่อนที่ของแขนกล 4 แกน

ผลการทดสอบการที่ผู้ใช้ทำการป้อน ตำแหน่ง (x, y, z) ซึ่งเป็นตำแหน่งที่กล้องตรวจ สอบอยู่ในตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้ ทั้งหมด 5 ตำแหน่ง พบว่า พิกัดจริงที่วัดจากแขน กลมีค่าผิดพลาดทางแกน x และ y ไม่เกิน 0.5 ซม. ทางแกน z ไม่เกิน 0.45 ซม. (Table 3) ทำให้ เกิดความคลาดเคลื่อนต่อตำแหน่งกล้องกับ ตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้เพียงเล็กน้อย ซึ่งไม่ส่งผลต่อการตรวจสอบเพลี้ยไฟ และตำแหน่ง ที่ถูกทำลายจากบัวกล้วยไม้ ส่วนความคลาด เคลื่อนเกิดจากสัญญาณรบกวน (Noise) ที่เกิดขึ้น จากอุปกรณ์ที่ใช้ระหว่างการทดสอบ ได้แก่ เครื่อง ส่งวิทยุ และอุปกรณ์ไฟฟ้า ซึ่งสามารถลดสัญญาณ รบกวนลงได้ ด้วยการปรับแต่งตัวกรองความถี่ (Filter) โดยแขนกลมีความเร็วในการเคลื่อนที่ตาม แกน Z_1 (พิกัด y) เฉลี่ย 0.3 ม./วินาที แกน Z_2

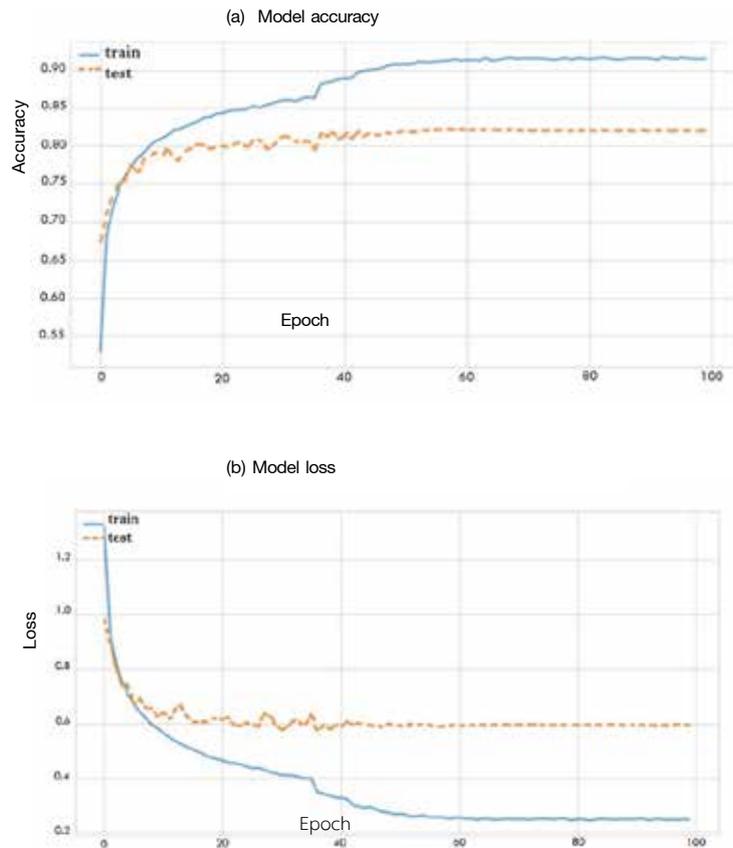


Figure 13 Relationship between (a) the Model accuracy and epoch (b) model loss and epoch

Table 2 Results of testing classification

Type	Precision	Recall	F-Measure
orchid midge	0.78	0.79	0.78
thrips	0.86	0.85	0.85
Mean	0.82	0.82	0.82

Table 3 Results of testing for the removal of the detecting system for thrips and orchid midge

User (x, y, z) (cm)			Inverse Kinematics				True position (cm)		
x	y	z	d_1	d_2	d_3	θ_4	x	y	z
25.00	10.00	-30.00	-57.00	-515.00	-482.00	21.80	25.40	10.25	-30.25
45.00	-20.00	-42.00	-87.00	-495.00	-470.00	-23.96	45.30	-19.80	-42.30
160.00	220.00	-125.00	153.00	-380.00	-387.00	53.97	159.50	219.50	-125.45
600.00	-150.00	-60.00	-217.00	60.00	-452.00	-14.04	600.32	-150.48	-59.84
710.00	-200.00	-50.00	-267.00	170.00	-462.00	-15.73	710.50	-199.75	-50.30

(พิกัด x) เฉลี่ย 0.3 ม./วินาที และแกน Z_3 (พิกัด z) เฉลี่ย 0.15 ม./วินาที ตามลำดับ

4. ความสามารถในการตรวจสอบของระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้เปรียบเทียบกับแรงงานคน

ผลการทดสอบระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ทั้งหมด 30 ก้อน ในโรงเรือนปลูกกล้วยไม้เปรียบเทียบกับการใช้แรงงานคนในการตรวจสอบแสดงตาม Table 4 เพลิงไฟจำนวน 132 ตัว การตรวจสอบโดยเครื่องมีความผิดพลาด 18.9% การตรวจสอบโดยแรงงานคนมีความผิดพลาด 24.2% ส่วนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ จำนวน 42 ตำแหน่ง การตรวจสอบโดยเครื่องมีความผิดพลาด 11.9% การตรวจสอบโดยแรงงานคนมีความผิดพลาด 16.7% โดยเครื่องใช้เวลาในการตรวจสอบทั้งหมด 753 วินาที หรือ 12.6 นาที เฉลี่ย 25.10 วินาที/ก้อน ส่วนแรงงานคนใช้เวลาในการตรวจสอบทั้งหมด 1,601 วินาที หรือ 26.7 นาที เฉลี่ย 53.37 วินาที/ก้อน เครื่องใช้เวลาในการตรวจสอบกล้วยไม้ก่อนที่ 9 นานที่สุด 29 วินาที มีความผิดพลาดในการตรวจเพลิงไฟ 2 ตัว และตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ 1 ตำแหน่ง ส่วนกล้วยไม้ก่อนที่ 4 และ 15 เครื่องใช้เวลาในการตรวจสอบเร็วที่สุด 20 วินาที เช่นเดียวกับแรงงานคนใช้เวลาในการตรวจสอบกล้วยไม้ก่อนที่ 9 นานที่สุด 76 วินาที มีความผิดพลาดในการตรวจเพลิงไฟ 1 ตัว ไม่มีความผิดพลาดจากการตรวจตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ ส่วนกล้วยไม้ก่อนที่ 4 แรงงานคนใช้เวลาในการตรวจสอบเร็วที่สุด 41 วินาที โดยกล้วยไม้ก่อนที่ 9 มีลักษณะพัวกัน กลีบดอกซ้อนกัน ส่วนกล้วยไม้ก่อนที่ 4 และ 15 มีช่อดอกตั้งตรง กลีบดอกไม่ซ้อนกัน

เมื่อพิจารณาจากค่าความผิดพลาด เวลาในการตรวจสอบ และความสม่ำเสมอในการตรวจสอบ พบว่า ในช่วงแรกของการตรวจแรงงานคนมีความผิดพลาดน้อยกว่า สาเหตุเกิดจากแรงงานคนสามารถตรวจพบเพลิงไฟที่หลบอยู่ตามกลีบดอกหรือบริเวณกลีบดอกที่ซ้อนกันโดยใช้มือ แต่เครื่องไม่มีกลไกในการแหวกกลีบดอก ส่วนตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ เครื่อง

สามารถตรวจสอบโดยมีความผิดพลาดเท่ากับแรงงานคน แต่ไม่พบบางตำแหน่งในกล้วยไม้ก่อนที่ 9 และ 18 เนื่องจากดอกตูมที่เกิดจากการทำลายของบักกล้วยไม้มีการบิดเบี้ยวเล็กน้อย แต่เครื่องสามารถเรียนรู้เพิ่มเติมจากการฝึกสอนให้กับแบบจำลอง การตรวจเพลิงไฟโดยแรงงานคนเริ่มมีความผิดพลาดมากกว่าการตรวจโดยเครื่องเมื่อตรวจกล้วยไม้ตั้งแต่ก่อนที่ 22 ขึ้นไป เช่นเดียวกับการตรวจตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้มีความผิดพลาดมากกว่าการตรวจโดยเครื่องตั้งแต่กล้วยไม้ก่อนที่ 25 ขึ้นไป แสดงให้เห็นว่าความผิดพลาดจากการตรวจโดยแรงงานคนเพิ่มขึ้นเนื่องจากอาการอ่อนล้า แตกต่างจากเครื่องที่มีความสม่ำเสมอในการตรวจสอบ และใช้เวลาในการตรวจสอบรวดเร็วกว่า เมื่อวิเคราะห์ทางสถิติพบว่า การตรวจกล้วยไม้ จำนวน 30 ก้อน ความสามารถในการตรวจสอบเพลิงไฟ และตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้โดยเครื่องและแรงงานคนไม่มีความแตกต่างกันที่ระดับความเชื่อมั่น 95% แต่จะแตกต่างกันเมื่อตรวจกล้วยไม้จำนวนมากขึ้น

สรุปผลการทดลอง

เครื่องต้นแบบระบบตรวจสอบเพลิงไฟ และบักกล้วยไม้ในกล้วยไม้สกุลหวาย ประกอบด้วย ส่วนสำคัญ 2 ส่วน คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ใช้ในการวิเคราะห์ และจำแนกภาพ และแขนกล 4 แกน สำหรับใช้ในการเคลื่อนที่เพื่อตรวจสอบกล้วยไม้แต่ละก้อน โดยปลายแขนกลติดตั้งกล้องดิจิทัลสำหรับถ่ายภาพ เมื่อทำการทดสอบความสามารถในการทำงานของแต่ละส่วนพบว่า

1. ระบบตรวจสอบเพลิงไฟและบักกล้วยไม้ในกล้วยไม้สกุลหวาย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ออกแบบในการวิเคราะห์ และจำแนกภาพ สามารถทำนายลักษณะการทำลายของบักกล้วยไม้มีความแม่นยำ 78% และเพลิงไฟมีความแม่นยำ 86% โดยมีค่า Precision Recall และ F-Measure 82% หลังจากการเรียนรู้รอบที่ 60 ไม่เกิด Overfitting

2. การเคลื่อนที่ของแขนกล 4 แกน โดยผู้ใช้งานการป้อนตำแหน่ง (x, y, z) ซึ่งเป็นตำแหน่งที่

Table 4 Test result of detection using the prototype as compared to the human labors

No. Orchid (clump)	Thrips			The number of position were damaged by orchid midge			Detection of prototype (second/clump)	Detection of human labors (second/clump)
	Real value	prototype	human labors	Real value	prototype	human labors		
1	5	5	5	0	0	0	25	46
2	2	2	2	1	1	1	24	43
3	7	5	7	1	1	1	28	52
4	0	0	0	0	0	0	20	41
5	8	7	7	2	2	2	28	62
6	3	3	3	3	2	2	24	45
7	0	0	0	2	2	2	22	42
8	6	4	5	1	1	1	26	58
9	9	7	8	2	1	2	29	76
10	0	0	0	0	0	0	21	42
11	7	5	6	2	2	2	26	52
12	4	4	4	1	1	1	24	48
13	9	7	8	2	2	2	28	65
14	0	0	0	2	2	2	22	48
15	0	0	0	0	0	0	20	44
16	6	5	5	2	2	2	26	55
17	9	8	8	2	2	2	28	69
18	8	6	7	2	1	2	27	68
19	0	0	0	3	2	2	25	47
20	7	5	6	1	1	1	27	54
21	0	0	0	0	0	0	22	46
22	4	3	2	1	1	1	25	49
23	3	3	1	2	2	2	24	50
24	6	5	3	1	1	1	28	55
25	0	0	0	2	2	1	24	48
26	8	6	4	0	0	0	26	62
27	7	6	4	2	1	1	27	61
28	0	0	0	2	2	1	24	48
29	5	4	2	1	1	0	26	56
30	9	7	3	2	2	1	27	69
Sum	132	107	100	42	37	35	753	1.601
Error		25	32		5	7		
Mean							25.10	53.37
T-test		0.32^{NS}			0.33^{NS}		15.91[*]	

Note: * = significant at 5% level, NS = not significant

กล้องตรวจสอบอยู่ในตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้ทั้งหมด 5 ตำแหน่ง พิกัดจริงที่วัดจากแกนกลมีค่าผิดพลาดทางแกน x และ y ไม่เกิน 0.5 ซม. ทางแกน z ไม่เกิน 0.45 ซม. ทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนต่อตำแหน่งกล้องกับตำแหน่งด้านหน้าของดอกกล้วยไม้เล็กน้อยไม่ส่งผลต่อการตรวจสอบเปลี้ยไฟและอาการทำลายจากบักกล้วยไม้

3. ระบบตรวจสอบเปลี้ยไฟ และบักกล้วยไม้มีความสามารถในการตรวจสอบเปลี้ยไฟ 81.1% ตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ 88.1% เวลาในการตรวจสอบเฉลี่ย 25.10 วินาที/ก้อน ขณะที่แรงงานคนมีความสามารถในการตรวจสอบเปลี้ยไฟ 75.8% ตำแหน่งที่ถูกทำลายจากบักกล้วยไม้ 83.3% เวลาในการตรวจสอบเฉลี่ย 53.37 วินาที/ก้อน โดยช่วงแรกของการตรวจแรงงานคนมีความผิดพลาดน้อยกว่า แต่ความอ่อนล้าส่งผลให้ความผิดพลาดเพิ่มขึ้น

ข้อจำกัดของเครื่องต้นแบบระบบตรวจสอบเปลี้ยไฟ และบักกล้วยไม้ที่พัฒนาขึ้น ผู้ใช้จำเป็นต้องป้อนตำแหน่ง (x, y, z) เพื่อให้แกนกลเคลื่อนที่ไปตรวจสอบ เพราะเครื่องไม่สามารถหาตำแหน่งที่ต้องการตรวจสอบเองได้ จึงต้องพัฒนาเครื่องต้นแบบต่อไป

เอกสารอ้างอิง

ตะวันส่องแสง การย์กวินพงศ์. 2561. การจำแนกรอยโรควัณโรคยอดด้วยโครงข่ายประสาท. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 68 หน้า

นพวัชรย์ สำแดงเดช. 2560. การตรวจจับหน้าตัดของปลายท่อนซุงจากภาพถ่ายด้านท้ายรถบรรทุกไม้ยูคาลิปตัส. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 120 หน้า

พิมพ์า ชีวาประกอบกิจ. 2562. การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจำแนกภาพด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันโดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ. *TNI J. Eng. Tech.* 7(1): 59-64.

ศรีจันทร์ ศรีจันทร์, ทศนาพร ทศคร, สุภรดา สุคนธาภิรมย์ ณ พัทลุง, ณิชกานต์ เรวุฒิกุล, วรางคณา โชติเศรษฐี, ยุรวรรณ อนันตมณี, พิเชฐ เซาว์วัฒนวงศ์, ปราสาททอง พรหมเกิด, วชิร วิทวรรณกุล และดาราวรรินทะรักษ์. 2559. การบริหารจัดการปลูกกล้วยไม้แบบผสมผสาน. *ว. ภูมิและสัตววิทยา.* 34(1): 2-16.

สุภรดา สุคนธาภิรมย์ ณ พัทลุง, สมศักดิ์ ศิริพลตั้งมั่น, พวงผกา อ่างมณี และวนาพร วงษ์นิคัง. 2554. กลไกความต้านทานต่อสารฆ่าแมลงในเปลี้ยไฟฝ้าย. หน้า. 911-916. ใน: รายงานผลการวิจัยประจำปี 2554 สำนักวิจัยพัฒนาการอารักขาพืช. กรมวิชาการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์, กรุงเทพฯ.

Koike, M. 2018. Automatic cucumber sorting system from pictures @ Cucumber Farm in Japan (Part 2/2). Available at: <https://mgronline.com/daily/detail/9590000091327>, Accessed: December 20, 2018.

Zafrulla, Z., H. Brashear, N.T. Starner, H. Hamilton, and P. Presti. 2011. American Sign Language Recognition with the Kinect ICMI'11. Pages. 279-286. In: Proceedings of the 13th international conference on multimodal interfaces. 14-18 November 2011, Alicante, Spain.