



การตรวจสอบรอยร้าวอาคารชลประทานด้วยเทคโนโลยีสามมิติจากภาพถ่ายและ
โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันแบบสมบูร์ณ

โดย

นางสาวสโรชา ช่วงชู

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ปีการศึกษา 2565

CRACK DETECTION SURFACE ON IRRIGATION STRUCTURE BASED
ON IMAGE-BASED 3D MODELLING AND
FULLY CONVOLUTIONAL NETWORK

BY

MISS. SAROCHA CHOUNGCHOO



A THEISS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS
FOR THE DEGREE OF MASTER OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF CIVIL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
THAMMASAT UNIVERSITY
ACADEMIC YEAR 2022

มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

วิทยานิพนธ์

ของ

นางสาวสโรชา ช่วงชู

เรื่อง

การตรวจสอบรอยร้าวอาคารชลประทานด้วยเทคโนโลยีสามมิติจากภาพถ่ายและโครงข่ายประสาท

เทียมคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์

ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติ ให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมโยธา)

เมื่อ วันที่ 4 สิงหาคม พ.ศ. 2566

ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รองศาสตราจารย์ ดร. สนิท วงษา)

กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

(รองศาสตราจารย์ ดร. ฤชฎา ไชยสาร)

กรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(ศาสตราจารย์ ดร. ขวลิต ชาลิรักษ์ตระกูล)

กรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(รองศาสตราจารย์ ดร. อรุยา วิสกุล)

คณบดี

(รองศาสตราจารย์ ดร. อีร์ เจียศิริพงษ์กุล)

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การตรวจสอบรอยร้าวอาคารชลประทานด้วยเทคโนโลยี สามมิติจากภาพถ่ายและโครงข่ายประสาทเทียมคอน โวลูชันแบบสมบูรณ์
ชื่อผู้เขียน	นางสาวสโรชา ช่างชู
ชื่อปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา/คณะ/มหาวิทยาลัย	สาขาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร. กฤษฎา ไชยสาร
ปีการศึกษา	2565

บทคัดย่อ

ปัจจุบันกรมชลประทานใช้วิธีการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา (Visual Inspection) หรือวิธีการตรวจสอบแบบพินิจ โดยการเดินตรวจสอบในทุกองค์ประกอบของอาคาร เพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา มาทำการประเมินสภาพอาคารชลประทานโดยวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) ซึ่งวิธีการดังกล่าวเป็นวิธีการที่ไม่สามารถตรวจสอบได้ทั่วถึง เช่น บริเวณที่ผู้ตรวจสอบเข้าถึงได้ยากหรือไม่สามารถเข้าถึงได้ และอาจเป็นอันตรายต่อผู้ทำการสำรวจ อีกทั้งอาจเกิดข้อผิดพลาดจากผู้ตรวจสอบเอง เพื่อการรักษาความปลอดภัยของอาคารชลประทาน งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการตรวจสอบด้วยเทคโนโลยีภาพถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูปที่มีความละเอียดสูง การใช้อากาศยานไร้คนขับในการเก็บรวบรวมข้อมูล ร่วมกับเทคโนโลยีการสร้างแบบจำลองสามมิติด้วยภาพถ่ายด้วยเทคนิค photogrammetry ร่วมกับการพัฒนากระบวนการตรวจหารอยแตก รอยร้าวด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) เพื่อตรวจหารอยร้าวบนอาคารชลประทาน ผลปรากฏว่าวิธีที่นำเสนอสามารถตรวจจับรอยร้าวในระดับพิกเซลได้อย่างแม่นยำกว่า 90%

คำสำคัญ: การตรวจสอบรอยร้าว, อากาศยานไร้คนขับ, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์, การสร้างแบบจำลองสามมิติด้วยภาพถ่าย และ อาคารชลประทาน

Thesis Title	CRACK DETECTION SURFACE ON IRRIGATION STRUCTURE BASED ON IMAGE-BASED 3D MODELLING AND FULLY CONVOLUTIONAL NETWORK
Author	MISS. SAROCHA CHOUNGCHOO
Degree	Master of Engineering
Major Field/Faculty/University	Civil Engineering Faculty of Engineering Thammasat University
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Krisada Chaiyasarn
Academic Year	2022

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

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ดี โดยได้รับความกรุณาและคำชี้แนะที่เป็นประโยชน์จากคณะกรรมการวิทยานิพนธ์ทุกท่าน รองศาสตราจารย์ ดร.สนิท วงษา ประธานกรรมการวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.กฤษฎา ไชยสาร อาจารย์ที่ปรึกษา ศาสตราจารย์ ดร.ชวลิต ชาลีรักษ์ตระกูล กรรมการวิทยานิพนธ์ และ รองศาสตราจารย์ ดร.อรุยา วิสกุล กรรมการวิทยานิพนธ์ ที่ให้ความกรุณาสละเวลามาเป็นกรรมการวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้ โดยเฉพาะ รองศาสตราจารย์ ดร.กฤษฎา ไชยสาร กรรมการวิทยานิพนธ์และอาจารย์ที่ปรึกษาภายในที่คอยให้คำแนะนำ แก้ไข ตรวจสอบข้อบกพร่องต่างๆ และชี้แนะให้คำปรึกษา ผู้ศึกษาขอกราบขอบพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณเจ้าหน้าที่สังกัดสำนักงานชลประทานที่ 12 กรมชลประทาน ทุกท่านที่เป็นส่วนหนึ่งในการสนับสนุน และอำนวยความสะดวกต่างๆ ในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ท้ายที่สุดนี้หากการศึกษาวิจัยในครั้งนี้มีข้อบกพร่องหรือผิดพลาดประการใด ผู้ศึกษาขอน้อมรับข้อผิดพลาดไว้เพื่อปรับปรุง แก้ไขในการศึกษาครั้งต่อไป

นางสาวสโรชา ช่างชู

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	(1)
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	(2)
กิตติกรรมประกาศ	(3)
สารบัญตาราง	(7)
สารบัญภาพ	(8)
รายการสัญลักษณ์และคำย่อ	(11)
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ	1
1.1.1 การบันทึกข้อมูลและการประเมินสภาพ	4
1.1.2 องค์ประกอบประตูละบายน้ำพลเทพ	6
1.1.3 คำน้่านักและความสำคัญขององค์ประกอบ	7
1.2 วัตถุประสงค์	9
1.3 ขอบเขตการศึกษาวิจัย	10
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	11
บทที่ 2 วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	12
2.1 ทบทวนวรรณกรรม	12
2.2 สรุปทบทวนวรรณกรรม	24
บทที่ 3 วิธีการวิจัย	26
3.1 ขั้นตอนการศึกษา	26

3.2 ข้อมูลพื้นฐานอาคารประตูละบายน้ำพลเทพ จังหวัดชัยนาท	27
3.3 การสำรวจรูปทรงด้วยภาพถ่ายและการสร้างแบบจำลอง 3 มิติ	31
3.3.1 อุปกรณ์การสำรวจด้วยภาพถ่าย	31
3.3.2 วิธีการบันทึกภาพถ่ายเพื่อสร้างแบบจำลอง 3 มิติ	33
3.3.3 การประมวลผลแบบจำลอง 3 มิติ	34
3.3.3.1 Structure from Motion (SfM)	34
3.3.3.2 Multi-View Stereo	35
3.3.3.3 Mesh Reconstruction	37
3.3.4 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่ายประตูละบายน้ำพลเทพ	38
3.4 การเตรียมข้อมูลเพื่อสอนปัญญาประดิษฐ์	41
3.5 การตรวจจับรอยร้าวด้วย Fully Convolutional Network (FCN)	42
3.5.1 Convolution Layer	43
3.5.2 Pooling Layer	43
3.5.3 Fully Connect Layer	44
3.5.4 Activation Layer	45
3.5.5 Auxiliary Layers	47
3.5.6 Fully Convolutional Network (FCN)	48
3.5.6.1 Exponential Linear Unit (ELU)	50
3.5.6.2 Upsampling Via Deconvolution	51
3.5.2.3 Data Fusion	53
3.5.2.4 Loss Function และ Optimization	53
3.5.2.5 Confusion Matrix	56
3.6 ตรวจจบบริเวณที่สนใจด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ	57
3.7 เปรียบเทียบผลการสำรวจกับการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา (Visual Inspection)	58
บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล	61
4.1 ผลการวิจัย	61
4.1.1 การสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่าย	61

4.1.2 การเรียนรู้เชิงลึกของปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับรอยแตกร้าว	63
4.1.2.1 เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนหรืออบรมให้กับปัญญาประดิษฐ์	63
4.1.3 การประเมินประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์	64
4.1.3.1 ผลการประเมินค่า Accuracy	66
4.1.3.2 ผลการประเมินค่า Precision	66
4.1.3.3 ผลการประเมินค่า Recall (True Positive Rate)	67
4.1.3.4 ผลการประเมินค่า False Positive Rate (FPR)	67
4.1.3.5 ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล F1 score	68
4.1.4 ผลการตรวจจับรอยร้าวบริเวณที่สนใจด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ	70
4.1.5 ผลการเปรียบเทียบผลการสำรวจกับการตรวจสอบภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา (Visual Inspection)	71
4.1.6 ประเมินสภาพอาคารชลประทาน ประมวลผลภาพถ่ายน้ำพลเทพ	74
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	77
5.1 สรุปผลวิจัย	77
5.2 ข้อเสนอแนะ	77
รายการอ้างอิง	78
ประวัติผู้เขียน	82

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 1 การแบ่งชั้นของสภาพความสมบูรณ์ตามดัชนีสภาพ (CI)	2
ตารางที่ 2 ตัวอย่างการหาค่าน้ำหนักความสำคัญของเงื่อนไข	7
ตารางที่ 3 วิธีการหาค่าน้ำหนักและคะแนนความสำคัญขององค์ประกอบเงื่อนไข	8
ตารางที่ 4 การให้คะแนนสาเหตุและผลกระทบของสภาพของสันเขื่อน	9
ตารางที่ 5 วิธีการหาค่าน้ำหนักและคะแนนความสำคัญของสภาพขององค์ประกอบสันเขื่อน	10
ตารางที่ 6 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา	14
ตารางที่ 7 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม	15
ตารางที่ 8 ประสิทธิภาพของโมเดล	16
ตารางที่ 9 ประเมินประสิทธิภาพโมเดลโครงข่าย ResNet152 -based, FCN, Unet, SegNe และ CDDS	19
ตารางที่ 10 รายละเอียดการบันทึกทั้งหมดสามเที่ยวบินและถ่ายภาพเขื่อนทั้งหมด 208 ภาพ	21
ตารางที่ 11 สรุปบททวนวรรณกรรมทั้งหมด	24
ตารางที่ 12 รายละเอียดของอุปกรณ์ในการบันทึกภาพถ่าย	32
ตารางที่ 13 โครงสร้างการเรียนรู้ของ FCN ในงานวิจัยนี้	48
ตารางที่ 14 การประเมินสภาพอาคารประตูระบายน้ำพลเทพ ด้วยตารางการแบ่งชั้นของสภาพความสมบูรณ์ตามดัชนีสภาพ (CI)	60
ตารางที่ 15 สรุปรายละเอียดข้อมูลของแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่าย	61
ตารางที่ 16 เตรียมข้อมูลเพื่อการ Training ให้กับปัญญาประดิษฐ์ FCN ในการตรวจจับรอยร้าว	63
ตารางที่ 17 เปรียบเทียบผลการประเมินประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับรอยร้าวด้วยวิธี Thresholding DeepCrack และ FCN	70

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
ภาพที่ 1.1 แบบบันทึกการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทาน	5
ภาพที่ 1.2 องค์ประกอบประตูละบายน้ำพลเทพ	6
ภาพที่ 2.1 (ซ้าย) กราฟแสดงผลของจำนวนรอบในการสอน (Epoch) แกน x และ ค่า Accuracy แกน Y ของกระบวนการ Training และ Validation ใน CNN (ขวา) แผนภูมิแท่งแสดงการเพิ่มจำนวนข้อมูลสำหรับการทำ Training และ Validation ที่ส่งผลให้อัตราความถูกต้องในการตรวจจับสูงขึ้นและ Validation ที่ส่งผลให้อัตราความถูกต้องในการตรวจจับสูงขึ้น	13
ภาพที่ 2.2 (ซ้ายบน) ภาพถ่ายที่ต้องการตรวจจับรอยร้าว (ขวาบน) ผลการตรวจจับ รอยร้าวด้วย CNN (ซ้ายล่าง) ผลการตรวจจับรอยร้าวด้วยอัลกอริทึมการตรวจจับ ของด้วยวิธีแคนนี่ (Canny Edge Detection) (ขวาล่าง) ผลการตรวจจับรอยร้าว ด้วยอัลกอริทึมการตรวจจับ	13
ภาพที่ 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Networks (FCN)	14
ภาพที่ 2.4 การแสดงผลการตรวจจับรอยร้าวจากภาพด้วย Proposed FCN	15
ภาพที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Networks (FCN)	16
ภาพที่ 2.6 กำหนดความหมายในระดับพิกเซลให้ส่วนสีดำเป็นพื้นหลังและส่วนสีขาว เป็นรอยแตก (a) ชุดฝึกอบรม (b) ชุดตรวจสอบ และ (c) ชุดทดสอบ	17
ภาพที่ 2.7 เชื้อนสถานีไฟฟ้าพลังน้ำในลุ่มน้ำ Jialing	18
ภาพที่ 2.8 แผนผังโครงข่ายการตรวจจับรอยแตก Crack Detection on Dam Surface (CDDS)	18
ภาพที่ 2.9 เชื้อน Bouçã ด้านท้ายน้ำ	20
ภาพที่ 2.10 ผังท้ายเชื้อนและทางระบายน้ำล้นเชื้อน Bouçã	20
ภาพที่ 2.11 octocopter SKY II	20
ภาพที่ 2.12 กราฟิกบนคลาวด์แบบกระจายจุด (Point Cloud) ตำแหน่งของกล้อง ระหว่างเที่ยวบิน A และ B มุมมองด้านบน (Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))	21
ภาพที่ 2.13 ผลลัพธ์ในการจัดกลุ่ม (Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))	22

ภาพที่ 2.14 (a) เชื้อนกกริโตในมณฑลเสฉวนของจีน (b) Micro Air Vehicle (MAV) (c) 3D Point-cloud อาคารเชื้อนกกริโต	23
ภาพที่ 2.15 ตำแหน่งรอยแตกร้าวที่สอดคล้องกันในโมเดล 3D point-cloud	24
ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการศึกษาการตรวจหารอยแตกร้าว	26
ภาพที่ 3.2 ผังคลองส่งน้ำและคลองระบายน้ำในพื้นที่รับผิดชอบของโครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาพลเทพ	29
ภาพที่ 3.3 ภาพถ่ายดาวเทียมที่แสดงที่ตั้งประตูระบายน้ำพลเทพ	30
ภาพที่ 3.4 ภาพถ่ายปัจจุบันประตูระบายน้ำพลเทพ	30
ภาพที่ 3.5 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพถ่าย DJI Phantom 4	31
ภาพที่ 3.6 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพถ่าย DJI Phantom 4 RTK	32
ภาพที่ 3.7 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพถ่าย D-RTK2	32
ภาพที่ 3.8 การบินแบบสแกน (The Scanning Flight)	33
ภาพที่ 3.9 การบินรอบวัตถุเป้าหมาย (The Circular POI Flight)	34
ภาพที่ 3.10 แผนภาพการทำงานโดยสรุปของกระบวนการ Structure from Motion	35
ภาพที่ 3.11 การจับคู่จุดลักษณะเด่น (Keypoint Matching) โดยใช้อัลกอริทึม Scale Invariant Feature Transform หรือ SIFT	36
ภาพที่ 3.12 กระบวนการ Clustering Views for Multi-View Stereo (CMVS)	36
ภาพที่ 3.13 กระบวนการ Patch based Multi-View Stereo (PMVS)	37
ภาพที่ 3.14 กระบวนการ Poisson Surface Reconstruction (PSR)	37
ภาพที่ 3.15 จุดกลุ่มเมฆแบบหยาบ (Sparse Point Cloud)	39
ภาพที่ 3.16 จุดกลุ่มเมฆแบบแน่น (Build Dense Cloud)	39
ภาพที่ 3.17 การประมวลผลตาข่าย (Build Mesh)	40
ภาพที่ 3.18 การประมวลผลพื้นผิว (Build Texture)	41
ภาพที่ 3.19 เตรียมข้อมูลเพื่อการ Training ให้กับปัญญาประดิษฐ์ FCN ในการตรวจจับรอยร้าว	42
ภาพที่ 3.20 ผังโครงสร้าง Convolutional Neural Networks (CNN)	42
ภาพที่ 3.21 กระบวนการทั้งหมดนี้ว่า Convolution Layer	43
ภาพที่ 3.22 กระบวนการ Pooling Layer	44
ภาพที่ 3.23 กระบวนการทั้งหมดนี้ว่า Fully Connect Layer	45

ภาพที่ 3.24 ตัวอย่างกราฟของ Nonlinearity activation function	46
ภาพที่ 3.25 การทำ Dropout ซึ่งเป็นการสุ่มตัดการเชื่อมต่อใน Hidden Layer	47
ภาพที่ 3.26 โครงสร้างการทำงานของ FCN ในงานวิจัยนี้	48
ภาพที่ 3.27 (a) Rectified linear unit (ReLU) (b) Exponential Linear Unit (ELU)	50
ภาพที่ 3.28 ตัวอย่างการคำนวณใน Deconvolution Layer เพื่อหารายละเอียดภายใน Feature map	52
ภาพที่ 3.29 ตัวอย่างการทำ Deconvolution โดย FCN-32s, FCN-16s และ FCN-8s	53
ภาพที่ 3.30 ตัวอย่างภาพที่ได้จากการ Render image แบบจำลองสามมิติอาคาร ประตูระบายน้ำพลเทพ ด้วยโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional (Agisoft LLC, 2016)	57
ภาพที่ 3.31 ประเมินสภาพอาคารประตูระบายน้ำพลเทพด้วยสายตาและวิธีดัชนี สภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) แยกเป็นองค์ประกอบ	59
ภาพที่ 4.1 แบบจำลองสามมิติเสมือนจริงของโครงสร้างประตูระบายน้ำพลเทพ	62
ภาพที่ 4.2 แบ่งชุดข้อมูลภาพรอยร้าวในงานวิจัย	63
ภาพที่ 4.3 กราฟ Loss จากกระบวนการ Training ให้กับ FCN	64
ภาพที่ 4.4 โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack	65
ภาพที่ 4.5 ผลการตรวจหารอยแตกร้าวด้วยวิธี Threshold DeepCrack และ FCN	69
ภาพที่ 4.6 รอยแตกร้าวที่น่าสนใจบริเวณ ฝายคอนกรีต ส่วนควบคุมน้ำ อาคาร ประตูระบายน้ำพลเทพ	70
ภาพที่ 4.7 รอยแตกร้าวที่น่าสนใจ จุดที่เข้าถึงได้ยากและเป็นพื้นที่จำกัด บริเวณ ตอม่อ ส่วนควบคุมน้ำ อาคารประตูระบายน้ำพลเทพ	71
ภาพที่ 4.8 แบบบันทึกการตรวจสอบสภาพประตูระบายน้ำพลเทพ บริเวณ ฝายคอนกรีต ส่วนควบคุมน้ำ	72
ภาพที่ 4.9 แบบบันทึกการตรวจสอบสภาพประตูระบายน้ำพลเทพ บริเวณ ตอม่อ ส่วน ควบคุมน้ำ	73
ภาพที่ 4.10 ค่าดัชนีสภาพ Condition Index มีค่าลดลง (สีแดง) ประกอบด้วย องค์ประกอบย่อยและส่งผลในภาพรวมทุกองค์ประกอบ	75
ภาพที่ 4.11 การเดินสำรวจและบันทึกการให้คะแนนตามสภาพของอาคาร ชลประทานเขื่อนดิน	76

รายการสัญลักษณ์และคำย่อ

สัญลักษณ์/คำย่อ	คำเต็ม/คำจำกัดความ
SFM	Structure From Motion
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
CI	Dam assessment by Condition Index Method
FCN	Fully Convolutional Network
CNN	Convolution Neural Network
SA	The structural accuracy
PA	Pixel Accuracy
MPA	Mean Pixel Accuracy
MIoU	Mean Intersection over Union
FWIoU	Frequency Weighted Intersection over Union
CDDS	Crack Detection on Dam Surface
MAV	Micro Air Vehicle
RTK	Real-time kinematic positioning
CMOS	Complementary Metal-Oxide-Semiconductor

สัญลักษณ์/คำย่อ

คำเต็ม/คำจำกัดความ

GNSS

Global navigation satellite system

CMVS

Clustering Views for Multi-View Stereo

PMVS

Patch based Multi-View Stereo

PSR

Poisson Surface Reconstruction

ReLU

Rectified Linear Unit

ELU

Exponential Linear Unit



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

กรมชลประทานได้การพิจารณาตั้งคณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการการตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554) ได้กำหนดแนวทางประเมินความมั่นคงปลอดภัยทั้งในด้านเสถียรภาพของโครงสร้าง (Structural Stability) และด้านการใช้งาน (Operation) ของเขื่อนและอาคารประกอบว่ายังอยู่ในสภาพมั่นคงแข็งแรง โดยเฉพาะในฤดูฝนที่ทำให้ปริมาณน้ำในเขื่อนเกินกว่าระดับเก็บกักเป็นส่วนใหญ่ และมีปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนอย่างรวดเร็ว ในระหว่างที่น้ำเต็มเขื่อนและมีการระบายน้ำออกจากเขื่อน ประชาชนที่อาศัยอยู่บริเวณด้านท้ายเขื่อนมีความกังวลในเรื่องความมั่นคงของเขื่อน โดยปัจจุบันกรมชลประทานใช้วิธีการตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตา (Visual Inspection) หรือวิธีการตรวจสอบแบบพินิจ โดยการเดินตรวจสอบสภาพในทุกองค์ประกอบของเขื่อนเพื่อนำข้อมูลที่ได้จากการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตามาทำการประเมินสภาพอาคารชลประทานโดยวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) โดยมีพื้นฐานมาจากระบบ “REMR” ของหน่วยงานทหารช่างประเทศสหรัฐอเมริกา (US. Corps of Engineers) ซึ่งจะแตกต่างไปจากการประเมินความปลอดภัยเขื่อนเพียงอย่างเดียว เนื่องจากวิธีการนี้จะมีฐานข้อมูลของทุกองค์ประกอบย่อยของเขื่อน และมีการจัดบันทึกรายละเอียดของสภาพองค์ประกอบย่อยเหล่านั้นไว้มากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ นอกจากนั้นในการประเมินยังพิจารณาน้ำหนักความสำคัญขององค์ประกอบนั้นๆ ที่มีต่อสภาพการใช้งานและความปลอดภัยของตัวเขื่อนโดยรวมอีกด้วย เมื่อประมวลในระดับสุดท้ายจะออกมาเป็นค่าดัชนีสภาพ (Condition Index) ซึ่งเป็นตัวเลขที่มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 100 เพื่อใช้บ่งบอกถึงสภาพเขื่อนนั้นๆ โดยเขื่อนที่มีความสมบูรณ์และสภาพดีที่สุดจะมีค่า CI=100 ทั้งนี้เขื่อนที่อยู่ในสภาพปลอดภัยและใช้งานได้ตามปกติ จะมีค่าดัชนีสภาพอยู่ในช่วง 70 ถึง 100 สำหรับสภาพเขื่อนที่มีค่า CI ต่ำกว่า 70 จะต้องได้รับการซ่อมแซมและบำรุงรักษาต่อไป ซึ่งสามารถใช้ค่า CI ที่ประเมินนี้เพื่อการจัดลำดับความเร่งด่วนในการซ่อมแซมได้อีกด้วย รายละเอียดตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การแบ่งชั้นของสภาพความสมบูรณ์ตามดัชนีสภาพ (CI) (อ้างอิงจาก คณะทำงานโครงการ
เพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผล
โดยดัชนีสภาพ (2554))

CI-Value	Condition	Description
85 to 100	Excellent	No noticeable defects. Some aging or wear may be visible.
70 to 84	Very Good	Only minor deterioration or defects are evident.
55 to 69	Fair	Some deterioration or defects are evident, but function is not significantly affected.
44 to 54	Marginal	Moderate deterioration. Function should be adequate under expected maximum loading.
25 to 39	Poor	Serious deterioration in at least some portions of structure. Function may be inadequate under maximum load.
10 to 24	Very Poor	Extensive deterioration. Function inadequate.
0 to 9	Failed	No longer functions. General failure or failure of a major component is likely under maximum probable load.

การรวมค่าน้ำหนักและคะแนนสภาพ จะใช้สมการ ดังนี้

$$CI = WF_1 \cdot SC_1 + WF_2 \cdot SC_2 + WF_3 \cdot SC_3 + \dots + WF_n \cdot SC_n \dots\dots (1.1)$$

เมื่อ CI = ดัชนีสภาพของเขื่อน

WF1 = น้ำหนักความสำคัญขององค์ประกอบที่ 1

SC1 = คะแนนของสภาพที่ 1

WF2 = น้ำหนักความสำคัญขององค์ประกอบที่ 2

SC2 = คะแนนของสภาพที่ 2

WF3 = น้ำหนักความสำคัญขององค์ประกอบที่ 3

SC3 = คะแนนของสภาพที่ 3

WF_n = น้ำหนักความสำคัญขององค์ประกอบที่ n

SC_n = คะแนนของสภาพที่ n

แต่ปัจจุบันการประเมินสภาพอาคารชลประทานโดยวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) ยังขาดข้อมูลที่ช่วยในการตัดสินใจและวางแผนในการดูแล ซ่อมแซม ปรับปรุงบำรุงรักษา ให้มีความมั่นคง ข้อมูลในส่วนที่สำคัญที่ขาดหายไปส่วนหนึ่งได้แก่ การเก็บข้อมูล ภาพถ่ายในจุดที่ยากจะเข้าถึง และอาจเป็นอันตรายต่อผู้ที่ทำการสำรวจ เช่น อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) อาคารโครงยก และตอม่อเขื่อนและบานระบาย เป็นต้น ซึ่งข้อมูลด้านโครงสร้างพื้นฐาน มีความจำเป็นอย่างมากในการบอกถึงปัญหาและความผิดปกติที่เกิดขึ้น

ในปัจจุบันเทคโนโลยีการสำรวจและตรวจสอบเป็นเทคโนโลยีที่สามารถใช้ประโยชน์ได้หลากหลายในงานวิศวกรรมและมีการพัฒนาไปอย่างรวดเร็ว เพื่ออำนวยความสะดวกเป็นอย่างมากในการทำงาน ซึ่งเทคโนโลยีเหล่านี้เป็นที่ยอมรับและใช้กันอย่างแพร่หลายในงานสำรวจ เช่น เทคโนโลยีสแกนเนอร์ 3 มิติ (LiDar หรือ Laser Scanning) และเทคโนโลยีการสำรวจด้วยภาพถ่าย ข้อมูลเหล่านี้สามารถนำไปสร้างเป็นแบบจำลอง 3 มิติ ซึ่งให้รูปทรงทางเรขาคณิตของโครงสร้างที่ครบถ้วนและสามารถนำมาใช้เป็นประโยชน์ได้จริงในการบูรณะซ่อมแซมโครงสร้าง ตรวจสอบความก้าวหน้า ทำนายพฤติกรรม และวิเคราะห์โครงสร้างด้วย Finite Element Model (FEM) รวมไปถึงการจัดทำแบบแผนมาตรการความปลอดภัย เพื่อช่วยลดอัตราการสูญเสียชีวิตของแรงงาน ค่าใช้จ่ายที่ฟุ่มเฟือยและระยะเวลาในการตรวจสอบให้สามารถแก้ไขความผิดพลาดหรือการรายงานผลที่เกิดขึ้นเป็นระยะได้อย่างรวดเร็ว

เพื่อการรักษาความปลอดภัยของอาคารชลประทาน งานวิจัยนี้จึงนำเสนอแนวคิดที่นำความรู้ด้านเทคโนโลยีภาพถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูปที่มีความละเอียดสูง เครื่องบินอากาศยานไร้คนขับมาประยุกต์ใช้กับความรู้ด้านวิศวกรรมร่วมกับเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิชั่น (Computer Vision), ดิจิทัลโฟโตแกรมเมตรี (Digital Photogrammetry) และการประมวลผลภาพ

ดิจิทัล (Digital Image Processing) ในการตรวจสอบหาความเปลี่ยนแปลงหรือความผิดปกติที่เกิดขึ้นบนผิวโครงสร้าง ซึ่งเป็นเทคโนโลยีใหม่ ใช้งานง่ายและมีราคาไม่สูง

ในขั้นตอนการตรวจสอบหาความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นเป็นการนำเทคโนโลยีภาพถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูปที่มีความละเอียดสูง และภาพถ่ายผ่านทางเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ (UAV : Unmanned Aerial Vehicle) ผ่านกระบวนการ Structure From Motion (SFM) ด้วยเทคนิค photogrammetry เพื่อให้ได้แบบจำลอง 3 มิติ เพื่อนำมาตรวจหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นบนตัวโครงสร้างจุดที่สนใจแต่เข้าถึงยาก ร่วมกับการพัฒนากระบวนการตรวจหารอยแตก รอยร้าว ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) เพื่อตรวจหารอยร้าวบนอาคารชลประทาน ซึ่งจะประหยัดเวลาและการป้องกันการสูญเสียที่จะเกิดขึ้นโดยใช้แรงงานคน เมื่อตรวจพบความผิดปกติที่เกิดขึ้น จากนั้นนำผลที่ได้มานำเสนอหาหนทางการแก้ไขโดยเร็ว เพื่อที่จะสามารถ ซ่อมแซม ปรับปรุง บำรุงรักษาได้ทันเวลา หากการซ่อมแซมล่าช้าหรือไม่สามารถระบุถึงจุดที่เกิดการแตกร้าวจนอาจเป็นสาเหตุที่ทำให้โครงสร้างประตูละเอียดน้ำพลเทพเกิดการวิบัติของอาคารในอนาคต

จากขั้นตอนกระบวนการทั้งหมดที่กล่าวมาเพื่อเป็นการบำรุงรักษาโครงสร้างอาคารประตูละเอียดน้ำพลเทพให้มีความมั่นคงนั้น ขั้นตอนการศึกษานี้ยังไม่มีมีการทำการศึกษาเกี่ยวกับการหารอยแตกร้าวบนโครงสร้างอาคารชลประทานไว้อย่างเป็นระบบ จึงได้มุ่งเน้นศึกษาเพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาและสามารถใช้กับโครงสร้างอาคารชลประทานอื่นๆ ของประเทศไทยต่อไป

1.1.1 การบันทึกข้อมูลและการประเมินสภาพ

อาคารชลประทานรวมถึงอาคารประกอบ สามารถบันทึกข้อมูลและประเมินสภาพแยกออกเป็นองค์ประกอบ โดยแต่ละส่วนจะถูกแยกออกเป็นองค์ประกอบย่อย ๆ ในแต่ละส่วนนั้นจะประกอบด้วยสภาพที่จะต้องตรวจ จำนวน 21 สภาพ ซึ่งประกอบด้วย การการกัดเซาะ การเคลื่อนตัว การทรุดตัว การระบายน้ำ การเลื่อนไถล รอยแตกร้าว สภาพการใช้งาน สภาพวัสดุ ป้องกันลาด รอยแตกร้าวตามขวาง การบวมตัว การซึม การเสื่อมสภาพ รูโพร่ง สิ่งกีดขวางทางน้ำ การเกิดร่องน้ำ รอยแตกร้าวตามยาว การเปลี่ยนรูป การร้าว ความทนทาน ต้นไม้/วัชพืช ระบบรักษาความปลอดภัย และจะมีระดับคะแนนที่บ่งบอกสภาพตั้งแต่ระดับ 1-5 โดยระดับคะแนนประเมินเท่ากับ 1 หมายถึงสภาพแย่มากที่สุด ส่วนระดับคะแนนประเมินเท่ากับ 5 หมายถึงสภาพเป็นปกติ ไม่มีความเสียหาย ในบางสภาพจะพบช่องของระดับคะแนนมีไม่ครบทั้ง 5 ระดับ ซึ่งหมายถึงลักษณะสภาพดังกล่าว พิจารณาเพียงแค่ช่องที่ไม่ระบายที่บ่งชี้เท่านั้น เนื่องจากสภาพบางสภาพ ถ้าเรา

ปล่อยให้เกิดความเสียหายไปจนถึงระดับที่ 1 แล้ว อาจส่งผลกระทบต่อองค์ประกอบนั้น ๆ จนไม่สามารถทำงานได้ (ฝ่ายจัดการความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน (2565)) ดังภาพที่ 1.1

1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.1 ส่วนทางน้ำเข้า

1.1.2.1.1 พื้น ☐ ไม่ใช้ชนิดนี้

รายการ	การกัดเซาะ ²	การเคลื่อนตัว	การทรุดตัว ²	การบวมตัว	การระบายน้ำ	การรั่ว
☐ ไม่มี	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5
☐ มองไม่เห็น						
รายการ	รอยแตกร้าว	ต้นไม้	วัชพืช	สิ่งกีดขวางทางน้ำ	หมายเหตุ	
	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5		

1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนทางน้ำเข้า

1.1.2.2.1 ชนิดต่าง

รายการ	การกัดเซาะ ²	การเคลื่อนตัว	การทรุดตัว ²	การระบายน้ำ	การรั่ว	รอยแตกร้าว
☐ ไม่มี	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5
☐ มองไม่เห็น						
รายการ	รูโพรง	ต้นไม้	วัชพืช	หมายเหตุ		
	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5			

1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ

1.1.2.2.1 ฝ่ายตอนท้าย

รายการ	การกัดเซาะ ²	การเคลื่อนตัว	การทรุดตัว ²	การรั่ว	รอยแตกร้าว	ต้นไม้
☐ ไม่มี	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5
☐ มองไม่เห็น						
รายการ	วัชพืช	สิ่งกีดขวางทางน้ำ	หมายเหตุ			
	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5				

1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ

1.1.2.2.2 สะพานไครมิก : 1.1.2.2.2.1 พื้น

รายการ	การกัดเซาะ ²	การเคลื่อนตัว	การทรุดตัว ²	รอยแตกร้าว	หมายเหตุ
☐ ไม่มี	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	1 2 3 4 5	
☐ มองไม่เห็น					

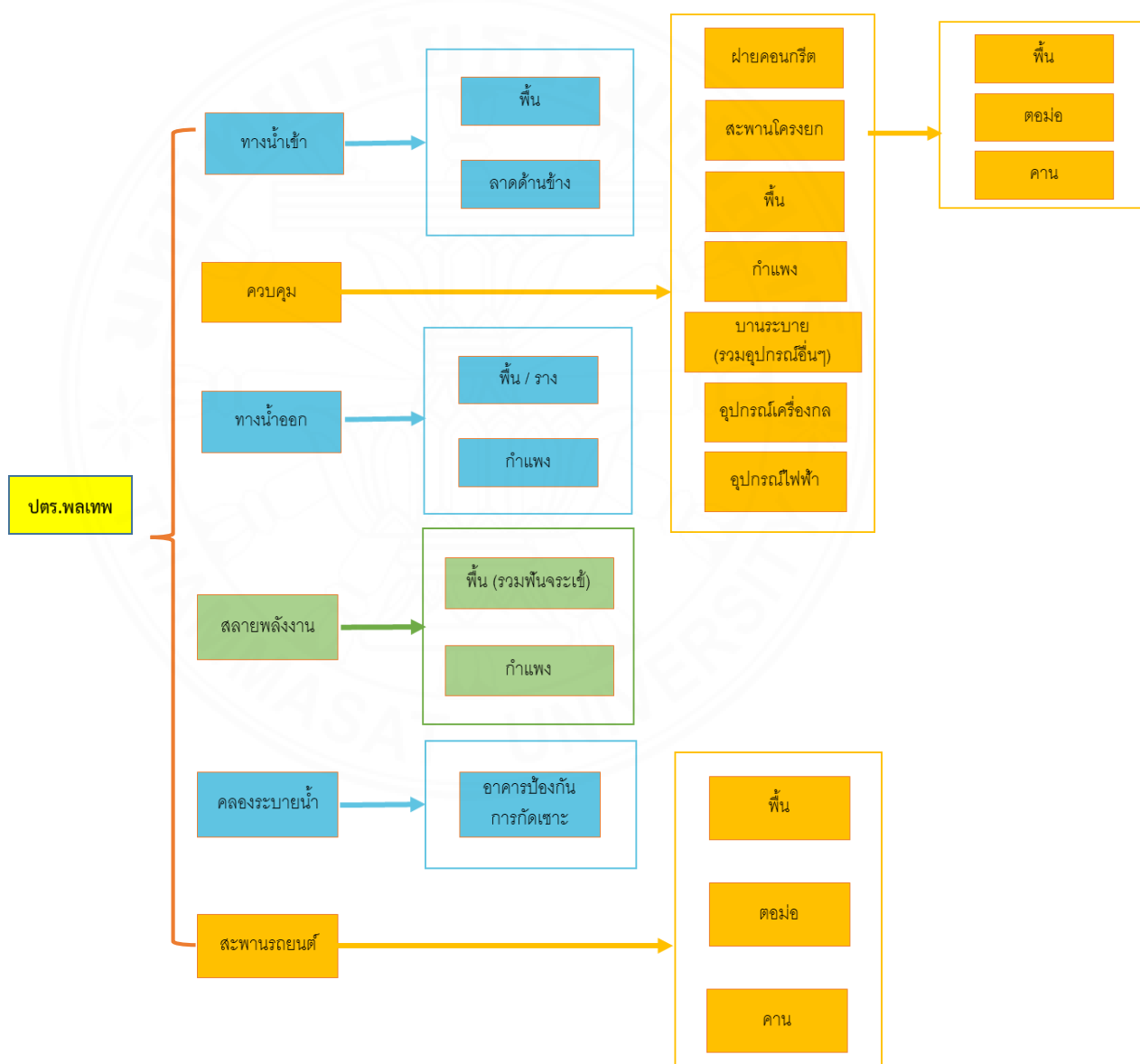
หมายเหตุ:

การกัดเซาะ²	(1) กัดเซาะเห็นเนื้อเหล็ก (3) เกิดการกัดเซาะ (5) ไม่เกิดการกัดเซาะ
การเคลื่อนตัว	(2) เกิดการเคลื่อนตัว (5) ไม่เกิดการเคลื่อนตัว
การทรุดตัว²	(2) ทรุดตัว > 5 ซม. (3) ทรุดตัวน้อยกว่าระหว่าง 2-5 ซม. (4) ทรุดตัว < 2 ซม. (5) ไม่เกิดการทรุดตัว
การบวมตัว	(2) บวมตัว (5) ไม่บวมตัว
การระบายน้ำ	(1) ระบบระบายน้ำอุดตัน ไม่สามารถระบายน้ำได้โดยสิ้นเชิง (2) น้ำขุ่นแต่ไม่เกิดการอุดตัน (3) น้ำไหลช้าลง แต่ไม่เกิดการอุดตัน (5) สามารถรับน้ำไหลปกติ
การรั่ว	(2) เกิดการรั่วและมีน้ำไหลพุ่งออกมา (3) เกิดการรั่วและมีน้ำไหลซึม (5) ไม่เกิดการรั่ว
รอยแตกร้าว	(2) เกิดรอยร้าวมีความกว้างมากกว่าเส้นขนานยาว (3) เกิดรอยร้าวมีความกว้างมากกว่าเส้นจุด (4) เกิดรอยร้าวเป็นวงกลมรูปไข่ (5) ไม่เกิดรอยร้าว
ต้นไม้	(1) ต้นไม้สูงกว่าตัว (2) ต้นไม้สูงกว่าแนว (3) ต้นไม้ต่ำกว่าแนว (4) ต้นไม้ตัดกว่า (5) ไม่มีต้นไม้
วัชพืช	(2) มีวัชพืชปกคลุมมากกว่า 50% ของพื้นที่ (4) มีวัชพืชปกคลุมน้อยกว่า 50% ของพื้นที่ (5) ไม่มีวัชพืชปกคลุม
สิ่งกีดขวางทางน้ำ	(1) มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ และขวางทางเดินน้ำทั้งหมด (3) มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ แต่เปิดวางทางเดินน้ำบางส่วน (5) ไม่มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ
รู โพรง	(2) มีรูโพรงลึกมากกว่า (4) มีรูโพรงลึกน้อยกว่า (5) ไม่มีรูโพรง

ภาพที่ 1.1 แบบบันทึกการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทาน
(อ้างอิงจาก ฝ่ายจัดการความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน (2565))

1.1.2 องค์ประกอบประตูละบายน้ำพลเทพ

ในกรณีประตูละบายน้ำพลเทพ เป็นอาคารประเภทประตูละบายน้ำคอนกรีตเสริมเหล็ก ซึ่งมีองค์ประกอบจำนวน 6 องค์ประกอบ ได้แก่ ส่วนทางน้ำเข้า ส่วนควบคุม ส่วนทางน้ำออก ส่วนสลายพลังงาน ส่วนคลองระบายน้ำ สะพานรถยนต์ แต่ผู้ทำการประเมินจำเป็นต้องพิจารณาในองค์ประกอบย่อยลงไปด้วย เนื่องจากองค์ประกอบย่อยนั้น อาจส่งผลเสียหายต่อตัวอาคารในอนาคตได้ ถ้าหากไม่ได้รับการซ่อมแซม ดังภาพที่ 1.2



ภาพที่ 1.2 องค์ประกอบประตูละบายน้ำพลเทพ
(อ้างอิงจาก ฝ่ายจัดการความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน (2565))

1.1.3 คำน้ำหนักและความสำคัญขององค์ประกอบ

1.1.3.1 การกำหนดระดับคะแนนความสัมพันธ์ขององค์ประกอบ

ความสัมพันธ์ขององค์ประกอบสำหรับการให้น้ำหนักความสัมพันธ์ เมื่อทำการแบ่งองค์ประกอบแล้วเสร็จ จะเริ่มพิจารณาในการให้น้ำหนัก ซึ่งจะต้องกำหนดระดับคะแนน โดยแบ่งคะแนนที่ให้เป็น 5 ระดับ คือ

0 หมายถึง ไม่มีความสัมพันธ์ขององค์ประกอบ

1 หมายถึง องค์ประกอบ A เสียหายทำให้องค์ประกอบ B เสียหายน้อยกว่า

2 หมายถึง องค์ประกอบ A เสียหายทำให้องค์ประกอบ B เสียหายเท่ากัน

3 หมายถึง องค์ประกอบ A เสียหายทำให้องค์ประกอบ B เสียหายมากกว่า

4 หมายถึง องค์ประกอบ A เสียหายทำให้องค์ประกอบ B พิบัติ

1.1.3.2 การให้ความสัมพันธ์ขององค์ประกอบ

ในแต่ละองค์ประกอบที่พิจารณา จะพิจารณาเป็นคู่ๆ ตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ การหาคำน้ำหนักความสัมพันธ์จะใช้ตารางเมตริกซ์สหสัมพันธ์เพื่อหาค่าคะแนนสาเหตุและคะแนนผลกระทบ จากนั้นนำรวมค่าคะแนนสาเหตุและคะแนนผลกระทบที่ได้จากระดับความสัมพันธ์แล้วจึงนำค่าที่ได้ทั้งสองมารวมกัน เพื่อหาคำน้ำหนักความสำคัญของแต่ละองค์ประกอบที่พิจารณาเมื่อได้ลำดับความสำคัญแล้ว ทำการพิจารณาคำน้ำหนักความสำคัญโดยผู้เชี่ยวชาญถึงความน่าเชื่อถือและความน่าจะเป็นของข้อมูล หากไม่สามารถยอมรับลำดับความสำคัญได้ให้นำกลับไปพิจารณาใหม่จนกว่าจะได้ค่าที่ยอมรับได้ ดังตารางที่ 2 ตัวอย่างการแบ่งระดับขององค์ประกอบและการให้คะแนนความสัมพันธ์ในแต่ละองค์ประกอบที่พิจารณา

ตารางที่ 2 ตัวอย่างการหาคำน้ำหนักความสำคัญของเขื่อน (อ้างอิงจาก คณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554))

องค์ประกอบ	เขื่อน	อาคารส่งน้ำ/ ระบายน้ำ	อาคารระบายน้ำล้น	รวมคะแนน ผลกระทบ
เขื่อน		3	3	6
อาคารส่งน้ำ/ระบายน้ำ	1		1	2
อาคารระบายน้ำล้น	1	1		2
รวมคะแนนสาเหตุ	2	4	4	

1.1.3.3 ผลของค่าน้ำหนักและความสำคัญขององค์ประกอบ

จากผลการดำเนินงานของคณะทำงานฯ ได้ผลสรุปค่าน้ำหนักในแต่ละองค์ประกอบและสภาพ ซึ่งผู้ใช้งานสามารถนำค่าที่ได้ดังกล่าวไปใช้ โดยไม่ต้องเสียเวลาในการให้ค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ ตัวอย่างค่าน้ำหนักและคะแนนความสำคัญขององค์ประกอบ ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 วิธีการหาค่าน้ำหนักและคะแนนความสำคัญขององค์ประกอบเขื่อน (อ้างอิงจากคณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554))

ลำดับที่	องค์ประกอบ	คะแนนสาเหตุ	คะแนนผลกระทบ	รวม	คะแนนความสำคัญ
1	เขื่อน	2	6	8	0.40
2	อาคารส่งน้ำ/ระบายน้ำ	4	2	6	0.30
3	อาคารระบายน้ำล้น	4	2	6	0.30
				20	1.00

จากตารางที่ 3 พบว่าในองค์ประกอบลำดับที่ 1 จะให้คะแนนความสำคัญของเขื่อนมากที่สุด คือ 40% และให้คะแนนความสำคัญของอาคารส่งน้ำ/ระบายน้ำ เท่ากับอาคารระบายน้ำล้น ในส่วนของค่าถ่วงน้ำหนักและความสำคัญของสภาพ มีวิธีการหาเช่นเดียวกันดังตัวอย่างตารางที่ 4 และ 5 เป็นตัวอย่างการหาค่าน้ำหนักและความสำคัญของสันเขื่อน

ตารางที่ 4 การให้คะแนนสาเหตุและผลกระทบของสภาพของสันเขื่อน (อ้างอิงจาก คณะทำงาน
โครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและ
ประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554))

สภาพ	รอยแตกร้าวตามขวาง	รอยแตกร้าวตามยาว	การทรุดตัว	ความทนทาน	รูโพรง	ต้นไม้	วัชพืช	ระบบรักษาความปลอดภัย	รวม
รอยแตกร้าวตามขวาง		1	2	1	0	2	0	0	6
รอยแตกร้าวตามยาว	1		2	1	0	1	0	0	5
การทรุดตัว	1	1		1	2	0	0	1	6
ความทนทาน	0	0	0		0	0	0	1	1
รูโพรง	2	2	1	1		2	0	0	8
ต้นไม้	0	0	0	0	0		0	0	0
วัชพืช	1	1	0	0	0	0		0	2
ระบบรักษาความปลอดภัย	0	0	0	0	0	0	0		0
รวม	5	5	5	4	2	5	0	2	

ตารางที่ 5 วิธีการหาค่าน้ำหนักและคะแนนความสำคัญของสภาพขององค์ประกอบสันเขื่อน (อ้างอิงจาก คณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554))

ลำดับ	สภาพ	คะแนนสาเหตุ	คะแนนผลกระทบ	รวม	คะแนนความสำคัญ
1	รอยแตกร้าวตามขวาง	5	6	11	0.20
2	รอยแตกร้าวตามยาว	5	5	10	0.18
3	การทรุดตัว	5	6	11	0.20
4	ความหนาทน	4	1	5	0.09
5	รูโพรง	2	8	10	0.18
6	ต้นไม้	5	0	5	0.09
7	วัชพืช	0	2	2	0.04
8	ระบบรักษาความปลอดภัย	2	0	2	0.04
			รวม	56	1.00

1.2 วัตถุประสงค์

พัฒนาระบบการหารอยแตกรอยร้าวที่เกิดขึ้นบนโครงสร้างอาคารชลประทานอัตโนมัติ โดยใช้เทคโนโลยีการตรวจหาความเปลี่ยนแปลงด้วยภาพถ่ายที่มีความละเอียดสูง ถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูป และเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ เพื่อแก้ปัญหาในการเก็บข้อมูลภาพถ่ายในจุดที่ยากจะเข้าถึง

1.3 ขอบเขตการศึกษาวิจัย

1. พื้นที่ศึกษาอาคารชลประทาน ประจวบคีรีขันธ์ น้ำพลเทพ สำนักงานชลประทานที่ 12 จังหวัดชัยนาท
2. ข้อมูลที่ใช้เป็นภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับและกล้องดิจิทัล
3. ตรวจหารอยแตกรอยร้าวบนโครงสร้างประจวบคีรีขันธ์ น้ำพลเทพ

4. สร้างแบบจำลอง 3 มิติจากภาพถ่ายด้วยเทคนิค 3D photogrammetry
5. พัฒนาระบบการตรวจหารอยแตกรอยร้าวด้วยโครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Network (FCN) กับแบบจำลองสามมิติ

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถบอกถึงรอยแตกรอยร้าวหรือความผิดปกติที่เกิดขึ้นบนโครงสร้างอาคารชลประทาน โดยใช้เทคโนโลยีภาพถ่ายที่มีความละเอียดสูงผ่านทางกล้องถ่ายรูป และจากเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ
2. สามารถบอกถึงปัญหาที่เกิดขึ้นบนโครงสร้างอาคารชลประทานให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องรับทราบด้วยข้อมูลที่ได้ในงานวิจัย เพื่อแก้ไขปัญหาได้ถูกต้องและตรงจุด
3. สามารถประหยัดทั้งเวลา ลดความเสี่ยงต่อชีวิตและทรัพย์สินในการใช้แรงงานคนในการตรวจสอบในจุดที่เข้าถึงได้ยากและเป็นพื้นที่จำกัด อีกทั้งสามารถให้ผลของการตรวจสอบที่มีประสิทธิภาพได้
4. สามารถพัฒนาแนวทางการศึกษาเพื่อการตรวจหารอยแตกรอยร้าวของโครงสร้างอาคารชลประทานได้อย่างเหมาะสม และสามารถนำไปใช้กับอาคารชลประทานอื่นในประเทศ
5. สามารถใช้ในการวางแผนซ่อมแซม ปรับปรุงบำรุงรักษา อาคารชลประทานอย่างเป็นระบบโดย กรมชลประทาน

บทที่ 2

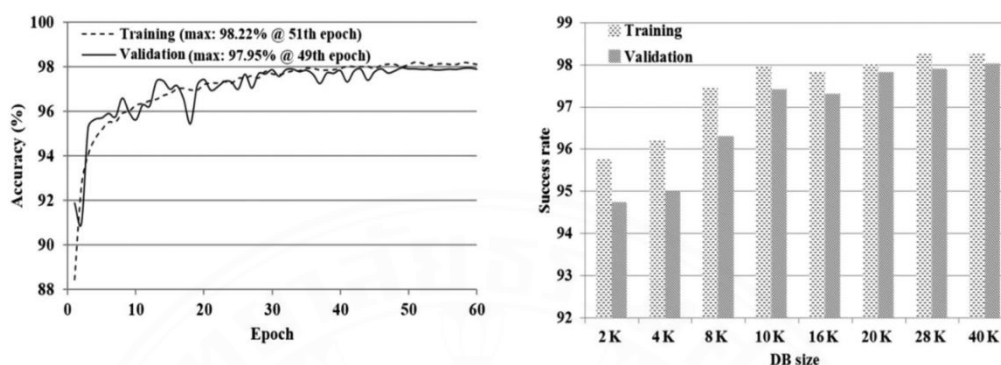
วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทบทวนวรรณกรรม

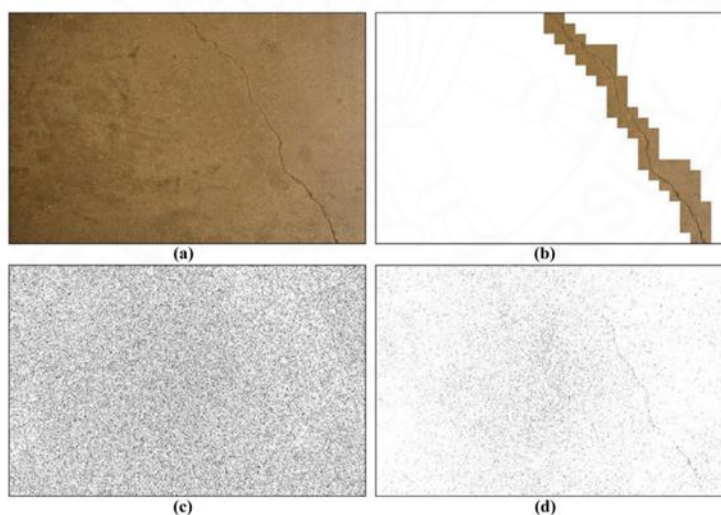
การตรวจจับรอยร้าวด้วยปัญญาประดิษฐ์บนแบบจำลองสามมิติโดยใช้ภาพถ่ายด้วยเทคนิค 3D photogrammetry เป็นอีกหนึ่งเทคนิคที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้เข้ากับงานด้านการตรวจสอบและติดตามพฤติกรรมของโครงสร้างจากการเก็บข้อมูลภาพถ่ายด้วยโดรนหรืออากาศยานไร้คนขับ เพื่อสามารถเห็นรูปแบบของโครงสร้าง 3 มิติ องค์ประกอบที่ตั้งต่างๆ ของระบบโครงสร้างวัตถุที่กำลังทำการศึกษา ข้อมูลที่ได้จากเทคนิค 3D photogrammetry จะให้ข้อมูลจุดเมฆ (Point Cloud) เพื่อนำไปสู่กระบวนการตรวจหารอยแตกร้าวที่เกิดขึ้น โดยมีข้อมูลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังนี้

Cha และคณะ (2017) ได้นำเสนอการนำ Convolution Neural Network (CNN) มาใช้กับการตรวจจับรอยร้าวบนพื้นคอนกรีต โดยเปรียบเทียบกับวิธีการดั้งเดิมซึ่งเป็นอัลกอริทึมในการประมวลผลภาพถ่ายดิจิทัล (Image Processing) ที่เป็นที่นิยมคือ อัลกอริทึมการตรวจจับขอบด้วยวิธีแคนนี่ (Canny Edge Detection) และอัลกอริทึมการตรวจจับขอบด้วยวิธีโซเบล (Sobel Edge Detection) โดยในการสอนและประเมินการสอน (Training and Validation) ให้กับ CNN ได้ใช้ภาพจำนวน 40,000 ภาพ แต่ละภาพมีขนาด 256×256 พิกเซล² ได้ผลของค่าความถูกต้อง (Accuracy) สูงสุดอยู่ที่ 98 เปอร์เซ็นต์ ดังภาพที่ 2.1 และได้ใช้ตรวจจับรอยร้าวบนชุดข้อมูลภาพถ่ายสำหรับทดสอบ (Testing dataset) ที่มีความละเอียด $5,888 \times 3,584$ pixels จำนวน 55 ภาพ ในโครงสร้างที่แตกต่างกันโดยมีผลของแสง เงาสะท้อน และรอยร้าวขนาดเล็กภายในสภาพแวดล้อมด้วย แต่ละภาพจะให้ CNN ทำการตรวจสอบด้วยวิธีการสแกนทีละส่วน (Sliding Window) โดยชุดข้อมูลสำหรับทดสอบนี้ไม่ได้มีส่วนเกี่ยวข้องหรือใช้ในการสอนและประเมินการสอนใน CNN จากผลการวิจัยพบว่า CNN สามารถเอาชนะข้อจำกัดทุกประการของวิธีการแบบดั้งเดิมซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่ดีขึ้นและสามารถบอกรายาวที่เป็นรูปธรรมในสถานการณ์จริงได้ ดังภาพที่ 2.2 อย่างไรก็ตามวิธีการใช้งานของ CNN นั้นต้องใช้ข้อมูลสำหรับการสอนจำนวนมากเพื่อฝึกฝนให้สามารถจำแนกรอยร้าวได้อย่างมีประสิทธิภาพ และไม่สามารถบ่งบอกหรือตรวจจับลักษณะทางกายภาพภายในโครงสร้างได้เนื่องจากการใช้ภาพถ่ายในการตรวจสอบ ซึ่งแผนในอนาคตคือการทำให้ CNN สามารถจำแนกประเภทของความเสียหายได้ เช่น รอยร้าว การหลุดร่อน

การกักร่อน บนโครงสร้างคอนกรีตหรือเหล็ก เป็นต้น นอกจากนี้ยังสามารถที่จะนำไปประยุกต์ใช้กับ โดรนเพื่อใช้ในการตรวจจับในระยะไกลหรือในมุมมองที่มนุษย์ไม่สามารถเข้าถึงได้

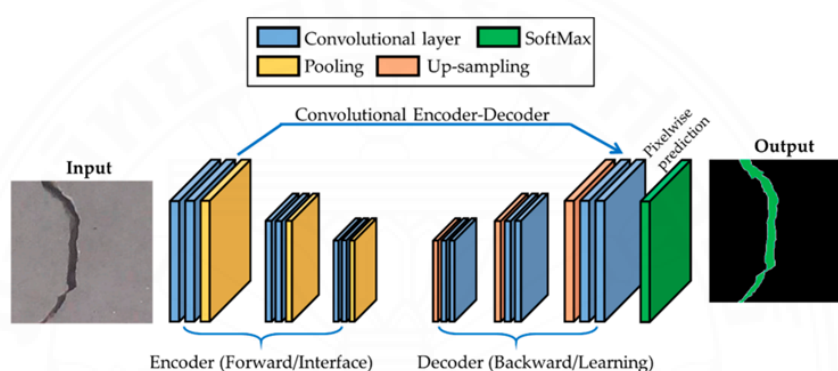


ภาพที่ 2.1 (ซ้าย) กราฟแสดงผลของจำนวนรอบในการสอน (Epoch) แกน x และค่า Accuracy แกน y ของกระบวนการ Training และ Validation ใน CNN (ขวา) แผนภูมิแท่งแสดงการเพิ่มจำนวนข้อมูลสำหรับการทำ Training และ Validation ที่ส่งผลให้อัตราความถูกต้องในการตรวจจับสูงขึ้น (อ้างอิงจาก Cha และคณะ (2017))



ภาพที่ 2.2 (ซ้ายบน) ภาพถ่ายที่ต้องการตรวจจ็รอยร้าว (ขวาบน) ผลการตรวจจ็รอยร้าวด้วย CNN (ซ้ายล่าง) ผลการตรวจจ็รอยร้าวด้วยอัลกอริทึมการตรวจจ็ขอบด้วยวิธีแคนนี่ (Canny Edge Detection) (ขวาล่าง) ผลการตรวจจ็รอยร้าวด้วยอัลกอริทึมการตรวจจ็ขอบด้วยวิธีโซเบล (Sobel Edge Detection) (อ้างอิงจาก Cha และคณะ (2017))

การตรวจสอบด้วยสายตาในโครงสร้างพื้นฐานทางขนาดใหญ่เป็นวิธีทั่วไปในการรักษาความปลอดภัยของโครงสร้าง อย่างไรก็ตามขั้นตอนนี้ใช้ผู้ตรวจสอบที่เป็นมนุษย์ต้องใช้เวลาในการตรวจสอบรวมถึงความรู้และความสามารถของผู้ตรวจสอบ M. M. Manjurul Islam และ Jong-Myon Kim (2019) ได้ศึกษาการตรวจจ็รอยแตกบนพื้นผิวคอนกรีตที่ระดับพิกเซล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Networks (FCN) ประกอบด้วย Encoder และ Decoder ดังภาพที่ 2.3 โดยใช้ภาพรอยแตกกว้างของคอนกรีตจำนวน 40,000 รูป ขนาด 244×244 พิกเซล² โดยแบ่งเป็น ภาพรอยแตกกว้างและไม่ใช้ภาพรอยแตกกว้าง รายละเอียดดังตารางที่ 2



ภาพที่ 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Networks (FCN)

(อ้างอิงจาก M. M. Manjurul Islam และ Jong-Myon Kim (2019))

ตารางที่ 6 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา (อ้างอิงจาก M. M. Manjurul Islam และ Jong-Myon Kim (2019))

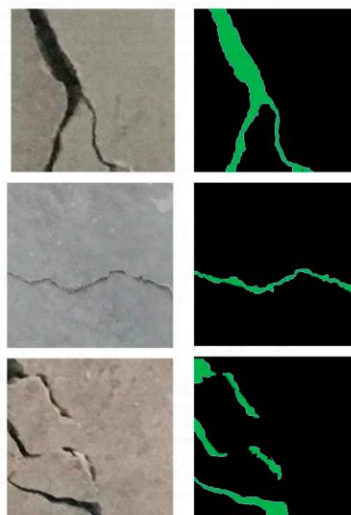
Number of Images	Size (Pixels)	Crack	No-Crack	Training	Validation	Test
40,000	224 x 224	20,000	20,00	40%	20%	40%

จากนั้นนำมาประเมินประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการตรวจสอบความแม่นยำ The structural accuracy (SA), F1-score ในกรณีที่ชุดข้อมูลมีการกระจายคลาสที่แตกต่างกัน, Recall คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมทำนายได้ว่า crack เป็นอัตราส่วนเท่าไรของ crack ทั้งหมด, Precision คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมทำนายว่า crack ถูกต้องเท่าไร โดยนำประสิทธิภาพมาเปรียบเทียบกับ The support vector machine (SVM), โครงข่ายประสาทเทียม Convolutional Neural Networks (CNN) และแบบจำลอง Fully Convolutional Networks (FCN) ดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม (อ้างอิงจาก M. M. Manjurul Islam และ Jong-Myon Kim (2019))

Methods	Precision	Recall	F1-Score	SA
SVM	68.75	73.33	70.96	71.87
CNN	88.75	78.02	83.04	81.87
Proposed FCN	91.30	94.10	92.70	92.80

ผลลัพธ์ของการแบ่งส่วนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม Proposed FCN สำหรับรูปภาพสามภาพ โดยพิกเซลสีเขียวและสีดำหมายถึงรอยแตกและไม่แตกตามลำดับ จากผลการวิจัยจะเห็นว่าแบบจำลองที่ทำการวิจัยนั้นมีประสิทธิภาพสูงในการตรวจจับรอยร้าวในภาพ ดังภาพที่ 2.4

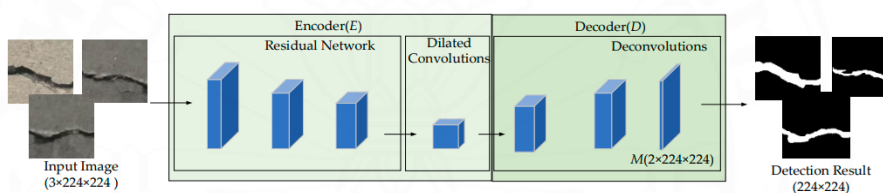


ภาพที่ 2.4 การแสดงผลการตรวจจับรอยร้าวจากภาพด้วย Proposed FCN

(อ้างอิงจาก M. M. Manjurul Islam และ Jong-Myon Kim (2019))

เนื่องจากความมั่นคงของคอนกรีตมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อความปลอดภัยของประชาชน Jianming Zhang และคณะ (2019) จึงได้ทำการศึกษาการตรวจจับรอยแตกบนพื้นผิวคอนกรีต ที่ระดับพิกเซล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Networks (FCN) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมการแบ่งส่วนที่มีพื้นฐานมาจาก Convolution Neural Network (CNN) นำมาประกอบด้วย Encoder(E) และ Decoder(D) โดยที่ Encoder(E) จะทำการดึงลักษณะเด่นของภาพ จากนั้น Decoder(D) นำลักษณะเด่นมาขยายให้เท่ากับภาพที่ input เข้าไป และประมวลผลภาพออกมาว่าเป็นรอยแตกหรือไม่ใช่รอยแตก ดังภาพที่ 2.5 ในการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้ภาพรอยแตก 600

ภาพจากชุดข้อมูล ขนาด 227×227 พิกเซล² และแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึก ชุดตรวจสอบ และชุดทดสอบ พร้อมข้อมูลปริมาณ 400, 100 และ 100 ตามลำดับ พร้อมกำหนดความหมายในระดับพิกเซลให้ส่วนสีดำเป็นพื้นหลังและส่วนสีขาวเป็นรอยแตก ดังภาพที่ 2.6 จากนั้นนำมาตรวจสอบประสิทธิภาพของโมเดลกับแบบโครงข่าย 4 แบบ ประกอบด้วย FCN-Resnet-18, FCN-Resnet-50, FCN-VGG และ The proposed model ซึ่งเป็นการนำโครงข่าย FCN-Resnet-18 มาปรับปรุง จากนั้นนำผลที่ได้ประเมินประสิทธิภาพโมเดล ซึ่งประกอบด้วย ความแม่นยำระดับพิกเซล Pixel Accuracy (PA), ค่าเฉลี่ยความแม่นยำระดับพิกเซล Mean Pixel Accuracy (MPA), ค่ามาตรฐานการในการแบ่งส่วน Mean Intersection over Union (MIoU) และ ค่าถ่วงน้ำหนักความถี่ในการแบ่งส่วน Frequency Weighted Intersection over Union (FWIoU) ดังตารางที่ 8

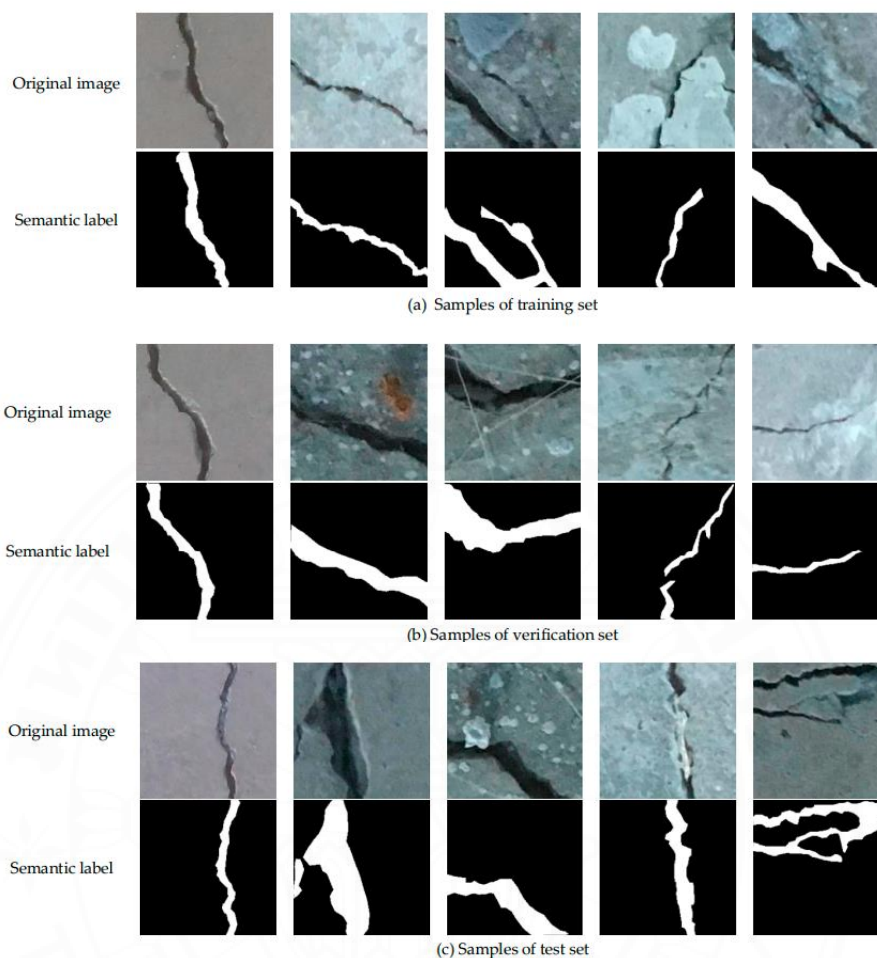


ภาพที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Networks (FCN)

(อ้างอิงจาก Jianming Zhang และคณะ (2019))

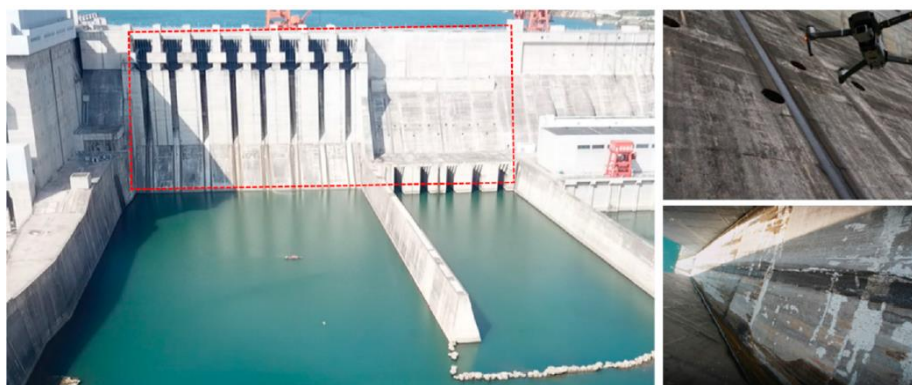
ตารางที่ 8 ประสิทธิภาพของโมเดล (อ้างอิงจาก Jianming Zhang และคณะ (2019))

Model	PA	MPA	MIoU	FWIoU
FCN-Resnet-50	95.53	91.36	82.01	92.20
FCN-Resnet-18	96.10	89.75	82.79	92.90
FCN-VGG	96.41	90.27	83.90	93.40
The proposed model	96.84	92.55	86.05	94.22



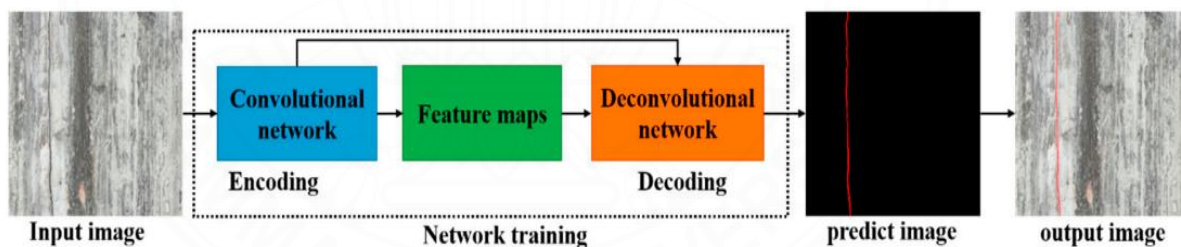
ภาพที่ 2.6 กำหนดความหมายในระดับพิกเซลให้ส่วนสีดำเป็นพื้นหลังและส่วนสีขาว เป็นรอยแตก (a) ชุดฝึกอบรม (b) ชุดตรวจสอบ และ (c) ชุดทดสอบ (อ้างอิงจาก Jianming Zhang และคณะ (2019))

การตรวจจับรอยร้าวบนพื้นผิวเขื่อนเป็นงานที่สำคัญสำหรับการตรวจสอบเขื่อนผลิตไฟฟ้าพลังน้ำอย่างปลอดภัย Chuncheng Feng และคณะ (2020) จึงทำการศึกษาโดยตรวจหารอยแตกอัตโนมัติระดับพิกเซลบนพื้นผิวเขื่อนไฟฟ้าพลังน้ำในแม่น้ำ Jialing แสดงดังรูปที่ 2.7 โดยใช้อากาศยานไร้คนขับรุ่น DJI MAVIC 2 ในการเก็บภาพบนพื้นผิวเขื่อน ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่มีกล้องความละเอียดสูง 20 ล้านพิกเซล โดยจะได้ภาพ 1,000 ภาพ ที่มีความละเอียด $5,472 \times 3,648$ พิกเซล² จากนั้นนำภาพจำนวน 504 ภาพที่ความละเอียด 608×608 พิกเซล² ในการทดสอบ



ภาพที่ 2.7 เขื่อนสถานีไฟฟ้าพลังน้ำในลุ่มน้ำ Jialing
(อ้างอิงจาก Chungheng Feng และคณะ (2020))

โดยในการศึกษานี้ได้นำสถาปัตยกรรมของโครงข่าย Crack Detection on Dam Surface (CDDS) ซึ่งเป็นโครงข่ายที่พัฒนาจาก SegNet ประกอบด้วย Encoding และ Decoding แสดงตามแผนผังของโครงข่ายการตรวจจ้งรอยแตก ดังภาพที่ 2.8 และนำผลของโครงข่าย CDDS มาประเมินประสิทธิภาพโมเดลกับโครงข่าย ResNet152 -based, FCN, Unet และ SegNet ดังตารางที่ 9



ภาพที่ 2.8 แผนผังโครงข่ายการตรวจจ้งรอยแตก Crack Detection on Dam Surface (CDDS)
(อ้างอิงจาก Chungheng Feng และคณะ (2020))

ตารางที่ 9 ประเมินประสิทธิภาพโมเดลโครงข่าย ResNet152 -based, FCN, Unet, SegNet และ CDDS (อ้างอิงจาก Chuncheng Feng และคณะ (2020))

Method	Recall (%)	Precision (%)	F-measure (%)	Crack IoU (%)	Background IoU (%)
ResNet152 -based	57.49	74.99	63.68	47.68	99.54
FCN	71.53	72.57	69.37	55.70	99.69
UNet	78.33	77.14	76.20	62.71	99.73
SegNet	79.15	77.85	77.22	64.37	99.74
CDDS	80.45	80.31	79.16	66.76	99.76

จากการศึกษาทำให้เห็นว่าโครงสร้างเครือข่าย CDDS ได้รับการปรับปรุงจากโครงสร้าง SegNet มีประสิทธิภาพการทำงานที่สูงและในการศึกษาในอนาคต จะดำเนินการปรับปรุงความแม่นยำของเทคนิคการระบุตำแหน่งรอยแตกต่อไป

Maria João Henriques และ Dora Roque (2015) ได้ทำการประเมินสภาพของผนังภายนอกหรือตำแหน่งอื่นๆ ที่ไม่สามารถเข้าถึงได้บนเขื่อน Bouçã ที่สร้างขึ้นในหุบเขาแม่น้ำ Zêzere ในภาคกลางของโปรตุเกส เป็นเขื่อนโค้งคอนกรีตโค้งคู่แบบบาง ความสูงจากฐานรากคือ 70 ม. ความยาวสันเขื่อน 171 ม. และความกว้างสันเขื่อน 0.9 ม. ในส่วนกลางของผนังด้านท้ายน้ำมีรอยร้าวในแนวขนานคู่ตำแหน่งของรอยแตกได้ดังรูปที่ 2.9 รอยแตกเหล่านี้ได้ทำการตรวจด้วยสายตาเท่านั้น โดรนสามารถแก้ไขปัญหานี้ได้โดยง่าย เนื่องจากสามารถนำไปใกล้โครงสร้างได้ในระยะไม่กี่เมตร ถ่ายบริเวณท้ายเขื่อนและทางระบายน้ำฉุกเฉิน ดังที่เห็นในรูปที่ 2.10 โดยใช้โดรน octocopter SKY II มีระบบ GPS, มีเซนเซอร์วัดความเฉื่อย, มีระบบกันสั่นและมีกล้อง ซึ่งเป็นกล้อง Sony Nex-7 ประกอบด้วย lens E 16-50mm f3.5-5.6 OSS. ความละเอียด 6,000 × 4,000 pixel ดังรูปที่ 2.11 และรายละเอียดการบิน ดังตารางที่ 10



ภาพที่ 2.9 เขื่อน Bouçã ด้านท้ายน้ำ (อ้างอิงจาก Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))



ภาพที่ 2.10 ผนังท้ายเขื่อนและทางระบายน้ำล้นเขื่อน Bouçã (อ้างอิงจาก Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))

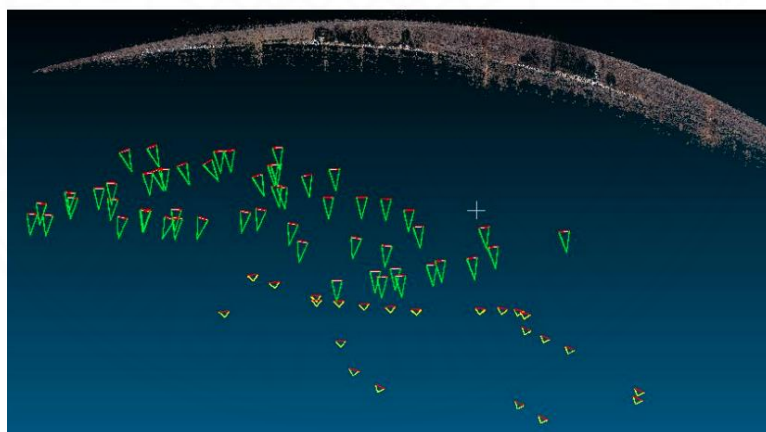


ภาพที่ 2.11 octocopter SKY II (อ้างอิงจาก Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))

ตารางที่ 10 รายละเอียดการบินทั้งหมดสามเที่ยวบินและถ่ายภาพเชื่อมทั้งหมด 208 ภาพ
(อ้างอิงจาก Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))

Flight	Area	Distance to the dam	Flight length	N^o photos	N^o blurry photos	Focal length	Size pixel
A	cracks	4m - 9m	4min 45s	99	9	50 mm	1.3 mm
B	cracks	8m - 12m	2min 52s	83	7	16 mm	5.0 mm
C	spillway	2m - 4m	53s	26	1	16 mm	5.6 mm

นำภาพถ่ายบริเวณรอย Crack มาประมวลผลภาพสามมิติด้วยเทคนิค Photogrammetry ด้วยซอฟต์แวร์ Micmac ได้ผลตามที่แสดงกราฟฟิกบนคลาวด์แบบกระจายจุด (Point Cloud) ดังภาพที่ 2.12



ภาพที่ 2.12 กราฟฟิกบนคลาวด์แบบกระจายจุด (Point Cloud) ตำแหน่งของกล้องระหว่างเที่ยวบิน A และ B มุมมองด้านบน (อ้างอิงจาก Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))

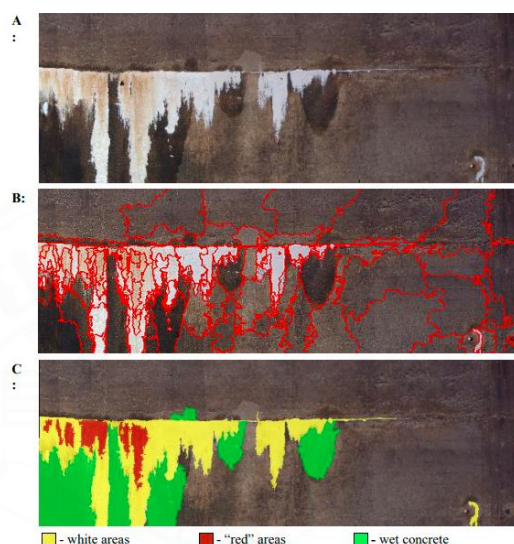
จากนั้นใช้ซอฟต์แวร์ eCognition จาก Trimble นำภาพที่ได้มาจัดกลุ่มตามขั้นตอนดังนี้

1. แบ่งส่วน: พิกเซลข้างเคียงถูกรวมเข้าด้วยกันตามสีและรูปร่างเพื่อสร้างวัตถุ
2. เลือกตัวแปรและเกณฑ์ที่เกี่ยวข้องที่ให้การระบุคุณสมบัติที่จะจัดประเภทอย่างมีประสิทธิภาพ

ประสิทธิภาพ

3. จัดหมวดหมู่รูปภาพโดยอัตโนมัติ

ผลลัพธ์ในการจัดกลุ่ม คือ พื้นที่สีขาว เป็นการสะสมของแคลเซียมคาร์บอเนตได้รอยแตกที่มีน้ำรั่วไหล/กำลังรั่ว, พื้นที่สีแดง เป็นบริเวณที่มีแคลเซียมคาร์บอเนตสีแดง และพื้นที่สีเขียว เป็นคราบน้ำ แสดงดังภาพที่ 2.13



ภาพที่ 2.13 ผลลัพธ์ในการจัดกลุ่ม (อ้างอิงจาก Maria João Henriques และ Dora Roque (2015))

Shuang Wang และคณะ (2019) ได้ศึกษาการพัฒนาการตรวจสอบอาคารเขื่อนคอนกรีตในมณฑลเสฉวนของจีนเนื่องจากการตรวจสอบแบบเดิมนั้นอาจมีอุปสรรคในบริเวณที่เป็นอันตรายในการสำรวจ จึงมีแนวคิดนำ Micro Air Vehicle (MAV) มาถ่ายภาพเพื่อสร้างแบบจำลอง point-cloud และนำมาสร้างโมเดลสามมิติในซอฟต์แวร์ Smart3D ดังภาพที่ 2.14 และนำโครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Network (FCN) มาฝึกสอนและสามารถจดจำรอยแตก จากนั้นนำมาหาตำแหน่งรอยแตกในแบบจำลองที่กล่าวถึงข้างต้น และใช้เครื่องมือเพื่อวิเคราะห์สเกลของรอยแตกในเชิงปริมาณ



(a)



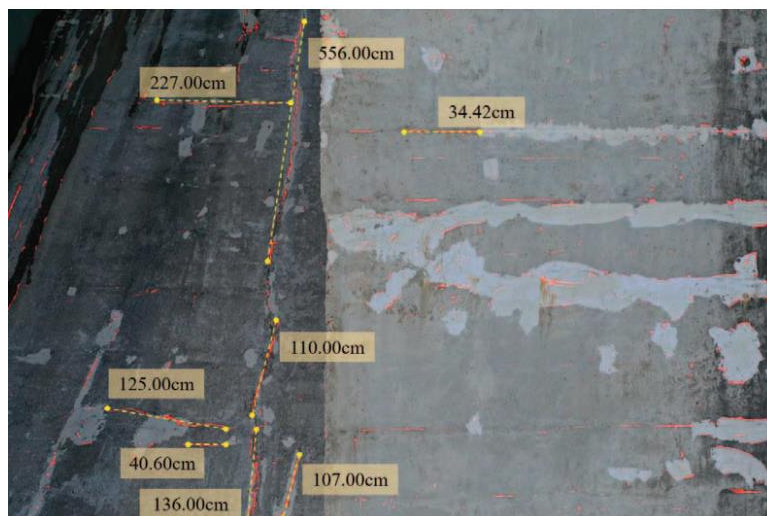
(b)



(c)

ภาพที่ 2.14 (a) เชื่อนคอนกรีตในมณฑลเสฉวนของจีน (b) Micro Air Vehicle (MAV)
(c) 3D Point-cloud อาคารเชื่อนคอนกรีต (อ้างอิงจาก Shuang Wang และคณะ (2019))

เพื่อให้ได้การตรวจจับระดับพิกเซลจึงนำโครงข่ายประสาทเทียม Fully Convolutional Network (FCN) ซึ่งเป็นเครือข่าย Convolutional Neural Network (CNN) ประกอบด้วยชั้น deconvolution และการจำแนก Softmax โดยชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกอบรมประกอบด้วยรูปภาพ รอยแตก 1,500 ภาพ มีขนาด 608×608 พิกเซล² และแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึกอบรม ชุดตรวจสอบและชุดทดสอบตามอัตราส่วน 8:1:1 โดยประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย pixel accuracy (ความแม่นยำระดับพิกเซล) , recall rate (ค่าความแม่นยำในการทำนาย) และ intersection ratio (อัตราส่วนการตัดกัน) ของโครงข่ายประสาทเทียม FCN คือ 78.13%, 86.84% และ 60.15% ตามลำดับ โดยสามารถประมาณตำแหน่งรอยแตกกว้างที่สุดคล้อยกันโมเดล 3D point-cloud ดังภาพที่ 2.15



ภาพที่ 2.15 ตำแหน่งรอยแตกร้าวที่สอดคล้องกันในโมเดล 3D point-cloud
(อ้างอิงจาก Shuang Wang และคณะ (2019))

2.2 สรุปบททวนวรรณกรรม

ตารางที่ 11 สรุปบททวนวรรณกรรมทั้งหมด

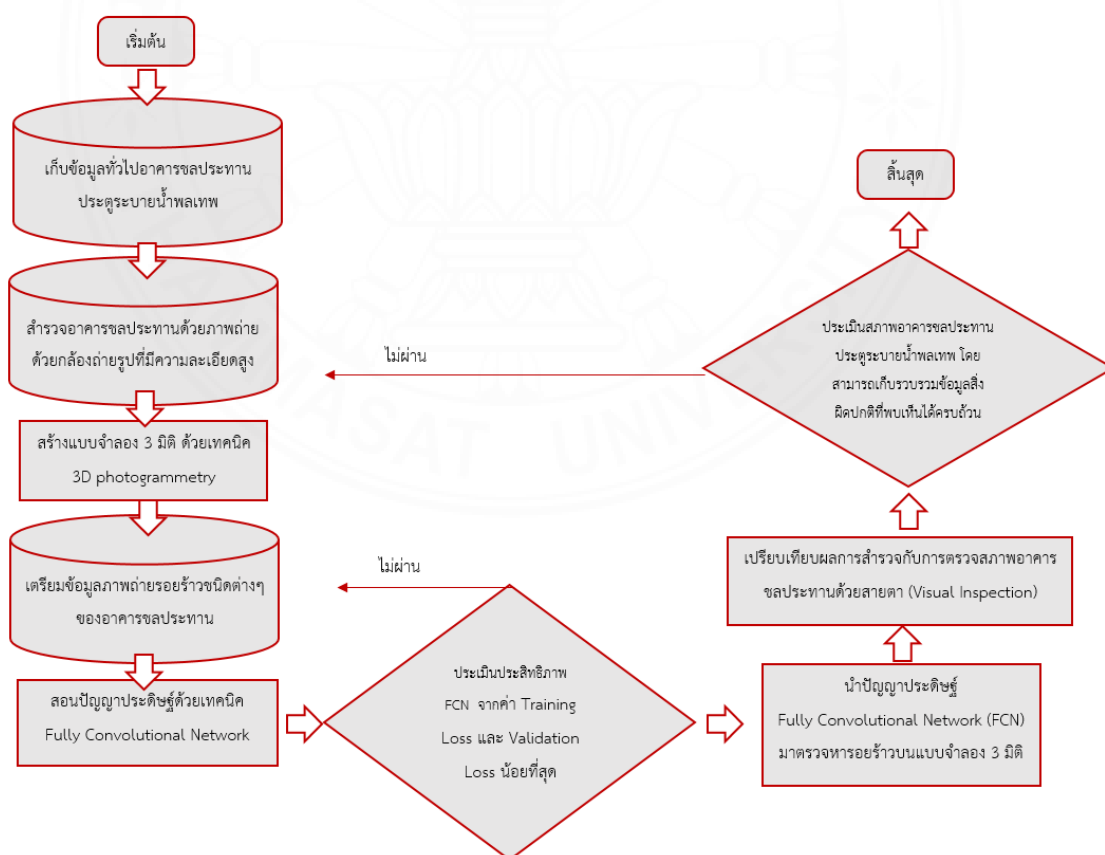
ชื่อผู้วิจัย	โครงสร้างทางการศึกษา	วัตถุที่ตรวจจذب	รูปแบบการตรวจจذب	วิธีการที่ใช้
Cha และคณะ(2017)	พื้นคอนกรีต	รอยแตกร้าว	Classification	CNN
M. M. Manjurul Islam และ Jong-Myon Kim (2019)	โครงสร้างคอนกรีต	รอยแตกร้าว	segmentation	FCN
Jianming Zhang และคณะ (2019)	โครงสร้างคอนกรีต	รอยแตกร้าว	segmentation	FCN
Chuncheng Feng และคณะ (2020)	โครงสร้างเขื่อนคอนกรีต	รอยแตกร้าว	segmentation	FCN
Maria João Henriques และ Dora Roque (2015)	โครงสร้างเขื่อนคอนกรีต	รอยแตกร้าว	Classification	SFM
Shuang Wang และคณะ (2019)	โครงสร้างเขื่อนคอนกรีต	รอยแตกร้าว	segmentation	SFM, FCN

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการตรวจหารอยแตกรอยร้าวบนผิวของโครงสร้าง ประตุน้ำพลเทพ จังหวัดชัยนาท ซึ่งเป็นกรณีศึกษาที่มีพื้นผิวของโครงสร้างเป็นอาคารคอนกรีต และเป็นโครงสร้างที่คล้ายจากงานวิจัยก่อนหน้านี้ โดยใช้ภาพถ่ายจากเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับในการบินเก็บข้อมูลเพื่อนำภาพถ่ายที่ได้มาสร้างแบบจำลอง 3 มิติ ด้วยเทคนิค 3D photogrammetry ซึ่งเป็นการนำมาต่อยอดจากงานวิจัยของ Maria João Henriques (2015) และ Shuang Wang และคณะ (2019) ในด้านการนำข้อมูลภาพถ่ายมาสร้างเป็นแบบจำลองสามมิติ จากนั้นทำการตรวจหารอยแตกรอยร้าวที่เกิดขึ้นด้วยการต่อยอดจากงานวิจัยของ Cha และคณะ(2017), M. M. Manjurul Islam และคณะ (2019), Jianming Zhang และคณะ (2019), และ Chuncheng Feng และคณะ (2020) ในการตรวจหารอยแตกรอยร้าวที่เกิดขึ้นด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ เพื่อพัฒนาประสิทธิภาพในการตรวจหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบความมั่นคงและระบุจุดที่ควรทำการปรับปรุงซ่อมแซมโครงสร้างอาคารชลประทานในประเทศไทยต่อไปในอนาคตได้

บทที่ 3 วิธีการวิจัย

3.1 ขั้นตอนการศึกษา

ในบทนี้จะกล่าวถึงการตรวจหารอยแตกร้าวของกรณีศึกษาอาคารประตูละบายน้ำพลเทพ จังหวัดชัยนาท โดยวิธีการหารอยแตกร้าวจากข้อมูลภาพถ่ายผ่านทางเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ นำมาสร้างแบบจำลอง 3 มิติด้วยภาพถ่ายด้วยเทคนิค 3D photogrammetry ข้อมูลที่ได้จากกระบวนการนี้คือ จุดเมฆ (Point Cloud) แล้วนำมาเข้ากระบวนการตรวจหารอยแตกร้าวด้วยปัญญาประดิษฐ์ กับแบบจำลองสามมิติเทียบกับข้อมูลอ้างอิง ด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) ซึ่งประกอบด้วยขั้นตอนการศึกษาดังรูปที่ 3.1 รายละเอียดในแต่ละขั้นตอนได้อธิบายไว้ในบทนี้



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการศึกษาการตรวจหารอยแตกร้าว

3.2 ข้อมูลพื้นฐานอาคารประตูละบายน้ำพลเทพ จังหวัดชัยนาท

การศึกษานี้ได้ทำการศึกษาอาคารประตูละบายน้ำพลเทพ ซึ่งเป็นประตูละบายน้ำที่สำคัญของแม่น้ำสุพรรณหรือแม่น้ำท่าจีน ครอบคลุมพื้นที่ 4 อำเภอในจังหวัดชัยนาท ประกอบด้วย อำเภอวัดสิงห์ อำเภอสรรคบุรี อำเภอหันคา อำเภอเมืองชัยนาท มีพื้นที่ทั้งหมด 103,000 ไร่ เป็นพื้นที่เพื่อทำการเกษตร 96,300 ไร่ หรือคิดเป็นร้อยละ 93.30 พื้นที่คลองส่งน้ำ คลองระบายน้ำ ประมาณ 6,700 ไร่ หรือคิดเป็นร้อยละ 6.30 พื้นที่การเกษตรส่วนใหญ่ร้อยละ 95 ทำการเพาะปลูกข้าว และในปัจจุบัน เกษตรกรร้อยละ 90 เพาะปลูกข้าวเพื่อผลิตเมล็ดพันธุ์ ผังคลองส่งน้ำและคลองระบายน้ำ ดังภาพที่ 3.2

โครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาพลเทพ สำนักงานชลประทานที่ 12 จังหวัดชัยนาท เดิมมีชื่อว่า “โครงการมะขามเฒ่า” ได้ทำการก่อสร้างประตูละบาย (Dam) และประตูน้ำ (Navigation Lock) ขึ้นที่ปากคลองมะขามเฒ่าซึ่งเป็นตอนต้นของแม่น้ำสุพรรณบุรี ในปี พ.ศ.2472 แล้วเสร็จในปี พ.ศ.2478 เพื่อเป็นประตูละบายน้ำปากคลองของ “โครงการสุพรรณบุรี” (ปัจจุบันคือโครงการฯ สามชุกและโครงการฯ โพธิ์พระยา) โดยลักษณะเป็นโครงการประเภทรับน้ำนอง (Inundation Scheme) เน้นการป้องกันอุทกภัยและการคมนาคมทางน้ำ หลังจากมีการวางโครงการเจ้าพระยาใหญ่ ในปีพ.ศ.2496 และได้เริ่มก่อสร้างระบบส่งน้ำและระบายน้ำจนเมื่อเขื่อนเจ้าพระยาก่อสร้างแล้วเสร็จ ในปี พ.ศ.2500 จึงได้เปลี่ยนลักษณะโครงการเป็นประเภทเหมืองฝาย (Diversion Irrigation) ณ ปัจจุบันโครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาพลเทพ มีอายุ 88 ปี โดยมีลักษณะทางภูมิศาสตร์ดังภาพที่ 3.3 และสภาพปัจจุบันแสดงลักษณะทางวิศวกรรมของอาคาร ดังภาพที่ 3.4

ลักษณะทางภูมิศาสตร์

ที่ตั้ง	:	280 หมู่ที่ 4 ตำบลหาดท่าเสา อำเภอเมืองชัยนาท จังหวัดชัยนาท
พิกัด	:	UTM E 615200 N 1682600 แผนที่ระวาง 5039III
ทิศเหนือ	:	ติดแม่น้ำเจ้าพระยา ในท้องที่ตำบลหาดท่าเสา ตำบลท่าชัย อำเภอเมืองชัยนาท จังหวัดชัยนาท
ทิศใต้	:	ติดต่อเขตพื้นที่โครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาท่าโบสถ์ ในท้องที่ตำบลห้วยงู ตำบลสามง่ามท่าโบสถ์ อำเภอหันคา จังหวัดชัยนาท

- ทิศตะวันออก : ติดแม่น้ำเจ้าพระยา และโครงการส่งน้ำและบำรุงรักษา
บรมธาตุ ในท้องที่ ตำบลท่าชัย อำเภอเมืองชัยนาท
ตำบลแพรกศรีราชา อำเภอสรรคบุรี จังหวัดชัยนาท
- ทิศตะวันตก : ติดต่อพื้นที่โครงการชลประทานชัยนาท (โครงการสูบน้ำทุ่ง
วัดสิงห์) บนท้องที่ ตำบลมะขามแต้ ตำบลหนองน้อย
อำเภอวัดสิงห์ จังหวัดชัยนาท

ลักษณะทางวิศวกรรม

เป็นอาคารประเภทประตูระบายน้ำคอนกรีตเสริมเหล็ก

ระบายน้ำสูงสุด

318 ลบ.ม./วินาที

ช่องระบายน้ำ

กว้าง 6.50 จำนวน 4 ช่อง

บานระบายน้ำ

บานตรง (Slide Gate)

ขนาดบานระบายน้ำ

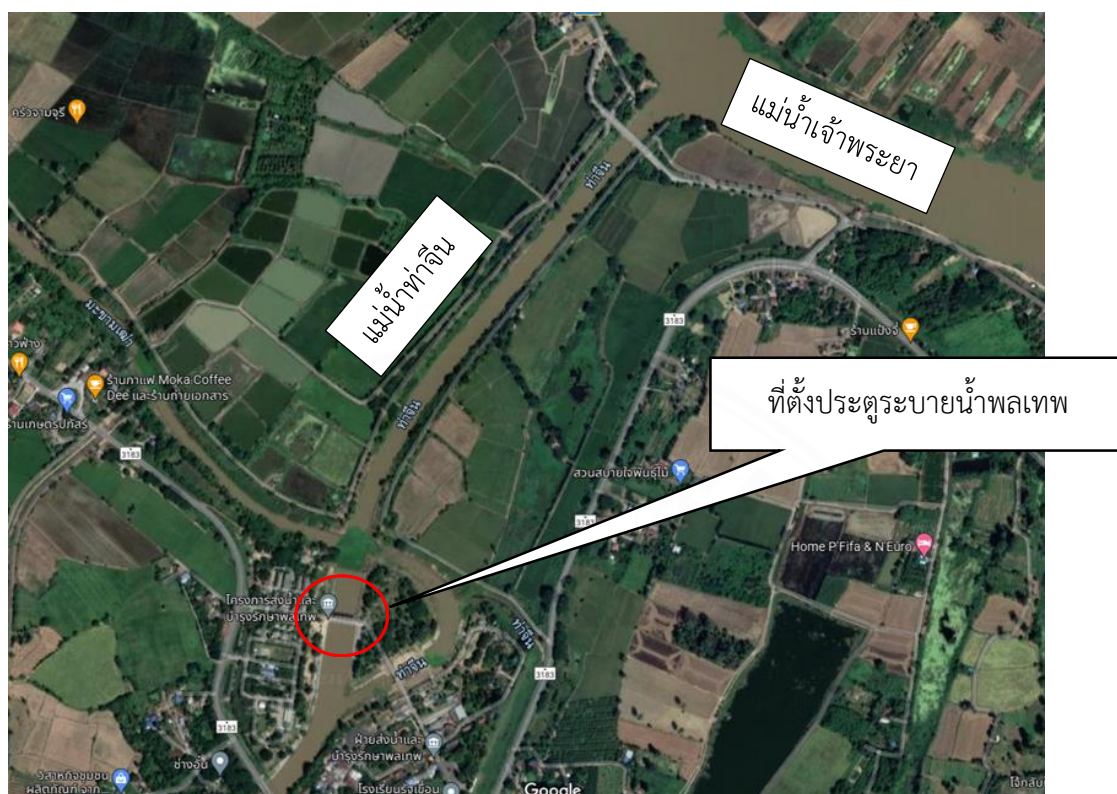
กว้าง 6.50 ม. ยาว 7.30 ม.

ระดับธรณีสานระบายน้ำ

+7.500 ม.รทก.

ระดับเก็บกัก

+16.500 ม.รทก.



ภาพที่ 3.3 ภาพถ่ายดาวเทียมที่แสดงที่ตั้งประตูระบายน้ำพลเทพ



ภาพที่ 3.4 ภาพถ่ายปัจจุบันประตูระบายน้ำพลเทพ

3.3 การสำรวจรูปทรงด้วยภาพถ่ายและการสร้างแบบจำลอง 3 มิติ

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาวิธีการสำรวจลักษณะรูปทรงและลักษณะทางกายภาพภายนอกของโครงสร้างประตูละบายน้ำพลเทพ โดยใช้เทคโนโลยีการสำรวจด้วยภาพถ่ายประยุกต์ร่วมกับเทคนิค 3D photogrammetry เพื่อสร้างเป็นแบบจำลอง 3 มิติ ซึ่งกระบวนการเก็บข้อมูล และการสร้างแบบจำลอง 3 มิติ จะประกอบไปด้วย

3.3.1 อุปกรณ์การสำรวจด้วยภาพถ่าย

การสำรวจโครงสร้างประตูละบายน้ำพลเทพ เพื่อนำไปใช้สร้างแบบจำลอง 3 มิติ โดยทั่วไปแล้วการสร้างแบบจำลอง 3 มิติ ของโครงสร้างให้สมบูรณ์นั้นขึ้นอยู่กับข้อมูลภาพถ่ายที่สามารถเก็บรายละเอียดได้ครบทั้งโครงสร้างที่สนใจ แต่โครงสร้างประตูละบายน้ำพลเทพ มีบางส่วนของอาคารที่ไม่สามารถทำการสำรวจเก็บข้อมูลได้ เนื่องจากเป็นพื้นที่เข้าถึงยากและอาจเป็นอันตรายต่อผู้ทำการสำรวจ เช่นบริเวณ ตอม่อ ช่องระบายน้ำ เป็นต้น ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการถ่ายภาพจาก มุมสูง เพื่อบันทึกภาพถ่ายของส่วนที่ไม่สามารถเข้าถึงได้ ในงานวิจัยนี้จึงนำเอาเทคโนโลยีการบินแบบอากาศยานไร้คนขับ (UAV : Unmanned Aerial Vehicle) เพื่อที่บันทึกข้อมูลของโครงสร้างได้อย่างครบถ้วนสมบูรณ์ โดยอุปกรณ์ที่นำมาใช้เพื่อการสำรวจภาพถ่ายดิจิทัล ได้แก่ เครื่องบินอากาศยานไร้คนขับจาก DJI รุ่น Phantom 4 (DJI, 2016), Phantom 4 RTK (DJI, 2020) และ D-RTK2 (DJI, 2022) ดังภาพที่ 3.5, ภาพที่ 3.6, และภาพที่ 3.7 รายละเอียดของอุปกรณ์แสดงดังตารางที่ 12



ภาพที่ 3.5 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพถ่าย DJI Phantom 4
(อ้างอิงจาก DJI, 2016)



ภาพที่ 3.6 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพถ่าย DJI Phantom 4 RTK
(อ้างอิงจาก DJI, 2020)



ภาพที่ 3.7 อุปกรณ์ที่ใช้ในการบันทึกภาพถ่าย D-RTK2
(อ้างอิงจาก DJI, 2022)

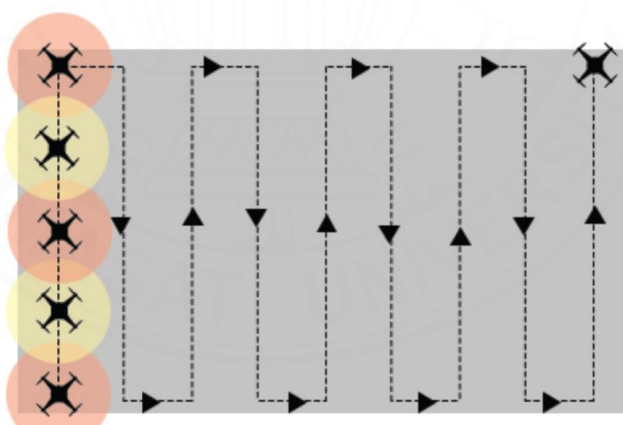
ตารางที่ 12 รายละเอียดของอุปกรณ์ในการบันทึกภาพถ่าย (อ้างอิงจาก <https://www.dji.com/global>)

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

3.3.2 วิธีการบันทึกภาพถ่ายเพื่อสร้างแบบจำลอง 3 มิติ

วิธีการบันทึกภาพถ่ายเป็นปัจจัยหนึ่งที่สำคัญส่งผลโดยตรงกับการสร้างแบบจำลอง 3 มิติ หากภาพถ่ายดิจิทัลที่นำมามีคุณภาพต่ำอาจส่งผลให้ไม่สามารถนำไปสร้างแบบจำลอง 3 มิติ หรือ วิธีการบันทึกภาพถ่ายไม่ถูกลักษณะจะทำให้ได้องค์ประกอบของแบบจำลองและรายละเอียด 3 มิติ ไม่ตัวอย่างที่ควร โดยในหัวข้อนี้สรุปวิธีการบันทึกภาพถ่ายจากเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับเป็นพื้นฐานของการสร้างแบบ 3 มิติ จากภาพถ่าย สิ่งสำคัญประการแรกคือ ภาพถ่ายที่นำมาสร้างแบบจำลอง 3 มิติ ควรที่จะต้องมีความชัดของภาพอย่างน้อยร้อยละ 50 ถึง 70 และไม่ควรถ่ายภาพที่ตำแหน่งเดิมเพื่อบันทึกภาพหลาย ๆ มุมมอง แต่ควรมีการเคลื่อนตัวหรือขยับตำแหน่งกล้องจากจุดเดิมแล้วบันทึกภาพถ่าย โดยเทคโนโลยีเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับสามารถที่จะสั่งการบินแบบอัตโนมัติได้ ซึ่งสิ่งเหล่านี้ล้วนเป็นพื้นฐานเบื้องต้นในการถ่ายภาพ เพื่อสร้างแบบจำลอง 3 มิติ โดยทั่วไปสามารถแบ่ง เทคนิคการถ่ายภาพออกเป็น 2 ส่วนคือ

1. การบินแบบสแกน (The Scanning Flight) เหมาะกับการสำรวจพื้นที่ที่ต้องสร้างแบบจำลองเป็นขนาดใหญ่ เทคโนโลยีนี้เหมาะกับการทำแผนที่ทางอากาศ การบินในลักษณะดังกล่าวนี้เป็นการบินตามแนวระดับสลับไปมาเป็นรูปตัวเอส (S) ซึ่งการถ่ายในลักษณะนี้ไม่เหมาะกับการสำรวจโครงสร้างเพราะไม่สามารถให้รายละเอียดที่สมบูรณ์ได้ ดังภาพที่ 3.8

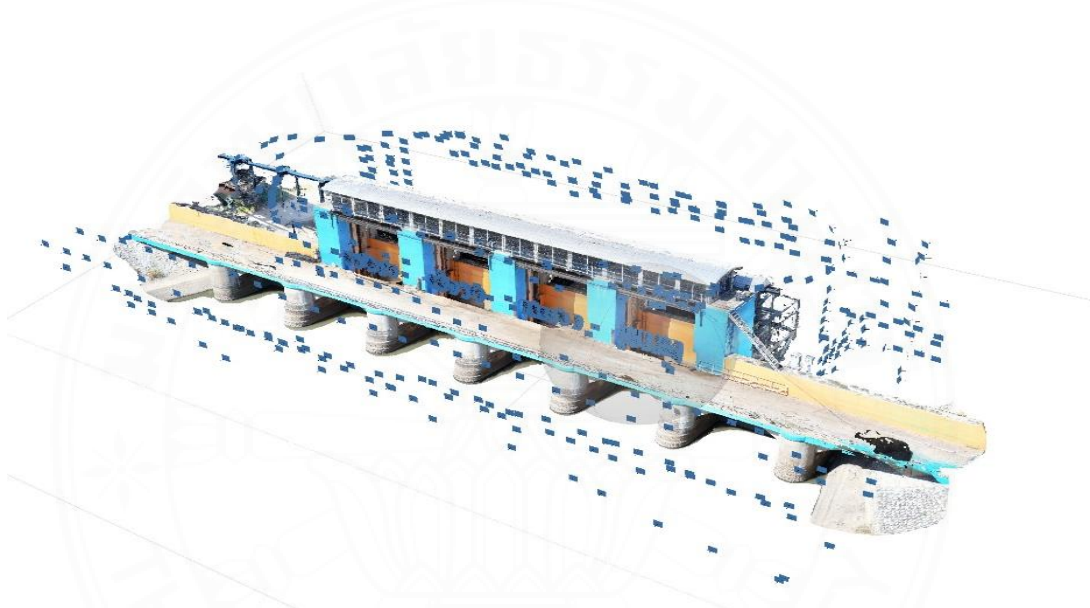


ภาพที่ 3.8 การบินแบบสแกน (The Scanning Flight)

(อ้างอิงจาก กฤษฎา (2561))

2. การบินรอบวัตถุที่สนใจ (The Circular POI Flight) การบินในลักษณะนี้เป็นการบินรอบวัตถุเป็นวงกลมกับโครงสร้างที่สนใจ วิธีนี้เหมาะกับการบันทึกภาพโครงสร้างขนาดใหญ่และปราศจากสิ่งก่อสร้างที่มีขนาดความสูงระดับเดียวกับโครงสร้างที่ต้องการถ่าย เนื่องจากวิธีการบิน

ลักษณะดังกล่าวอาศัยพื้นที่รัศมีของขอบเขตการบินเป็นบริเวณกว้าง หากหลีกเลี่ยงไม่ได้จำเป็นบันทึก ในขณะที่ทำการบินยังสามารถเลือกปรับตำแหน่งกล้องตามระยะความสูงขณะกำลังบินได้ ในการบันทึกภาพถ่ายนั้น งานวิจัยนี้เลือกตั้งค่าโดยกำหนดให้เป็นการถ่ายเป็นแบบช่วงตามที่กำหนด เนื่องจากอากาศยานไร้คนขับของ DJI รุ่น Phantom 4 โดยสามารถ บันทึกพิกัด GPS ลงแต่ละภาพที่ ทำการถ่ายภาพ ดังภาพที่ 3.9 แสดงให้เห็นตำแหน่งของกล้องมี ลักษณะเป็นวงกลมรอบโครงสร้าง และยังแสดงระดับความสูงของจากการถ่ายภาพมุมสูงทำให้ภาพถ่ายที่บริเวณยอดของโครงสร้างนั้น มีรายละเอียดเหมาะสมที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง 3 มิติ



ภาพที่ 3.9 การบินรอบวัตถุเป้าหมาย (The Circular POI Flight)

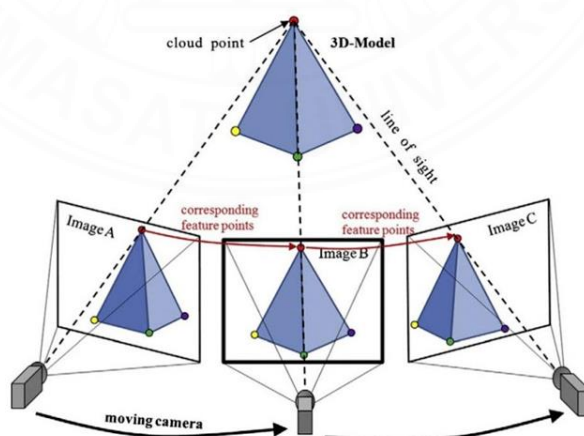
3.3.3 การประมวลผลแบบจำลอง 3 มิติ

ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่ายเพื่อให้ได้แบบจำลองสามมิติ ของโครงสร้างเสมือนจริง ซึ่งเป็นการนำเอาหลายเทคนิคจาก Image Processing, Computer Vision และ Machine Learning มาใช้ในการสร้างแบบจำลอง โดยเทคนิคดังกล่าวประกอบไปด้วย Structure from Motion (SfM), Clustering Views for Multi-View Stereo (CVMS), Patch based Multi-View Stereo (PMVS), และ Poisson Surface Reconstruction (PSR) (อ้างอิง จาก Hoopé (2008))

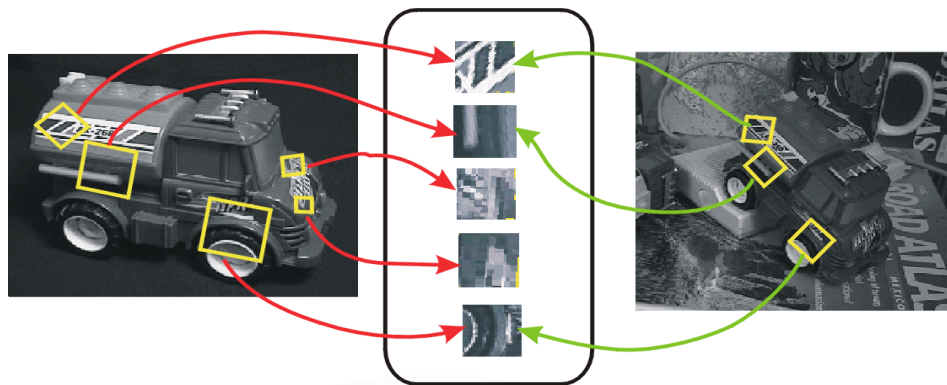
3.3.3.1 Structure from Motion (SfM)

เป็นวิธีการประมาณค่าพิกัดใน 3 มิติ ซึ่งทำให้สามารถคำนวณพิกัด 3 มิติ ของแบบจำลองและตำแหน่งของกล้องถ่ายภาพได้ใน หลักการทำงานของ SfM สามารถแสดง แผนภาพโดยสรุปได้ดังภาพที่ 3.10 โดยหากเราต้องการทราบจุดที่เป็นจุดเดียวกันบนภาพถ่ายสองรูป

โดย ที่ไม่ทราบระบบพิกัดอ้างอิงใด ๆ สามารถคำนวณหาพิกัดหรือทิศทางอ้างอิงของภาพ (Image orientation) จากการจับคู่จุดลักษณะเด่น (Keypoint Matching) โดยใช้อัลกอริทึม Scale Invariant Feature Transform หรือ SIFT ซึ่งได้ถูกสร้างขึ้นโดย Lowe (2004) ดังภาพ ที่ 3.11 เมื่อทราบ Keypoint Matching หรือ Feature Point ข้อมูลจะถูกจัดเก็บไว้ในแต่ละ Track ของ Keypoint จากนั้นนำแต่ละ Track มาคำนวณหาพารามิเตอร์ของกล้อง (Camera Matrix) เพื่อเข้าสู่กระบวนการ Triangulation ซึ่ง วิธีการนี้สามารถสร้างพิกัดสามมิติ (Cloud Point) ไปพร้อมกัน กับสร้างตำแหน่งของกล้องในแต่ละภาพได้ โดยหากมีการนำภาพถ่ายรูปใหม่เข้ามาเพื่อทำการ ตรวจจับจุดที่เหมือนกันกับชุดข้อมูลเดิม กระบวนการ Triangulation จะใช้เทคนิค Direct Linear Transform (DLT) (อ้างอิงจาก Hartley และ Zisserman (2003)) ในการคำนวณหาพารามิเตอร์ของ กล้องตัวใหม่ด้วย five-point algorithm (อ้างอิงจาก Nister (2004)) ที่ใช้บอกความสัมพันธ์ของ ตำแหน่งพิกเซลระหว่างภาพด้วยอัลกอริทึม RANSAC (RANDOM Sample Consensus) (อ้างอิงจาก Fischler และ Bolles (1981)) โดยต้องมีจุด ที่สอดคล้องกันอย่างน้อย 100 จุดเพื่อให้กระบวนการ SfM สามารถสร้างแบบจำลองสามมิติที่มีคุณภาพ นอกจากนี้ยังมีกระบวนการ Bundle Adjustment (อ้างอิงจาก Lourakis และคณะ (2004)) เป็นขั้นตอนสุดท้ายในการเพิ่มประสิทธิภาพที่สามารถปรับ ตำแหน่งพิกัด 3 มิติและตำแหน่งของกล้อง ถ่ายภาพให้มีความละเอียดมากขึ้น กระบวนการนี้จำเป็นที่ จะต้องทำสืบเนื่องมาจากขั้นตอน กระบวนการ Triangulation ที่ให้ผลลัพธ์ยังไม่ดีมากนัก จึงทำให้ ต้องมีการปรับแก้ให้มีความคลาดเคลื่อนน้อยลง จากกระบวนการนี้ทำให้ได้แบบจำลองสามมิติจุด กลุ่มเมฆแบบหยาบ (Sparse Point Cloud Model)



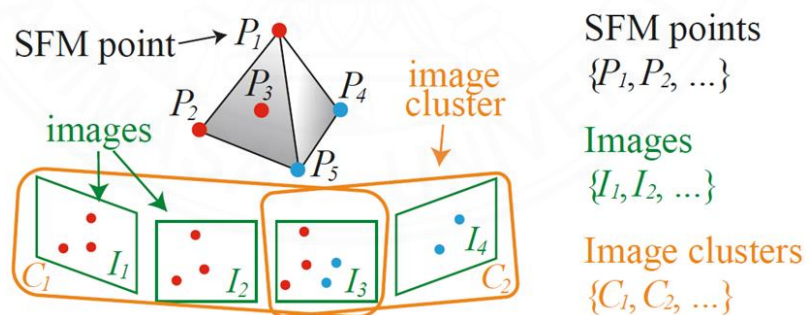
ภาพที่ 3.10 แผนภาพการทำงานโดยสรุปของกระบวนการ Structure from Motion
(อ้างอิงจาก Yang และคณะ (2013))



ภาพที่ 3.11 การจับคู่จุดลักษณะเด่น (Keypoint Matching) โดยใช้อัลกอริทึม Scale Invariant Feature Transform หรือ SIFT (อ้างอิงจาก Lowe (2004))

3.3.3.2 Multi-View Stereo

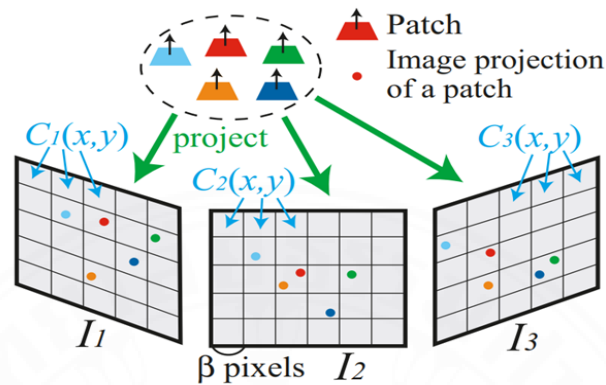
หลังจากได้ข้อมูลของจุดสามมิติและตำแหน่งกล้องจากระบบการ SfM ข้อมูลที่ได้นั้นยังไม่สามารถแสดงลักษณะของโครงสร้างให้เห็นได้ชัดเจนนัก ต่อมาจึงนำข้อมูลที่ได้มาเข้าสู่กระบวนการ Clustering Views for Multi-View Stereo (CMVS) ดังภาพที่ 3.12 ซึ่งเป็นกระบวนการจัดกลุ่มจากมุมมองภาพที่มีความคล้ายคลึงกันเพื่อกำจัดภาพหรือจุดสามมิติที่ไม่ถูกต้องออกไป



ภาพที่ 3.12 กระบวนการ Clustering Views for Multi-View Stereo (CMVS)
(อ้างอิงจาก Y. Furukawa และคณะ (2010))

และยังสามารถเพิ่มรายละเอียดของจุดสามมิติแบบหยาบด้วยกระบวนการ Patch based Multi-View Stereo (PMVS) ดังภาพที่ 3.13 ทำให้แบบจำลองมีความถูกต้องแม่นยำมากขึ้นและได้รายละเอียดของจุดสามมิติที่ชัดเจนมากกว่าเดิม จากกระบวนการนี้ทำให้ได้แบบจำลอง

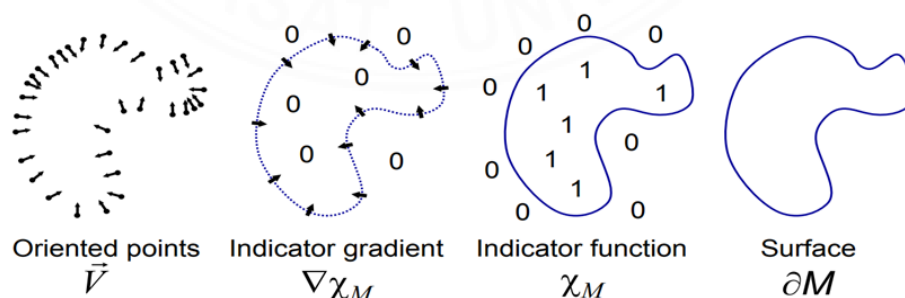
สามมิติจุดกลุ่มเมฆแบบหนาแน่น (Dense Point Cloud Model) หาข้อมูลเพิ่มเติมได้ที่ Furukawa และคณะ (2010)



ภาพที่ 3.13 กระบวนการ Patch based Multi-View Stereo (PMVS)

3.3.3.3 Mesh Reconstruction

หลังจากได้ข้อมูลจุดสามมิติและตำแหน่งกล้องที่ปรับแก้ให้มีความถูกต้องและละเอียดมากขึ้นแล้ว นำข้อมูลที่ได้เข้าสู่กระบวนการ Poisson Surface Reconstruction (PSR) เป็นอัลกอริทึมที่สามารถนำมาใช้เพื่อเชื่อมต่อจุดสามมิติให้เป็นตาข่ายและสร้างแบบจำลอง 3 มิติที่สมบูรณ์ยิ่งขึ้น หาข้อมูลเพิ่มเติมได้ที่ Kazhdan และคณะ (2003) ดังภาพที่ 3.14 อัลกอริทึม PSR สามารถสร้างแบบจำลอง 3 มิติให้มีพื้นผิวและลดผลกระทบที่เกิดจากสิ่งรบกวน (noise) ได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยการกำหนดขนาดตาข่าย (mesh size) ให้มีความสามารถในการยืดหยุ่นหรือปรับตัวเพื่อลดความผิดพลาดของกระบวนการสร้างตาข่ายให้น้อยลง



ภาพที่ 3.14 กระบวนการ Poisson Surface Reconstruction (PSR)

(อ้างอิงจาก Kazhdan และคณะ (2003))

จากนั้นทำการฉายภาพจากตำแหน่งกล้องทุกตัวลงบนตาข่าย เพื่อให้ได้แบบจำลองสามมิติที่มีพื้นผิวและสีตามวัตถุจริง โดยใช้กระบวนการทาง Surface Estimation ด้วยสมการ Projection ที่นำเอาพารามิเตอร์ของกล้องทุกตัวที่ได้จากการคำนวณเข้าสู่สมการที่ 3.1 เพื่อคำนวณหา สิบพื้นผิวสามมิติ (Texture Model หรือตัวแปร P ในสมการที่ 3.1) จากผลลัพธ์ดังกล่าว ทำให้ได้แบบจำลองสามมิติพื้นผิวเหมือนจริง

$$I = K [R \ t] P \quad (3.1)$$

เมื่อ I คือ ภาพจากกล้อง (Image Texture)

K คือ เมทริกซ์การแปลงภายใน (Intrinsic Matrix)

R คือ เมทริกซ์การหมุนรอบแกนใด ๆ (Rotation Matrix)

t คือ เวกเตอร์การเคลื่อนที่ (Translation Vector)

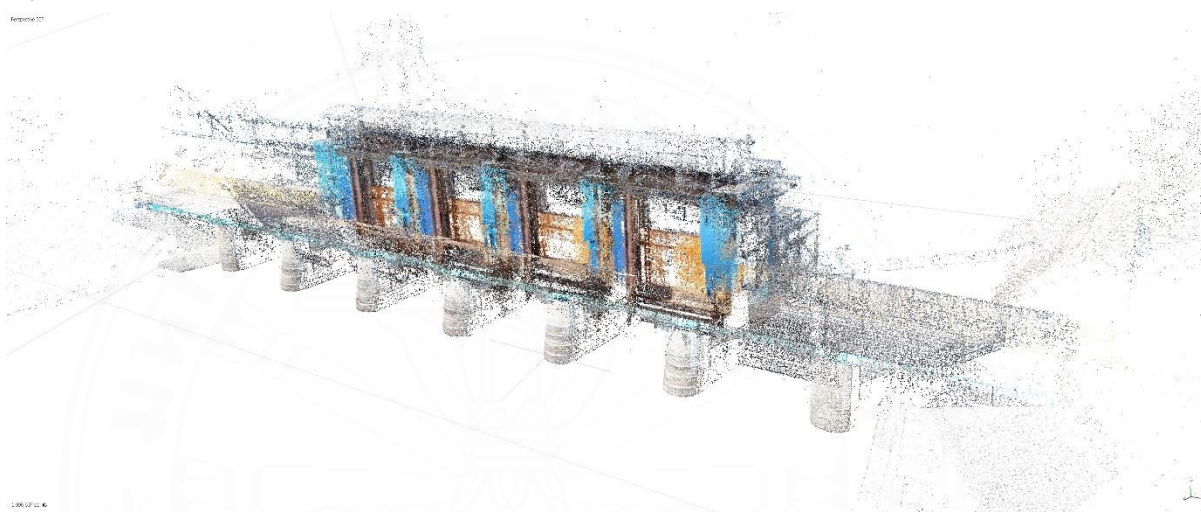
P คือ สิบพื้นผิวสามมิติ (Texture Model)

3.3.4 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่ายประตุน้ำพลเทพ

ปัจจุบันเทคโนโลยีการสร้างแบบจำลอง 3 มิติจากภาพถ่ายนั้นได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก จึงทำให้มีหลากหลายองค์กรรวมถึงสถาบันการศึกษาที่ให้ความสนใจและพัฒนา จึงทำให้มีซอฟต์แวร์ที่มีทั้งเสียค่าใช้จ่ายในการนำมาใช้งาน หรือ สามารถนำไปใช้งานได้โดยอิสระ ซึ่งความสามารถในการประมวลผลก็แตกต่างกันออกไป โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้ซอฟต์แวร์ Agisoft PhotoScan Professional (Agisoft LLC, 2016) เป็นซอฟต์แวร์สร้างแบบจำลอง 3 มิติที่ถูกพัฒนาโดยบริษัทในประเทศรัสเซีย โดยหลักการพื้นฐานวิธีการของ Structure from Motion (SfM) เป็นหลักแต่จะเพิ่มเติมในส่วนของการสร้างพื้นผิวและสร้างโครงตาข่ายสามเหลี่ยม ซึ่งเป็นการนำเอาเทคโนโลยีสมัยใหม่เข้ามาช่วยในการสำรวจรูปทรงของโครงสร้างอาคารชลประทานประเภทคอนกรีตเสริมเหล็ก โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. เลือกภาพถ่าย (Loading Photos) ขั้นตอนแรกในการใช้งานเพื่อสร้างแบบจำลองคือ การคัดกรองภาพถ่ายที่จะสามารถเอามาใช้งานได้ โดยเลือกภาพที่มีความสมบูรณ์ เช่น สามารถเก็บรายละเอียดในส่วนที่ต้องการเอาไว้ได้ มีความชัดเพียงพอและสภาพแสงไม่มีมืดเกินไป จากนั้นป้อนภาพที่เลือกสู่ซอฟต์แวร์ Agisoft PhotoScan Professional (Agisoft LLC, 2016)

2. การวางแนวภาพถ่าย (Align Photos) ขั้นตอนนี้เป็นการประมวลผลโดยใช้หลักการ SFM หาความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่าย เริ่มจากการหาจุดสำคัญที่เรียกว่า Key Point จากการคำนวณด้วย Sift Detector อัลกอริทึมของทุกภาพโดยจุดสำคัญดังกล่าวมีลักษณะเป็นแนวเส้นตรง ขอบและมุม เมื่อแล้วเสร็จขั้นตอนต่อมาเป็นการหาความสัมพันธ์การจับคู่กันของภาพถ่าย เรียกว่า Matching Feature และนำมาคำนวณการสร้างแบบจำลองจุดกลุ่มเมฆแบบหยาบ (Sparse Point Cloud) ดังภาพที่ 3.15



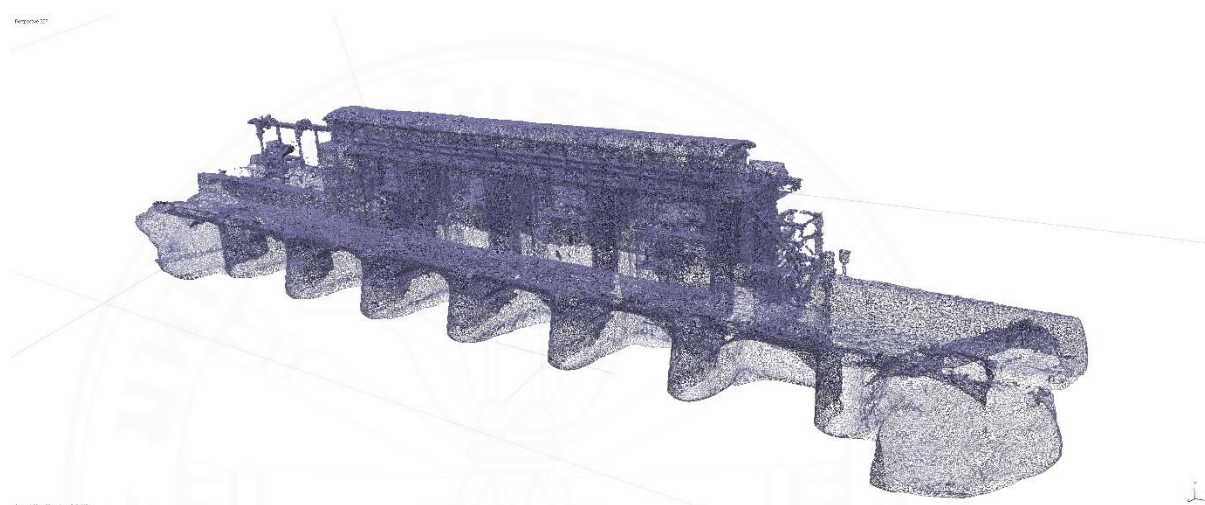
ภาพที่ 3.15 จุดกลุ่มเมฆแบบหยาบ (Sparse Point Cloud)

3. การประมวลผลจุดกลุ่มเมฆแบบแน่น (Build Dense Cloud) ขั้นตอนนี้เป็นการสร้างรายละเอียดของจุดกลุ่มเมฆให้มีรายละเอียดสูงและมีความเหมือนจริงกว่าจุดกลุ่มเมฆแบบหยาบ (Sparse Point Cloud) ดังภาพที่ 3.16



ภาพที่ 3.16 จุดกลุ่มเมฆแบบแน่น (Build Dense Cloud)

4. การประมวลผลตาข่าย (Build Mesh) ขั้นตอนนี้เป็นวิธีการขั้นต้นเพื่อปรับปรุงแบบจำลองสามมิติให้มีผิวจากการเปลี่ยนจุดกลุ่มเมฆแบบแน่น (Dense Point Cloud) ให้กลายเป็นตาข่าย (Mesh) ซึ่งเกิดจากกระบวนการของระบบ Polygon Base ที่สร้างตาข่ายขึ้นมาโดยมีองค์ประกอบคือ จุด เส้นขอบ และผิวรวมกันเป็นเป็นสามเหลี่ยมหรือสี่เหลี่ยมหลายแผ่นมาเรียงต่อกัน จนกลายเป็นแบบจำลองตาข่ายที่ยังไม่มีสีหรือพื้นผิวจริงของวัตถุ ดังภาพที่ 3.17



ภาพที่ 3.17 การประมวลผลตาข่าย (Build Mesh)

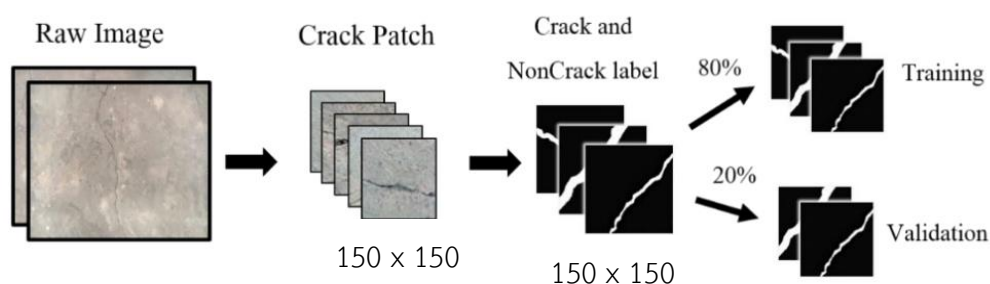
5. การประมวลผลพื้นผิว (Build Texture) เป็นกระบวนการสุดท้ายในการศึกษาวิธีการสำรวจรูปทรงด้วยการถ่ายภาพ ขั้นตอนนี้เป็นกระบวนการปรับปรุงแบบจำลองสามมิติแบบตาข่ายให้มีพื้นผิว ของโครงสร้างโดยการนำข้อมูลพิกเซลของภาพจากตำแหน่งกล้องบนแบบจำลองสามมิติมาทำการฉายพื้นผิวลงบนตาข่ายด้วยพารามิเตอร์ปรับเทียบกล้อง จนได้เป็นแบบจำลองสามมิติแบบพื้นผิว เนื่องจากแบบจำลองสามมิติแบบพื้นผิวเป็นข้อมูลสำคัญที่จะใช้ในกระบวนการต่อไปเพื่อการตรวจสอบ จึงจำเป็นที่ควรจะได้รับข้อมูลที่มีคุณภาพที่สุดสำหรับกระบวนการตรวจหารอยแตกรอยร้าว ดังภาพที่ 3.18



ภาพที่ 3.18 การประมวลผลพื้นผิว (Build Texture)

3.4 การเตรียมข้อมูลเพื่อสอนปัญญาประดิษฐ์

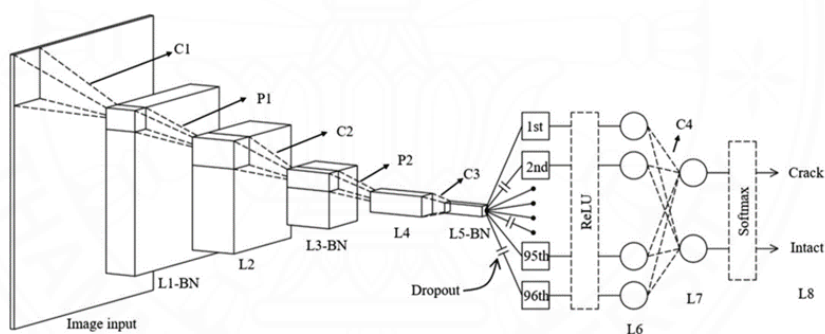
หลังจากที่สามารถสร้างแบบจำลอง 3 มิติได้จากหัวข้อก่อนหน้านี้ จากนั้นนำมาทำการตรวจหาความรอยแตกร้าว โดยการศึกษาเน้นไปที่โครงสร้างการเรียนรู้เชิงลึกในรูปแบบของ Fully Convolutional Network (FCN) เป็นหลัก เนื่องจากเป็นปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะสมแก่การนำมาวิเคราะห์ข้อมูลประเภทภาพถ่าย โดยนำภาพถ่ายที่มีรอยร้าวเป็นส่วนประกอบภายในภาพ มาทำการแบ่งเป็นภาพเล็ก ๆ (Image Patch) โดยขนาดขึ้นอยู่กับความต้องการของผู้ใช้ เช่น 150×150 , 180×180 หรือ 225×225 พิกเซล² เป็นต้น และควรจะมีการนำภาพจากหลาย ๆ มุมมอง หรือจากหลาย ๆ โครงสร้างมาทำการสร้าง Image Patch ให้มีจำนวนมากเพียงพอต่อการนำมาเข้าสู่กระบวนการ Training เนื่องจากการมีจำนวนข้อมูลน้อยเกินไปอาจทำให้เกิดการเรียนรู้ที่ไม่สามารถตรวจจברอยร้าวจากข้อมูลชุดอื่นได้ แม้ว่าในขั้นตอนการ Training สามารถให้ค่าความความถูกต้องแม่นยำสูงก็ตาม (Overfitting) ในงานวิจัยนี้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลสำหรับการสอนให้กับ FCN ได้นำภาพเล็กๆ Image Patch ขนาด 150×150 พิกเซล² ที่เป็นรอยร้าวทั้งหมดมาทำการแบ่งส่วนบนภาพถ่ายด้วยตนเอง (Manual) ออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ส่วนที่เป็นรอยร้าว และไม่ใช่อรอยร้าวภายในภาพเดียวกัน หลังจากนั้นนำข้อมูลในแต่ละกลุ่มมาแยกออกเป็นกลุ่มของ Training และ Validation โดยคิดเป็นสัดส่วน 80 เปอร์เซ็นต์และ 20 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ ดังภาพที่ 3.19



ภาพที่ 3.19 เตรียมข้อมูลเพื่อการ Training ให้กับปัญญาประดิษฐ์ FCN ในการตรวจจ็บรอยร้าว
(อ้างอิงจาก K Chaiyasarn และคณะ (2022))

3.5 การตรวจจ็บรอยร้าวด้วย Fully Convolutional Network (FCN)

ในส่วนของการเรียนรู้แบบ FCN นั้นจะมีลักษณะของโครงสร้างช่วงแรกเหมือนกับ Convolutional Neural Network (CNN) แสดงโครงสร้างการเรียนรู้โดยภาพรวมของ CNN ดังภาพที่ 3.20 โดยจะกล่าวถึงรายละเอียดของแต่ละขั้นตอนดังต่อไปนี้

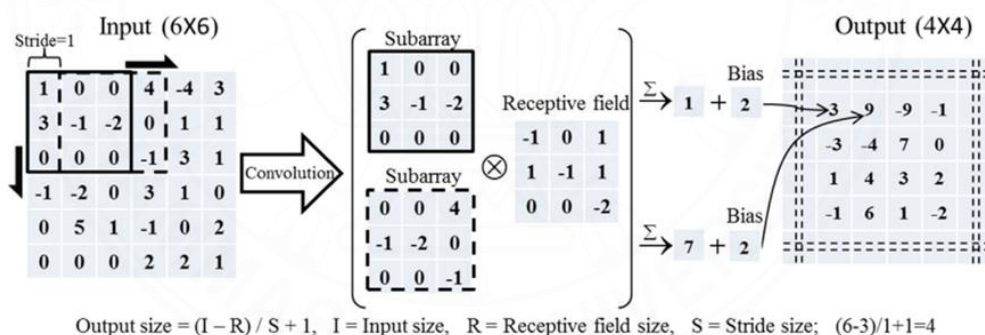


ภาพที่ 3.20 ผังโครงสร้าง Convolutional Neural Networks (CNN) ประกอบด้วย
L1,L3,L5 และ L7 : convolution layers; L2 and L4 : pooling layers;
L6: ReLU layer; L8: softmax layer); C#: convolution; P#: pooling;
BN: batch normalization.

(อ้างอิงจาก Cha และคณะ (2017))

3.5.1 Convolution Layer

กระบวนการนี้มีเป้าหมายคือการสกัดหาคุณลักษณะเด่นของภาพโดยการคูณเมทริกซ์ระหว่าง Input Image กับ Feature Detector หรือ Filter หลาย ๆ ตัวทำให้ได้ Feature Map ออกมาเป็นจำนวนมากซึ่งเราเรียกกระบวนการทั้งหมดนี้ว่า Convolution Layer ภาพที่ 3.21 แสดงวิธีการคำนวณเพื่อหา Feature Map โดยเริ่มต้นเมื่อ Input Data หรือภาพถ่ายถูกรับเข้ามาจะมีการจัดเตรียม Filter จำนวนมาก (หรืองานวิจัยอื่นเรียกว่า Feature Detector / Kernel) ไว้สำหรับสกัดหาคุณลักษณะเด่นหรือ Feature ด้วยการคูณ Filter เหล่านี้กับข้อมูลบนภาพ การคูณนั้นจะใช้วิธีการคูณตัวเลขในตำแหน่งบนเมทริกซ์เดียวกันแล้วหาผลรวมทั้งหมด (Element-by-Element) โดยอิงตามขนาดของ Filter จากนั้นนำค่าที่ได้มารวมกับค่าที่เรียกว่า bias ซึ่งเป็นค่าที่เกิดจากการสุ่มมีคุณสมบัติไว้บอกลักษณะเฉพาะของข้อมูลนั้น ๆ ค่าที่ได้จะกลายเป็นพิกเซลของ Feature Map ต่อมาทำการเก็บข้อมูลเช่นนี้จนทั่วทั้งภาพโดยใช้วิธีการ Sliding Window โดยจะข้ามไปเก็บ Feature ถัดไปบนภาพตามค่าของ Stride ที่ถูกกำหนด เมื่อทำครบทั้งภาพจะได้ Feature Map มาหนึ่งตัว จากนั้นทำเช่นนี้ให้ครบตามข้อมูล Filter ตัวอื่น ๆ ที่ถูกจัดเตรียมมา เมื่อทำครบทุก Filter ข้อมูลที่ได้ทั้งหมดถูกจัดเก็บเพื่อส่งต่อไปในขั้นถัดไป



ภาพที่ 3.21 กระบวนการทั้งหมดนี้ว่า Convolution Layer

(อ้างอิงจาก Cha และคณะ (2017))

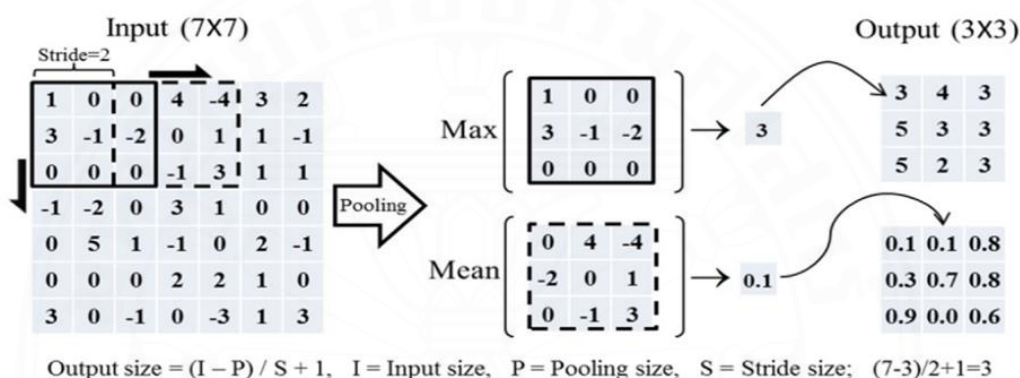
3.5.2 Pooling Layer

ในขั้นตอนนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อการย่อขนาดภาพหรือ Feature map ให้เล็กลงโดยไม่เสียข้อมูลลักษณะเด่นของภาพไป โดยการย่อส่วนนี้ทำให้การสกัดหา Feature Map ในขั้นที่ลึกขึ้นสามารถเก็บข้อมูล Feature ของภาพในกรณีที่วัตถุที่สนใจมีขนาดเล็กหรือตรวจจบบยากขึ้นในมุมมองอื่น ซึ่งการกระทำนี้จะช่วยจดจำและเพิ่มโอกาสความน่าจะเป็นในการทำนายผลที่แม่นยำ

ขึ้นในขั้นตอนสุดท้าย ภาพที่ 3.22 แสดงวิธีการคำนวณในขั้นตอนของ Pooling Layer โดยจะนำข้อมูล Feature map ทั้งหมดจากชั้นก่อนหน้ามาทำการย่อส่วนข้อมูลเพื่อนำไปเข้าสู่กระบวนการในชั้นต่อไป ซึ่งกระบวนการ Pooling Layer จะนิยมทำกัน 2 รูปแบบดังนี้

1. Max Pooling คือ การใช้ค่ามากที่สุดภายใน Filter ที่เรากำหนดบน Feature map

2. Average Pooling คือ การใช้ค่าเฉลี่ยจากผลรวมทั้งหมดใน Filter ที่เรากำหนดบน Feature map



ภาพที่ 3.22 กระบวนการ Pooling Layer

(อ้างอิงจาก Cha และคณะ (2017))

3.5.3 Fully Connect Layer

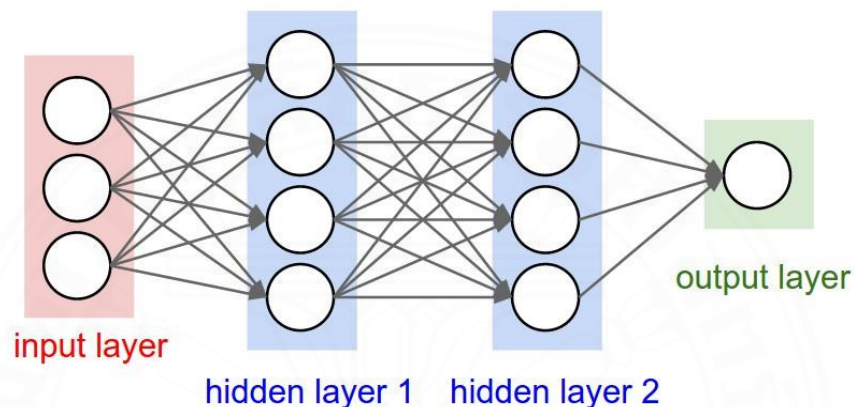
เป็นกระบวนการที่มีลักษณะการทำงานจำลองเหมือนระบบประสาทของมนุษย์ แสดงดังภาพที่ 3.23 โดยมีหน้าที่ในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลที่ได้รับมาจาก Feature Extraction หรือข้อมูล Feature Map ทั้งหมด โดยข้อมูล Feature map แต่ละพิกเซลจะถูกส่งไปยัง Node (จุดวงกลม) ทุกจุดโดยก่อนเข้าไปใน Node ถัดไป (เส้นตรงระหว่าง Node) จะถูกคูณกับค่า W (ค่าถ่วงน้ำหนัก) แล้วถูกส่งต่อเข้าไปใน Node ซึ่งภายในจะคอยรับข้อมูลทุกตัวจากทุกเส้นตรงที่เชื่อมต่อกับมันในชั้นก่อนหน้ามาคำนวณตามสมการ 3.2 หลังจากนั้นค่าที่ได้จะถูกปรับแก้ด้วย Activation function ซึ่งจะกล่าวในลำดับต่อไป ทำเช่นนี้ในทุก ๆ เส้นตรงและทุก ๆ Node เรียกกระบวนการทั้งหมดนี้ว่า Fully Connect Layer ซึ่งตอนสุดท้ายจะไปจบที่ Output neurons ซึ่งจะมีจำนวน Node เท่ากับจำนวน Class ของวัตถุที่ต้องการตรวจจำ

$$Output = F(\sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i) \quad (3.2)$$

เมื่อ F คือ ผลลัพธ์หลังจากผ่าน Activation function

x คือ Input data

w คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก



ภาพที่ 3.23 กระบวนการทั้งหมดนี้ว่า Fully Connect Layer
(อ้างอิงจาก <https://cs231n.github.io/convolutional-networks/>)

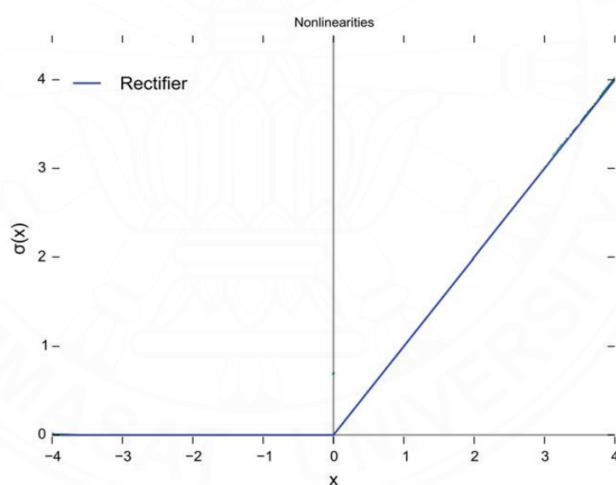
3.5.4 Activation Layer

แท้จริงแล้วทุกครั้งที่เราทำการ Convolution หรือทำการเรียนรู้ในชั้นของ Fully Connect Layer รูปแบบการทำงานนั้นอ้างอิงมาจากสมการเส้นตรง $y = mx + c$ นั้นหมายความว่าทุกครั้งที่เราทำการเรียนรู้ใน Fully Connect Layer เราพยายามเปลี่ยนข้อมูลให้เป็น Linear Function ซึ่งการเปลี่ยนแปลงนี้ยังทำมากเท่าไรยังไม่ช่วยให้การสอนปัญญาประดิษฐ์นั้นมีความถูกต้องมากขึ้นและข้อมูลที่รับเข้ามาไม่ใช่ข้อมูลที่เป็น Linear อย่างแท้จริง ซึ่งจำเป็นที่ต้องมีการปรับแก้ข้อมูลไม่ให้คงอยู่ในรูปแบบของ Linear Equation และอีกหนึ่งหน้าที่ของกระบวนการนี้คือการปรับแก้ข้อมูล ลดความซับซ้อนของข้อมูลเพื่อให้ทราบผลการทำนายชัดเจนขึ้นในแต่ละชั้นของการเรียนรู้ สมการแรกเริ่มที่นิยมใช้ในกระบวนการนี้มีชื่อว่า sigmoidal functions แสดงดังสมการ 3.3

$$y(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.3)$$

$$y(x) = \max(0, x) = \begin{cases} x & ; x > 0 \\ 0 & ; x \leq 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

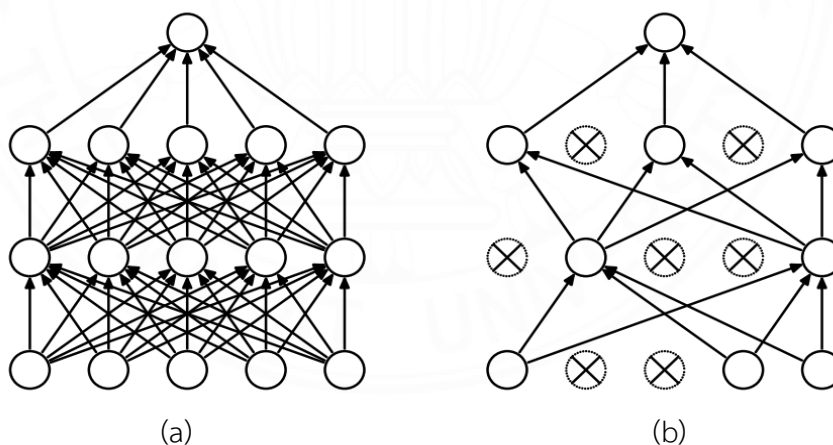
ซึ่งข้อดีและข้อเสียโดยปกติของสมการนี้คือ สามารถให้ผลเฉลยที่แม่นยำและถูกต้องสูง แต่ในการประมวลผลหรือทำให้ผลเฉลยนั้นลู่เข้าใกล้คำตอบใช้เวลานาน Nair และ Hinton (2010) ได้นำเสนอ Rectified Linear Unit (ReLU) แสดงดังสมการ 3.4 เป็นอีกหนึ่งใน Nonlinearity activation function ภาพที่ 3.24 แสดงตัวอย่างของฟังก์ชันต่าง ๆ ใน Nonlinearity activation function ซึ่งแสดงให้เห็นว่าในขณะที่ฟังก์ชันอื่น ๆ พยายามที่จะทำงานอยู่ในช่วงลบและบวกพร้อม ๆ กัน ReLU ตัดเอาข้อมูลในส่วนที่เป็นลบออกและทำงานเฉพาะช่วงที่เป็นบวก คุณสมบัติเหล่านี้ส่งผลให้การคำนวณมีความรวดเร็วกว่าฟังก์ชัน sigmoidal และให้ผลความถูกต้องที่ดี อย่างไรก็ตามข้อเสียของ ReLU คือมีโอกาสที่จะทำให้ผลเฉลยนั้นลู่ออกจากคำตอบด้วยเช่นกัน (แกน $+x$ มีค่าเพิ่มขึ้นไม่สิ้นสุด)



ภาพที่ 3.24 ตัวอย่างกราฟของ Nonlinearity activation function
(อ้างอิงจาก Nair และ Hinton (2010))

3.5.5 Auxiliary Layers

กระบวนการนี้จะคอยแทรกอยู่ในบางชั้นเพื่อคอยจัดการกับปัญหาในระหว่างการทำ Training เช่น Overfitting, Lost Processing Time หรือ Slow Convergence เป็นต้น ซึ่งกระบวนการที่จะกล่าวถึงมีอยู่ด้วยกัน 2 กระบวนการคือ Dropout และ Batch Normalization โดย Srivastava และคณะ (2014) ได้นำเสนอการทำ Dropout ในขั้นตอนที่กำลังเข้าสู่ Fully Connect Layer ซึ่งเป็นชั้นหลังจากทำ Feature Extraction เสร็จแล้ว เนื่องจากในช่วงที่กำลังนำข้อมูล Feature map ทั้งหมดเข้าสู่ Hidden Layer ซึ่งเป็นชั้นภายใน Fully Connect Layer มีหน้าที่ในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลจาก Feature map เพื่อทำนายผลตอนสุดท้าย มักจะมีการเชื่อมต่อกับโครงข่ายภายในจำนวนมากและมักเป็นชั้นที่ก่อให้เกิดการ Overfitting ขึ้น จึงได้นำเสนอการทำ Dropout ซึ่งเป็นการสุ่มตัดการเชื่อมต่อใน Hidden Layer บางเส้นเพื่อให้การเรียนรู้และจดจำที่เกิดขึ้นมีความเป็นอิสระต่อกันและสามารถลดการเกิด Overfitting ได้ดังภาพที่ 3.25 Ioffe และ Szegedy (2015) นำเสนอการทำ Batch Normalization คือ เทคนิคที่ใช้เพื่อช่วยปรับความซับซ้อนของข้อมูลก่อนการทำ Activation function ซึ่งช่วยให้ทั้งกระบวนการทำ Training สามารถประมวลผลได้เร็วขึ้นและมีการเรียนรู้ที่แม่นยำถูกต้องมากขึ้น



ภาพที่ 3.25 การทำ Dropout ซึ่งเป็นการสุ่มตัดการเชื่อมต่อใน Hidden Layer บางเส้น

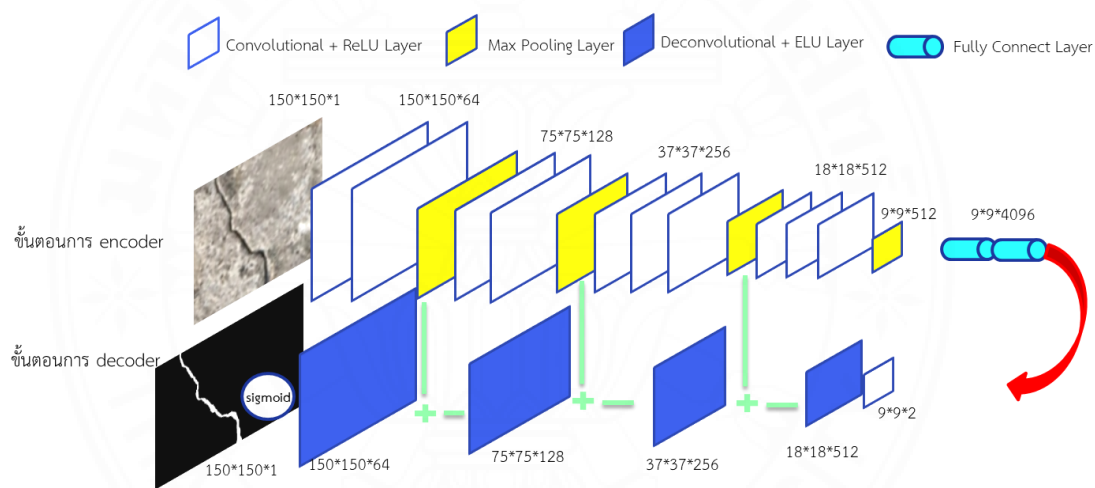
(a) กระบวนการ Fully Connect Layer ก่อนทำ Dropout

(b) กระบวนการ Fully Connect Layer หลังทำ Dropout

(อ้างอิงจาก Srivastava และคณะ (2014))

3.5.6 Fully Convolutional Network (FCN)

ในส่วนที่แตกต่างกันนั้นคือ FCN จะเพิ่มกระบวนการในขั้นตอนสุดท้ายที่เรียกว่า Deconvolution Layer โดยจะทำก่อนเข้า Sigmoidal functions หรือ Output Layer วัตถุประสงค์ของการทำ Deconvolution Layer คือ การขยาย Feature map เพื่อเอาข้อมูลภายใน (Local Information) ของ Feature map ออกมาแล้วรวมเข้ากับข้อมูลบน Pooling Layer ในชั้นที่มีขนาดเท่ากัน ทำให้ผลลัพธ์สุดท้ายสามารถได้ข้อมูลในรูปแบบของการแบ่งส่วน (Segmentation) ในแต่ละพิกเซล ซึ่งแตกต่างจาก CNN ที่ทำได้เพียงการจำแนก (Classification) เท่านั้น โดยภาพรวมการทำงานของ FCN แสดงดังภาพที่ 3.26 และรายละเอียดของโครงสร้างการเรียนรู้ในงานวิจัยนี้ ดังแสดงในตารางที่ 13



ภาพที่ 3.26 โครงสร้างการทำงานของ FCN ในงานวิจัยนี้

ตารางที่ 13 โครงสร้างการเรียนรู้ของ FCN ในงานวิจัยนี้ (K Chaiyasarn และคณะ (2022))

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)

Layer name	Filter/Kernel size (H, W, I, O)/(H, W)	Stride (H, W)	Output size (H, W, D)
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

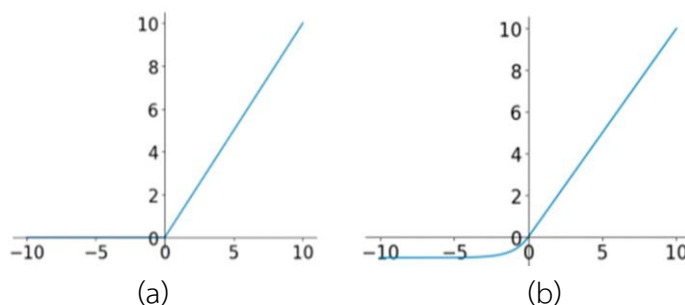
เป้าหมายหลักของชั้นตอนนี้คือการทำให้ Deconvolution Feature มีขนาดกลับไปเท่ากับ Input Data ตอนแรก ดังนั้นหากเลือกที่จะกำหนด Deconvolution kernel ให้มีขนาดใหญ่ ยิ่งทำให้ Deconvolution Feature ที่ได้มีขนาดใหญ่ขึ้น และหากกำหนดให้ใหญ่เพียงพอ จนสามารถทำให้ Deconvolution Feature มีขนาดเท่ากับ Input Data ภายในการทำเพียงชั้นเดียว จะทำให้ประหยัดเวลาในการ Training และจะไม่มีขั้นตอนการทำ Fusion แต่ผลลัพธ์ที่ได้จะไม่ละเอียดในการแบ่งส่วน ดังนั้นการทำ Deconvolution กับ Pooling Layer หลาย ๆ ชั้น เปรียบเสมือนการขยายรายละเอียดของ Feature map จากหลาย ๆ มิติ ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีการแบ่งส่วนที่ชัดเจนและละเอียดขึ้น โดยมีรายละเอียดในขั้นตอนของ Deconvolution Layer ดังต่อไปนี้

3.5.6.1 Exponential Linear Unit (ELU)

ในขั้นตอนของ Convolution Layer มักใช้ ReLU เป็น Activation Function หลักในการปรับแก้ข้อมูล แต่เมื่อเข้าสู่ขั้นตอนภายใน Deconvolution Layer จะเปลี่ยน Activation Function จาก ReLU มาเป็น Exponential Linear Unit (ELU) (อ้างอิงจาก Clevert และคณะ (2015)) ซึ่งให้ประสิทธิภาพการทำงานโดยรวมที่ดีและอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่เร็วกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับ ReLU (อ้างอิงจาก Oskal และคณะ (2019)) โดย ELU สามารถแสดงได้ดังสมการที่ 3.5

$$\mathcal{E}_{ELU}(x) = \begin{cases} x & ; x > 0 \\ \alpha(e^x - 1) & ; x \leq 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

โดยที่ α เป็นไฮเปอร์พารามิเตอร์ (hyperparameter) ที่คอยช่วยปรับแก้ค่าอินพุตที่เป็นเชิงลบให้กับ ELU ดังภาพที่ 3.27 อีกทั้งหลังจากผ่านกระบวนการ Convolution จะมีการใช้งาน Batch Normalization เพื่อช่วยให้การฝึกอบรมสามารถเรียนรู้ได้เร็วขึ้น นอกจากนี้ยังได้มีการใช้งาน Dropout ภายในชั้นของ Encoding และ Decoding ในแต่ละชั้นของ FCN

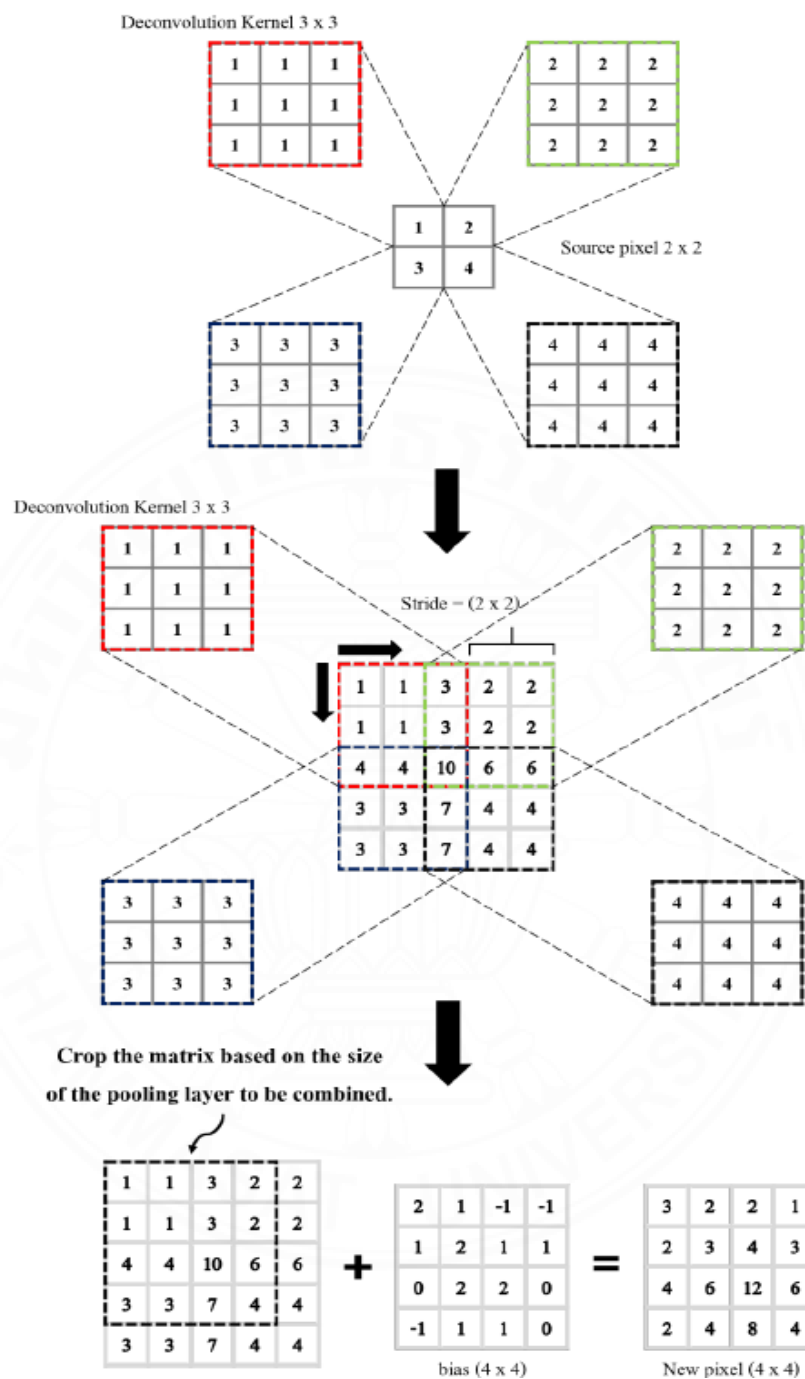


ภาพที่ 3.27 (a) Rectified linear unit (ReLU) (b) Exponential Linear Unit (ELU)

(Zhan Li และคณะ (2021))

3.5.6.2 Upsampling Via Deconvolution

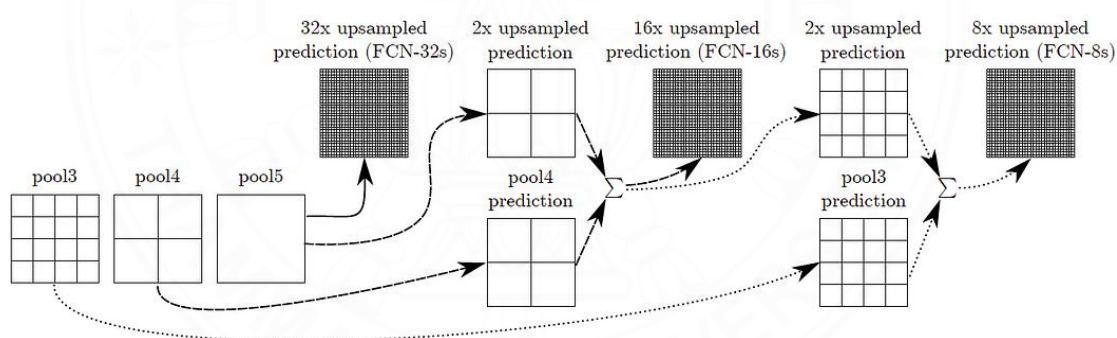
ในขั้นตอนนี้จะเป็นการขยายเพื่อเก็บรายละเอียดภายในของ Feature map โดยการทำให้ Deconvolution สามารถสรุปได้ดังภาพที่ 3.28 ผลลัพธ์ที่ได้เรียกว่า Deconvolution Feature วิธีการนี้เป็นการนำ Feature map ที่ได้จาก Fully Connect Layer มาทำการขยายส่วนเพื่อเก็บรายละเอียดภายในโดยสร้าง Deconvolution kernel ขึ้นมาตามจำนวนขนาดของ Feature map โดย Deconvolution kernel จะมีสมาชิกภายในทุกตัวเป็นค่าที่เท่ากับค่าของข้อมูลแต่ละตัวใน Feature map แสดงดังภาพที่ 3.28(บน) หลังจากนั้นนำ Deconvolution Feature ทุกตัวมาบวกกันในตำแหน่งที่ทับกันโดยมีความเหลื่อมกันของ kernel เท่ากับค่า Stride แสดงดังภาพที่ 3.28(กลาง) แล้วนำผลลัพธ์ที่ได้มาตรวจสอบขนาดให้ตรงตามขนาดของ Pooling Layer ที่เราต้องการนำไปรวม หากมีขนาดไม่ตรง (โดยปกติจะต่างกันไม่เกิน 2 index) ให้ทำการตัด (crop) ในส่วนของ index ท้าย ๆ ของเมทริกซ์จากนั้นทำการรวมเข้ากับ bias ที่เกิดจากการสุ่มโดยมีขนาดเท่ากับ Deconvolution Feature ที่ผ่านการ crop มาแล้ว แสดงดังภาพที่ 3.28(ล่าง) เพื่อให้ได้ Deconvolution Feature



ภาพที่ 3.28 ตัวอย่างการคำนวณใน Deconvolution Layer เพื่อหารายละเอียดภายใน Feature map (ในรูปคือ source pixel) ผลลัพธ์ที่ได้เรียกว่า Deconvolution feature (อ้างอิงจาก K Chaiyasarn และคณะ (2022))

3.5.2.3 Data Fusion

หลังจากที่ได้ Deconvolution Feature ให้นำมารวมเข้ากับ Pooling Layer โดยการบวกในตำแหน่งเดียวกันของ index อย่างไรก็ตามเป้าหมายหลักของขั้นตอนนี้คือการทำให้ Deconvolution Feature มีขนาดกลับไปเท่ากับ Input Data ตอนแรก ดังนั้นหากเลือกที่จะกำหนด Deconvolution kernel ให้มีขนาดใหญ่ยิ่งทำให้ Deconvolution Feature ที่ได้มีขนาดใหญ่ขึ้น และหากกำหนดให้ใหญ่เพียงพอจนสามารถทำให้ Deconvolution Feature มีขนาดเท่ากับ Input Data ภายในการทำเพียงชั้นเดียวจะทำให้ประหยัดเวลาในการ Training และจะไม่มีขั้นตอนการทำ Fusion แต่ผลลัพธ์ที่ได้จะไม่ละเอียดในการแบ่งส่วน ดังนั้นการทำ Deconvolution กับ Pooling Layer หลาย ๆ ชั้นเปรียบเสมือนการขยายรายละเอียดของ Feature map จากหลาย ๆ มิติ ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีการแบ่งส่วนที่ชัดเจนและละเอียดขึ้น แสดงตัวอย่างผลลัพธ์การทำ Deconvolution ในหลาย ๆ กรณีแสดงดังภาพที่ 3.29 ในชั้นสุดท้าย (Output Layer) งานวิจัยนี้จะใช้ sigmoidal functions เป็น Activation Function สุดท้ายในการปรับแก้ข้อมูลก่อนจะส่งผลลัพธ์สุดท้ายออกไปในรูปแบบของภาพที่มีการแบ่งส่วนรอยร้าว (Crack Segmentation)



ภาพที่ 3.29 ตัวอย่างการทำ Deconvolution โดย FCN-32s, FCN-16s และ FCN-8s คือการทำ Deconvolution 1, 2 และ 3 ชั้น (อ้างอิงจาก www.towardsdatascience.com/review-fcn-semantic-segmentation)

3.5.2.4 Loss Function และ Optimization

ขั้นตอนนี้จะใช้ฟังก์ชันไขว้เอนโทรปี (Binary Cross Entropy) โดย Cross-Entropy ถูกใช้ในการประมาณ Error ของ Classification Model ที่เกิดจากการแจกแจงความน่าจะเป็น 2 แบบ คือ ระหว่าง p กับ q ซึ่ง q คือ การแจกแจงความน่าจะเป็นที่เราอยากได้ และ p คือ การแจกแจงความน่าจะเป็นที่ถูกประมาณโดย Model แสดงดังสมการ 3.6

$$Hp(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(p(y_i)) \quad (3.6)$$

Binary Classification เป็น Model ที่มีการกำหนด Label หรือ Class เพียง 2 Class โดยผลลัพธ์จากการทำนายของ Model จะบอกค่าความน่าจะเป็นว่ามีโอกาสที่จะเป็น Label หรือ Class ไหน เพื่อค้นหาความคลาดเคลื่อนหรือความผิดพลาด (Errors) ที่เกิดขึ้นจากผลเฉลยจริงกับผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายในแต่ละครั้งของ FCN ในกระบวนการฝึกอบรม แสดงดังสมการ 3.7

$$Hp(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p(y_i)) \quad (3.7)$$

จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้เข้าสู่กระบวนการ Backpropagation เพื่อทำนายและแทนค่าพารามิเตอร์ใหม่ทั้งหมดให้กับ FCN ซึ่งเป็นการนำค่า Loss ของแต่ละข้อมูลที่ได้มาใช้ในการคำนวณค่า w และ bias ตัวใหม่แล้วทำการคืนค่าเหล่านี้ไปให้กับข้อมูล เพื่อเริ่มกระบวนการ Training ใหม่อีกครั้งด้วยค่า w และ bias ที่ถูกปรับแก้ให้ผลการทำนายเข้าใกล้ผลเฉลยมากขึ้น โดยการคำนวณเพื่อทำนาย w และ bias จากข้อมูล Loss ในทุก ๆ รอบจะทำให้ค่า Loss ลู่เข้าสู่จุดที่ไม่สามารถลดลงได้อีก หรือเรียกว่าได้ผลการ Training ที่ดีที่สุดด้วยค่า Loss ที่น้อยที่สุดจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอน โดยการคำนวณเพื่อให้ค่า Loss ลดลงในแต่ละรอบ ใช้หลักการของ partial derivative หรือการคำนวณหาค่าความชัน (Slope) ของชุดข้อมูล หรือมักถูกเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า gradient นิยมใช้อัลกอริทึมที่เรียกว่า Stochastic Gradient Descent (SGD) ถือเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพและง่ายที่สุดในการลดค่าความเบี่ยงเบนของกลุ่มข้อมูล (อ้างอิงจาก LeCun และคณะ (2012)) แสดงดังสมการ 3.7, 3.8 และ 3.9 โดยต่อมา SGD ได้ถูกเพิ่มความเร็วในการประมวลผลด้วย momentum algorithm (อ้างอิงจาก Bengio (2012))

$$\nabla_w L(W; x^{(i)}, y^{(i)}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [x^{(i)} \{1(y^{(i)} = j) - p(y^{(i)} = j | x^{(i)}; W)\}] + \lambda w_j \quad (3.8)$$

$$\vartheta \leftarrow \varepsilon \vartheta - \alpha \nabla w_j L(W; x^{(i)}, y^{(i)}) \quad (3.9)$$

$$W_j \leftarrow W_j + \vartheta \quad (3.10)$$

จากสมการ 3.8 ∇W คือ gradient ของ Loss function ที่คำนวณมาจาก W ซึ่ง ϵ คือ hyperparameters ของอัลกอริทึม momentum และ α คือ learning rate จากสมการ 3.9 โดย $\leftarrow$ คือสัญลักษณ์สื่อความหมายของการอัปเดตข้อมูล และ ϑ คือความเร็ว โดยอัลกอริทึม momentum ถูกนิยามว่าเป็นมวลคูณความเร็วในฟิสิกส์ ซึ่งในงานวิจัยนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณด้วย สมการที่ 3.10 ใช้ในการอัปเดตข้อมูลใหม่ไปให้กับข้อมูลเดิม ในโครงสร้างของ FCN ทำซ้ำจากสมการ 3.8 ถึง 3.10 ทุกครั้งที่เริ่มทำการ Training และคำนวณ Loss function ในรอบใหม่ ซึ่งกระบวนการทั้งหมดที่กล่าวมาจะสิ้นสุดลงขึ้นอยู่กับจำนวนรอบที่ถูกกำหนดด้วยค่า epoch (จำนวนรอบในการ Training ที่ถูกกำหนดจากผู้ใช้งาน)

Adam optimizer (อ้างอิงจาก Kingma และ Ba (2014)) จะถูกใช้เป็นตัวเพิ่มประสิทธิภาพ (Optimization) ให้กับกระบวนการฝึกรอบในการลดความอคติของข้อมูล (bias-correction) เพื่อช่วยให้การเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์มีแนวโน้มไปในทิศทางที่ถูกต้องและรวดเร็วมากยิ่งขึ้น โดยกระบวนการที่กล่าวมาสามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\vartheta_{dw} = \beta_1 \vartheta_{dw} + (1 - \beta_1) \frac{\partial \zeta}{\partial w} \quad (3.11)$$

$$S_{dw} = \beta_2 S_{dw} + (1 - \beta_2) \left(\frac{\partial \zeta}{\partial w} \right)^2 \quad (3.12)$$

$$\vartheta_{dw}^{corrected} = \frac{\vartheta_{dw}}{1 - (\beta_1)^t} \quad (3.13)$$

$$S_{dw}^{corrected} = \frac{S_{dw}}{1 - (\beta_2)^t} \quad (3.14)$$

$$W = W - a \frac{\vartheta_{dw}^{corrected}}{\sqrt{S_{dw}^{corrected} + \epsilon}} \quad (3.15)$$

โดยที่ ϑ_{dw} และ S_{dw} คือค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลของระดับการฝึกรอบที่ผ่านมา (Exponentially weighted average of past gradients) และระดับการฝึกรอบแบบกว้างที่ผ่านมา (past squares of gradients) ตามลำดับ β_1 มีค่าเท่ากับ 0.9 และ β_2 เท่ากับ 0.999 เป็นไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่จะปรับแก้ $\frac{\partial \zeta}{\partial w}$ เป็นค่าระดับการฝึกรอบ (Cost Gradient) เทียบกับเลเยอร์ปัจจุบัน W คือเมทริกซ์น้ำหนัก (weight matrix) ที่จะได้รับการ

ปรับเปลี่ยนเมื่อผ่านการฝึกอบรม α เท่ากับ 10^{-3} คืออัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ϵ เท่ากับ 10^{-8} เป็นค่าน้อยมากเพื่อหลีกเลี่ยงการหารด้วยศูนย์

3.5.2.5 Confusion Matrix

เมื่อนำปัญหาประติษฐ์ ที่ผ่านการ Training ไปทำการตรวจจ็บรอยร้าว นั้นต้องมีขั้นตอนการประเมินผลการตรวจสอบ ซึ่งกระบวนการที่นิยมใช้ในการตรวจวัดประสิทธิภาพของปัญหาประติษฐ์เรียกว่า Confusion Matrix ซึ่งเป็นหลักการตรวจวัดประสิทธิภาพของการทำงานระบบต่าง ๆ โดยแบ่งผลการตรวจสอบออกเป็น 4 กลุ่มประกอบด้วย True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) และ True Negative (TN) ซึ่งสามารถนำมาคำนวณหาค่า Accuracy, Precision, Recall (True Positive Rate), False Positive Rate (FPR) และ F1 Score โดยแสดงสมการคำนวณดังต่อไปนี้

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.16)$$

Accuracy คือ ค่าที่บอกว่าโมเดลสามารถทำนายได้แม่นยำ

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.17)$$

Precision คือ ค่าที่บอกว่าโปรแกรมทำนายว่าจริง ถูกต้องเท่าไร

$$TPR, Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.18)$$

Recall (True Positive Rate) คือ ค่าที่บอกว่าโมเดลทำนายได้ว่าจริง เป็นอัตราส่วนเท่าไรของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นจริงทั้งหมด

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (3.19)$$

False Positive Rate (FPR) คือ ค่าที่บอกว่าโมเดลทำนายว่าจริง เป็นอัตราส่วนเท่าไรของเหตุการณ์ที่ไม่จริงทั้งหมด

$$F1 \text{ score} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (3.20)$$

F1 score คือ ค่าที่แสดงประสิทธิภาพของโมเดล

True Positive (TP) คือ ผลทำนาย Crack และ เป็น Crack ซึ่งเป็นการทำนายผลของภาพที่ตรวจพบว่าเป็นรอยร้าวและเป็นรอยร้าวจริง

True Negative (TN) คือ ผลทำนาย Non-Crack และ เป็น Non-Crack ซึ่งเป็นการทำนายผลของภาพที่ตรวจพบว่าเป็นรอยร้าวและไม่มีรอยร้าวจริง

False Positive (FP) คือ ผลทำนาย Non-Crack เป็น Crack ซึ่งเป็นการทำนายผลของภาพที่ตรวจพบว่าเป็นรอยร้าวแต่แท้จริงไม่เป็นรอยร้าว และเป็นลักษณะของการส่งสัญญาณเตือนหรือการรายงานที่เป็นเท็จ

False Negative (FN) คือ ผลทำนาย Crack เป็น Non-Crack ซึ่งเป็นการทำนายผลของภาพที่ตรวจพบว่าเป็นรอยร้าวแต่แท้จริงเป็นรอยร้าว และเป็นการรายงานผลที่ผิดพลาดและร้ายแรง

3.6 ตรวจจברอยร้าวบริเวณที่สนใจด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ

นำปัญญาประดิษฐ์ที่ผ่านการ Training เรียบร้อยแล้วและมีประสิทธิภาพไปทำการตรวจจברอยร้าวบนแบบจำลองสามมิติอาคารประตูระบายน้ำพลเทพ โดย Render image ด้วยโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional (Agisoft LLC, 2016) บริเวณที่พบรอยร้าวที่น่าสนใจแต่ไม่สามารถเข้าถึง อาจเป็นอันตรายต่อผู้สำรวจ เช่น บริเวณตอม่ออาคาร ฝายคอนกรีต โครงยกเครื่องกว้านบานระบาย เป็นต้น แสดงตัวอย่างดังภาพที่ 3.30



(a)



(b)



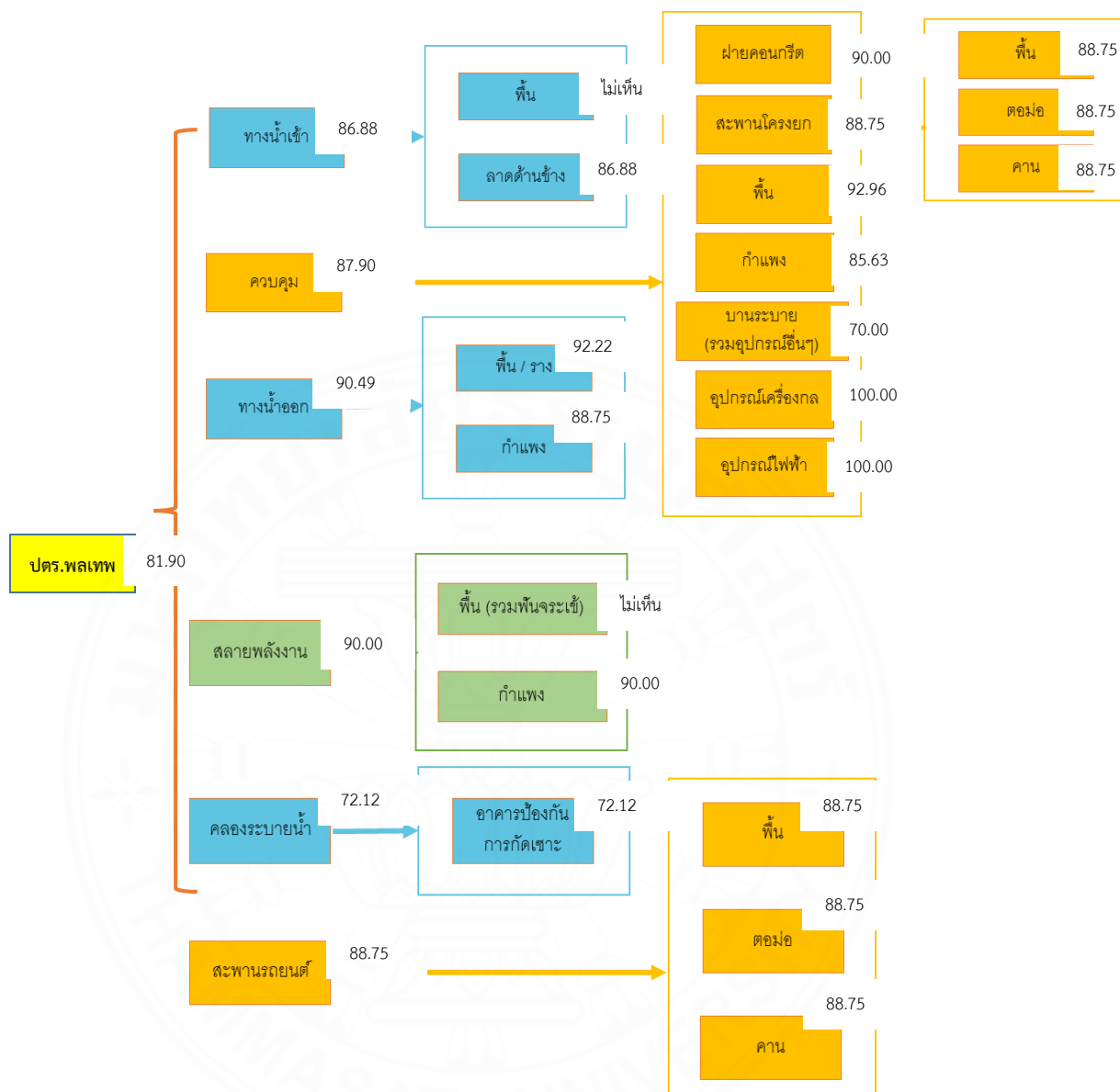
(c)

ภาพที่ 3.30 ตัวอย่างภาพที่ได้จากการ Render image แบบจำลองสามมิติอาคารประตูลอยน้ำพลเทพ
ด้วยโปรแกรม Agisoft PhotoScan Professional (Agisoft LLC, 2016)

- (a) ด้านหน้าอาคารประตูลอยน้ำพลเทพ
- (b) ฝายคอนกรีตอาคารประตูลอยน้ำพลเทพ
- (c) โครงยกเครื่องกว้านบานระบาย

3.7 เปรียบเทียบผลการสำรวจกับการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา (Visual Inspection)

ฝ่ายจัดการความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน ส่วนบริหารจัดการน้ำและบำรุงรักษา สำนักงานชลประทานที่ 12 ได้จัดทำรายงานการวิเคราะห์ความปลอดภัยเขื่อน การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตา Visual Inspection) และวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) อาคารประตูลอยน้ำพลเทพ อำเภอเมือง จังหวัดชัยนาท เมื่อวันที่ 24 มกราคม 2565 โดยประเมินสภาพแยกเป็นองค์ประกอบ ดังภาพที่ 3.31 เพื่อนำผลการประเมินในภาพรวมของทุกองค์ประกอบ มาบ่งบอกถึงสภาพอาคารประตูลอยน้ำพลเทพ ซึ่งจากผลการประเมินได้ค่า $CI = 81.90$ บ่งบอกสภาพความสมบูรณ์ตามดัชนีสภาพ (CI) อยู่ระหว่างค่า 70 -84 จึงประเมินสภาพอาคารประตูลอยน้ำพลเทพในระดับดีมาก ตามตารางที่ 14



ภาพที่ 3.31 ประเมินสภาพอาคารประตูละบายน้ำพลเทพด้วยสายตาและวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) แยกเป็นองค์ประกอบ (อ้างอิงจาก ฝ่ายจัดการ ความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน สชป.12 (2565))

ตารางที่ 14 การประเมินสภาพอาคารประตูละบายน้ำพลเทพ ด้วยตารางการแบ่งชั้นของสภาพความสมบูรณ์ตามดัชนีสภาพ (CI)

CI-Value	Condition	Description
85 to 100	Excellent	No noticeable defects. Some aging or wear may be visible.
70 to 84	Very Good	Only minor deterioration or defects are evident.
55 to 69	Fair	Some deterioration or defects are evident, but function is not significantly affected.
44 to 54	Marginal	Moderate deterioration. Function should be adequate under expected maximum loading.
25 to 39	Poor	Serious deterioration in at least some portions of structure. Function may be inadequate under maximum load.
10 to 24	Very Poor	Extensive deterioration. Function inadequate.
0 to 9	Failed	No longer functions. General failure or failure of a major component is likely under maximum probable load.

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

4.1 ผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้สามารถแบ่งผลการศึกษาดังนี้ 1. การสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่าย 2. การเรียนรู้เชิงลึกของปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับรอยแตกร้าว โดยโครงสร้างที่นำมาใช้ในการนำเสนอคือ อาคารชลประทาน ประตุน้ำพลเทพ ผ่านระบบการตรวจจับรอยร้าวด้วยปัญญาประดิษฐ์ และใช้ภาพถ่ายจากโดรนในการเก็บข้อมูลเพื่อสร้างเป็นแบบจำลองสามมิติมีรายละเอียดดังนี้

4.1.1 การสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่าย

แบบจำลองสามมิติประตุน้ำพลเทพแสดงดังภาพที่ 4.1 โดยมีรายละเอียดของแบบจำลองสามมิติแสดงดังตารางที่ 15 โดยแบบจำลองนี้เน้นการเก็บข้อมูลรายละเอียดที่ครอบคลุมพื้นผิวโครงสร้าง และให้ผลลัพธ์ของพื้นผิวในแบบจำลองที่มีความละเอียดสูง (High resolution) จากการเก็บข้อมูลในระหว่างการถ่ายภาพที่ใกล้กับพื้นผิวของโครงสร้างมากที่สุด โดยแบบจำลองสามมิติประตุน้ำพลเทพ จะถูกนำไปใช้สำหรับการตรวจจับรอยร้าวด้วยปัญญาประดิษฐ์

ตารางที่ 15 สรุปรายละเอียดข้อมูลของแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่าย

แบบจำลองสามมิติ	รายละเอียด
ประตุน้ำพลเทพ	จำนวนภาพถ่าย: 702 ภาพ
	Sparse point cloud: 1,096,607 points
	Dense point cloud: 16,605,711 points
	Surface mesh: 1,084,156 faces
	Vertex: 548,477 vertices
	Texture: 16,384 x 1 texture size/count
	RMSE: 0.8 pixel



ภาพที่ 4.1 แบบจำลองสามมิติเสมือนจริงของโครงสร้างประตูระบายน้ำพลเทพ

4.1.2 การเรียนรู้เชิงลึกของปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับรอยแตกร้าว

4.1.2.1 เตรียมข้อมูลสำหรับการฝึกสอนหรืออบรมให้กับปัญญาประดิษฐ์

งานวิจัยนี้ในส่วนของการทำ Training ให้กับ FCN ใช้ข้อมูลรูปภาพขนาด 150×150 พิกเซล² ทั้งหมด 2,400 ภาพ โดยแบ่งออกเป็นภาพสำหรับ Training จำนวน 1,920 ภาพ และภาพสำหรับ Validation จำนวน 480 ภาพ สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 16 จากนั้นนำข้อมูลภาพเหล่านี้มาบรรยายผลเฉลย ดังภาพที่ 4.2 ก่อนนำไปเข้าสู่กระบวนการ Training ให้กับปัญญาประดิษฐ์ในลำดับต่อไป

ตารางที่ 16 เตรียมข้อมูลเพื่อการ Training ให้กับปัญญาประดิษฐ์ FCN ในการตรวจจับรอยร้าว

Raw Image	Training		Validation	
	Crack Patch	Crack and Non-Crack label	Crack Patch	Crack and Non-Crack label
2,400	1,920	1,920	480	480

Crack Patch



Label

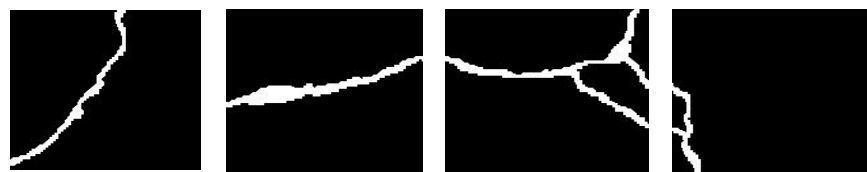


Training set

Crack Patch



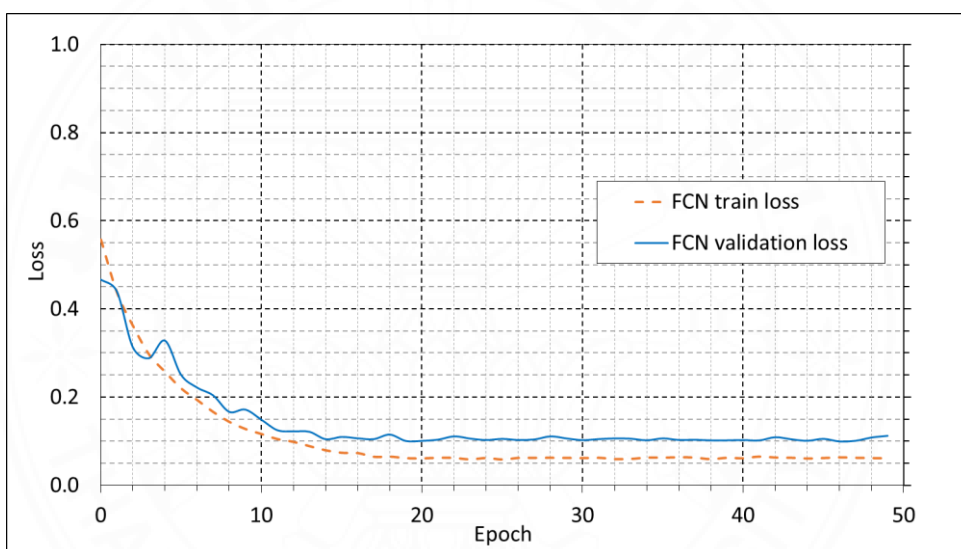
Label



Validation set

ภาพที่ 4.2 แบ่งชุดข้อมูลภาพรอยร้าวในงานวิจัย

ในส่วนของการวิเคราะห์ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของ FCN ใช้ Model Learning Curve เป็นกราฟที่วิเคราะห์ จาก Training Dataset ซึ่งแกน x ของกราฟจะเป็นครั้งที่เรียนรู้ (Epoch) และแกน y จะเป็นประสิทธิภาพของ Model โดยประสิทธิภาพของ Model จะถูกวัดหลังจากการปรับปรุง Weight และ Bias ด้วยข้อมูล 2 ชนิดได้แก่ Training Dataset กับ Validation Dataset โดยประสิทธิภาพของ Model จะวัดได้จาก Loss ซึ่งยิ่งค่า Loss หรือ Error น้อยแสดงว่า Model ยังมีการเรียนรู้ที่ดี ซึ่งจากการนำข้อมูลมาสอนให้กับปัญญาประดิษฐ์ ด้วยวิธี FCN ได้ค่า Training Loss น้อยที่สุดที่ค่า 0.0588 และ Validation Loss น้อยที่สุดที่ค่า 0.0994 ดังภาพที่ 4.3



Batch size training = 8

Batch size validation = 2

ภาพที่ 4.3 กราฟ Loss จากกระบวนการ Training ให้กับ FCN

4.1.3 การประเมินประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์

ในการศึกษานี้เพื่อให้ได้ปัญญาประดิษฐ์ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดจึงได้ทำการเปรียบเทียบกับวิธี Thresholding และ DeepCrack ซึ่งหลักการทำงานของ เป็นการดึงวัตถุพื้นหน้าออกจากพื้นหลังโดยใช้กระบวนการ Segmentation เป็นกระบวนการแยกวัตถุ หรือองค์ประกอบต่างๆ ออกจากภาพอินพุท วิธีการ Intensity thresholding เป็นการแยกแยะวัตถุจากฉากหลังโดยดู

จาก Intensity ของพิกเซลเป็นหลัก ข้อดีของวิธีการนี้คือมีขั้นตอนในการทำงานที่ง่ายไม่ซับซ้อน ทำงานได้รวดเร็ว แต่ข้อเสียคือไม่สามารถใช้กับภาพที่มีสัญญาณรบกวนมาก หรือภาพที่มีความสว่างไม่สม่ำเสมอ เทคนิคการทำขีดแบ่ง (Thresholding Techniques) เป็นการพิจารณาว่าจุดภาพใดควรเป็นจุดขาวหรือจุดดำ ซึ่งทำได้โดยการเปรียบเทียบระหว่างจุดภาพเริ่มต้น กับค่าคงที่ค่าหนึ่ง เรียกว่าค่าขีดแบ่ง ซึ่งเป็นค่าความเข้มแสงค่าหนึ่งที่ชี้แยกแยะประเภทของจุดภาพ เทคนิคนี้ใช้กันมากในกรณีที่ข้อมูลภาพมีลักษณะแตกต่างกันระหว่างวัตถุและพื้นหลัง ในขั้นตอนนี้ทำการตัดพื้นหลังออกจากพื้นหน้าโดยใช้วิธี Threshold ที่มีระดับความเข้มอยู่ระหว่างกลุ่มทั้งสองของ Histogram ซึ่งค่า Threshold ที่ได้จะอยู่ระหว่าง 0-255 เท่านั้น Threshold จะถูกนำไปเพื่อเปรียบเทียบค่าของแต่ละพิกเซล หากค่า $f(x, y)$ น้อยกว่า Threshold จุดพิกเซลนั้นจะถูกปรับให้เป็นสีดำหรือส่วนของวัตถุ และหากค่า $f(x, y)$ มากกว่าหรือเท่ากับ Threshold จุดพิกเซลนั้นจะถูกปรับให้เป็นสีขาวหรือส่วนของพื้นหลัง สามารถเขียนแทนด้วยสมการดังนี้

$$f(x, y) = 1 \text{ if } f(x, y) < \text{threshold value} \quad (4.1)$$

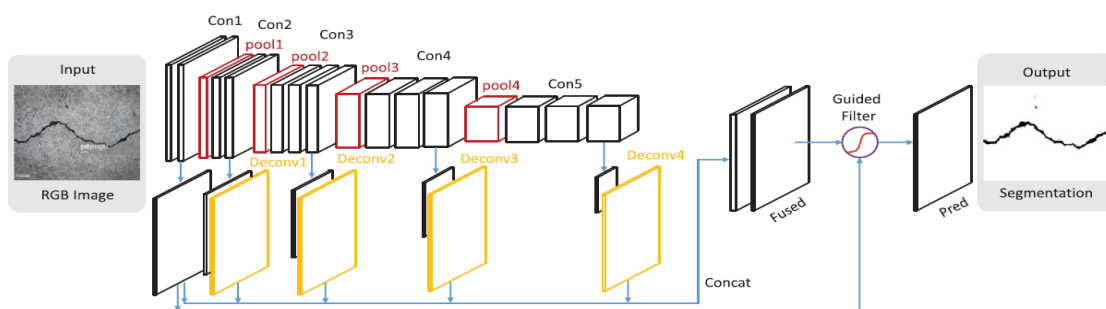
$$f(x, y) = 0 \text{ if } f(x, y) \geq \text{threshold value} \quad (4.2)$$

โดยกำหนดให้

1 คือ สีดำ ซึ่งเป็นส่วนของวัตถุ

0 คือ สีขาว ซึ่งเป็นส่วนของพื้นหลัง

และโครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack ที่ทำนายการแบ่งส่วนแบบระดับพิกเซล โดยภาพรวมการทำงานแสดงดังภาพที่ 4.4



ภาพที่ 4.4 โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack (อ้างอิงจาก Yahui Liu และคณะ (2019))

จากการนำวิธี FCN มาตรวจจ็บรอยร้าวบนรูปภาพ และนำมาเปรียบเทียบกับผลจากวิธี Thresholding โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack และ โครงข่ายประสาทเทียม FCN ดังรูปที่ 4.5 โดยรูปภาพที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพ มีขนาด 544 x 384 พิกเซล² ประกอบด้วย จากนั้นเข้าสู่กระบวนการตรวจวัดประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์ Confusion Matrix

4.1.3.1 ผลการประเมินค่า Accuracy (ความถูกต้องที่ทายได้ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง)

ประเมินจากผลรวมของค่าที่โมเดลที่ทายถูกต้องทั้งหมดต่อจำนวนผลการตรวจสอบ 4 กลุ่มทั้งหมด ดังสมการ ที่ 3.16 ผลการประเมินโดยวิธี Thresholding, โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack และ โครงข่ายประสาทเทียม FCN เรียงตามลำดับดังนี้

$$Accuracy, Thresholding = \frac{3973 + 199958}{3973 + 199958 + 4727 + 238} = 0.9762$$

$$Accuracy, DeepCrack = \frac{3708 + 204060}{3708 + 204060 + 625 + 503} = 0.9946$$

$$Accuracy, FCN = \frac{3995 + 203709}{3995 + 203709 + 976 + 216} = 0.9943$$

จากผลการประเมินค่าความถูกต้อง Accuracy ของทั้งสามวิธี พบว่าโครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack มีค่าที่โมเดลทายตำแหน่งของ crack และ noncrack ถูก ร้อยละ 99.46 ของผลรวมค่าการตรวจสอบ 4 กลุ่มทั้งหมด

4.1.3.2 ผลการประเมินค่า Precision (ความแม่นยำที่ทายได้ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริงกับการทำนายว่า จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นคือ ไม่จริง) คือ ค่าที่ประเมินจากการเปรียบเทียบการทำนายที่ถูกต้องว่า crack และเกิด crack จริง (TP) กับ การทำนายว่า crack แต่สิ่งที่เกิดขึ้น คือ noncrack (FP) ดังสมการ ที่ 3.17 ผลการประเมินโดยวิธี Thresholding, โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack และ โครงข่ายประสาทเทียม FCN เรียงตามลำดับดังนี้

$$Precision, Thresholding = \frac{3973}{3973 + 4727} = 0.4567$$

$$Precision, DeepCrack = \frac{3708}{3708 + 625} = 0.8558$$

$$Precision, FCN = \frac{3995}{3995 + 976} = 0.8037$$

จากผลการประเมินค่าความแม่นยำ Precision ของทั้งสามวิธี พบว่าโครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack มีค่าที่โมเดลทายตำแหน่งของ crack ถูก ร้อยละ 85.58 ของค่าผลรวมค่าการตรวจสอบว่า crack ถูก และ crack ผิด

4.1.3.3 ผลการประเมินค่า Recall (True Positive Rate) คือ ค่าที่บอกว่าโมเดลมีความสามารถในการทำนายได้ว่า crack เป็นอัตราส่วนเท่าไรของเหตุการณ์ที่เกิด crack จริงทั้งหมด ดังสมการที่ 3.18 ผลการประเมินโดยวิธี Thresholding, โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack และ โครงข่ายประสาทเทียม FCN เรียงตามลำดับดังนี้

$$TPR, Recall, Thresholding = \frac{3973}{3973 + 238} = 0.9435$$

$$TPR, Recall, DeepCrack = \frac{3708}{3708 + 503} = 0.8806$$

$$TPR, Recall, FCN = \frac{3995}{3995 + 216} = 0.9487$$

จากผลการประเมินค่า Recall (True Positive Rate) ของทั้งสามวิธี พบว่าโครงข่ายประสาทเทียม FCN มีค่าที่โมเดลทายตำแหน่งของ crack ถูก ร้อยละ 94.87 ของผลรวมค่าการตรวจสอบเหตุการณ์ที่เกิด crack จริงทั้งหมด

4.1.3.4 ผลการประเมินค่า False Positive Rate (FPR) คือ ค่าที่บอกว่าโมเดลมีความคลาดเคลื่อนในการทำนายได้ว่า crack เป็นอัตราส่วนเท่าไรของเหตุการณ์ที่เกิด noncrack จริงทั้งหมด ดังสมการ ที่ 3.19 ผลการประเมินโดยวิธี Thresholding, โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack และ โครงข่ายประสาทเทียม FCN เรียงตามลำดับดังนี้

$$FPR, Thresholding = \frac{4727}{4727 + 199958} = 0.0231$$

$$FPR, DeepCrack = \frac{625}{625 + 204060} = 0.0031$$

$$FPR, FCN = \frac{976}{976 + 203709} = 0.0048$$

จากผลการประเมินค่า False Positive Rate (FPR) ของทั้งสามวิธี พบว่าโครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack มีค่าที่โมเดลมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดในการทำนาย ได้ว่า crack ร้อยละ 0.31 ของผลรวมค่าการตรวจสอบเหตุการณ์ที่เกิด noncrack จริงทั้งหมด

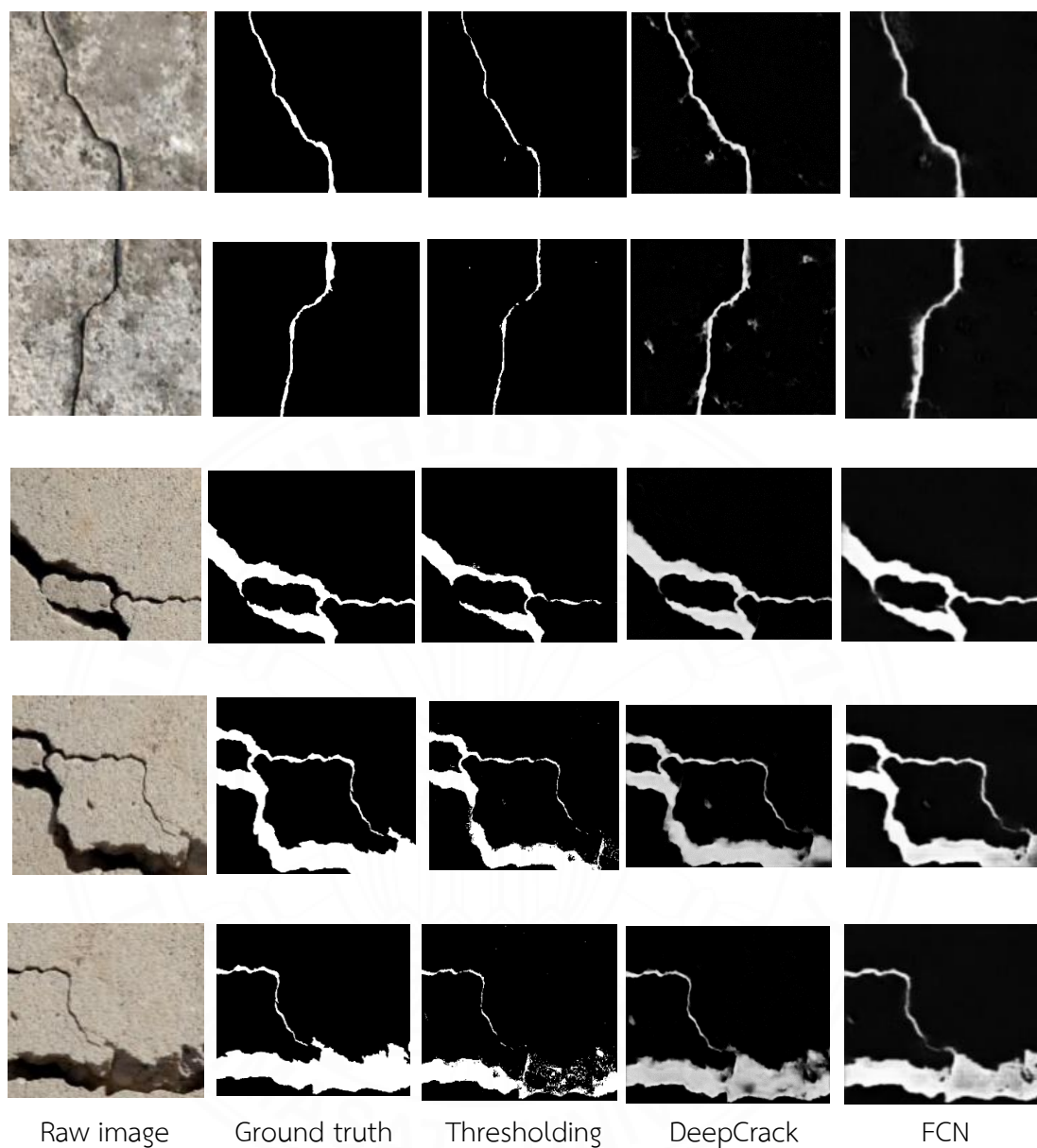
4.1.3.5 ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล F1 score คือ ค่าเฉลี่ยแบบ harmonic mean ระหว่าง precision และ recall จุดประสงค์ของการสร้าง F1 score ขึ้นมา เพื่อเป็น single metric ที่วัดความสามารถของโมเดล ดังสมการ ที่ 3.20 ผลการประเมินโดยวิธี Thresholding, โครงข่ายประสาทเทียม DeepCrack และ โครงข่ายประสาทเทียม FCN เรียงตามลำดับดังนี้

$$F1\ score, Thresholding = \frac{2 \times 3973}{2 \times 3973 + 4727 + 238} = 0.6154$$

$$F1\ score, DeepCrack = \frac{2 \times 3708}{2 \times 3708 + 625 + 503} = 0.8680$$

$$F1\ score, FCN = \frac{2 \times 3995}{2 \times 3995 + 976 + 216} = 0.8702$$

จากผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนาย F1 score ของทั้งสามวิธี พบว่าโครงข่ายประสาทเทียม FCN มีค่าเฉลี่ย ระหว่างความแม่นยำ precision และความสามารถในการทำนาย recall ร้อยละ 87.02



ภาพที่ 4.5 ผลการตรวจหารอยแตกร้าวด้วยวิธี Threshold DeepCrack และ FCN

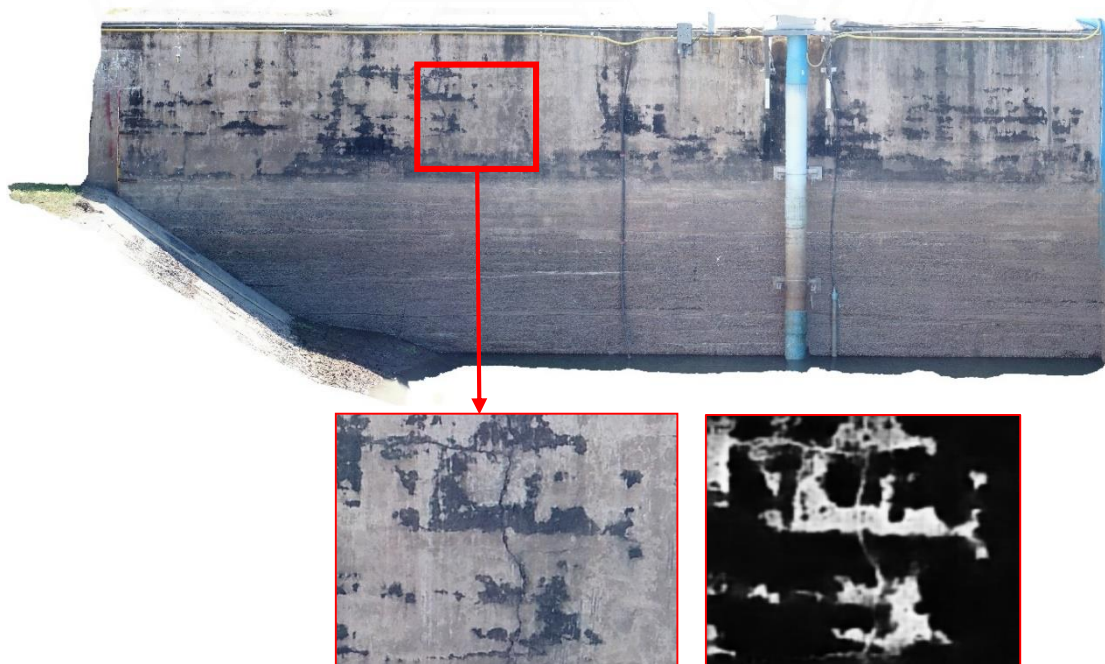
ผลการศึกษาพบว่า FCN มีค่าการทำนายที่แม่นยำ (Accuracy) มากกว่าวิธี Thresholding เป็นหนึ่งในเทคนิคการคัดแยกวัตถุออกจากภาพพื้นหลัง แต่ใกล้เคียงกับวิธี DeepCrack เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับรอยแตกร้าวในอาคารคอนกรีต ส่วนประสิทธิภาพของโมเดล (F1 Score) ของวิธี FCN มากกว่าวิธีอื่นๆ ดังแสดงในตารางที่ 17 จึงมีสภาพพอที่จะนำไปใช้ตรวจจับรอยร้าวที่เกิดขึ้นบนแบบจำลองสามมิติ

ตารางที่ 17 เปรียบเทียบผลการประเมินประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับรอยร้าว ด้วยวิธี Thresholding DeepCrack และ FCN

Methods	Accuracy	Precision	Recall	FPR	F1 Score
Thresholding	0.9762	0.4567	0.9435	0.0231	0.6154
DeepCrack	0.9946	0.8558	0.8806	0.0031	0.8680
FCN	0.9943	0.8037	0.9487	0.0048	0.8702

4.1.4 ผลการตรวจจับรอยร้าวบริเวณที่สนใจด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ

ในงานวิจัยนี้พบบริเวณรอยแตกร้าวที่น่าสนใจบริเวณ ฝายคอนกรีต ส่วนควบคุม น้ำ มีลักษณะมีความลึกเป็นทางยาว และยังพบในจุดที่เข้าถึงได้ยากและเป็นพื้นที่จำกัด บริเวณ ต่อมอ ส่วนควบคุมน้ำ ของอาคารประตुरะบายน้ำพลเทพ เช่นกัน จึงนำปัญญาประดิษฐ์ FCN ตรวจจับรอยร้าวบริเวณดังกล่าวพบว่ามีความสามารถตรวจจับรอยแตกร้าวได้ แต่เนื่องจากอาคารชลประทานมักพบ คราบน้ำรอยสีดำบริเวณพื้นผิวคอนกรีต จึงทำให้ FCN ตรวจจับคราบน้ำมาด้วยเช่นกัน ซึ่งเป็นสิ่งที่ต้องพัฒนาการ training ชุดข้อมูลคราบน้ำ รวมไปถึงวิธีที่เป็นอุปสรรคในการตรวจจับรอยร้าว ให้กับปัญญาประดิษฐ์ FCN ต่อไป แสดงดังภาพที่ 4.6 และ 4.7



ภาพที่ 4.6 รอยแตกร้าวที่น่าสนใจบริเวณ ฝายคอนกรีต ส่วนควบคุมน้ำ อาคารประตुरะบายน้ำพลเทพ



ภาพที่ 4.7 รอยแตกร้าวที่น่าสนใจ จุดที่เข้าถึงได้ยากและเป็นพื้นที่จำกัด บริเวณ ตอม่อ ส่วนควบคุมน้ำ อาคารประตูระบายน้ำพลเทพ

4.1.5 ผลการเปรียบเทียบผลการสำรวจกับการตรวจสอบสภาพอาคารชลประทานด้วยสายตา (Visual Inspection)

จากการศึกษาพบว่า รายงานการวิเคราะห์ความปลอดภัยเขื่อน การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและวิธีดัชนีสภาพ ประตูระบายน้ำพลเทพ ฝ่ายจัดการความปลอดภัยและอาคารชลประทาน ส่วนบริหารจัดการน้ำและบำรุงรักษา สำนักงานชลประทานที่ 12 ประเมินฝายคอนกรีต ส่วนควบคุมน้ำ อาคารประตูระบายน้ำพลเทพ ที่ระดับคะแนน 3 คือ เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกบางจุด ดังภาพที่ 4.8 แต่จากวิธีการตรวจจברอยร้าวบริเวณที่สนใจด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ สามารถประเมินที่ระดับคะแนน 2 คือ เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกเป็นทางยาว และจากการประเมิน ตอม่อ ส่วนควบคุมน้ำ อาคารประตูระบายน้ำพลเทพ ที่ระดับคะแนน 4 คือ เกิดรอยร้าวเนื่องจากอุณหภูมิ ดังภาพที่ 4.9 แต่จากวิธีการตรวจจברอยร้าวบริเวณที่สนใจด้วยเทคนิค Fully Convolutional Network (FCN) บนแบบจำลองสามมิติ สามารถประเมินที่ระดับคะแนน 3 คือ เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกบางจุด

1. อาคารระบายน้ำ (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำคันใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.1 ส่วนทางน้ำเข้า																														
1.1.2.1.1 พื้น ☐ ไม่ใช้ชนิดนี้																														
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					การบวมตัว					การระบายน้ำ					การรั่ว				
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
☒ มองไม่เห็น																														
รายการ	รอยแตกร้าว					คันไม้					วัชพืช					สิ่งกีดขวางทางน้ำ					หมายเหตุ									
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5										
1. อาคารระบายน้ำ (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำคันใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.1 ส่วนทางน้ำเข้า																														
1.1.2.1.2 ลาดคานข้าง																														
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					การระบายน้ำ					การรั่ว					รอยแตกร้าว				
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
☐ มองไม่เห็น			x							x					x					x					x					x
รายการ	รูโพรง					คันไม้					วัชพืช					หมายเหตุ														
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5															
					x					x					x															
1. อาคารระบายน้ำ (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำคันใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ																														
1.1.2.2.1 ฝ่ายคอนกรีต																														
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					การรั่ว					รอยแตกร้าว					คันไม้				
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
☐ มองไม่เห็น			x							x					x					x					x					x
รายการ	วัชพืช					สิ่งกีดขวางทางน้ำ					หมายเหตุ																			
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5																				
					x					x																				
1. อาคารระบายน้ำ (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำคันใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ																														
1.1.2.2.2 สะพานโครงยก : 1.1.2.2.2.1 พื้น																														
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					รอยแตกร้าว					หมายเหตุ									
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5										
☐ มองไม่เห็น			x							x					x					x					x					
หมายเหตุ																														
การกัดเซาะ ²	(1) กัดเซาะเห็นน้อเหล็ก (3) เกิดการกัดเซาะ (5) ไม่เกิดการกัดเซาะ																													
การเคลื่อนตัว	(2) เกิดการเคลื่อนตัว (5) ไม่เกิดการเคลื่อนตัว																													
การทรุดตัว ²	(2) ทรุดตัว > 5 ซม. (3) ทรุดตัวลึกอยู่ระหว่าง 2-5 ซม. (4) ทรุดตัว < 2 ซม. (5) ไม่เกิดการทรุดตัว																													
การบวมตัว	(2) บวมตัว (5) ไม่บวมตัว																													
การระบายน้ำ	(1) ท่อระบายน้ำวางระบายน้ำอุดตัน ไม่สามารถระบายน้ำได้ต่อเนื่อง (2) น้ำขึ้นแต่ไม่เกิดการอุดตัน (3) น้ำไหลมีตะกอน แต่ไม่เกิดการอุดตัน (5) สามารถดี/น้ำไหลปกติ																													
การรั่ว	(2) เกิดการรั่วและมีน้ำไหลพุ่งออกมา (3) เกิดการรั่วและมีน้ำไหลซึม (5) ไม่เกิดการรั่ว																													
รอยแตกร้าว	(2) เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกเป็นทางยาว (3) เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกบางจุด (4) เกิดรอยร้าวเนื่องจากการลุดน้ำ (5) ไม่เกิดรอยร้าว																													
คันไม้	(1) คันไม้สูงกว่าหัว (2) คันไม้สูงกว่าเอว (3) คันไม้สูงกว่าหัวเอว (4) คันไม้ต่ำกว่าหัว (5) ไม่มีคันไม้																													
วัชพืช	(2) มีวัชพืชปกคลุมมากกว่า 50% ของพื้นที่ (4) มีวัชพืชปกคลุมน้อยกว่า 50% ของพื้นที่ (5) ไม่มีวัชพืชปกคลุม																													
สิ่งกีดขวางทางน้ำ	(1) มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ และขวางทางเดินน้ำทั้งหมด (3) มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ แต่ปิดขวางทางเดินน้ำบางส่วน (5) ไม่มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ																													
รูโพรง	(2) มีรูโพรงลึกมากกว่าหัว (4) มีรูโพรงลึกน้อยกว่าหัว (5) ไม่มีรูโพรง																													

ภาพที่ 4.8 แบบบันทึกการตรวจสอบสภาพประตูระบายน้ำพลเทพ บริเวณ ฝ่ายคอนกรีต ส่วนควบคุมน้ำ

1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ																															
1.1.2.2.2 สะพานไม้โครงยก : 1.1.2.2.2.2 ตอม่อ																															
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					รอยแตกร้าว					หมายเหตุ										
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5											
☐ มองไม่เห็น			x							x						x															
1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ																															
1.1.2.2.2 สะพานไม้โครงยก : 1.1.2.2.2.3 คาบ																															
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					รอยแตกร้าว					หมายเหตุ										
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5											
☐ มองไม่เห็น			x							x						x															
1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ																															
1.1.2.2.3 พื้น																															
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					การบวมตัว					การระบายน้ำ					การรั่ว					
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
☐ มองไม่เห็น			x							x						x															
รายการ	รอยแตกร้าว					คันไม้					วัชพืช					สิ่งกีดขวางทางน้ำ					หมายเหตุ										
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5											
☐ มองไม่เห็น				x						x						x															
1. อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) : 1.1 อาคารระบายน้ำล้นใช้งาน (Service Spillway) : 1.1.2 แบบมีบาน (Gated Spillway) : 1.1.2.2 ส่วนควบคุมน้ำ																															
1.1.2.2.4 กำแพง																															
รายการ	การกัดเซาะ ²					การเคลื่อนตัว					การทรุดตัว ²					การระบายน้ำ					การรั่ว					รอยแตกร้าว					
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
☐ มองไม่เห็น			x							x						x															
รายการ	รูโพรง					คันไม้					วัชพืช					หมายเหตุ															
☐ ไม่มี	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5																
☐ มองไม่เห็น					x					x						x															
หมายเหตุ																															
การกัดเซาะ ²	(1) กัดเซาะเห็นเนื้อเหล็ก (3) เกิดการกัดเซาะ (5) ไม่เกิดการกัดเซาะ																														
การเคลื่อนตัว	(2) เกิดการเคลื่อนตัว (5) ไม่เกิดการเคลื่อนตัว																														
การทรุดตัว ²	(2) ทรุดตัว > 5 ซม. (3) ทรุดตัวลึกอยู่ระหว่าง 2-5 ซม. (4) ทรุดตัว < 2 ซม. (5) ไม่เกิดการทรุดตัว																														
รอยแตกร้าว	(2) เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกเป็นทางยาว (3) เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกบางจุด (4) เกิดรอยร้าวเนื่องจากอุณหภูมิ (5) ไม่เกิดรอยร้าว																														
การบวมตัว	(2) บวมตัว (5) ไม่บวมตัว																														
การระบายน้ำ	(1) ท่อระบายน้ำวางระบายน้ำอุดตัน ไม่สามารถระบายน้ำได้โดยสิ้นเชิง (2) น้ำขุ่นแต่ไม่เกิดการอุดตัน (3) น้ำไหลมีตะกอน แต่ไม่เกิดการอุดตัน (5) สามารถดีน้ำไหลปกติ																														
การรั่ว	(2) เกิดการรั่วและมีน้ำไหลพุ่งออกมา (3) เกิดการรั่วและมีน้ำไหลซึม (5) ไม่เกิดการรั่ว																														
รอยแตกร้าว	(2) เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกเป็นทางยาว (3) เกิดรอยร้าวมีความกว้างและความลึกบางจุด (4) เกิดรอยร้าวเนื่องจากอุณหภูมิ (5) ไม่เกิดรอยร้าว																														
คันไม้	(1) คันไม้สูงกว่าหัว (2) คันไม้สูงเท่าหัว (3) คันไม้สูงต่ำกว่าหัว (4) คันไม้ต่ำกว่าหัว (5) ไม่มีคันไม้																														
วัชพืช	(2) มีวัชพืชปกคลุมมากกว่า 50% ของพื้นที่ (4) มีวัชพืชปกคลุมน้อยกว่า 50% ของพื้นที่ (5) ไม่มีวัชพืชปกคลุม																														
สิ่งกีดขวางทางน้ำ	(1) มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ และขวางทางเดินน้ำทั้งหมด (3) มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ แต่ปิดขวางทางเดินน้ำบางส่วน (5) ไม่มีสิ่งกีดขวางทางน้ำ																														
รูโพรง	(2) มีรูโพรงลึกมากกว่า 4 นิ้ว (4) มีรูโพรงลึกน้อยกว่า 4 นิ้ว (5) ไม่มีรูโพรง																														

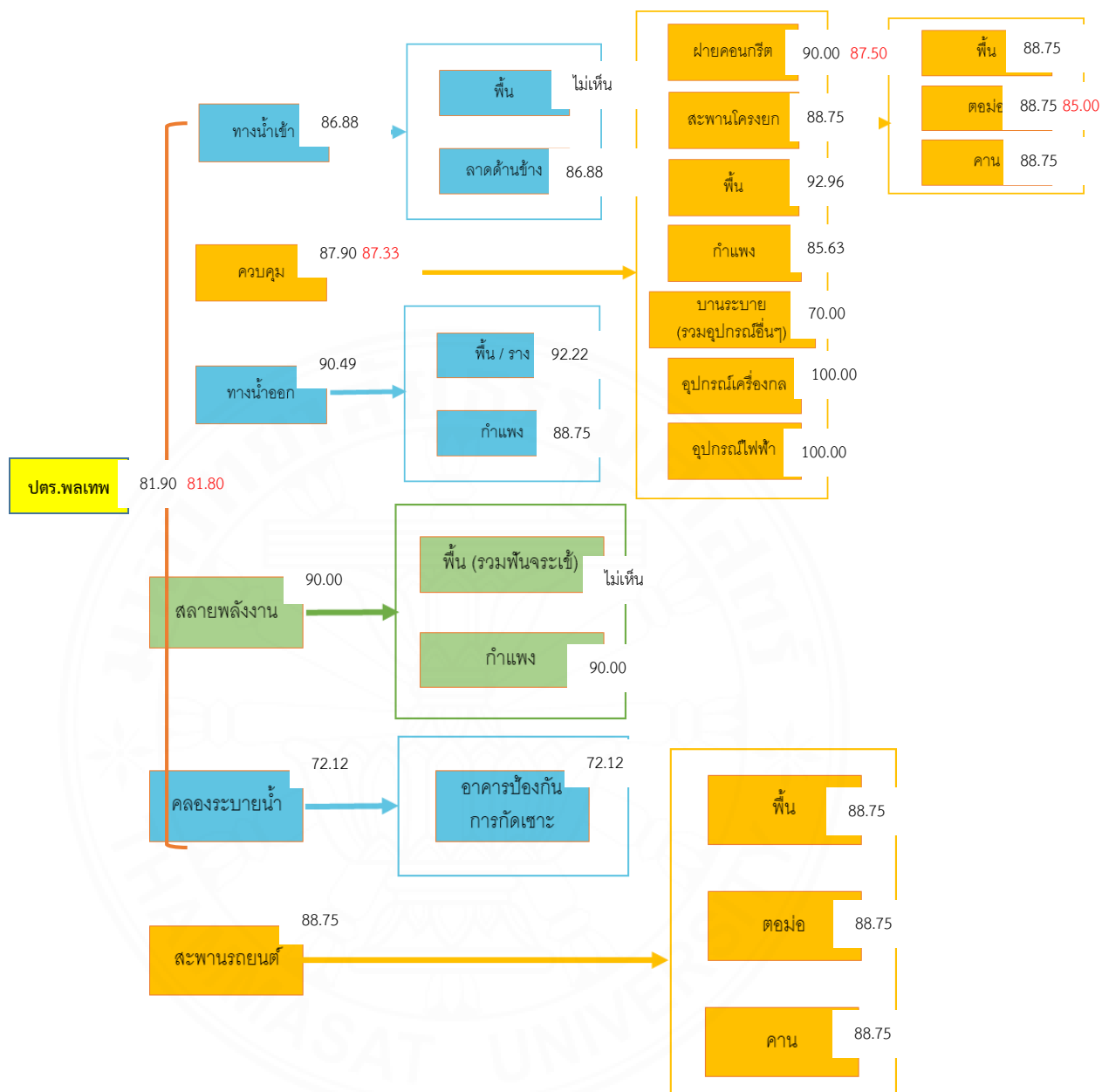
ภาพที่ 4.9 แบบบันทึกการตรวจสอบภาพประตูระบายน้ำพลเทพ บริเวณ ตอม่อ ส่วนควบคุมน้ำ

4.1.6 ประเมินสภาพอาคารชลประทาน ประตุระบายน้ำพลเทพ

การตรวจสอบหาความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นเป็นการนำเทคโนโลยีภาพถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูปที่มีความละเอียดสูง และภาพถ่ายผ่านทางเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ (UAV : Unmanned Aerial Vehicle) ผ่านกระบวนการ Structure From Motion (SFM) ด้วยเทคนิค photogrammetry เพื่อให้ได้แบบจำลอง 3 มิติ เพื่อนำมาตรวจหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นบนตัวโครงสร้างจุดที่สนใจแต่เข้าถึงยาก ร่วมกับการพัฒนากระบวนการตรวจหารอยแตก รอยร้าว ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) เพื่อตรวจหารอยร้าวบนอาคารชลประทานประตุระบายน้ำพลเทพ และนำมาประเมินสภาพอาคารพบว่าค่าดัชนีสภาพ Condition Index มีค่าลดลง โดยทำการประเมินในองค์ประกอบย่อยและส่งผลในภาพรวมทุกองค์ประกอบ ประกอบด้วย ตอม่อ ส่วนควบคุมน้ำ จากเดิม $CI = 88.75$ เป็น $CI = 85.00$, ฝ่ายคอนกรีต ส่วนควบคุมน้ำ จากเดิม $CI = 90.00$ เป็น $CI = 87.50$ และในภาพรวมทุกองค์ประกอบ จากเดิม $CI = 81.90$ เป็น $CI = 81.80$ ซึ่งผลการประเมินสภาพอาคารประตุระบายน้ำพลเทพ คือ ยังมีสภาพดีมาก มีเพียงการเสื่อมสภาพหรือตำหนิเล็กน้อยเท่านั้น ดังภาพที่ 4.10

จากผลการประเมินทำให้ทราบว่ากระบวนการตรวจหารอยแตก รอยร้าว ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) เป็นประโยชน์ต่อเจ้าหน้าที่กรมชลประทาน ผู้ทำการสำรวจสภาพอาคารชลประทาน โดยเพิ่มประสิทธิภาพในขั้นตอนการให้ระดับคะแนนสภาพที่พบเห็น รวมถึงบันทึกเพิ่มเติมลักษณะรอยแตกร้าวในมิติขนาดกว้าง ยาว โดยดูจากแบบจำลองสามมิติ ในจุดที่ไม่สามารถเข้าถึงหรือเป็นอันตรายได้ และยังสามารถเก็บรวบรวมข้อมูลสิ่งผิดปกติที่พบเห็นได้ครบถ้วน ป้องกันความผิดพลาดหรือลืมหลังกลับจากการออกตรวจสอบสภาพ

ทั้งนี้ ข้อจำกัดของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) ถึงแม้จะมีประสิทธิภาพในการตรวจจับรอยร้าว อาคารชลประทานประเภทคอนกรีตในรูปแบบของการแบ่งส่วน (Segmentation) ในแต่ละพิกเซล ซึ่งพัฒนามาจาก Convolution neural network (CNN) ที่ทำได้เพียงการจำแนก (Classification) เท่านั้น แต่เมื่อนำไปตรวจจับรอยร้าวในอาคารชลประทานที่เป็นเขื่อนดิน ซึ่งมีจำนวนมากในประเทศไทย โครงข่ายประสาทเทียม FCN ยังไม่สามารถตรวจจับความเสียหายของชั้นดินได้ เนื่องจากคุณสมบัติทางกลศาสตร์ของดินค่อนข้างซับซ้อน และมีวัชพืชปกคลุมจำนวนมาก ต้องทำการตรวจสอบหลายมิติ โดยเฉพาะในมิติความลึกของลักษณะสิ่งผิดปกติที่พบเห็น ดังภาพที่ 4.11



ภาพที่ 4.10 ค่าดัชนีสภาพ Condition Index มีค่าลดลง (สีแดง) ประกอบด้วย องค์ประกอบย่อย และส่งผลในภาพรวมทุกองค์ประกอบ



ภาพที่ 4.11 การเดินสำรวจและบันทึกการให้คะแนนตามสภาพของอาคารชลประทานเขื่อนดิน (อ้างอิงจาก คณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบสภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554))

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

พัฒนาระบบการหารอยแตกรอยร้าวที่เกิดขึ้นบนโครงสร้างอาคารชลประทานอัตโนมัติ จากภาพถ่ายที่มีความละเอียดสูง ถ่ายผ่านทางกล้องถ่ายรูป และเครื่องบินอากาศยานไร้คนขับ โดยใช้เทคโนโลยี 3D photogrammetry ร่วมกับการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) ตรวจสอบรอยแตก ร้าว เพื่อช่วยให้การตรวจสอบโครงสร้างด้วยสายตา (Visual Inspection) มีประสิทธิภาพมากขึ้น และนำมาประเมินด้วยวิธีดัชนีสภาพ (Dam assessment by Condition Index Method) โดยสามารถเก็บข้อมูลภาพถ่ายในจุดที่ยากจะเข้าถึง และอาจเป็นอันตรายต่อผู้ที่ทำการสำรวจ เช่น อาคารระบายน้ำล้น (Spillways) อาคารโครงยก ตอม่อเขื่อน และบานระบาย เป็นต้น ซึ่งเป็นข้อมูลด้านโครงสร้างพื้นฐานมีความจำเป็นอย่างมากในการบอกถึงปัญหาและความผิดปกติที่เกิดขึ้น

ทั้งนี้ผู้วิจัยคิดว่าสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบความมั่นคงและระบุจุดที่ควรทำการปรับปรุงซ่อมแซมโครงสร้างอาคารชลประทานในประเทศไทยต่อไปในอนาคตได้

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. เพื่อให้การตรวจสอบสามารถระบุประเภทและชนิดของรอยร้าว รวมถึงลดอุปสรรคในการตรวจสอบอาคารชลประทานได้แม่นยำขึ้น จึงควรเพิ่ม dataset ที่หลากหลาย เช่น รอยแตก ร้าวประเภทต่างๆ คราบน้ำ วัชพืช ตะไคร่น้ำ เป็นต้น เพื่อใช้ในการสอนปัญญาประดิษฐ์
2. พัฒนาข้อจำกัดในการตรวจสอบสภาพความเสียหายอาคารชลประทาน ที่สามารถตรวจสอบได้เฉพาะอาคารชลประทานคอนกรีต เพื่อเพิ่มความสามารถให้อาคารชลประทานเขื่อนดินที่มีมากในประเทศไทย
3. พัฒนาปัญญาประดิษฐ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์ Fully Convolutional Network (FCN) โดยสามารถตรวจสอบรอยแตก ร้าวได้ถึงมิติความลึก เพื่อเพิ่มการรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลในการตรวจสอบอาคาร

รายการอ้างอิง

1. คณะทำงานโครงการเพิ่มพูนทักษะด้านความปลอดภัยเขื่อนเชิงปฏิบัติการ การตรวจสอบภาพเขื่อนด้วยสายตาและประเมินผลโดยดัชนีสภาพ (2554). *คู่มือการประเมินสภาพเขื่อนโดยวิธีดัชนีสภาพ (Dam Assessment Manual by Condition Index Method)*. ส่วนความปลอดภัยเขื่อนกรมชลประทาน.
2. ฝ่ายจัดการความปลอดภัยเขื่อนและอาคารชลประทาน (2565). *การตรวจสอบภาพเขื่อนด้วยสายตาและวิธีดัชนีสภาพ* ปตร.พลเทพ อำเภอเมือง จังหวัดชัยนาท.ส่วนบริหารจัดการน้ำและบำรุงรักษา สำนักงานชลประทานที่ 12.
3. Agisoft LLC (2016). Agisoft PhotoScan User Manual: Professional Edition, Version1.2 downloads: http://www.agisoft.com/pdf/photoscan-pro_1_2_en.pdf.
4. Bengio, Y. (2012), Practical recommendations for gradientbased training of deep architectures, in G. Montavon, G. B. Orr, and K.-R. Muller (eds.), *Neural Networks: Tricks of the Trade*, 2nd edn., Springer, Berlin Heidelberg, pp. 437–78.
5. Cha, Y. J., Choi, W., & Büyüköztürk, O. (2017). Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(5), 361-378.
6. 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.
7. Clevert, D. A., Unterthiner, T., & Hochreiter, S. (2015). Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus). arXiv preprint arXiv:1511.07289.
8. CS231n Convolution Neural Networks for Visual Recognition, website: <https://cs231n.github.io/convolutional-networks/>
9. 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.
10. DJI (2020). Phantom_4_RTK_User_Manual_v2.4 downloads: https://dl.djicdn.com/downloads/phantom_4_rtk/20200721/Phantom_4_RTK_User_Manual_v2.4_EN.pdf.

11. DJI (2022). D-RTK_2_Mobile_Station_User_Guide_v2.4 downloads:
https://dl.djicdn.com/downloads/d-rtk-2/20200611/DRTK_2_Mobile_Station_User_Guide_v2.0_multi.pdf.
12. Furukawa, Y., Curless, B., Seitz, S. M., & Szeliski, R. (2010, June). Towards internet-scale multi-view stereo. In 2010 *IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1434-1441). IEEE.
13. Hartley, R., & Zisserman, A. (2003). *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press.
14. Ioffe, S. & Szegedy, C. (2015), Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift, *arXiv preprint arXiv:1502.03167*.
15. Jianming Zhang, Chaoquan Lu, Jin Wang, Lei Wang and Xiao-Guang Yue (2019). Concrete Cracks Detection Based on FCN with Dilated Convolution. *Applied sciences* 2019, 9, 2686.
16. 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.
17. Kazhdan, M., Funkhouser, T., & Rusinkiewicz, S. (2003, June). Rotation invariant spherical harmonic representation of 3 d shape descriptors. In *Symposium on geometry processing* (Vol. 6, pp. 156-164).
18. Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
19. LeCun, Y. A., Bottou, L., Orr, G. B. & Muller, K.-R. (2012), Efficient backprop, in G. Montavon, G. B. Orr, and K.-R. Muller (eds.), *Neural Networks: Tricks of the Trade*, 2nd edn., Springer, Berlin Heidelberg, pp. 9–48.
20. Lourakis, M., & Argyros, A. (2004). *The design and implementation of a generic sparse bundle adjustment software package based on the levenberg-marquardt algorithm* (Vol. 1, No. 2, p. 5). Technical Report 340, Institute of Computer Science-FORTH, Heraklion, Crete, Greece.
21. Lowe, D. (2004), “Distinctive image features from scale-invariant keypoints.” *International Journal of Computer Vision*, 60(2), 91–110.

22. 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.
23. Maria João Henriques and Dora Roque (2015). Unmanned Aerial Vehicles (UAV) as a Support to Visual Inspections of Concrete Dams. *Second International Dam World Conference April 21-24, 2015*.
24. Nair, V. & Hinton, G. E. (2010), Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines, in *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10)*, Haifa, Israel, June 21–24, 807–14.
25. Nistér, D. (2004). An efficient solution to the five-point relative pose problem. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 26(6), 756-770.
26. Oskal, K. R., Risdal, M., Janssen, E. A., Undersrud, E. S., & Gulsrud, T. O. (2019). A U-net based approach to epidermal tissue segmentation in whole slide histopathological images. *SN Applied Sciences*, 1(7), 1-12.
27. Review: FCN — Fully Convolutional Network (Semantic Segmentation), website: <https://towardsdatascience.com/review-fcn-semantic-segmentation-eb8c9b50d2d1>
28. Shuang Wang, Hua Zhang, Haoran Wang, Bo Chen, Yonglong Li and Caifu Chen (2019). Combination of Point-Cloud Model and FCN for Dam Crack Detection and Scale Calculation. *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, 5859-5862.
29. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I. & Salakhutdinov, R. (2014), Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting, *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929–58.
30. 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.
31. Yang, M. D., Chao, C. F., Huang, K. S., Lu, L. Y., & Chen, Y. P. (2013). Image-based 3D scene reconstruction and exploration in augmented reality. *Automation in Construction*, 33, 48-60.

32. Zhan Li, Jianhang Zhang, Ruibin Zhong, Bir Bhanu, Yuling Chen, Qingfeng Zhang and Haoqing Tang (2021). Lightweight and Efficient Image Dehazing Network Guided by Transmission Estimation from Real-World Hazy Scenes. *Sensors* 2021,21, 960.



ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นางสาวสโรชา ช่างชู
วันเดือนปีเกิด 18 พฤศจิกายน 2532
วุฒิการศึกษา ปีการศึกษา 2555: ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
(วิศวกรรมโยธา – ชลประทาน) วิทยาลัยการ
ชลประทาน สถาบันสมทบมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

ผลงานทางวิชาการ

สโรชา ช่างชู, ศวิษฐ์ ธรรมวิจิต, อภิชาติ บัวติก และ กฤษฎา ไชยสาร (2566). การตรวจสอบรอยร้าวหรือการตรวจสอบความเสียหายอาคารชลประทานด้วยเทคโนโลยีสามมิติจากภาพถ่ายและการเรียนรู้เชิงลึกโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันแบบสมบูรณ์. การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 28, STR26-1 - STR26-6.