บทที่ 7
สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

7.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์เรื่องการคาดการณ์ผลผลิตมันสำปะหลังด้วยภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับและการเรียนรู้เชิงลึกฉบับนี้ นำเสนอการพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สำหรับการทำนายข้อมูลปริมาณผลผลิตมันสำปะหลัง 2 ข้อมูล ได้แก่ น้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสด (กิโลกรัมต่อตารางเมตร) และปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสด (%) ในช่วงฤดูเก็บเกี่ยวที่ 4 – 12 เดือนหลังปลูกโดยใช้ข้อมูลดัชนีพืชพรรณ NDVI คำนวณได้จากภาพถ่ายความละเอียดสูงจากกล้องถ่ายภาพหลายช่วงคลื่นที่ติดตั้งบนอากาศยานไร้คนขับ

การดำเนินงานวิจัยเริ่มดำเนินการโดยเก็บข้อมูลภาคสนามภายในแปลงตัวอย่าง แบ่งออกเป็นการเก็บข้อมูลมันสำปะหลังตัวอย่างต่อหน่วยพื้นที่เป็นข้อมูลเป้าหมายในการทำนาย และการเก็บข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศเพื่อนำไปประมวลผลด้วยซอฟต์แวร์ Pix4D ให้ได้ภาพถ่ายแผนที่ความละเอียดสูงแบบหลายช่วงคลื่น แล้วจึงนำไปใช้ในการคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณชนิดต่าง ๆ ด้วยซอฟต์แวร์ QGIS

ขั้นตอนถัดไป คือ การเตรียมข้อมูลโดยการจัดทำชุดข้อมูลประกอบด้วย ข้อมูลปริมาณผลผลิตจำนวน 2 ข้อมูล และข้อมูลดัชนีพืชพรรณจำนวน 3 ชนิด ได้แก่ ExG, GRVI และ NDVI นำชุดข้อมูลไปวิเคราะห์การถดถอยและค่าสหสัมพันธ์ เพื่อหาชนิดของดัชนีพืชพรรณที่มีความเหมาะสมที่สุดในการทำนายปริมาณผลผลิต ผลการวิเคราะห์พบว่าดัชนีพืชพรรณ NDVI มีค่าสหสัมพันธ์และมีค่าการถดถอยเหมาะสมที่สุดสำหรับใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง

สำหรับแบบจำลองในการทำนายปริมาณผลผลิตเลือกใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งเป็นแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้วิธีการการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก การพัฒนาแบบจำลองถูกพัฒนาขึ้นด้วยการเขียนโปรแกรมภาษาไพธอน ที่เขียนขึ้นบนเครื่องมือ Jupyter Notebook การพัฒนาโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมถูกทำขึ้นโดยใช้ชุดคำสั่ง Scikit-Learn และ TensorFlow นอกจากนี้ยังมีการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมบนซอฟต์แวร์ MATLAB® R2018a ด้วยเครื่องมือ Neural Network Toolbox เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยการแบ่งข้อมูลออกเป็นข้อมูลชุดฝึกฝน ข้อมูลชุดตรวจสอบ และข้อมูลชุดทดสอบ

การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับปรุงโครงสร้างของแบบจำลองโดยการปรับจำนวนโหนดหรือหน่วยประมวลผลของแบบจำลองระหว่าง 8, 16, 32 และ 64 โหนด และมีการปรับปรุงจำนวนชั้นซ่อนของแบบจำลองระหว่าง 1 – 10 ชั้นซ่อน โดยทำการหาจำนวนโหนดที่มีความเหมาะสมมากที่สุดในการทำนายข้อมูลเป้าหมายมากที่สุด จากนั้นจึงนำจำนวนโหนดที่เหมาะสมนั้นมาใช้กับชั้นซ่อนของแบบจำลองแต่ละชั้นโดยการประเมินประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลอง

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายใช้ค่า R^2 สำหรับประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง และใช้ความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยหรือ MSE เป็นฟังก์ชันความสูญเสียสำหรับประเมินความผิดพลาดของแบบจำลอง และเพื่อประเมินความผิดพลาดของแบบจำลองในหน่วยเดียวกับข้อมูลเป้าหมายค่ารากที่สองของความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยหรือ RMSE ถูกนำมาใช้ในการอธิบายความผิดพลาดจากการทำนาย การศึกษานี้ได้กำหนดขอบเขตในปการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยให้มีค่า R^2 ไม่น้อยกว่าร้อยละ 80 และมีค่า MSE ไม่มากกว่า 0.01

โดยผลการศึกษาจากการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสำหรับทำนายน้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสด และปริมาณแป้งในหัวมันสำปะหลังสด ที่พัฒนาขึ้นจากชุดคำสั่ง Scikit-Learn ด้วยการเขียนโปรแกรมภาษาไพธอนพบว่าการประเมินประสิทธิภาพของข้อมูลชุดทดสอบแบบจำลองมีค่า R^2 ต่ำกว่าข้อมูลชุดฝึกฝน และมีค่า MSE มากกว่าข้อมูลชุดฝึกฝน เมื่อเพิ่มความซับซ้อนโดยการเพิ่มจำนวนชั้นซ้อนของแบบจำลอง ทั้งนี้เนื่องมาจากการเกิดปัญหาความเหมาะสมกับข้อมูลมากเกินไป จึงมีการปรับปรุงแบบจำลองด้วยเทคนิคการเร็กกิวราไรซ์เซชันด้วยการวิเคราะห์สัญญาณตกหายที่ร้อยละ 20 ผลการศึกษาพบว่าช่วยลดปัญหาการเกิดความเหมาะสมกับข้อมูลมากเกินไปได้ แต่แบบจำลองยังมีประสิทธิภาพไม่ตรงตามขอบเขตที่กำหนดไว้ จึงได้มีการพัฒนาแบบจำลองด้วยเครื่องมือบนซอฟต์แวร์ MATLAB ® R2018a โดยการใช้อัลกอริทึมในการประมวลผล 3 ชนิดของชุดเครื่องมือ ได้แก่ BR, LM และ SCG แบบจำลองสำหรับทำนายน้ำหนักของหัวมันสำปะหลังสดภายในแปลงที่มีความเหมาะสมที่สุดคือ แบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อน 7 ชั้น ประมวลผลด้วยอัลกอริทึม LM บนซอฟต์แวร์ MATLAB โดย LM ให้ค่า MSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.0098 และยังให้ค่า R^2 สูงที่สุดที่ 0.8241 โดยมีความผิดพลาดในการทำนายที่ค่า RMSE เท่ากับ 0.0990 กิโลกรัมต่อตารางเมตร สำหรับทำนายปริมาณแป้งของหัวมันสำปะหลังสดภายในแปลงที่มีความเหมาะสมที่สุดคือ แบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อน 10 ชั้นซ่อนโดยใช้อัลกอริทึม BR โดยมีค่า R^2 สูงที่สุดเท่ากับ 0.7242 มีค่า MSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 1.3101 และมีความผิดพลาดใน การทำนายต่ำที่สุดที่ค่า RMSE เท่ากับ 1.1446% โดยแบบจำลองในการทำนายปริมาณแป้งยังมีค่าไม่ตรงตามขอบเขตที่กำหนดเนื่องจากข้อจำกัดของชุดข้อมูล

การผลการศึกษาพบว่ายังมีข้อจำกัดของการวิจัยที่เรื่องปริมาณข้อมูลกลุ่มตัวอย่างที่ไม่มากเพียงพอที่ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองเพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง และความผิดพลาดต่ำ

โดยผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลที่มีปริมาณไม่เพียงพอส่งผลให้ผลการทำนายยังไม่แม่นยำนัก อีกทั้งการฝึกฝนแบบจำลองในการศึกษานี้ใช้เพียงข้อมูลดัชนีพืชพรรณที่มีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) มากที่สุดในการทำนายปริมาณผลผลิตมันสำปะหลังใต้ดิน โดยไม่ได้เลือกใช้ค่าที่เป็นสาเหตุโดยตรง (Causation) ต่อค่าเป้าหมาย ทั้งนี้เนื่องมาจากข้อจำกัดในเรื่องต้นทุนทางทรัพยากร และเวลา ในการเก็บข้อมูลที่จำกัด อีกทั้งวัตถุประสงค์หลักในการศึกษานี้คือ การหาแนวทางการใช้ข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศจากอากาศยานไร้คนขับในการทำนายผลผลิตของพืชเพื่อต่อยอดการใช้ความรู้เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ และเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

การศึกษาในขั้นต่อไปควรที่จะมีการเก็บข้อมูลที่หลากหลายในเชิงพื้นที่ ช่วงเวลา และปริมาณข้อมูล โดยอาจเก็บข้อมูลจากแปลงตัวอย่างหลายแปลงในแต่ละช่วงอายุของพืช และเก็บข้อมูลในฤดูกาลปลูกที่แตกต่างกันเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มากเพียงพอ อีกทั้งอาจมีการพิจารณาปัจจัยอื่นที่อาจเกี่ยวข้องกับปริมาณผลผลิตใต้ดินของมันสำปะหลัง เช่น ปริมาณธาตุอาหารภายในดิน ความชื้น ระบบการให้น้ำ พันธุ์ ศัตรูพืช และโรคพืช เพื่อให้ได้แบบจำลองในการทำนายปริมาณผลผลิตที่มีความแม่นยำสูงสุด และมีความผิดพลาดต่ำสุด สำหรับให้ข้อมูลที่จำเป็นในการวางแผนการผลิต เพื่อพัฒนาขีดความสามารถของภาคการเกษตร และภาคอุตสาหกรรมของไทยต่อไปในอนาคต

7.2 ข้อเสนอแนะ

7.2.1 เนื่องจากข้อจำกัดในการเก็บข้อมูลทำให้การศึกษานี้เก็บข้อมูลจากแปลงตัวอย่างเพียงแปลงเดียว ชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝนแบบจำลองที่ดีควรมีปริมาณที่มากเพียงพอและมีความหลากหลายในการเก็บข้อมูล โดยการเก็บข้อมูลควรมีการเก็บจากแปลงมันสำปะหลังตัวอย่างในหลายพื้นที่ สภาพแวดล้อม และหลายช่วงเวลา เพื่อให้ได้ข้อมูลมากเพียงพอสำหรับฝึกฝนแบบจำลองให้มีความเหมาะสมในการทำนายปริมาณผลผลิตบนพื้นที่ที่หลากหลาย

7.2.2 ชุดข้อมูลในการศึกษานี้มีตัวแปรที่ใช้ในการทำนายค่าตัวแปรเป้าหมายเพียงตัวแปรเดียวคือค่าดัชนีพืชพรรณ การพิจารณาใช้ตัวแปรอื่นที่หลากหลายร่วมด้วย เช่น ข้อมูลสภาพแวดล้อมที่เก็บจากแปลงตัวอย่างอาจช่วยทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงขึ้นได้

7.2.3 แบบจำลองในการศึกษานี้มีความจำเพาะกับชุดข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา หากนำไปใช้งานบนชุดข้อมูลอื่นที่ปัจจัยอื่นมีการควบคุมปัจจัยในการวิจัยที่ความแตกต่างกันอาจส่งผลต่อค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่อาจแตกต่างกันได้ การศึกษาในอนาคตจึงควรเริ่มพัฒนาแบบจำลองโดยพิจารณาจากแบบจำลองที่มีความซับซ้อนต่ำ เช่น แบบจำลองการทำนายด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง จากนั้นจึงเปลี่ยนมาใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกต่อไป

7.2.4 การเลือกใช้ค่าในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายด้วยค่าฟังก์ชันความสูญเสียอาจมีการเลือกใช้ค่าอื่น เช่น MAE เพื่อประเมินประสิทธิภาพ ทั้งนี้ควรพิจารณาเลือกใช้การลักษณะของชุดข้อมูล และวัตุประสงค์ในการใช้งาน

7.2.5 การศึกษานี้เลือกใช้อากาศยานไร้คนขับแบบ 4 ใบพัด รุ่น Phantom 4 pro ในการเก็บข้อมูล เนื่องจากมีความเหมาะสมกับพื้นที่ขนาดเล็ก สำหรับการศึกษาขั้นต่อไปที่มีการเก็บข้อมูลในพื้นที่ขนาดใหญ่อาจพิจารณาเลือกใช้อากาศยานไร้คนขับแบบปีกตรึง หรืออากาศยานไร้คนขับแบบขึ้นลงแนวดิ่งที่มีพิสัยการบินที่ไกลกว่าจะช่วยให้สามารถเก็บข้อมูลปริมาณมากในช่วงเวลาอันสั้นได้ ทั้งนี้อาจต้องพิจารณาจากความต้องการเรื่องความละเอียดของภาพ และคุณภาพของภาพจากรายงานการประมวลผลภาพประกอบด้วย