

การสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่จากข้อมูลภาพเคลื่อนไหวโดยใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

Extraction the spatial data from motion data using the convolutional neural network

¹สุภกานต์ แก้วเหลี่ยม ²ภูมิพัฒน์ ดวงกลาง

¹ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล กองวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและอุตสาหกรรม

กองการศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

²ภาควิชาคอมพิวเตอร์ กองวิชาคณิตศาสตร์และคอมพิวเตอร์

กองการศึกษา โรงเรียนนายเรืออากาศนวมินทกษัตริยาธิราช

¹supakan@rtaf.mi.th, ²phummipat_d@rtaf.mi.th

Received : April 21, 2020

Revised : June 13, 2020

Accepted : June 22, 2020

บทคัดย่อ

กองทัพอากาศมีระบบถ่ายภาพและบันทึกภาพทางอากาศที่เรียกว่า Forward Looking Infrared (FLIR) มีขีดความสามารถปฏิบัติการได้ทั้งกลางวันและกลางคืนเหมาะสมกับการกิจที่หลากหลาย โดยข้อมูลภาพเคลื่อนไหวจากอากาศยานจะสามารถส่งลงสู่ภาคพื้นได้ผ่านระบบ Video Down Link (VDL) ทำให้ผู้ใช้งานสามารถวิเคราะห์ข้อมูลภาพได้ในขณะที่มีการปฏิบัติการกิจ อย่างไรก็ตามการแสดงผลข้อมูลภาพเคลื่อนไหวร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์นั้น ยังมีข้อจำกัดที่จะต้องใช้โปรแกรมเฉพาะด้านจากบริษัท ซึ่งมีค่าใช้จ่ายในการจัดหาเพิ่มเติม ดังนั้นทีมงานจึงทดลองหาทางเลือกเพื่อพัฒนาระบบแสดงข้อมูลภาพเคลื่อนไหวจากระบบ FLIR สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในการติดตามการปฏิบัติการกิจของอากาศยาน โดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neuron Network) ในการสร้างตัวแบบเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ได้แก่ พิกัดตำแหน่ง ความเร็ว และความสูง จากข้อมูลภาพเคลื่อนไหวในขณะที่ยานอากาศยานปฏิบัติการร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์เพื่อใช้สำหรับติดตามอากาศยาน

คำสำคัญ : โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน, ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์, การเรียนรู้เชิงลึก

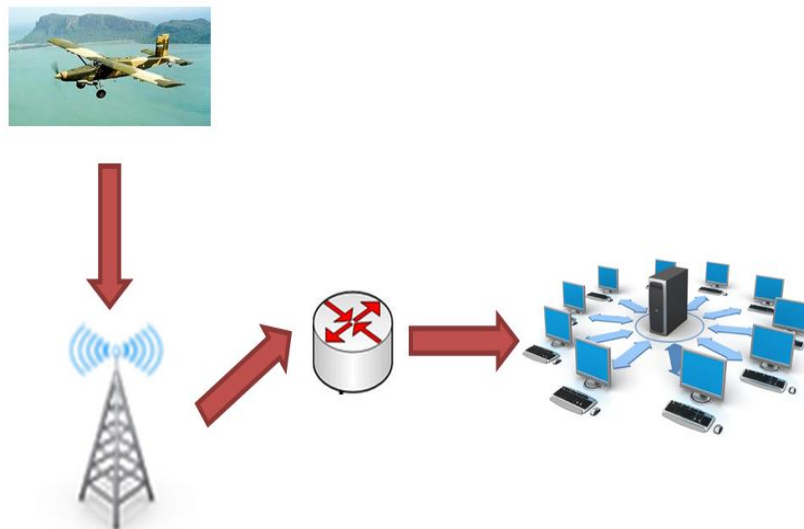
Abstract

The Royal Thai Air Force has an aerial imaging and recording system called Forward Looking Infrared (FLIR), which is capable of both day, and night operations. The motion data collected is sent to a ground station via Video Down Link (VDL). This method allows users to analyse image data in real time during the mission. However, the display of motion data on the Geographic Information System still has limitations and requires specialized programs, which produce additional procurement costs. Therefore, the research team has devised an option to develop an image display system from the aircraft's Forward Looking Infrared to analyse the data along with the Geographic Information System to track the aircraft during missions. The research team applied a Convolution Neural Network to create a model for tracking aircraft by analysing spatial data from the motion data obtained during flight missions on the Geographic Information System.

Keywords : Convolution Neuron Network, Geographic Information System, Deep Learning

1. บทนำ

ภาพเคลื่อนไหวที่ได้จากอากาศยานถือได้ว่าเป็นผลผลิตที่สำคัญจากภารกิจลาดตระเวนทางอากาศ ซึ่งในปัจจุบันกองทัพอากาศมีระบบถ่ายและบันทึกภาพทางอากาศที่เรียกว่า Forward Looking Infrared (FLIR) มีขีดความสามารถปฏิบัติการได้ทั้งกลางวันและกลางคืน เหมาะสมกับการกิจต่าง ๆ ได้แก่ การลาดตระเวนทางอากาศทั้งในเวลากลางวันและกลางคืน การลาดตระเวนค้นหาและช่วยชีวิต การลาดตระเวนทางทะเล การลาดตระเวนใช้อาวุธ การลาดตระเวนหาผู้กระทำความผิดกฎหมายตามแนวชายแดน การกิจเกี่ยวกับภัยพิบัติต่าง ๆ



รูปที่ 1 ระบบ Video Down Link (VDL)

ในส่วนของการวิเคราะห์ภารกิจในภาพรวมมีความจำเป็นต้องใช้ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่เกี่ยวข้องกับพิกัดตำแหน่ง ความเร็ว ความสูง และทิศทางของอากาศยานร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์เพื่อให้สามารถเห็นภาพรวมการปฏิบัติการมากขึ้น ซึ่งระบบ FLIR ได้เตรียมข้อมูลดังกล่าวในรูปแบบ packet mpeg-ts ตามมาตรฐาน NATO

รวมถึงการรักษาและควบคุมความสงบเรียบร้อยภายในบ้านเมือง เป็นต้น

สำหรับการส่งข้อมูลภาพเคลื่อนไหวจากอากาศยานลงสู่ภาคพื้นนั้น ทำได้ทั้งรูปแบบ Offline ที่สามารถบันทึกภาพพร้อมจัดเก็บบนอุปกรณ์ที่ติดตั้งบนอากาศยานเพื่อนำมาวิเคราะห์หลังเสร็จสิ้นการปฏิบัติการกิจ และในรูปแบบ Online ที่จะส่งข้อมูลลงมายังสถานีรับภาคพื้นโดยใช้ระบบ Video Down Link (VDL) ตามรูปที่ 1 ซึ่งเป็นระบบที่ทำให้ผู้ใช้งานเข้าถึงข้อมูลและสามารถวิเคราะห์การปฏิบัติการกิจในรูปแบบ Real Time ได้

Stanag 4609 [1] ตามรูปที่ 2 พร้อมกับวาดข้อมูลเชิงพื้นที่ของอากาศยานลงบนภาพเคลื่อนไหวในภาพแต่ละเฟรมตามรูปที่ 3 เพื่อส่งลงมายังสถานีรับภาคพื้นและส่งต่อในระบบเครือข่ายต่อไป

Sensor latitude	Sensor longitude	Sensor Altitude	Horizontal FOV	Vertical FOV	Sensor Yaw	Sensor Pitch	Sensor Roll
11.92320668228...	99.7912798355293	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.34026323...	-16.309716...	0.0
11.92320668228...	99.7912798355293	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.35599313...	-16.389539...	0.0
11.92320668228...	99.7912798355293	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.37055509...	-16.446016...	0.0
11.92320668228...	99.7912798355293	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.38353246...	-16.476573...	0.0
11.92320668228...	99.7912798355293	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.38353246...	-16.476573...	0.0
11.92328853156...	99.7912703639787	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.39248685...	-16.497341...	0.0
11.92328853156...	99.7912703639787	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.40581256...	-16.531503...	0.0
11.92328853156...	99.7912703639787	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.41659060...	-16.560172...	0.0
11.92328853156...	99.7912703639787	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.42637823...	-16.596564...	0.0
11.92328853156...	99.7912703639787	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.42637823...	-16.596564...	0.0
11.92337042275...	99.79126114388...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.44446454...	-16.636390...	0.0
11.92337042275...	99.79126114388...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.45759219...	-16.644798...	0.0
11.92337042275...	99.79126114388...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.47259127...	-16.647035...	0.0
11.92337042275...	99.79126114388...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.48041184...	-16.617679...	0.0
11.92337042275...	99.79126114388...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.48041184...	-16.617679...	0.0
11.92345227204...	99.79125217524...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.49037029...	-16.584549...	0.0
11.92345227204...	99.79125217524...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.49030198...	-16.550902...	0.0
11.92345227204...	99.79125217524...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.49534261...	-16.526182...	0.0
11.92345227204...	99.79125217524...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.50289680...	-16.513824...	0.0
11.92345227204...	99.79125217524...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.50289680...	-16.513824...	0.0
11.92353416323...	99.79124354188...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.51036222...	-16.520861...	0.0
11.92353416323...	99.79124354188...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.53176122...	-16.531332...	0.0
11.92353416323...	99.79124354188...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.56361723...	-16.561202...	0.0
11.92353416323...	99.79124354188...	658.65869140625	28.42206382751...	16.05676269...	91.58937390...	-16.603773...	0.0

รูปที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลตามมาตรฐาน NATO Stanag 4609



รูปที่ 3 ตัวอย่างข้อมูลเชิงพื้นที่ที่วาดบนภาพเคลื่อนไหว

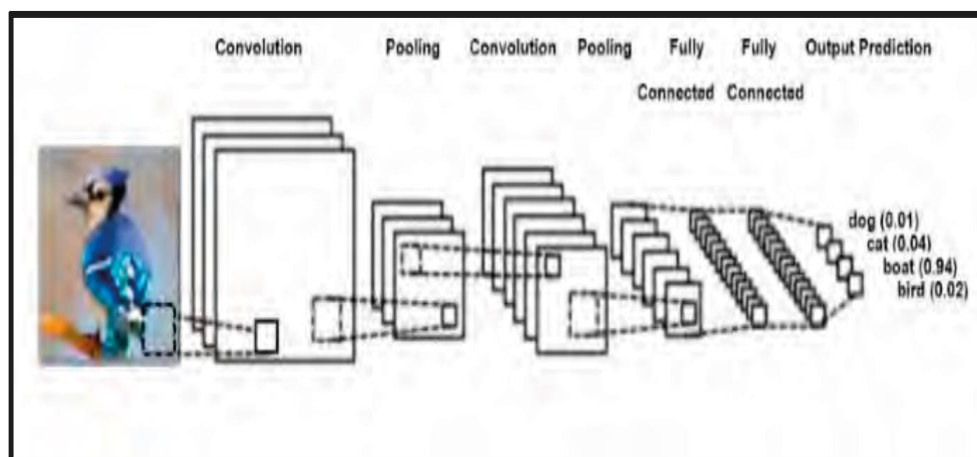
อย่างไรก็ตาม การแสดงผลข้อมูลเชิงพื้นที่ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์นั้น ยังคงมีข้อจำกัดที่จะต้องใช้โปรแกรมเฉพาะด้านที่บริษัทผู้ผลิตจัดทำ ซึ่งมีค่าใช้จ่ายในการจัดหาเพิ่มเติม

ดังนั้นทีมงานจึงได้ค้นหาทางเลือกในการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่จากข้อมูลภาพเคลื่อนไหวที่ได้จากระบบ FLIR สำหรับบูรณาการข้อมูลร่วมกับระบบสารสนเทศ

ภูมิศาสตร์ในการติดตามการปฏิบัติการกิจของอากาศยาน เพื่อลดค่าใช้จ่ายในการจัดหาโปรแกรมเฉพาะทาง ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางการเสริมสร้างเทคโนโลยีของกองทัพอากาศให้สามารถพึ่งพาตัวเอง โดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolution Neuron Network) ในการสร้างตัวแบบ (Model) ที่ใช้สกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ปรากฏอยู่บนภาพเคลื่อนไหว ซึ่งแนวทาง

ดังกล่าว เป็นการบูรณาการองค์ความรู้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ร่วมกับเทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ โดยแต่ละองค์ความรู้ต่างก็มีรายละเอียดและกรณีศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการนำไปประยุกต์ใช้สำหรับประเภทงานที่หลากหลาย และแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของการใช้งาน

2. เทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง



รูปที่ 4 กระบวนการของ Convolution Neuron Network

(1) คอนโวลูชัน (Convolution) จะเป็นการนำ Filter มาสแกนภาพเพื่อแยกองค์ประกอบ เช่น สี เส้น ขอบ เป็นต้น โดยผลลัพธ์ของการทำคอนโวลูชันคือ เมทริกซ์ชุดใหม่ที่เราเรียกว่า คอนโวลฟ์เจอร์ (Convolved Feature) หรือ ฟีเจอร์แมพ (Feature Map)

(2) Rectified Linear Unit (ReLU) เป็น การแปลงเมทริกซ์ฟีเจอร์แมพจากข้อ 2.1 ให้อยู่ในรูปของ nonlinear หรือไม่มีลักษณะเป็นเชิงเส้น โดยจะเปลี่ยนค่า pixel ที่มีค่าเป็นลบให้มีค่าเป็น 0 หลังการทำ ReLU ค่าที่ได้จะเป็นบวกเท่านั้น

(3) การพูลลิ่ง (Pooling) เป็นการลดขนาดของ ฟีเจอร์แมพให้เล็กลง แต่ยังคงรายละเอียดและข้อมูลสำคัญไว้ ซึ่งมีประโยชน์ในเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผล สำหรับวิธีการที่ได้รับความนิยม คือ การพูลลิ่งด้วยค่าสูงสุด (Max Pooling)

(4) การเชื่อมต่อกันของแต่ละชั้นข้อมูล (Fully Connected Layer) เป็นการนำลักษณะเด่นที่สำคัญของ

2.1 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

(Convolution Neuron Network : CNN)

จัดเป็นการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ที่จำลองการมองเห็นของมนุษย์ออกเป็นพื้นที่ย่อย ๆ โดยการแยกแยะคุณลักษณะเชิงภาพ เช่น สี ลายเส้น และอื่น ๆ แล้วนำมาผสมผสานกันเพื่อวิเคราะห์ ทำนาย และค้นหาวัตถุในภาพ [2] โดยประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลัก คือ

รูปที่ได้จากกระบวนการก่อนหน้ามาสร้างเป็น Neural Network สำหรับการเรียนรู้และทำนายรูปภาพ ซึ่งการทำนายผลจะอยู่ในรูปของคลาส (Classes) พร้อมด้วยค่าที่แสดงถึงความเชื่อมั่นในการทำนาย (Confident) ดังตัวอย่างในรูปที่ 4

ในปัจจุบันมีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันอย่างแพร่หลาย โดยขอตัวอย่างกรณีศึกษาที่มีการประยุกต์ใช้งาน ได้แก่

มีการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทคอนโวลูชันจำแนกพรรณไม้ที่อยู่ในสิ่งแวดล้อมทางธรรมชาติ [3] ซึ่งงานวิจัยดังกล่าวมีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจำนวน 4 โครงสร้าง ประกอบด้วย LeNet-5, AlexNet, GoogLeNet และ VGGNet โดยผลการวิจัยได้ข้อสรุปว่า โครงสร้างแบบ GoogLeNet เหมาะสมสำหรับใช้เพื่อจำแนกพรรณไม้ที่อยู่ในสิ่งแวดล้อมทางธรรมชาติมากที่สุด

อีกทั้งยังมีการนำมาร่วมใช้งานร่วมกับการตรวจจับ

วัตถุและข้อความบนแผนที่ป้ายโฆษณาบนหน้าเว็บไซต์ เพื่อให้ผู้เยี่ยมชมสามารถลดเวลาในการค้นหา และเข้าถึงข้อมูลรายละเอียดสินค้าได้อย่างรวดเร็ว [4]

นอกจากนี้ยังมีการนำมาใช้งานเพื่อการสำรวจวิเคราะห์และจำแนกหาถนนในชนบทที่เกิดขึ้นใหม่ และไม่มีใน Google map จากข้อมูลภาพถ่ายทางอากาศที่ได้จากอากาศยานไร้คนขับ [5]

จากตัวอย่างและประโยชน์ของการประยุกต์ใช้ Convolution Neural Network นั้น ทีมงานจึงได้มีแนวคิดที่จะนำมาใช้งานเพื่อการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ได้แก่ พิกัด ความเร็ว ความสูง และทิศทางของอากาศยาน จากข้อมูลภาพถ่ายเคลื่อนไหวที่ได้จากระบบ FLIR

สำหรับบูรณาการร่วมกับเทคโนโลยีภูมิสารสนเทศตามรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

2.2 เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ (Geo Informatics)

เป็นศาสตร์ที่ว่าด้วยการบูรณาการองค์ความรู้และเทคโนโลยี 3 ด้าน คือ ด้านการรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing : RS) ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (Geographic Information System : GIS) และระบบการกำหนดตำแหน่งบนพื้นโลกด้วยดาวเทียม (Global Navigation Satellite System: GNSS) เข้าด้วยกันตามรูปที่ 5 [6] ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้



รูปที่ 5 เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ

(1) การรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing: RS) คือ การสำรวจ การค้นหา รูปทรงพื้นฐานของวัตถุต่าง ๆ บนผิวโลกโดยปราศจากการสัมผัสวัตถุนั้น ๆ ซึ่งการรับรู้จากระยะไกลจะอาศัยคุณสมบัติการสะท้อนของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าที่แผ่ออกมาจากวัตถุที่ต้องการสำรวจ โดยวัตถุที่แตกต่างกันชนิดกัน จะมีการสะท้อนคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในช่วงแถบช่วงความยาวคลื่น (Band) ที่แตกต่างกัน จากคุณสมบัติดังกล่าวทำให้สามารถค้นหาวัตถุนภาพถ่ายดาวเทียมได้ เช่น การค้นหาเส้นทางการ

ส่งกำลังบำรุงของฝ่ายตรงข้ามจากภาพถ่ายดาวเทียม หรือ การค้นหาเป้าหมายทางทหาร

(2) ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (Geographic Information System: GIS) คือ ระบบสารสนเทศที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial Data) ที่อ้างอิงตำแหน่งบนพื้นโลกโดยอาศัยระบบพิกัดทางภูมิศาสตร์ โดยทั่วไปสารสนเทศประเภทนี้จะถูกนำเสนอร่วมกับแผนที่ หรือ ข้อมูลชั้นความสูง (Digital Elevation Model: DEM) รวมถึงแสดงผลร่วมกับผลลัพธ์ที่ได้จาก

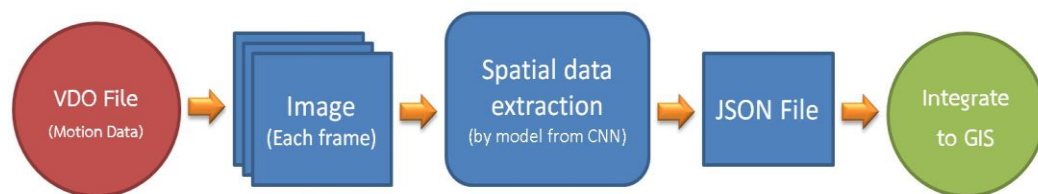
เทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกลด้วย โดยข้อมูลเชิงพื้นที่ที่จะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก ๆ คือ ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ประเภทบอกตำแหน่งเชิงสัมพัทธ์ (Relative Position) เป็นข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ไม่สามารถบอกตำแหน่งได้แน่ชัด แต่สามารถเทียบเคียงได้โดยใช้ความสัมพันธ์ได้แก่ ใกล้กับ ติดกับ ภายใน เป็นต้น และข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ประเภทบอกตำแหน่งสมบูรณ์ (Absolute Position) ที่ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่สามารถบอกตำแหน่งได้แน่ชัดโดยใช้ระบบพิกัดทางภูมิศาสตร์ เช่น ละติจูด ลองจิจูด

(3) ระบบการกำหนดตำแหน่งบนพื้นโลกด้วยดาวเทียม (Global Navigation Satellite System: GNSS) คือระบบที่คำนวณหาตำแหน่งบนพื้นโลกจากพิกัดของดาวเทียมที่โคจรรอบโลก โดยองค์ประกอบของระบบ GNSS ประกอบด้วย ดาวเทียมในวงโคจร (Space Segment) ส่วนสถานีควบคุม (Control Segment) และส่วนผู้ใช้ (User segment) สำหรับตัวอย่างการใช้ประโยชน์ของระบบ GNSS ที่คุ้นเคย ได้แก่ การใช้ในงานสำรวจที่ดิน การทำแผนที่ ระบบนำทางอัตโนมัติ ตลอดจนโปรแกรมประยุกต์ต่าง ๆ บนโทรศัพท์เคลื่อนที่หรืออุปกรณ์พกพา

จากวัตถุประสงค์ที่ต้องการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่จากภาพเคลื่อนไหวสำหรับบูรณาการร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์เพื่อแก้ไขและสามารถลดค่าใช้จ่ายในการจัดหาโปรแกรมเฉพาะทางในการติดตามสถานการณ์ในภาพรวม นั้น จะเห็นได้ว่าองค์ความรู้ทั้ง 2 ด้านที่กล่าวมา มีความจำเป็นต่อการนำมาประยุกต์ใช้งาน ดังนั้น ทีมงานจึงได้ทำการทดลองเพื่อพิสูจน์ทราบและใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาระบบ ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

3. กระบวนการออกแบบโปรแกรมสกัดข้อมูล

การพัฒนาโปรแกรมสำหรับสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์และสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ที่อยู่ในรูปแบบตัวอักษรภาษาอังกฤษและตัวเลขที่ปรากฏอยู่บนภาพในแต่ละเฟรมของภาพเคลื่อนไหว ซึ่งตัวอักษรและตัวเลขดังกล่าวหมายถึงข้อมูลพิกัดตำแหน่ง ความเร็ว ความสูง และทิศทางของอากาศยาน โดยกระบวนการที่จะนำมาใช้ในการสร้างตัวแบบการสกัดข้อมูลนั้น จะอ้างอิงตามมาตรฐาน CRISP-DM [7,8] ซึ่งเป็นที่นิยมที่จะนำมาประยุกต์ใช้งานด้านการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งกระบวนการการพัฒนาโปรแกรมสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่จะมีรายละเอียดตามรูปที่ 6 ดังนี้



รูปที่ 6 กระบวนการออกแบบโปรแกรมสกัดข้อมูล

(1) ทำการแตกข้อมูลภาพเคลื่อนไหวในแต่ละเฟรม ให้อยู่ในรูปแบบของภาพเดี่ยวเพื่อความเหมาะสม และสะดวกต่อการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่

(2) ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่อยู่ในแต่ละภาพที่

ได้จากข้อ (1) โดยใช้แบบจำลองที่ได้จากการประมวลผลตามกระบวนการของ Convolution Neuron Network (CNN)

ในส่วนของการสร้างตัวแบบจะเริ่มต้นด้วยการศึกษาข้อมูลลักษณะของตัวอักษรและตัวเลข ที่ปรากฏบน

ภาพเคลื่อนไหว ซึ่งพบว่าข้อมูลดังกล่าวประกอบด้วยพิกัดตำแหน่งที่อยู่ในระบบ Universal Travers Mercator (UTM) และแสดงผลในรูปแบบ Military Grid Reference System (MGRS) เพื่อความง่ายต่อการทำความเข้าใจของผู้ใช้งาน โดยหลักการของ MGRS คือการแบ่งโซนพื้นที่ออกเป็นตารางสี่เหลี่ยมเท่า ๆ กัน ซึ่งแต่ละพื้นที่จะมีตัวอักษรภาษาอังกฤษและตัวเลขกำกับเพื่อระบุพิกัดในแนวทิศเหนือ-ทิศใต้ และแนวทิศตะวันออก – ตะวันตก นอกจากนี้ ยังพบว่ามีข้อมูลที่สำคัญอยู่บนภาพในแต่ละเฟรมประกอบด้วยความเร็ว ความสูง และทิศทาง ซึ่งอยู่ในรูปแบบตัวเลขอีกด้วย

หลังจากทำความเข้าใจกับลักษณะของอักขระที่อยู่บนภาพเคลื่อนไหวแล้ว ขั้นตอนต่อมา คือ การรวบรวมข้อมูลสำหรับใช้เป็นชุดข้อมูลการเรียนรู้ (Training Dataset) ซึ่งขั้นตอนนี้ถือได้ว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญมาก และมีผลต่อความแม่นยำในการทำนายผลหรือสกัดข้อมูลของตัวแบบ ซึ่งทีมงานได้ทำการคัดเลือกชุดข้อมูลตัวอักษรภาษาอังกฤษ [A-Z], [a-z] และ [0-9] ชื่อว่า “The Chars74K dataset” จาก University Of Surrey ที่มีจำนวนภาพทั้งสิ้น 7705 ภาพ [9] สำหรับใช้เป็นชุดข้อมูลการเรียนรู้ของเครื่อง โดยทำการแบ่งข้อมูลที่มีทั้งหมดออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับสอน

จำนวนร้อยละ 80 และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองร้อยละ 20

ในส่วนของการขั้นตอนการสร้างตัวแบบสกัดข้อมูลทีมงานได้ทดลองใช้ไลบรารีภาษาไพธอนชื่อ ImageAI [10] และใช้โครงสร้างแบบ ResNet [11] สำหรับการประมวลผลโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ซึ่งเมื่อทำการประมวลผลการสอนคอมพิวเตอร์ จำนวน 200 รอบ (200 Epoc) เสร็จเรียบร้อยแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้คือตัวแบบสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ที่มีค่าความแม่นยำมากถึงร้อยละ 98.23 ซึ่งเป็นค่าที่เพียงพอต่อการนำไปใช้ในขั้นตอนการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่

(3) โปรแกรมจะทำการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ได้แก่ข้อมูลตำแหน่งพิกัด ความเร็ว ความสูง และทิศทางที่ปรากฏอยู่บนภาพเคลื่อนไหวในแต่ละเฟรม พร้อมกับการแปลงระบบพิกัดจาก UTM ให้อยู่ในรูปแบบ Geographic Coordinate System (GCS) ที่ประกอบด้วยค่าละติจูด และลองจิจูด หลังจากการวิเคราะห์ข้อมูลเรียบร้อยแล้วโปรแกรมจะทำการบันทึกและเขียนข้อมูลเป็นไฟล์ในรูปแบบ JavaScript Object Notation (JSON) ตามรูปที่ 7 ซึ่งเหมาะสมต่อการนำไปใช้ในระบบเครือข่ายผ่าน Hypertext Transfer Protocol (HTTP)

```
{
  "MGRS": "47NRG0913684028",
  "lat": "6.181031021188114",
  "lon": "101.7931747505055",
  "speed": "108",
  "heading": "132",
  "altitude": "7329",
  "Time": "09/02/14 14:41:52"
}
```

รูปที่ 7 ตัวอย่างข้อมูลเชิงพื้นที่ที่อยู่ในรูปแบบ JSON

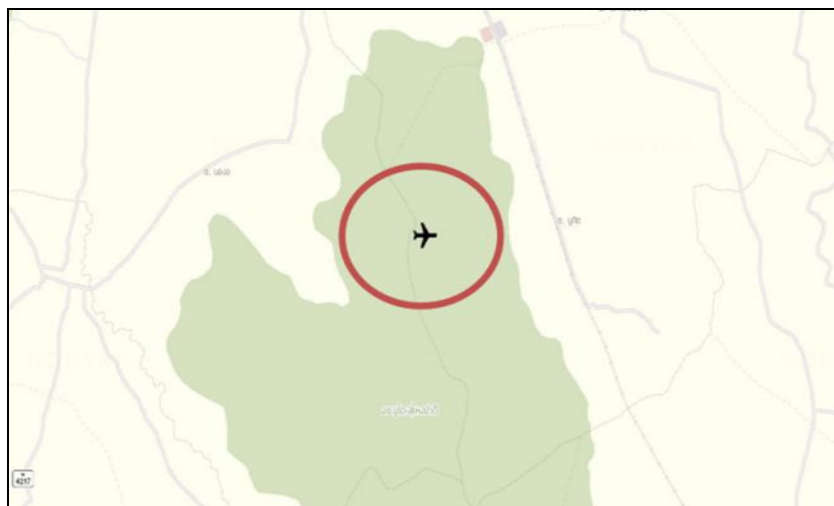
(4) การแสดงผลข้อมูลร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ เป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่อยู่ในรูปแบบ JSON มาแสดงผลร่วมบนระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ โดยทีมงานได้ทดลองใช้ภาษา Javascript และใช้ไลบรารี arcgis js api [12] สำหรับการพัฒนาโปรแกรม ซึ่งโปรแกรมจะอ่านไฟล์ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่อยู่ในรูปแบบ JSON ผ่าน http หรือ https ตามวงรอบที่กำหนด (วงรอบการอ่านไฟล์ควรกำหนดระหว่าง 1- 5 วินาที) แล้วทำการนำข้อมูลพิกัดละติจูด ลองจิจูด และอื่น ๆ ไปแสดงบนระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์

4. ผลการสกัดข้อมูลและการนำไปใช้

จากการทดลองตัวแบบการสกัดข้อมูลสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่และแสดงผลบนระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในรูปแบบการติดตามเป้าหมายเคลื่อนที่ (Moving Target) ได้ โดยตัวอย่างผลลัพธ์คือข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ปรากฏอยู่บนภาพเคลื่อนไหวแต่ละเฟรมในรูปแบบที่ 3 สามารถถูกสกัดออกมาให้อยู่ในรูปแบบ JSON ตามรูปที่ 8 และสามารถนำมาแสดงผลต่อในระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS) ตามรูปที่ 9 ได้

```
{
  "MGRS": "47NRG0016786927",
  "lat": "6.207646105125138",
  "lon": "101.7123323895842",
  "speed": "106",
  "heading": "122",
  "altitude": "7371"
},
{
  "MGRS": "47NRG0026286874",
  "lat": "6.207162796581939",
  "lon": "101.71318771153236",
  "speed": "106",
  "heading": "122",
  "altitude": "7377"
},
{
  "MGRS": "47NRG0035786821",
  "lat": "6.206679487326518",
  "lon": "101.7140430315079",
  "speed": "105",
  "heading": "122",
  "altitude": "7383"
},
{
  "MGRS": "47NRG0045286799",
  "lat": "6.206476294333884",
  "lon": "101.71489978445476",
  "speed": "105",
  "heading": "121",
  "altitude": "7399"
},
{
  "MGRS": "47NRG0054786718",
  "lat": "6.205739974755962",
  "lon": "101.71575380443657",
  "speed": "105",
  "heading": "121",
  "altitude": "7392"
},
{
  "MGRS": "47NRG0064286666",
  "lat": "6.205265699365936",
  "lon": "101.7166091648366",
  "speed": "105",
  "heading": "121",
  "altitude": "7394"
},
{
  "MGRS": "47NRG0073786815",
  "lat": "6.206607661724991",
  "lon": "101.71747383511587",
  "speed": "105",
  "heading": "121",
  "altitude": "7395"
},
{
  "MGRS": "47NRG0083286964",
  "lat": "6.207949620696174",
  "lon": "101.71833851064656",
  "speed": "105",
  "heading": "121",
  "altitude": "7394"
},
{
  "MGRS": "47NRG0092786512",
  "lat": "6.203860940856386",
  "lon": "101.71917532701764",
  "speed": "105",
  "heading": "122",
  "altitude": "7392"
}
```

รูปที่ 8 ตัวอย่างผลลัพธ์การวิเคราะห์ในรูปแบบ JSON



รูปที่ 9 ตัวอย่างผลลัพธ์หลังนำข้อมูลไปแสดงผลบนระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS)

5. สรุปและข้อเสนอแนะ

การทดลองครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาแนวทางการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่จากภาพเคลื่อนไหวที่ได้จากระบบ FLIR ซึ่งข้อมูลเชิงพื้นที่ประกอบด้วยพิกัดตำแหน่ง

ความเร็ว ความสูง และทิศทางของอากาศยาน โดยข้อมูลเหล่านี้จะปรากฏอยู่บนภาพเคลื่อนไหวในแต่ละเฟรม ซึ่งในส่วนของการสกัดข้อมูลเชิงพื้นที่ที่ทีมงานได้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (CNN)

โครงสร้างแบบ ResNet ในการสร้างตัวแบบสกัดตัวอักษรและตัวเลข เพื่อให้สามารถนำมาแสดงผลร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ในรูปแบบเป้าหมายเคลื่อนที่ หรือ Moving Target ได้

ซึ่งผลการทดลองสรุปได้ว่าตัวแบบที่ได้จากโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (CNN) แบบ ResNet ที่มีค่าความแม่นยำที่ 98.23 ซึ่งเป็นค่าเพียงพอต่อการนำไปใช้งาน และสามารถนำมาใช้วิเคราะห์หาข้อมูลเชิงพื้นที่ที่วาดอยู่บนภาพเคลื่อนไหวได้อย่างมีประสิทธิภาพและเหมาะสมสำหรับนำมาใช้งานร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์

อย่างไรก็ตามการทดลองครั้งนี้ได้ใช้ตัวแบบจากการประมวลผลโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันที่มีโครงสร้างแบบ ResNet เท่านั้น ดังนั้น ทีมงานจึงขอเสนอให้มีการทดลองกับโครงสร้างในรูปแบบอื่นๆ เช่น LeNet-5, AlexNet, GoogleNet และ VGGNet เพื่อเปรียบเทียบหาโครงสร้างที่ให้ผลลัพธ์ตัวแบบ (model) ที่มีค่าความแม่นยำในการสกัดข้อมูลมากที่สุด รวมถึงทดลองกับชุดข้อมูลการเรียนรู้ชุดอื่น ๆ เพื่อสร้างตัวแบบที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] NATO STANDARDIZATION AGENCY (NSA). (2009). NATO DIGITAL MOTION IMAGERY STANDARD STANAG 4609 (Edition 3)
- [2] พิมพา ชีวาประกอบกิจ. (2562). การปรับปรุงประสิทธิภาพในการจำแนกภาพด้วยโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันโดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ. TNI Journal of Engineering and Technology, 7(1): 59-64.
- [3] J. Sanuksan and O. Surinta (2019). Deep Convolutional Neural Networks for Plant Recognition in Natural Environment. Journal of Science and Technology Mahasarakham University, 38(2), 113–124.
- [4] จักรภัทร แก้วทอง ไตรปิฎก อินทสุวรรณ. (2560). โปรแกรมตรวจจับวัตถุและข้อความบนป้ายโฆษณา. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง (วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรบัณฑิต).
- [5] ณัฐชา ขงยัง. (2562). การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกข้อมูลถนนจากภาพถ่าย Drone เพื่อการสำรวจถนนในเขตชนบท. คณะเกษตรศาสตร์ ทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยนเรศวร (วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรบัณฑิต).
- [6] อัญญา นูชาพันธ์, วณมพร พาหะนิษฐ์, ภูมิ สาทสินธุ์. (2018). เทคโนโลยีสารสนเทศกับการรู้เรื่องภูมิศาสตร์. Special Issue : JHSSRRU, 20 : 385-397
- [7] ภูมิพัฒน์ ดวงกลาง, รัชนา เครือแก้ว. (2562). แบบจำลองการทำนายแบบอากาศยานจากข้อมูลเป้าหมายไม่ทราบฝ่ายอัตโนมัติ.วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีนายเรืออากาศ, 15(1) : 1-8
- [8] Evelyn Guindo Betancourt, Armando Plasencia Salgueiro. (2019). METHODOLOGICAL PROPOSAL FOR THE CLASSIFICATION OF TEXTS WITH CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS. International Journal of Computer Science and Technology (IJCSST), 4(1):1-20
- [9] University Of Surrey. (2012). The Chars74K dataset. Retrived on January 10,2020, from <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/demos/chars74k/>
- [10] MOSES OLAFENWA. (2020). ImageAI. Retrived on January 5,2020, from <https://github.com/OlafenwaMoses/ImageAI>

- [11] Kaiming He,Xiangyu Zhang,Shaoqing Ren,Jian Sun.(2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
- [12] esri. (2019). ArcGIS API for JavaScript. Retrived on February 15, 2020, from <https://developers.arcgis.com/javascript>