การตรวจสอบรอยร้าวหรือการตรวจสอบความเสียหายอาคารชลประทานด้วยเทคโนโลยีสามมิติจากภาพถ่ายและการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นแบบสมบูรณ์

Inspections of Crack Surface on Irrigation Structure Based on Structure from Motion Technique and Using Deep Learning by fully convolutional network.

สโรชา ช่วงชู*, ศวิษฐ์ ธรรมวิชิต, อภิชาติ บัวติก และ กฤษฎา ไชยสาร

หน่วยวิจัย Infrastructure Inspection, Monitoring, Repair and Strengthening (IIMRaS) คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ จ.ปทุมธานี
**Corresponding author; E-mail address: sarocha.chou@dome.tu.ac.th*

บทคัดย่อ

ปัจจุบันกรมชลประทานใช้วิธีการตรวจสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา (Visual Inspection) หรือวิธีการตรวจสอบแบบพินิจ โดยการเดินตรวจสภาพในทุกองค์ประกอบของอาคารเพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการตรวจสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา มาทำการประเมินสภาพอาคารชลประทานโดยวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) ซึ่งวิธีการดังกล่าวเป็นวิธีการที่ไม่สามารถตรวจสอบได้ทั่วถึง เช่น บริเวณที่ผู้ตรวจสอบเข้าถึงได้ยากหรือไม่สามารถเข้าถึงได้ และอาจเป็นอันตรายต่อผู้ทำการสำรวจ อีกทั้งอาจเกิดข้อผิดพลาดจากผู้ตรวจสอบเอง เพื่อการรักษาความปลอดภัยของอาคารชลประทาน งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการตรวจสอบโดยเทคโนโลยีภาพถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูปที่มีความละเอียดสูง การใช้อากาศยานไร้คนขับในการเก็บรวบรวมข้อมูล ร่วมกับเทคโนโลยีการสร้างแบบจำลองสามมิติด้วยภาพถ่ายด้วยเทคนิค photogrammetry ร่วมกับการพัฒนากระบวนการตรวจหารอยแตกรอยร้าวด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) เพื่อตรวจหารอยร้าวบนอาคารชลประทาน ผลปรากฏว่าวิธีที่นำเสนอสามารถตรวจจับรอยร้าวในระดับพิกเซลได้อย่างแม่นยำกว่า 90%

คำสำคัญ: การตรวจสอบรอยร้าว, อากาศยานไร้คนขับ, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นแบบสมบูรณ์, การสร้างแบบจำลองสามมิติด้วยภาพถ่าย และ อาคารชลประทาน

Abstract

Currently, the Royal Irrigation Department perform visual inspection on structures in their regular maintenance routine. All elements are required to be inspected again Condition Index (CI) to assess the current state of dams. However, the visual inspection method cannot be performed thoroughly, as there are many areas that are difficult or inaccessible for inspectors, often some areas can be harmful to surveyors. In addition, the visual inspection method posts significant amount of errors that are caused by the inspectors themselves. To ensure the structural integrity of a dam, in this paper, the novel method of inspection is proposed using photographic technology through high-resolution cameras. An unmanned aerial vehicles are used for data collection, and then a 3D model of a dam is created through photogrammetry. Then the Fully Convolutional Network (FCN) technique is applied to detect cracks on the dams. The results show that the proposed system can detect cracks at pixel-level with accuracy over 90%.

Keywords: Crack detection, Unmanned Aerial Vehicles, Fully Convolutional Network, Structure from Motion and Irrigation structure

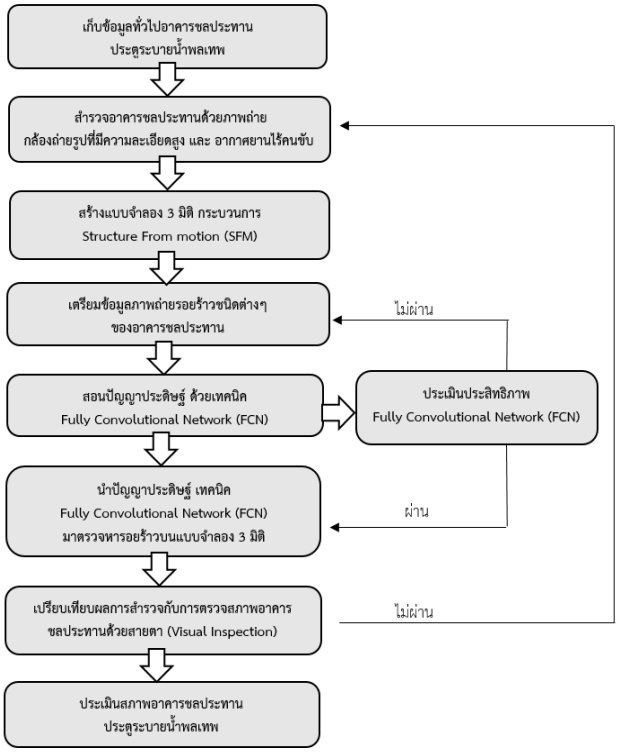
1. คำนำ

โครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาพลเทพ สำนักงานชลประทานที่ 12 จังหวัดชัยนาท เดิมมีชื่อว่า “โครงการมะขามเฒ่า” ได้ทำการก่อสร้างประตูระบาย (Dam) และประตูน้ำ (Navigation Lock) ขึ้นที่ปากคลองมะขามเฒ่าซึ่งเป็นตอนต้นของแม่น้ำสุพรรณบุรี ในปี พ.ศ.2472 แล้วเสร็จในปี พ.ศ.2478 เพื่อเป็นประตูระบายน้ำปากคลองของ “โครงการสุพรรณบุรี” (ปัจจุบันคือโครงการฯสามชุกและโครงการฯโพธิ์พระยา) โดยลักษณะเป็นโครงการประเภทรับน้ำนอง (Inundation Scheme) เน้นการป้องกันอุทกภัยและการคมนาคมทางน้ำ หลังจากมีการวางโครงการเจ้าพระยาใหญ่ ในปีพ.ศ.2496 และได้เริ่มก่อสร้างระบบส่งน้ำและระบายน้ำจนเมื่อเขื่อนเจ้าพระยาก่อสร้างแล้วเสร็จในปี พ.ศ.2500 จึงได้เปลี่ยนลักษณะโครงการเป็นประเภทเหมืองฝาย (Diversion Irrigation) ณ ปัจจุบันโครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาพลเทพ มีอายุ 87 ปี

ปัจจุบันการตรวจสภาพประตูระบายน้ำพลเทพ เป็นรายงานที่เน้นทางด้านการตรวจสภาพด้วยสายตา (Visual Inspection) [1-2] ในรายละเอียดของรายงานประกอบด้วยข้อมูลทั่วไปของเขื่อนพร้อมภาพถ่าย รายละเอียดการตรวจสภาพเขื่อนในแต่ละองค์ประกอบ การสรุปผลซึ่งบ่งชี้สภาพปัญหา รายงานนี้เป็นการศึกษาเพื่อใช้ในการเตรียมความพร้อมด้านวิศวกรรมที่จะดำเนินการซ่อมแซม ปรับปรุง บำรุงรักษาสภาพเขื่อนและอาคารประกอบให้อยู่ในสภาพพร้อมใช้งานและมีประสิทธิภาพในการส่งน้ำและระบายน้ำยิ่งขึ้น แต่ในการประเมินสภาพเขื่อนนั้น จะทำการพิจารณาในองค์ประกอบที่มองเห็นเท่านั้น เนื่องจากองค์ประกอบที่มองไม่เห็นจะไม่สามารถสังเกตได้ถึงสภาพที่เป็นอยู่จริง ดังนั้นค่าดัชนีสภาพจะเป็นค่าที่เกิดจากการที่ผู้ตรวจสภาพด้วยสายตามองเห็น

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงพัฒนาการตรวจหารอยแตกรอยร้าวที่เกิดขึ้นบนเขื่อนคอนกรีตด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) ซึ่งต่อยอดจากงานวิจัยของ Chuncheng Feng และคณะ (2020) [3] ร่วมกับเทคโนโลยีการสร้างแบบจำลองสามมิติด้วยภาพถ่ายด้วยเทคนิค photogrammetry เพื่อพัฒนาประสิทธิภาพในการตรวจหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบความมั่นคงและระบุจุดที่ควรทำการปรับปรุงซ่อมแซมโครงสร้างอาคารชลประทานในประเทศไทยต่อไปในอนาคตได้

2. ขั้นตอนการศึกษา



รูปที่ 1 แผนผังขั้นตอนการศึกษา

2.1 ข้อมูลพื้นฐานอาคารประตูระบายน้ำพลเทพ

ประตูระบายน้ำพลเทพ ซึ่งเป็นประตูระบายน้ำที่สำคัญของแม่น้ำสุพรรณหรือแม่น้ำท่าจีน ครอบคลุมพื้นที่ 4 อำเภอในจังหวัดชัยนาท ประกอบด้วย อำเภอวัดสิงห์ อำเภอสรรคบุรี อำเภอหันคา อำเภอเมืองชัยนาท มีพื้นที่ทั้งหมด 103,000 ไร่ เป็นพื้นที่เพื่อทำการเกษตร 96,300 ไร่ หรือคิดเป็นร้อยละ 93.30 พื้นที่คลองส่งน้ำ คลองระบายน้ำประมาณ 6,700 ไร่ หรือคิดเป็นร้อยละ 6.30 พื้นที่การเกษตรส่วนใหญ่ร้อยละ 95 ทำการเพาะปลูกข้าว และในปัจจุบัน เกษตรกรร้อยละ 90 เพาะปลูกข้าวเพื่อผลิตเมล็ดพันธุ์ ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ประตูระบายน้ำพลเทพ

2.2 สำรวจรูปทรงด้วยภาพถ่ายอาคารชลประทานและการสร้างแบบจำลองสามมิติ

2.2.1 อุปกรณ์การสำรวจด้วยภาพถ่าย

งานวิจัยนี้นำเอาเทคโนโลยีการบินแบบอากาศยานไร้คนขับ (UAV : Unmanned Aerial Vehicle) เพื่อที่บันทึกข้อมูลของโครงสร้างได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์ โดยอุปกรณ์ที่นำมาใช้เพื่อการสำรวจภาพถ่ายดิจิตอล ได้แก่ เครื่องบินอากาศยานไร้คนขับจาก DJI รุ่น Phantom 4, Phantom 4 RTK [4] และ D-RTK2 [5] รายละเอียดคุณลักษณะเฉพาะของอุปกรณ์ ดังแสดงในตารางที่ 1

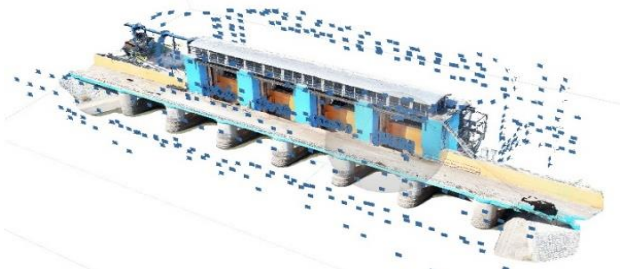
ตารางที่ 1 รายละเอียดอุปกรณ์ในการบันทึกภาพถ่าย

รายละเอียด	Phantom 4	Phantom 4 RTK	D-RTK2	หมายเหตุ
เซนเซอร์	1 / 2.3”	1”		CMOS
ขนาดภาพสูงสุด	12.4	20		ล้านพิกเซล
ระยะภาพ	20 มม.	24 มม.		บนขนาด 35 มม.
ระบบดาวเทียม	GPS + GLONASS	GPS + BeiDou + Galileo (Asia) GPS + GLONASS + Galileo (Other regions)	GPS + BeiDou + GLONASS + Galileo	GNSS

2.2.2 วิธีการบันทึกภาพถ่ายเพื่อสร้างแบบจำลอง 3 มิติ

1. การบินแบบสแกน (The Scanning Flight) เหมาะกับการสำรวจพื้นที่ที่ต้องสร้างแบบจำลองเป็นขนาดใหญ่

2. การบินรอบวัตถุที่สนใจ (The Circular POI Fight) การบินในลักษณะนี้เป็น การบินรอบวัตถุเป็นวงกลมกับโครงสร้างที่สนใจ ในงานวิจัยนี้ได้ใช้เครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ Phantom 4 RTK ในการถ่ายภาพรอบอาคารประตูระบายน้ำพลเทพ ดังแสดงในรูปที่ 3

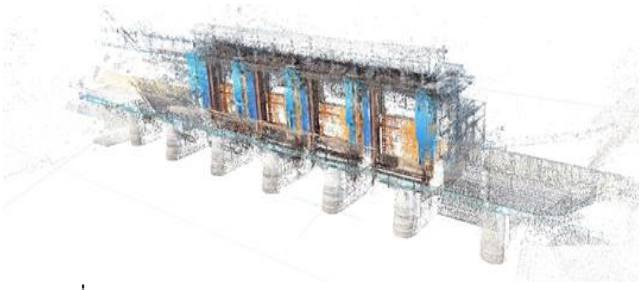


รูปที่ 3 การบินรอบวัตถุที่เป้าหมาย (The Circular POI Flight)

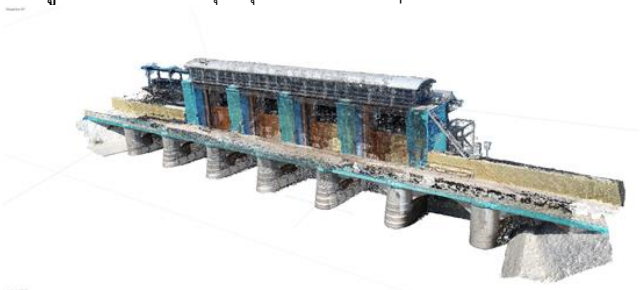
2.2.3 การประมวลผลแบบจำลอง 3 มิติ โดยซอฟต์แวร์ Agisoft PhotoScan Professional เป็นซอฟต์แวร์สร้างแบบจำลอง 3 มิติ [6]

โดยหลักการพื้นฐานวิธีการของ Structure from Motion (SfM) เป็นหลักแต่จะเพิ่มเติมในส่วนของการสร้างพื้นผิวและสร้างโครงตาข่ายสามเหลี่ยม ซึ่งเป็นการนำเอาเทคโนโลยีสมัยใหม่เข้ามาช่วยในการสำรวจรูปทรงของโครงสร้างอาคารชลประทานประเภทคอนกรีตเสริมเหล็ก มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

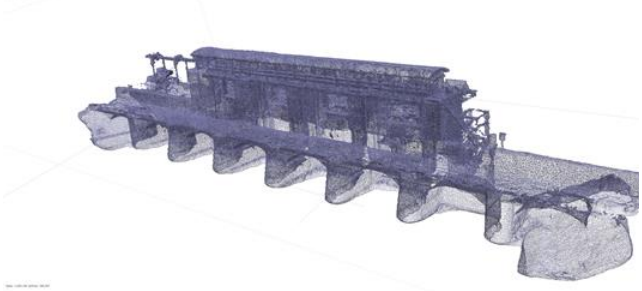
1. เลือกภาพถ่าย (Loading Photos)
2. การวางแนวภาพถ่าย (Align Photos) และการสร้างแบบจำลองจุดกลุ่มเมฆแบบห่าง (Sparse Point Cloud)
3. การประมวลผลจุดกลุ่มเมฆแบบแน่น (Build Dense Cloud)
4. การประมวลผลตาข่าย (Build Mesh)
5. การประมวลผลพื้นผิว (Build Texture)



รูปที่ 4 แบบจำลองจุดกลุ่มเมฆแบบห่าง (Sparse Point Cloud)



รูปที่ 5 แบบจำลองจุดกลุ่มเมฆแบบแน่น (Build Dense Cloud)



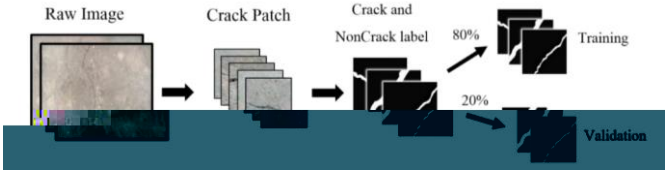
รูปที่ 6 แบบจำลองการประมวลผลตาข่าย (Build Mesh)



รูปที่ 7 แบบจำลองการประมวลผลพื้นผิว (Build Texture)

2.3 การเตรียมข้อมูลเพื่อสอนปัญญาประดิษฐ์

หลังจากที่สามารถสร้างแบบจำลอง 3 มิติได้จากหัวข้อก่อนหน้านี้ จากนั้นนำมาทำการตรวจหาความรอยแตกร้าว โดยการศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่โครงสร้างการเรียนรู้เชิงลึกในรูปแบบของ Fully Convolutional Network (FCN) เป็นหลัก เนื่องจากเป็นปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะแก่การนำมาวิเคราะห์ข้อมูลประเภทภาพถ่าย โดยนำภาพถ่ายที่มีรอยร้าวเป็นส่วนประกอบภายในภาพมาทำการแบ่งเป็นภาพเล็ก ๆ (Image Patch) โดยขนาดขึ้นอยู่กับความต้องการของผู้ใช้ เช่น 150 x 150, 180 x 180 หรือ 225 x 225 พิกเซล^2 เป็นต้น หลังจากนั้นนำข้อมูลในแต่ละกลุ่มมาแยกออกเป็นกลุ่มของ Training และ Validation โดยคิดเป็นสัดส่วน 80 เปอร์เซ็นต์และ 20 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ดังรูปที่ 8 [7]

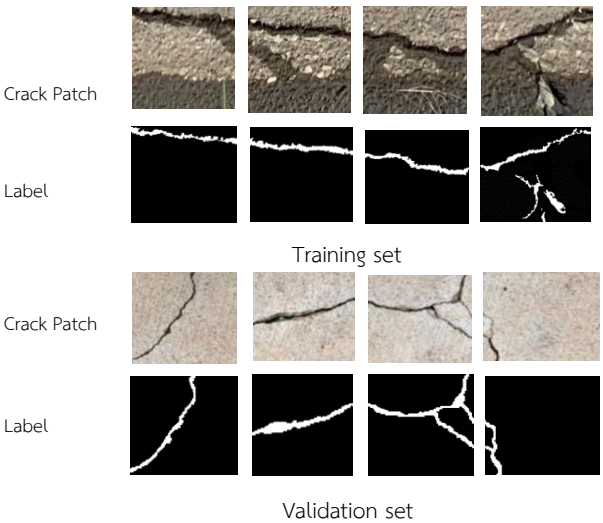


รูปที่ 8 เตรียมขอมูลเพื่อการ Training ใหกับปญญาประดิษฐ FCN ในการตรวจจับรอยราว

สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำภาพ Raw Image ขนาด 150 x 150 พิกเซล^2 จำนวน 2,400 ภาพ มาทำการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับ Training จำนวน 1,920 ภาพ และสำหรับ Validation จำนวน 480 ภาพ ดังแสดงในตารางที่ 2 และระบายผลเฉลยเพื่อสอนปัญญาประดิษฐ์ ดังรูปที่ 9

ตารางที่ 2 เตรียมการแบ่งชุดข้อมูลภาพรอยร้าวในงานวิจัย

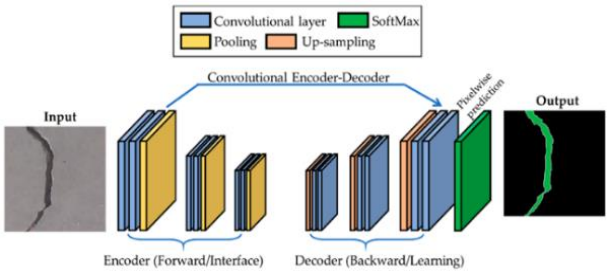
Raw Image	Training		Validation	
	Crack Patch	Crack and Non-Crack label	Crack Patch	Crack and Non-Crack label
2,400	1920	1920	480	480



รูปที่ 9 ระบายผลเฉลยเพื่อสอนปัญญาประดิษฐ์

2.4 การตรวจจับรอยร้าวด้วย Fully Convolutional Network (FCN)

ในส่วนของการเรียนรู้แบบ FCN นั้นจะมีลักษณะของโครงสร้างช่วงแรกเหมือนกับ Convolutional Neural Network (CNN) ในส่วนที่แตกต่างกันนั้นคือ FCN จะเพิ่มกระบวนการในขั้นตอนสุดท้ายที่เรียกว่า Deconvolution Layer โดยจะทำก่อนเข้า Softmax Layer หรือ Output Layer ซึ่งสามารถเปลี่ยนไปใช้ตัวอื่นได้ เช่น Sigmoidal functions เป็นต้น วัตถุประสงค์ของการทำ Deconvolution Layer คือ การขยาย Feature map เพื่อเอาข้อมูลภายใน (Local Information) ของ Feature map ออกมาแล้วรวมเข้ากับข้อมูลบน Pooling Layer ในชั้นที่มีขนาดเท่ากัน ทำให้ผลลัพธ์ตอนสุดท้ายสามารถได้ข้อมูลในรูปแบบของการแบ่งส่วน (Segmentation) ในแต่ละพิกเซล ซึ่งแตกต่างจาก CNN ที่ทำได้เพียงการจำแนก (Classification) เท่านั้น ภาพรวมการทำงานของ Fully Convolutional Network (FCN) ดังรูปที่ 10 [8] และรายละเอียดของโครงสร้างการเรียนรู้ในงานวิจัยนี้ ดังแสดงในตารางที่ 3



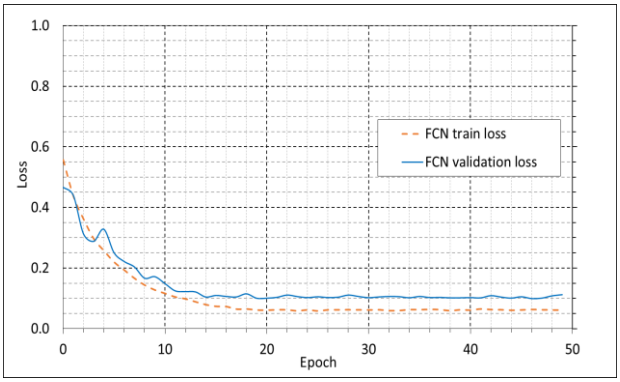
รูปที่ 10 โครงสร้างของ Fully Convolutional Network FCN

ตารางที่ 3 รายละเอียดของโครงสร้างการเรียนรู้ Fully Convolutional Network (FCN) ในงานวิจัยนี้ [7]

Layer name	Filter/Kernel size (H, W, I, O)/(H, W)	Stride (H, W)	Output size (H, W, D)
Input image	-	-	(150, 150, 1)
block1_conv1	(3, 3, 3, 64)	(1, 1)	(150, 150, 64)
block1_conv2	(3, 3, 3, 64)	(1, 1)	(150, 150, 64)
block1_pool (Max Pooling)	(2, 2)	(2 ,2)	(75, 75, 64)
block2_conv1	(3, 3, 64, 128)	(1, 1)	(75, 75, 128)
block2_conv2	(3, 3, 128, 128)	(1, 1)	(75, 75, 128)
block2_pool (Max Pooling)	(2, 2)	(2, 2)	(37, 37, 128)
block3_conv1	(3, 3, 128, 256)	(1, 1)	(37, 37, 256)
block3_conv2	(3, 3, 256, 256)	(1, 1)	(37, 37, 256)
block3_conv3	(3, 3, 256, 256)	(1, 1)	(37, 37, 256)
block3_pool (Max Pooling)	(2, 2)	(2, 2)	(18, 18, 256)
block4_conv1	(3, 3, 256, 512)	(1, 1)	(18, 18, 512)
block4_conv2	(3, 3, 512, 512)	(1, 1)	(18, 18, 512)
block4_conv3	(3, 3, 512, 512)	(1, 1)	(18, 18, 512)
block4_pool (Max Pooling)	(2, 2)	(2, 2)	(9, 9, 512)
fully con1	(9, 9, 512, 4096)	(1, 1)	(9, 9, 4096)
dropout 1	-	-	(9, 9, 4096)
fully con2	(1, 1, 4096, 4096)	(1, 1)	(9, 9, 4096)
dropout 2	-	-	(9, 9, 4096)
block5_conv	(1, 1, 4096, 2)	(1, 1)	(9, 9, 2)
Deconv1	(4, 4, 2, 2)	(2, 2)	(18, 18, 512)
Deconv1 + block3_pool	-	-	(18, 18, 512)
Deconv2	(4 ,4, 2, 2)	(2, 2)	(37, 37, 256)
Deconv2 + block2_pool	-	-	(37, 37, 256)
Deconv3	(4, 4, 2, 2)	(2, 2)	(75, 75, 128)
Deconv3 + block1_pool	-	-	(75, 75, 128)
Deconv4	(4, 4, 2, 2)	(2, 2)	(150, 150, 2)
Sigmoid	-	-	(150, 150, 1)
Prediction	-	-	(150, 150)

Note: H = height; W = width; I = input channels; O = output channels; D = depth

ในส่วนของการวิเคราะห์ประสิทธิภาพการเรียนรู้ จากการนำข้อมูลภาพรอยร้าวมาสอนให้กับโครงสร้างการเรียนรู้ FCN และใช้ Model Learning Curve เป็นกราฟวิเคราะห์ พบว่าได้ค่า Training Loss น้อยที่สุดที่ค่า 0.0588 และ Validation Loss น้อยที่สุดที่ค่า 0.0994 ดังรูปที่ 10 ซึ่งยิ่งค่า Loss หรือ Error น้อยแสดงว่า Model มีการเรียนรู้ที่ดี



Batch size train = 8
Batch size val = 2

รูปที่ 10 กราฟ Loss จากกระบวนการ Training ให้กับ FCN

2.5 การประเมินประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์

การตรวจวัดประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์เรียกว่า Confusion Matrix ซึ่งเป็นหลักการตรวจวัดประสิทธิภาพของการทำงานระบบต่าง ๆ โดยแบ่งผลการตรวจสอบออกเป็น 4 กลุ่มประกอบด้วย True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) และTrue Negative (TN) [7]

ซึ่งสามารถนำมาคำนวณหาค่า Accuracy, Precision, Recall, F1 Score, True Positive Rate (TPR) และ False Positive Rate (FPR) โดยแสดงสมการการคำนวณดังต่อไปนี้

$$TPR, Recall = TP/(TP+FN) \quad (1)$$

Recall (True Positive Rate) คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมทำนายได้ว่าจริง เป็นอัตราส่วนเท่าไรของจริงทั้งหมด

$$FPR = FP/(FP+TN) \quad (2)$$

False Positive Rate (FPR) คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมทำนายว่าจริง เป็นอันตราส่วนเท่าไรของไม่จริงทั้งหมด

$$Accuracy = (TP+TN)/(TP+FN) \quad (3)$$

Accuracy คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมสามารถทำนายได้แม่นยำ

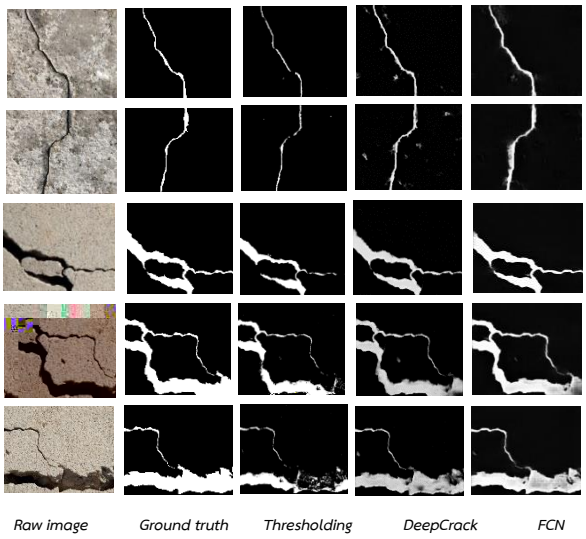
$$Precision = TP/(TP+FP) \quad (4)$$

Precision คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมทำนายว่าจริง มีความเที่ยงตรงเพียงใด

$$F1\ score = 2TP/(2TP+FP+FN) \quad (5)$$

F1 score คือ ค่าที่แสดงประสิทธิภาพของโมเดล

True Positive ***(TP)*** คือ ผลทำนายว่า Crack และ เป็น Crack จริง
True Negative ***(TN)*** คือ ผลทำนายว่า Non-Crack และ เป็น Non-Crack จริง
False Positive ***(FP)*** คือ ผลทำนายว่า Crack และ เป็น Non-Crack Crack เท็จ
False Negative ***(FN)*** คือ ผลทำนายว่า Non-Crack และ เป็น Crack เท็จ



รูปที่ 11 ผลการตรวจหารอยแตกร้าวด้วยวิธี Thresholding DeepCrack และ FCN

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบผลการประเมินประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับรอยร้าวด้วยวิธี Thresholding DeepCrack และ FCN

Methods	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Thresholding	0.9762	0.4566	0.9435	0.6154
DeepCrack	**0.9946**	0.8558	0.8806	0.8680
FCN	0.9943	0.8037	0.9487	**0.8702**

จากการนำวิธี FCN มาตรวจจับรอยร้าวบนรูปภาพ และนำมาเปรียบเทียบกับผลจากวิธี Thresholding [9] และ DeepCrack [10] ดังรูปที่ 11 ผลการศึกษาพบว่า FCN มีค่าการทำนายที่แม่นยำ (Accuracy) มากกว่าวิธี Thresholding ซึ่งเป็นหนึ่งในเทคนิคการคัดแยกวัตถุออกจากภาพพื้นหลัง แต่ใกล้เคียงกับวิธี DeepCrack ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับรอยแตกร้าวในอาคารคอนกรีต ส่วนประสิทธิภาพของโมเดล (F1 Score) ของวิธี FCN มากกว่าวิธีอื่นๆ ดังแสดงในตารางที่ 4 จึงมีประสิทธิภาพพอที่จะนำไปใช้ตรวจจับรอยร้าวที่เกิดขึ้นบนแบบจำลองสามมิติ

3. บทสรุป

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการตรวจหารอยแตกรอยร้าวบนผิวของโครงสร้างประตู ระบายน้ำพลเทพ จังหวัดชัยนาท ซึ่งเป็นกรณีศึกษาที่มีพื้นผิวของโครงสร้างเป็นอาคารคอนกรีตและเป็นโครงสร้างที่คล้ายจากงานวิจัยก่อนหน้า โดยใช้ภาพถ่ายจากเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับในการบินเก็บข้อมูลเพื่อนำภาพถ่ายที่ได้มาสร้างแบบจำลอง 3 มิติผ่านกระบวนการ Structure From Motion จากนั้นทำการตรวจหารอยแตกรอยร้าวที่เกิดขึ้น ด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ พบว่าสามารถช่วยให้การตรวจสอบโครงสร้างด้วยสายตา (Visual Inspection) และนำมาประเมินด้วยวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) มีข้อมูลในส่วนที่สำคัญที่ขาดหายไปส่วนหนึ่งได้แก่ การเก็บข้อมูลภาพถ่ายในจุดที่ยากจะเข้าถึง และอาจเป็นอันตรายต่อผู้ที่ทำการสำรวจ เช่น อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) อาคารโครงยก และตอม่อเขื่อนและบานระบาย เป็นต้น ซึ่งเป็นข้อมูลด้านโครงสร้างพื้นฐานมีความจำเป็นอย่างมากในการบอกถึงปัญหาและความผิดปกติที่เกิดขึ้น

ทั้งนี้ผู้วิจัยคิดว่าสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบความมั่นคงและระบุจุดที่ควรทำการปรับปรุงซ่อมแซมโครงสร้างอาคารชลประทานในประเทศไทยต่อไปในอนาคตได้

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ที่ให้การสนับสนุนงานวิจัยวิธีการตรวจสอบรอยร้าวหรือการตรวจสอบความเสียหายอาคารชลประทานด้วยเทคโนโลยีสามมิติจากภาพถ่ายและการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชั่นแบบสมบูรณ์ (Inspections of Crack Surface on Irrigation Structure Based on Structure from Motion Technique and Using Deep Learning by fully convolutional network) รวมทั้งสำนักงานชลประทานที่ 12 กรมชลประทาน ที่สนับสนุนข้อมูลต่าง ๆ เพื่อการดำเนินงานวิจัย

เอกสารอ้างอิง

[1] คณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554). *คู่มือการประเมินสภาพเขื่อนโดยวิธีดัชนีสภาพ (Dam Assessment Manual by Condition Index Method)*. ส่วนความปลอดภัยเขื่อน กรมชลประทาน.

[2] ฝ่ายจัดการความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน (2565). *การตรวจสภาพเขื่อนด้วยสายตาและวิธีดัชนีสภาพ ปตร.พลเทพ อำเภอเมือง จังหวัดชัยนาท*.ส่วนบริหารจัดการน้ำและบำรุงรักษาสำนักงานชลประทานที่ 12.

[3] Chuncheng Feng, Hua Zhang, Haoran Wang, Shuang Wang and Yonglong Li (2020). Automatic Pixel-Level Crack Detection on Dam Surface Using Deep Convolutional Network. *Sensors 2020*, 20(7), 2069.

[4] DJI (2016). PHANTOM 4 User Manual v1.0 downloads: https://dl.djicdn.com/downloads/phantom_4/en/Phantom_4_User_Manual_en_v1.0.pdf.

[5] DJI (2020). D-RTK 2 Mobile Station User Guide v2.0 downloads: https://dl.djicdn.com/downloads/d-rtk-2/20200611/DRTK_2_Mobile_Station_User_Guide_v2.0_multi.pdf.

[6] Agisoft LLC (2016). Agisoft PhotoScan User Manual: Professional Edition, Version1.2 downloads: http://www.agisoft.com/pdf/photoscan-pro_1_2_en.pdf

[7] K Chaiyasarn, A Buatik, H Mohamad, M Zhou, S Kongsilp and N Poovarodom (2022). Integrated pixel-level CNN-FCN crack detection via photogrammetric 3D texture mapping of concrete structures. *Automation in Construction*, 140, 104388.

[8] M. M. Manjurul Islam and Jong-Myon Kim (2019). Vision-Based Autonomous Crack Detection of Concrete Structures Using a Fully Convolutional Encoder–Decoder Network. *Sensors 2019*, 19(19), 4251.

[9] Apurv Vashisht and Shiv Kumar (2016). Analysis of Image Segmentation Techniques: A Survey. *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)*, January 2016, pp.42-47.

[10] Yahui Liu, Jian Yao, Xiaohu Lu, Renping Xie and Li Li (2019) DeepCrack: A deep hierarchical feature learning architecture for crack segmentation. *Neurocomputing*, 338(2019), pp.139–153.