

การปรับปรุงประสิทธิภาพการสร้างภาพสามมิติด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะของภาพ

พจน์ แสงรุ่งศรี

TNI

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

บัณฑิตศึกษา สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น

ปีการศึกษา 2568

OPTIMIZATION OF 3D RECONSTRUCTION EFFICIENCY
BY APPLYING IMAGE FEATURE

Poth Sangrungsri

TNI

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for The Degree of Master of Science Program in Information Technology
Graduate Studies

Thai-Nichi Institute of Technology

Academic Year 2025

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การปรับปรุงประสิทธิภาพการสร้างภาพสามมิติ

ด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะของภาพ

โดย

พจน์ แสงรุ่งศรี

สาขาวิชา

เทคโนโลยีสารสนเทศ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฐิติพร เลิศรัตน์เดชากุล

บัณฑิตศึกษา สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น อนุมัติให้บัณฑิตวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.วรากร ศรีเขวงทรัพย์)

วันที่.....เดือน.....พ.ศ.....

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.อรรณพ หมั่นสกุล)

.....กรรมการ
(ดร.ศรายุทธ นนท์ศิริ)

.....กรรมการ
(ดร.ประมุข บุญเสียง)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฐิติพร เลิศรัตน์เดชากุล)

พจน์ แสงรุ่งศรี : การปรับปรุงประสิทธิภาพการสร้างภาพสามมิติด้วยการประยุกต์ใช้
คุณลักษณะของภาพ. อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฐิติพร เลิศรัตน์เดชากุล,
68 หน้า.

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะ
ของภาพสำหรับกระบวนการสร้างภาพสามมิติด้วยวิธี Photogrammetry โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลด
การใช้ทรัพยากรที่เกินความจำเป็นและป้องกันความผิดพลาดจากการถ่ายภาพไม่เพียงพอ ผู้วิจัยได้
พัฒนาอัลกอริทึมที่วิเคราะห์ความซับซ้อนของวัตถุผ่านคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ 3 ด้าน
ได้แก่ 1) ความซับซ้อนของรูปร่างเรขาคณิต (Geometric Complexity) โดยใช้ Canny Edge
Detection เพื่อตรวจจับความหนาแน่นของเส้นขอบซึ่งสะท้อนถึงรายละเอียดโครงสร้างและความไม่
ต่อเนื่องของพื้นผิว 2) รายละเอียดพื้นผิว (Texture Detail) ด้วย Scale-Invariant Feature
Transform (SIFT) และ 3) ความซับซ้อนของข้อมูลสี (Color Complexity) โดยนำข้อมูลฮิสโตแกรม
ของสีในภาพมาคำนวณค่า Shannon Entropy เพื่อวัดความหลากหลายและการกระจายตัวของ
ระดับสี ทดลองกับชุดข้อมูลโมเดลพลาสติกจำลองจำนวน 14 ชิ้น เพื่อจำแนกวัตถุออกเป็น 6 ระดับ
ความซับซ้อน และสามารถแนะนำจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการสร้างแบบจำลอง โดยจากผลการ
ทดสอบกับชุดข้อมูลโมเดลพลาสติกจำลองจำนวน 13 ชิ้นพบว่า ให้ความถูกต้องแม่นยำ ช่วยให้การ
บริหารจัดการทรัพยากรในกระบวนการสร้างภาพสามมิติมีประสิทธิภาพสูงขึ้น

คำสำคัญ: โฟโตแกรมเมตรี, การจำแนกความซับซ้อนของวัตถุ, การตรวจจับขอบภาพแบบแคนนี่,
ซิฟต์, แชนนอนเอนโทรปี

บัณฑิตศึกษา

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

ปีการศึกษา 2568

ลายมือชื่อนักศึกษา.....

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....

POTH SANGRUNGSRI: OPTIMIZATION OF 3D RECONSTRUCTION EFFICIENCY BY APPLYING IMAGE FEATURE. ADVISOR: ASST. PROF. DR. THITIPORN LERTRUSDACHAKUL, 68 PP.

This research proposes an optimal image selection method by applying image features for 3D reconstruction using photogrammetry. The objective is to reduce unnecessary resource consumption and prevent reconstruction failures caused by insufficient image capturing. The researcher developed an algorithm to analyze object complexity based on three computer vision features: 1) Geometric Complexity, utilizing Canny Edge Detection to determine edge density, which reflects structural details and surface discontinuities; 2) Texture Detail, extracted via Scale-Invariant Feature Transform (SIFT); and 3) Color Complexity, calculating Shannon Entropy from color histograms to measure the diversity and distribution of color levels. The experiment was conducted on a dataset of 14 plastic scale models to classify the objects into 6 complexity levels, enabling the system to recommend the optimal number of images for 3D modeling. The evaluation results on a test set of 13 plastic models demonstrated high accuracy, significantly enhancing the efficiency of resource management in the 3D reconstruction process.

Keywords: Photogrammetry, Object Complexity Classification, Canny Edge Detection, SIFT, Shannon Entropy

Graduate Studies

Student's Signature.....

Field of Study Information Technology Advisor's Signature.....

Academic Year 2025

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดีเพราะได้รับความช่วยเหลือและแรงสนับสนุนจากหลายๆท่าน ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฐิติพร เลิศรัตน์เดชากุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ไม่ใช่แค่ให้ความรู้ด้าน Image Processing เพียงอย่างเดียว แต่ยังคอยให้กำลังใจ คอยให้คำแนะนำและความคิดที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัย ชี้แนะแนวทางในการแก้ไขปัญหาต่างๆ และอดทนตรวจแก้ข้อบกพร่องต่างๆ จนงานวิจัยชิ้นนี้เป็นรูปเป็นร่างขึ้นมาได้

ขอบคุณคณะกรรมการสอบทุกท่านที่สละเวลามารับงานวิจัยชิ้นนี้และให้คำแนะนำต่างๆ ทำให้ข้าพเจ้าได้เห็นมุมมองใหม่ๆที่มองข้ามไป รวมถึงคณาจารย์ในสถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่นทุกท่านที่สั่งสอนวิชาความรู้ให้ตลอดช่วงเวลาที่เรียนที่สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น

ที่ขาดไม่ได้เลย คือกลุ่มตัวอย่างทุกคนที่มาช่วยประเมินโมเดลให้ในบทที่ 3 และ 4 ข้อมูลที่ทุกคนช่วยดูช่วยวิเคราะห์เป็นข้อมูลสำคัญที่ทำให้อัลกอริทึมที่ข้าพเจ้าพัฒนาขึ้นดูมีความหมายและใช้งานได้จริง

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดาและสมาชิกในครอบครัวที่เป็นกำลังใจที่สำคัญที่สุดเสมอมา ความสำเร็จในครั้งนี้ขอมอบให้กับครอบครัวและผู้ที่มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่านที่คอยสนับสนุนให้ผู้วิจัยได้ก้าวข้ามอุปสรรคต่างๆ จนสำเร็จการศึกษาตามที่มุ่งหวัง

พจน์ แสงรุ่งศรี

TNI

TAI - NICHU INSTITUTE OF TECHNOLOGY

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญรูป.....	ญ

บทที่

1	บทนำ.....	1
	1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
	1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
	1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
	1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
	1.5 ศัพท์เฉพาะ.....	3
2	แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
	2.1 กระบวนการเตรียมภาพ.....	5
	2.2 เทคโนโลยีการสร้างโมเดลสามมิติ.....	6
	2.3 การตรวจจับขอบภาพ.....	9
	2.4 การตรวจจับคุณลักษณะ.....	12
	2.5 การวิเคราะห์ความซับซ้อนของข้อมูลภาพและสี.....	14
	2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	16

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
3	วิธีการดำเนินงานวิจัย.....20
3.1	กรอบแนวคิดและขั้นตอนการวิจัย..... 20
3.2	อุปกรณ์และคู่มือการถ่ายภาพ..... 20
3.3	การวิเคราะห์คุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของกลุ่มทดลอง..... 31
3.4	วิธีการการสร้างแบบจำลองสามมิติเพื่อกำหนดค่าความจริงพื้นฐาน 38
3.5	การวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างเกณฑ์การตัดสินใจ..... 40
4	ผลการทดลอง 48
4.1	การวิเคราะห์เชิงคุณภาพจากภาพผลลัพธ์จากกลุ่มทดสอบ..... 55
4.2	ความสอดคล้องกับการตัดสินใจของมนุษย์..... 61
5	สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ..... 62
5.1	สรุปผลการวิจัย..... 62
5.2	ข้อเสนอแนะ 62
•	บรรณานุกรม.....64
•	ประวัติย่อผู้วิจัย.....68

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดลอง.....	31
3.2 จำนวนภาพที่ผู้เข้าร่วมทดลองเลือกของแต่ละโมเดล.....	39
3.3 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดลองเทียบกับผู้เข้าร่วมทดลอง.....	47
4.1 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดสอบเทียบกับผู้เข้าร่วมทดลอง.....	55



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 จำลองการสแกนด้วยแสงเลเซอร์	7
2.2 จำลองการสแกนด้วยแสงแบบมีโครงสร้าง	8
2.3 รูปตัวอย่างการวัดด้วยวิธี Contact Scanning	9
2.4 FAST จะพิจารณาที่ 16 พิกเซลรอบจุด p เพื่อตรวจจับจุดสำคัญ.....	14
3.1 โทรศัพท์ iPhone 16 Pro	21
3.2 กล่องสำหรับถ่ายโมเดล.....	21
3.3 แขนจับโทรศัพท์พร้อมไฟสำหรับส่องด้านหน้า	22
3.4 ฐานหมุนได้อัตโนมัติด้วยไฟฟ้า	22
3.5 ตัวอย่างการถ่ายภาพวัตถุ.....	23
3.6 ภาพถ่ายจากโมเดล Nyanhoja.....	24
3.7 ภาพถ่ายจากโมเดล Hambrabi	24
3.8 ภาพถ่ายจากโมเดล Miguel Ginn	25
3.9 ภาพถ่ายจากโมเดล NG RX-78-2	25
3.10 ภาพถ่ายจากโมเดล Dom.....	26
3.11 ภาพถ่ายจากโมเดล Casval Gundam	26
3.12 ภาพถ่ายจากโมเดล Kampfer Amazing.....	27
3.13 ภาพถ่ายจากโมเดล GM Sniper K9	27
3.14 ภาพถ่ายจากโมเดล Tall Strike Gundam.....	28
3.15 ภาพถ่ายจากโมเดล Stellar Shiki	28
3.16 ภาพถ่ายจากโมเดล Throne Drei.....	29
3.17 ภาพถ่ายจากโมเดล God Gundam	29
3.18 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith Pre-Production.....	30
3.19 ภาพถ่ายจากโมเดล Banshee Norn	30
3.20 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Banshee Norn (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับขอบ ด้วยวิธี Canny (ขวา).....	33

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.21 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Nyahoja (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับขอบ ด้วยวิธี Canny (ขวา).....	34
3.22 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Lfrith Pre-Production (ซ้าย) กับผลลัพธ์จาก การตรวจจับจุดด้วยวิธี SIFT (ขวา).....	35
3.23 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล NG RX-78-2 (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับจุด ด้วยวิธี SIFT (ขวา).....	36
3.24 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล God Gundam (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับ ค่าสีด้วยวิธี Entropy Heat Map (ขวา).....	37
3.25 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Kampfer Amazing (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการ ตรวจจับค่าสีด้วยวิธี Entropy Heat Map (ขวา)	38
3.26 รูปโมเดลจริงเพื่อนำไปเปรียบเทียบกับภาพที่สร้างด้วย Photogrammetry	39
3.27 รูปโมเดลหลังจากการสร้างด้วย Photogrammetry.....	39
3.28 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนระดับสูง Zone 1	41
3.29 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนแฝง Zone 2.....	42
3.30 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง Zone 3.....	43
3.31 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง Zone 4.....	44
3.32 Flow Chart กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตเรียบง่าย Zone 5	45
3.33 Flow Chart กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตขั้นพื้นฐาน Zone 6	46
4.1 ภาพถ่ายจากโมเดล POP Pickett.....	48
4.2 ภาพถ่ายจากโมเดล Heine Gouf Ignited.....	49
4.3 ภาพถ่ายจากโมเดล Blaze Zaku Phantom.....	49
4.4 ภาพถ่ายจากโมเดล Demi Trainer.....	50
4.5 ภาพถ่ายจากโมเดล Gyan.....	50
4.6 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith Anavata	51
4.7 ภาพถ่ายจากโมเดล Geara Zulu.....	51
4.8 ภาพถ่ายจากโมเดล EG Strike Gundam.....	52
4.9 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith Jiu	52

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.10 ภาพถ่ายจากโมเดล OO Command Qan[T].....	53
4.11 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith	53
4.12 ภาพถ่ายจากโมเดล GquuuuuX.....	54
4.13 ภาพถ่ายจากโมเดล RX78F00.....	54
4.14 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล POP Pickett ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Canny Edge	56
4.15 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล RX78F00 ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Canny Edge.....	57
4.16 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล EG Strike Gundam ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก SIFT.....	58
4.17 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล God Gundam ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก SIFT	58
4.18 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล Gouf Ignited ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Entropy.....	59
4.19 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล GquuuuuX ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Entropy.....	60

TNI

TAI - NICHII INSTITUTE OF TECHNOLOGY

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การสร้างโมเดลสามมิติ (3D Modeling) เป็นส่วนช่วยสำคัญในงานออกแบบและงานวิศวกรรมเพื่อความสมจริง โดยเริ่มในช่วงทศวรรษ 1960 เทคโนโลยีการสร้างภาพกราฟิกด้วยคอมพิวเตอร์เริ่มต้นขึ้นพร้อมกับการพัฒนาทางด้านคอมพิวเตอร์กราฟิก วิศวกรและนักวิจัยเริ่มใช้คอมพิวเตอร์ในการสร้างภาพวัตถุแบบจำลองสองมิติ (2D) และขยายไปสู่การสร้างภาพสามมิติ จากนั้นถึงทศวรรษ 2000 จนถึงปัจจุบัน ซอฟต์แวร์และเครื่องมือการสร้างโมเดลสามมิติได้รับการปรับปรุงให้ใช้งานได้ง่ายและมีความสามารถที่มากขึ้น เช่น Blender, Maya, Sketchpad และ ZBrush รวมถึงการมาถึงของเทคโนโลยี VR (Virtual Reality) และ AR (Augmented Reality) ทำให้การสร้างโมเดลสามมิติมีบทบาทสำคัญในวงการออกแบบและสื่อบันเทิงต่างๆ [1]

หนึ่งในอุตสาหกรรมที่มีการเติบโตอย่างรวดเร็วและได้รับอิทธิพลโดยตรงจากสื่อดิจิทัลคือ อุตสาหกรรมภาพยนตร์และแอนิเมชัน ตัวละครจากสื่อเหล่านี้ไม่ได้เป็นเพียงสิ่งบันเทิง แต่ได้พัฒนาไปสู่สินค้าและทรัพย์สินทางปัญญาที่มีมูลค่าสูง ซึ่งส่งผลกระทบต่อภาคธุรกิจอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะตลาดของเล่นและของสะสม ความต้องการของผู้บริโภคในการนำวัตถุทางกายภาพเหล่านี้เข้าสู่โลกดิจิทัล เพื่อใช้ในเกม การจัดแสดงออนไลน์ หรือ Metaverse มีแนวโน้มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง ทำให้กระบวนการแปลงวัตถุจริงให้เป็นไฟล์สามมิติจึงมีความสำคัญยิ่ง

เทคโนโลยีการสร้างโมเดลสามมิติก็ได้พัฒนาไปอย่างก้าวกระโดด โดยเฉพาะเทคนิค Photogrammetry ซึ่งเป็นกระบวนการสร้างข้อมูลสามมิติจากภาพถ่าย 2 มิติ เทคนิคนี้ได้รับความนิยมแพร่หลายเนื่องจากเครื่องมือที่เข้าถึงง่าย เช่น กล้องสมาร์ทโฟน หรือกล้องดิจิทัลทั่วไป ไม่จำเป็นต้องใช้อุปกรณ์เลเซอร์สแกนราคาแพง อย่างไรก็ตาม ปัญหาสำคัญที่ยังเป็นอุปสรรคในกระบวนการทำงานคือ "ความไม่แน่นอนในการตัดสินใจของมนุษย์" ในการกำหนดจำนวนภาพถ่ายที่เหมาะสม ผู้ปฏิบัติงานมักประสบปัญหาในการประเมินว่าโมเดลที่มีความซับซ้อนต่างกัน ควรใช้จำนวนภาพเท่าใดจึงจะเพียงพอต่อการสร้างโมเดลที่สมบูรณ์ หากถ่ายภาพน้อยเกินไปในโมเดลที่ซับซ้อน จะส่งผลให้โมเดลขาดรายละเอียดหรือเกิดความเสียหาย แต่หากถ่ายภาพมากเกินไปในโมเดลที่เรียบง่าย จะเป็นการสิ้นเปลืองทรัพยากรจัดเก็บข้อมูลและเวลาในการประมวลผลโดยเปล่าประโยชน์

ถึงแม้ว่าการสร้างโมเดลจะมีประโยชน์มากมายแต่ก็ยังมีปัญหาและความท้าทายที่สำคัญอยู่ เช่น การออกแบบโมเดลที่ซับซ้อนต้องใช้เวลาในการประมวลผลที่นานและทักษะความรู้เป็นอย่างมาก ต้นทุนของซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์ที่ใช้สำหรับการสร้างโมเดลมีราคาแพง ปัญหาเกี่ยวกับรูปแบบไฟล์หรือนามสกุลไฟล์ที่แตกต่างกันอาจทำให้ไม่สามารถทำงานหรือเปิดในระบบปฏิบัติการที่แตกต่างกันได้ เป็นต้น

งานวิจัยนี้เล็งเห็นความสำคัญของปัญหาดังกล่าว จึงมุ่งเน้นที่จะพัฒนาอัลกอริทึมเพื่อค้นหาจำนวนภาพที่เหมาะสมในการสร้าง 3D Model ด้วยวิธี Photogrammetry โดยใช้วิธีการประมวลผลภาพดิจิทัลมาวิเคราะห์คุณลักษณะทางกายภาพของวัตถุจากภาพถ่าย ได้แก่ ความซับซ้อนของรูปร่าง, รายละเอียดพื้นผิว, และความหลากหลายของสี เพื่อแนะนำจำนวนภาพถ่ายที่เหมาะสมต่อการใช้สร้างโมเดลสามมิติ เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดและประหยัดทรัพยากรในการทำงาน

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมในการวิเคราะห์และจำแนกความซับซ้อนของวัตถุโดยอัตโนมัติ โดยอาศัยคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์เชิงปริมาณ ได้แก่ ความหนาแน่นของขอบภาพ (Edge Density), รายละเอียดพื้นผิว (Texture Details), และความซับซ้อนของสี (Color Complexity)

1.2.2 เพื่อกำหนดจำนวนภาพที่เหมาะสมสำหรับวัตถุแต่ละระดับความซับซ้อน เพื่อลดความซ้ำซ้อนของการถ่ายภาพและทรัพยากรการประมวลผล โดยยังคงรักษาคุณภาพของโมเดลสามมิติไว้

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

ศึกษาโมเดลพลาสติกจำลอง เพื่อเตรียมภาพถ่ายแล้วนำไปสร้างโมเดลสามมิติ ด้วยการประมวลผลคุณลักษณะของภาพ เพื่อคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการใช้สร้างโมเดลสามมิติด้วยวิธี Photogrammetry

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถพัฒนาทักษะและความรู้ในการสร้างโมเดลสามมิติจากกระบวนการต่างๆ

1.4.2 เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเพื่อส่งเสริมการสร้างโมเดลสามมิติสำหรับผู้ใช้ที่มีงบประมาณจำกัด

1.4.3 สามารถนำไปต่อยอดในสื่อมัลติมีเดียต่าง ๆ เช่น เกม หรือ Virtual Reality ได้

1.5 ศัพท์เฉพาะ

1.5.1 **Vertices (จุดยอด)** คือจุดพื้นฐานในระบบพิกัดสามมิติ (X, Y, Z) ที่ใช้เป็นโครงสร้างพื้นฐานในการสร้างรูปทรง

1.5.2 **Face (พื้นผิว)** พื้นที่ที่สร้างขึ้นโดยใช้ขอบเป็นเส้นรอบ ๆ ซึ่งมักจะเป็นรูปสามเหลี่ยมหรือสี่เหลี่ยม

1.5.3 **Edge (เส้นขอบ)** คือเส้นที่เชื่อมต่อจุดยอดสองจุดเข้าด้วยกัน

1.5.4 **Polygonal Modeling** เป็นการสร้างโมเดลโดยใช้หลายเหลี่ยมเชื่อมต่อกัน เหมาะสำหรับเกมและแอนิเมชัน เนื่องจากมีประสิทธิภาพสูงในการประมวลผล

1.5.5 **Texturing (การปรับแต่งพื้นผิว)** เป็นการเพิ่มพื้นผิวและสีสันทันโดยใช้ภาพหรือวัสดุจำลอง

1.5.6 **Lighting (การจัดแสง)** เป็นการกำหนดแสงเพื่อสร้างบรรยากาศและเงาสำหรับโมเดล

1.5.7 **Photogrammetry** เทคนิคการรังวัดและแปลความหมายจากภาพถ่าย เพื่อสร้างข้อมูลสามมิติ โดยอาศัยหลักการซ้อนทับกันของภาพ (Image Overlap) และมุมมองที่แตกต่างกันเพื่อคำนวณระยะลึก

1.5.8 **Point Cloud (กลุ่มจุด)** เป็นชุดข้อมูลของจุดพิกัดมหาศาลในระบบสามมิติที่ได้จากการประมวลผลภาพถ่าย เป็นขั้นตอนแรกก่อนที่จะถูกเชื่อมโยงเป็นพื้นผิว

1.5.9 **Mesh** โครงข่ายของรูปทรงสามมิติที่เกิดจากการเชื่อมต่อจุด (Vertices) ด้วยขอบ (Edges) จนเกิดเป็นพื้นผิว (Faces) มักอยู่ในรูปแบบ Polygon Mesh

1.5.10 **Overlap (การซ้อนทับของภาพ)** คือปริมาณพื้นที่ที่ปรากฏซ้ำกันในภาพถ่ายที่อยู่ติดกัน ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการจับคู่จุดในกระบวนการ Photogrammetry

1.5.11 **Computer Vision** คือสาขาวิชาทางวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่มุ่งเน้นการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถมองเห็นและเข้าใจเนื้อหาจากภาพดิจิทัลหรือวิดีโอ เพื่อนำไปประมวลผลหรือวิเคราะห์ข้อมูล

1.5.12 **Feature Extraction** คือกระบวนการแปลงข้อมูลภาพดิบให้เป็นข้อมูลเชิงตัวเลขหรือสัญลักษณ์ เช่น ขอบ มุม หรือ ลวดลาย เพื่อใช้ในการวิเคราะห์หรือจำแนกประเภท

1.5.13 **Canny Edge Detection** เป็นอัลกอริทึมสำหรับค้นหาเส้นขอบของวัตถุในภาพ โดยเน้นการหาจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงความเข้มแสงสูงสุด เพื่อระบุโครงสร้างทางเรขาคณิต

1.5.14 **SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)** เป็นอัลกอริทึมสำหรับระบุและอธิบายคุณลักษณะเด่น (Keypoints) ในภาพ ซึ่งมีความทนทานต่อการย่อขยาย การหมุน และการเปลี่ยนแปลงของแสง

1.5.15 **Shannon Entropy** ในบริบทของการประมวลผลภาพ หมายถึงค่าที่ใช้วัดความซับซ้อนของการกระจายตัวของแสงและสีภายในภาพหากมีค่าสูงแสดงว่าภาพมีความแปรปรวนต่างของสีที่ชัดเจนและมีเฉดสีที่หลากหลาย ซึ่งช่วยให้ซอฟต์แวร์แยกแยะวัตถุออกจากพื้นหลังได้ดี แต่ถ้าหากมีค่าต่ำแสดงว่าภาพมีความราบเรียบของสี หรือมีโทนสีที่กลมกลืนกันจนแยกไม่ออกเช่น มีดเกินไปหรือสว่างเกินไป

1.5.16 **Histogram** กราฟแท่งที่แสดงปริมาณของพิกเซลในแต่ละระดับความสว่าง ตั้งแต่ส่วนที่มีมืดที่สุดไปจนถึงส่วนที่สว่างที่สุด ช่วยให้ผู้ใช้สามารถวิเคราะห์ความสมดุลของแสงเงาและความแปรปรวนของภาพ ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการคำนวณค่า

1.5.17 **Rendering** เป็นการสร้างภาพหรือวิดีโอขึ้นสุดท้ายจากโมเดลสามมิติ

1.5.18 **Xcode** เป็นโปรแกรมที่สร้างโดย Apple ในปี 2003 มีเครื่องมือบรรทัดคำสั่ง ซึ่งเปิดใช้งานในรูปแบบ UNIX ผ่าน Terminal ใน MacOS โดยสามารถเขียนแอปพลิเคชันโดยใช้ภาษา Swift และ Objective-C

1.5.19 **USDZ** เป็นรูปแบบไฟล์ที่พัฒนาโดย Apple และ Pixar ซึ่งใช้สำหรับการแสดงผลโมเดลสามมิติในอุปกรณ์ iOS และ macOS โดยเฉพาะ

1.5.20 **Blender** เป็นซอฟต์แวร์โอเพนซอร์สสำหรับการสร้างและออกแบบโมเดลสามมิติ ซึ่งได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายเนื่องจากมีฟังก์ชันการทำงานที่ครบครันและใช้งานได้ฟรี อีกทั้งยังสามารถใช้เปิดไฟล์ USDZ จาก Apple ได้ด้วย

1.5.21 **Reality Kit** เป็นเฟรมเวิร์กที่พัฒนาโดย Apple สำหรับการสร้างและจัดการโมเดลสามมิติในแอปพลิเคชัน AR (Augmented Reality) และ VR (Virtual Reality) รองรับการสร้างฉากที่สมจริง และการจำลองทางกายภาพ

1.5.22 **Python** เป็นภาษาโปรแกรมเชิงวัตถุ ที่มีการตีความและ มีไวยากรณ์ที่อ่านและเข้าใจได้ง่าย และมีไลบรารีหลากหลาย

บทที่ 2

แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การสร้างโมเดลสามมิติเป็นกระบวนการสร้างภาพวัตถุในรูปแบบสามมิติด้วยซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์ โดยใช้โครงสร้างที่เรียกว่า Wireframe ซึ่งประกอบด้วยจุดยอด (Vertices), ขอบ (Edges) และพื้นผิว (Faces) เพื่อแสดงรูปร่างของวัตถุ โดยมีเทคนิคที่สำคัญในปัจจุบันดังนี้

2.1 กระบวนการเตรียมภาพ

2.1.1 Roi Extraction

หลักการทำงานจะเป็นสแกนค่า Alpha Channel ของภาพ PNG เพื่อหาขอบเขตของวัตถุ (Bounding Box) ที่ไม่ใช่โปร่งใส วัตถุประสงค์เพื่อทำการตัดพื้นที่ว่างในส่วน Background ออก เพื่อให้การคำนวณความหนาแน่นของพีเจอร์ อ้างอิงจากพื้นที่ตัวหุ่นจริงเท่านั้น

2.1.2 Spatial Normalization (Resizing)

วิธีการนี้เป็นการปรับขนาดภาพให้มีความสูงคงที่ที่ 1,000 พิกเซล โดยรักษอัตราส่วนภาพ (Aspect Ratio) ไว้วัตถุประสงค์เพื่อให้ค่าคุณลักษณะของหุ่นทุกตัวไม่ว่าจะเป็น SD ที่เป็นตัวโมเดลขนาดเล็ก หรือ HG ที่เป็นโมเดลระดับกลางจะถูกวัดบน Scale ความละเอียดเดียวกัน

2.1.3 Color Space Conversion (Grayscale)

วิธีการนั้นจะเป็นแปลงภาพสี RGB เป็นภาพ Grayscale โดยใช้วิธี Luminance Weighted Method ตามมาตรฐาน ITU-R BT.601 ตามสมการที่ 2.1

$$Gray = 0.299 \cdot Red + 0.587 \cdot Green + 0.114 \cdot Blue \quad (2.1)$$

วัตถุประสงค์เพื่อลดมิติของข้อมูลจาก 3 ช่องสัญญาณเหลือ 1 ช่องสัญญาณ เพื่อเน้นวิเคราะห์โครงสร้าง และความเข้มแสงโดยไม่ถูกรบกวนจากเฉดสี

2.2 เทคโนโลยีการสร้างโมเดลสามมิติ

2.2.1 วิธีการสแกนแบบ Photogrammetry

Photogrammetry เป็นเทคนิคที่ใช้การถ่ายภาพวัตถุหรือฉากจากมุมต่างๆ และวิเคราะห์ภาพเหล่านั้นด้วยซอฟต์แวร์เพื่อสร้างแบบจำลองสามมิติ เทคนิคนี้อาศัยหลักการ Triangulation ในการคำนวณตำแหน่งของจุดต่างๆ ในพื้นที่สามมิติ เทคนิคนี้ได้รับความนิยมเนื่องจากสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในหลายอุตสาหกรรมและการวิจัยต่างๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังตัวอย่างรูปที่ 2.1 ข้อดีของวิธีนี้คือ ค่าใช้จ่ายที่น้อยเนื่องจากสามารถใช้กล้องดิจิทัลหรือสมาร์ทโฟนได้ และง่ายต่อการใช้งานในหลายๆรูปแบบ ส่วนข้อเสียของวิธีนี้คือ ความแม่นยำน้อยกว่าเมื่อเทียบกับการสแกนด้วยเลเซอร์ และใช้เวลามากในการประมวลผลเนื่องจากจำเป็นต้องใช้ภาพจำนวนมาก

Photogrammetry ใช้กระบวนการทางคณิตศาสตร์เพื่อคำนวณตำแหน่งวัตถุสามมิติจากภาพถ่ายสองมิติ โดยอาศัยหลักการพื้นฐานของคอมพิวเตอร์วิทัศน์ และเรขาคณิตหลายมุมมองที่เป็นหัวใจสำคัญคือการสร้างข้อมูล 3 มิติ จากพิกเซล 2 มิติที่สอดคล้องกัน p_i บนระนาบภาพถ่าย

โดยกระบวนการประกอบด้วยการปรับเทียบกล้องเพื่อหาพารามิเตอร์ภายใน (K) และการระบุตำแหน่งกล้อง (R,T) จากนั้นจึงใช้หลักการ Triangulation ร่วมกับการลดทอนความคลาดเคลื่อนเพื่อหาตำแหน่งพิกัด 3 มิติที่แม่นยำที่สุด ดังแสดงในสมการที่ 2.2

$$P = \arg p \min \sum_i ||p_i - K_i[R_i|t_i]P||^2 \quad (2.2)$$

โดยที่:

P คือพิกัด 3 มิติ (X, Y, Z) ที่เราต้องการหาซึ่งเป็นเป้าหมายของสมการ

p_i คือพิกเซล 2 มิติ (x, y) ที่ปรากฏบนเซนเซอร์กล้อง

K_i คือเมทริกซ์ภายในของกล้องเช่น ความยาวโฟกัส

$[R_i|t_i]$ คือเมทริกซ์ภายนอก บอกการหมุนและตำแหน่งของกล้อง

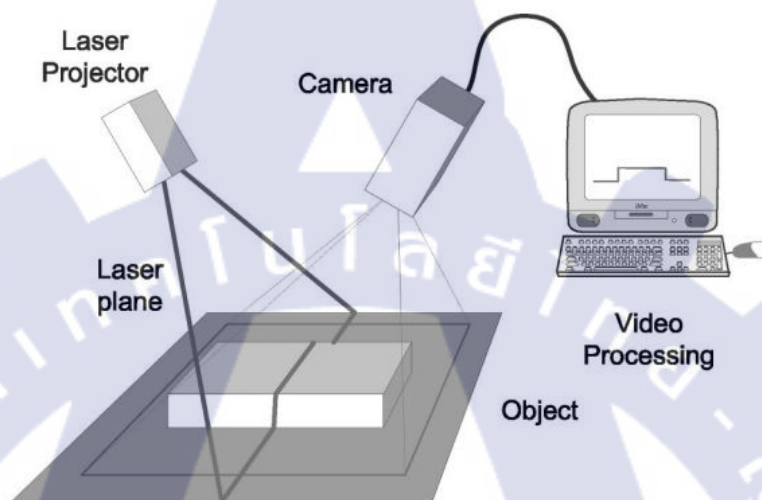
$\arg p \min \sum_i$ คือการหาค่าที่ทำให้ผลรวมความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

$|| \cdot ||^2$ คือ บรรทัดฐานแบบยุคลิดกำลังสอง (Squared Euclidean Norm)

2.2.2 วิธีการสแกนแบบ Laser Scanning

ทำงานด้วยหลักการใช้ลำแสงเลเซอร์ในการสแกนพื้นผิวของวัตถุ ลำแสงจะถูกสะท้อนกลับไปยังตัวรับ ดังตัวอย่างรูปที่ 2.2 และระยะห่างจะถูกคำนวณเพื่อสร้างจุดพิกัดในพื้นที่สามมิติ นิยมใช้ในอุตสาหกรรมรถยนต์ หากนำมาใช้งานร่วมกับแขนกล จะสามารถสแกนออกมาเป็นไฟล์สาม

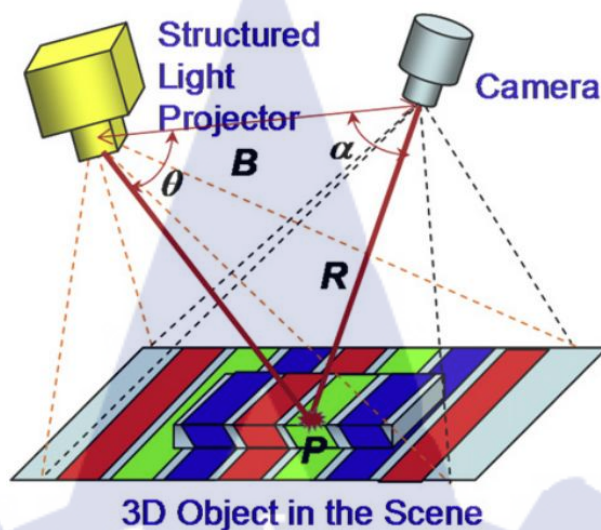
มิติออกมา เนื่องจาก Software จะสามารถรู้ตำแหน่งของหัว Scanner จาก Motor Servo ที่อยู่บนแกนกล การสแกนวิธีนี้เหมาะกับงานด้าน Inspection เป็นอย่างมาก [2] ข้อดีของวิธีนี้คือ การสแกนที่มีความแม่นยำสูงมาก และ สามารถสแกนวัตถุที่มีขนาดใหญ่หรือวัตถุที่มีความซับซ้อนได้ ส่วนข้อเสียของวิธีนี้คือ ค่าใช้จ่ายที่สูงกว่าแบบ Photogrammetry และ ใช้เวลาในการสแกนนานในกรณีที่ต้องสแกนจากหลายมุมมอง



รูปที่ 2.1 จำลองการสแกนด้วยแสงเลเซอร์ [2]

2.2.3 วิธีการสแกนแบบ Structured Light Scanning

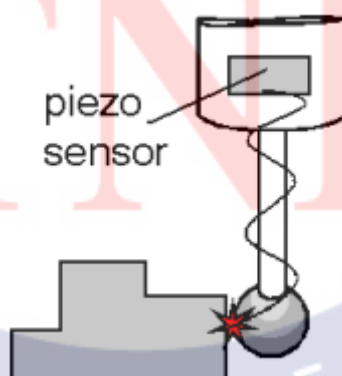
เป็นการใช้เครื่องฉายแสงที่มีรูปแบบเฉพาะ โดยทั่วไปหลักการทำงานจะฉายแสงที่มี Pattern เป็นแถบเส้นคล้าย Barcode หรือ แบบ Noise คล้าย QR Code โดยกล้องจะบันทึกภาพซึ่งโดยมากจะมีกล้องสองตัวขึ้นไปจากนั้นจะนำข้อมูลจากการเปลี่ยนแปลงของแสงที่เป็น pattern ที่จับได้มาแปลงเป็นไฟล์สามมิติ [2] ดังตัวอย่างรูปที่ 2.2 ข้อดีของวิธีนี้คือ มีความเร็วในการสแกนสูงมาก และ เหมาะสำหรับวัตถุที่มีพื้นผิวเรียบ ส่วนข้อเสียของวิธีนี้คือ หากสภาพแวดล้อมมีแสงมาก ความแม่นยำอาจจะลดลงได้ และ ไม่เหมาะกับวัตถุที่มีพื้นผิวสะท้อนแสงหรือโปร่งแสง



รูปที่ 2.2 จำลองการสแกนด้วยแสงแบบมีโครงสร้าง [3]

2.2.4 วิธีการสแกนแบบ Contact Scanning

การสแกนด้วยการสัมผัส หรือการวัดด้วยโพรบ เป็นกระบวนการที่ใช้หัววัดทางกายภาพ สัมผัสกับพื้นผิวของวัตถุเพื่อเก็บข้อมูลการวัดอย่างละเอียด โดยหัววัดมักติดตั้งอยู่กับเครื่องวัดพิกัด หรืออุปกรณ์มือถือ โดยหัววัดจะเคลื่อนที่ไปตามพื้นผิวของวัตถุและสัมผัสกับจุดที่กำหนดไว้เพื่อเก็บข้อมูล [4] ดังตัวอย่างรูปที่ 2.3 ข้อดีของวิธีนี้คือมีความแม่นยำสูง และเหมาะสำหรับการตรวจวัดในอุตสาหกรรมที่ต้องการความแม่นยำสูง ส่วนข้อเสียของวิธีนี้คือ ไม่เหมาะกับวัตถุที่มีพื้นผิวละเอียดอ่อนหรือเปราะบาง และใช้เวลานานและอาจไม่เหมาะกับวัตถุขนาดใหญ่หรือซับซ้อน



รูปที่ 2.3 รูปตัวอย่างการวัดด้วยวิธี Contact Scanning [4]

สำหรับคุณลักษณะของภาพ (Image Feature) ซึ่งเป็นโครงสร้างเฉพาะในภาพ เช่น จุดขอบ วัตถุ หรืออาจเป็นผลลัพธ์ของการประมวลผลบริเวณใกล้เคียง หรือผลลัพธ์จากการตรวจจับคุณลักษณะภาพ (Feature Detection) ซึ่งมีอัลกอริทึมที่สำคัญดังนี้

2.3 การตรวจจับขอบภาพ

การตรวจจับขอบ (Edge Detection) เป็นขั้นตอนพื้นฐานที่สำคัญในกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัลและคอมพิวเตอร์วิทัศน์ มีวัตถุประสงค์เพื่อระบุตำแหน่งของจุดในภาพที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มแสง อย่างรวดเร็ว ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ขอบเขตของวัตถุ โครงสร้าง และรูปทรงทางเรขาคณิต โดยทั่วไปมีวิธีการตรวจจับขอบที่นิยมใช้ในอดีตจนถึงปัจจุบัน แบ่งออกเป็นกลุ่มหลักๆ ดังนี้

2.3.1 เทคนิคการตรวจจับขอบแบบดั้งเดิม (Conventional Edge Detection Methods)

ในยุคเริ่มต้น การตรวจจับขอบอาศัยการคำนวณทางคณิตศาสตร์พื้นฐานเพื่อหาค่าความชันของแสง โดยแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก คือ

1) ตัวดำเนินการพื้นฐานแบบอนุพันธ์อันดับหนึ่ง (Gradient-based Operators)

ใช้วิธีการหาค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่ง (First Derivative) ของภาพ โดยการนำภาพมาทำคอนโวลูชันกับหน้ากาก หรือ Kernel ขนาดเล็กดังนี้ Sobel Operator เป็นวิธีการที่นิยมใช้มากที่สุดวิธีหนึ่ง ใช้หน้ากากขนาด 3×3 เพื่อหาความชันในแนวนอน G_x และแนวตั้ง G_y ข้อดีคือสามารถต้านทานสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าวิธีอื่นในยุคเดียวกัน แต่มีข้อจำกัดคือมักให้เส้นขอบที่ค่อนข้างหนา [5] Prewitt Operator มีหลักการทำงานคล้ายกับ Sobel แต่ใช้หน้ากากที่มีสัมประสิทธิ์ต่างกันเหมาะสำหรับการตรวจจับขอบในแนวตั้งและแนวนอน แต่อาจมีความแม่นยำน้อยกว่าในการตรวจจับขอบแนวทแยง [6] Robert's Cross Operator ใช้วิธีการคำนวณความแตกต่างแบบไขว้ (Cross-difference) ด้วยหน้ากากขนาด 2×2 ประมวลผลได้รวดเร็วที่สุด แต่มีความไวต่อสัญญาณรบกวนสูงมาก จึงไม่นิยมใช้ในภาพที่มีรายละเอียดซับซ้อน [7]

2) ตัวดำเนินการอนุพันธ์อันดับสอง (Laplacian-based Operators)

Laplacian of Gaussian (LoG) ใช้อนุพันธ์อันดับสอง เพื่อหาจุดตัดศูนย์ หรือ Zero-crossing ซึ่งสามารถระบุตำแหน่งขอบได้แม่นยำกว่าวิธีแรก แต่มีความไวต่อสัญญาณรบกวนสูงมาก จึงจำเป็นต้องทำการเบลอภาพด้วย Gaussian ก่อนเสมอเพื่อลดสัญญาณรบกวน [8]

2.3.2 ตัวชี้วัดความซับซ้อน (Complexity Metric)

เพื่อให้สามารถนำผลลัพธ์จากภาพขอบมาวิเคราะห์เชิงปริมาณได้ ผู้วิจัยได้กำหนดตัวชี้วัดร้อยละของขอบภาพ หรือ Edge Ratio (E)

ค่า E สูง แสดงว่าโมเดลมีความซับซ้อนทางเรขาคณิตสูง (Complex Geometry) มีรายละเอียดร่อยต่อ ชิ้นส่วนยื่น หรือลวดลายโครงสร้างจำนวนมาก

ค่า E ต่ำ แสดงว่าโมเดลมีรูปทรงที่เรียบง่าย (Simple Geometry) พื้นผิวมีความต่อเนื่อง และโค้งมน

ยิ่งค่าสูง แสดงว่าหุ่นมีรายละเอียดร่อยต่อ หรือชิ้นส่วนยื่นออกมาเยอะ และพิกเซลที่เป็นขอบเข้มที่มากกว่า 150 จะถูกเก็บไว้ ส่วนขอบอ่อน 50-150 จะเก็บไว้เฉพาะที่เชื่อมต่อกับขอบเข้ม เท่านั้นวิธีการคำนวณหา Edge Ratio (E) นั้นจะใช้สูตรคำนวณตามสมการที่ 2.3

$$E = \frac{\text{Edge Pixel}}{\text{Object Pixel}} \quad (2.3)$$

โดยที่:

E คือ ค่าร้อยละของขอบภาพ

Edge Pixel คือ จำนวนพิกเซลที่เป็นสีขาว (เส้นขอบ)

Object Pixel คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดของตัวโมเดล (ไม่รวมพื้นหลัง)

2.3.3 การตรวจจับขอบด้วยวิธี Canny (Canny Edge Detection)

จากการศึกษาเปรียบเทียบข้อจำกัดของวิธีดั้งเดิม J. Canny [9] ได้เสนออัลกอริทึมในปี 1986 ซึ่งได้รับการยอมรับว่าเป็นมาตรฐาน ของการตรวจจับขอบที่มีประสิทธิภาพสูงสุด (Optimal Edge Detector) เนื่องจากสามารถตอบโจทย์หลัก 3 ประการคือ ตรวจจับขอบได้ครบถ้วน ระบุตำแหน่งได้แม่นยำ และให้เส้นขอบที่บางและต่อเนื่อง

งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้วิธี Canny Edge Detection เป็นเครื่องมือหลักในการวัดความซับซ้อนทางเรขาคณิตของโมเดล เนื่องจากได้อย่างแม่นยำ โดยมีกระบวนการทำงานและพารามิเตอร์เฉพาะที่ผู้วิจัยกำหนดไว้ดังนี้

1) การลดสัญญาณรบกวน (Noise Reduction)

เนื่องจากขอบภาพมีความไวต่อสัญญาณรบกวน จึงใช้ ตัวกรองเกาส์เซียน (Gaussian Filter) ขนาดหน้าต่าง (Kernel) ขนาด 5x5 ทำการคอนโวลูชันกับภาพเพื่อลบรอยรบกวน และทำให้ภาพเรียบเนียนขึ้นด้วยสมการที่ 2.4

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.4)$$

โดยที่:

$G(x, y)$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวกรองเกาส์เซียน ณ ตำแหน่งพิกัด (x, y)

x คือ ระยะห่างจากจุดศูนย์กลางในแนวแกนแนวนอน

y คือ ระยะห่างจากจุดศูนย์กลางในแนวแกนตั้ง

σ (Sigma) คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งเป็นตัวกำหนดระดับความเบลอของภาพ

e คือ ค่าคงที่ของออยเลอร์ (Euler's number) มีค่าประมาณ 2.718

ในกระบวนการประมวลผลภาพดิจิทัล โดยเฉพาะกับวัตถุที่มีรายละเอียดซับซ้อน เช่น โมเดลพลาสติก มักปรากฏสัญญาณรบกวน ที่เกิดจากเซนเซอร์ของกล้องหรือสภาพแสงที่ไม่สม่ำเสมอ ซึ่งสัญญาณรบกวนเหล่านี้มีลักษณะเป็นจุดเล็กๆ ที่มีความเข้มแสงโดดเด่นออกมาจากพื้นหลัง หากนำภาพไปเข้าสู่กระบวนการตรวจจับขอบทันที จุดเหล่านี้จะถูกตีความผิดว่าเป็นขอบของวัตถุ หรือ False Edges เพื่อแก้ปัญหานี้ จึงจำเป็นต้องทำการเกลี่ยค่าความเข้มแสงให้เรียบเนียน (Smoothing) โดยใช้ ตัวกรอง กาสเซียน (Gaussian Filter) ที่มี Kernel ขนาด 5x5 ทำการ Convolution เพื่อลบรอยรบกวนในภาพ

2) การคำนวณค่าความชัน (Gradient Calculation) นำภาพที่ผ่านการกรองแล้ว มาหาค่าความชันของความเข้มแสง (Intensity Gradient) และทิศทางของขอบ โดยใช้หลักการของ Sobel Operator เพื่อระบุจุดที่มีโอกาสเป็นขอบภาพโดยนิยมใช้ตัวดำเนินการโซเบล (Sobel Operator) ซึ่งใช้เคอร์เนลขนาด 3x3 จำนวน 2 ชุด ทำการคอนโวลูชันกับภาพเพื่อหาค่าอนุพันธ์ย่อยในแนวแกนราบ

3) การกำหนดค่าขีดเริ่มแบบฮิสเทอรีซิส (Hysteresis Thresholding) ขั้นตอนนี้เป็นจุดเด่นสำคัญของ Canny ที่ช่วยแยกขอบแท้ออกจากขอบเทียม โดยงานวิจัยนี้ได้กำหนดค่าระดับสูงและต่ำ หรือ Threshold ไว้สองระดับเพื่อคัดกรองรายละเอียดของโมเดลกันพลโดยเฉพาะ ค่าระดับสูง (Upper Threshold) = 150 สำหรับคัดกรองขอบที่ชัดเจนที่สุด และค่าระดับต่ำ (Lower Threshold) = 50 สำหรับคัดกรองขอบที่เลือนลางแต่มีความต่อเนื่องโดยอัลกอริทึมจะทำการจำแนกพิกเซลออกเป็น 3 กลุ่ม ตามค่าความเข้มของขอบ (Gradient Magnitude) ดังนี้

1) ขอบแฉ่ง (Strong Edge) หมายถึง พิกเซลที่มีค่าความเข้มสูงกว่า 150 จะถูกระบุว่าเป็นขอบที่แท้จริงและได้รับการยอมรับทันที

2) ขอบอ่อน (Weak Edge) หมายถึง พิกเซลที่มีค่าความเข้มระหว่าง 50 ถึง 150 จะถูกยอมรับให้เป็นขอบก็ต่อเมื่อมีการเชื่อมต่อทางพื้นที่ กับขอบแครงเท่านั้นเพื่อรักษาความต่อเนื่องของเส้นขอบ

3) ไม่ใช่ขอบ (Non-Edge) หมายถึง พิกเซลที่มีค่าความเข้มต่ำกว่า 50 จะถูกพิจารณาว่าเป็นสัญญาณรบกวนและถูกตัดทิ้ง (Suppressed) ทั้งหมด

2.4 การตรวจจับคุณลักษณะ

2.4.1 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

มีคุณสมบัติเด่นเรื่องการรองรับการเปลี่ยนแปลงด้านการหมุน, การย่อ-ขยาย, ความเข้มของแสง และ มุมมอง โดย SIFT จะมีกระบวนการการทำงานสี่อย่างดังนี้

1) Scale-space Extrema Detection ใช้ Difference of Gaussian (DoG) ในการระบุจุดสำคัญของภาพ

2) Keypoint Localization เป็นกระบวนการระบุและปรับปรุงจุดสำคัญที่เป็นตัวเลือก โดยการกรองจุดที่ค่า Contrast ต่ำออกไป

3) Keypoint Orientation เป็นการกำหนดทิศทางของจุดสำคัญโดยอิงจาก Gradient ของภาพในบริเวณใกล้เคียง

4) Descriptor Generation สำหรับคำนวณภาพเฉพาะจุดสำคัญแต่ละจุด โดยอ้างอิงจากขนาดและทิศทาง Gradient ของภาพ

โดยข้อเสียของวิธีนี้คือมีการใช้ทรัพยากรคอมพิวเตอร์ในการประมวลผลที่สูง [10] สำหรับการเบลอภาพด้วย Gaussian Blur Operator สามารถทำได้โดยการนำ Gaussian Blur Operator โดยทำการ Convolution กับภาพดังสมการที่ 2.5 โดย Gaussian Blur Operator สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.6 [11] โดย I คือภาพ, G คือ Gaussian Blur Operator, x และ y คือตำแหน่ง และ σ คือ Scale Factor

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2.5)$$

โดยที่:

$L(x, y, \sigma)$ คือ ผลลัพธ์ของภาพที่ผ่านการบดบังด้วยฟิลเตอร์ Gaussian

$G(x, y, \sigma)$ คือ ตัวดำเนินการเบลอภาพแบบ Gaussian Blur Operator

$I(x, y)$ คือ ข้อมูลความเข้มแสงของภาพต้นฉบับ

โดยกระบวนการทำงานจะใช้อัลกอริทึม Difference of Gaussians (DoG) ในการค้นหาจุดสนใจ หรือ Keypoints ที่มีความคงทนต่อการหมุนและการย่อขยายเช่น มุมแหลม, ลวดลายสกปรก และ จุดตัดสี่ ซึ่งค่าที่วัดได้ หรือ SIFT Ratio จะคำนวณโดยสูตรคำนวณตามสมการที่ 2.6 หากยิ่งค่าสูง แสดงว่าผิวหุ่นมีรายละเอียดที่ซอฟต์แวร์สามารถใช้ Tracking ได้ดี

$$R = \frac{Count_{keypoints}}{Object Pixel} \quad (2.6)$$

โดยที่:

R คือ ค่าสัดส่วน SIFT Ratio (หรือ Metric ของความหนาแน่นจุดสนใจ)

$Count_{keypoints}$ คือ จำนวนจุดสนใจ (Keypoints) ทั้งหมดที่ตรวจพบในพื้นที่ที่กำหนด

$Object Pixel$ คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดของตัวโมเดล (ไม่รวมพื้นหลัง)

2.4.2 SURF (Speeded-Up Robust Features)

เป็นอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับตรวจจับและอธิบายคุณลักษณะของภาพ โดยออกแบบมาเพื่อให้ทำงานได้เร็วกว่า SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) แต่ยังคงความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของภาพ เช่น การหมุน การย่อ-ขยาย และการเปลี่ยนแปลงความสว่าง เนื่องจากการคอนโวลูชันด้วยสี่เหลี่ยมทำได้รวดเร็วกว่ามากเมื่อใช้ภาพเชิงบูรณาการ (integral image) นอกจากนี้ยังสามารถดำเนินการแบบขนานสำหรับขนาดที่แตกต่างกันได้อีกด้วย ข้อเสียของวิธีนี้คือมีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงแสงและสี โดยใช้การตรวจจับที่มีพื้นฐานมาจาก Hessian Matrix ดังสมการที่ 2.7 [11]

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

โดยที่:

$H(x, \sigma)$ คือ Hessian matrix ที่จุด x และ σ

$L(x, \sigma)$ คือฟังก์ชันภาพที่ถูกทำให้เรียบเนียนด้วย Gaussian kernel

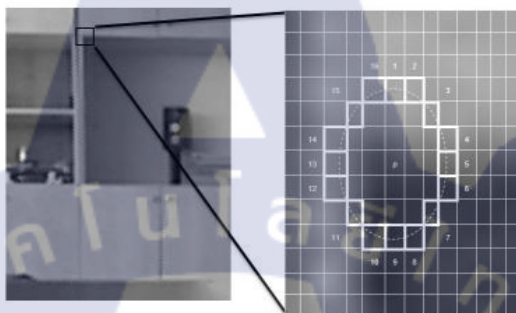
$L_{xx}(x, \sigma)$ เป็นอนุพันธ์อันดับสองของ $L(x, \sigma)$ ตามแกน x

$L_{yy}(x, \sigma)$ คืออนุพันธ์อันดับสองของ $L(x, \sigma)$ ตามแกน y

$L_{xy}(x, \sigma)$ คืออนุพันธ์ไขว้ (Cross derivative)

2.4.3 FAST (Features from Accelerated Segment Test)

วิธีการนี้พิจารณาพิกเซลจำนวน 16 จุดรอบพิกเซลที่กำลังประมวลผลเพื่อตัดสินว่า พิกเซลนั้นเป็นจุดสำคัญหรือไม่ ด้วยวิธีนี้จึงไม่จำเป็นต้องประมวลผลพิกเซลทั้งหมดของภาพ ทำให้การคำนวณเร็วขึ้นและสามารถตรวจจับคุณลักษณะได้แบบเรียลไทม์ ข้อเสียของวิธีการนี้คือไม่มีการคำนวณทิศทาง ทำให้หมุนภาพทำให้ผลลัพธ์เปลี่ยนไป ดังตัวอย่างรูปที่ 2.4 [12]



รูปที่ 2.4 FAST จะพิจารณาที่ 16 พิกเซลรอบจุด p เพื่อตรวจจับจุดสำคัญ

2.4.4 ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)

เป็นการผสมระหว่างตัวตรวจจับคุณลักษณะ Features from Accelerated Segment Test (FAST) และตัวอธิบายคุณลักษณะ Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF) โดยมีกระบวนการคือใช้ FAST เพื่อตรวจจับจุดสำคัญ เพิ่ม Harris Corner Measure เพื่อเลือกจุดสำคัญที่ดีที่สุด ใช้จุดศูนย์กลางเพื่อคำนวณหาการวางทิศทางของจุดสำคัญ และปรับ Descriptor BRIEF ด้วย Rotation Matrix เพื่อรองรับการหมุน ข้อเสียของวิธีนี้คือ มีความแม่นยำต่ำกว่า SIFT และ SURF ในบางกรณี มีการจับคู่คุณลักษณะผิดพลาดในกรณีที่ภาพมีความซับซ้อน มีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงที่มีความบิดเบือนเช่น การหมุนหรือการย่อ-ขยาย และมีความไวต่อสัญญาณรบกวน [13]

2.5 การวิเคราะห์ความซับซ้อนของข้อมูลภาพและสี

2.5.1 ทฤษฎีเอนโทรปี (Shannon Entropy Theory)

C. E. Shannon [14] นิยามค่า เอนโทรปี (H) ว่าเป็นค่าที่ใช้วัดความไม่แน่นอนหรือปริมาณแหล่งข้อมูลโดยเฉลี่ยในบริบทของการประมวลผลภาพดิจิทัล เอนโทรปีถูกนำมาใช้เพื่อวัดความซับซ้อนของรายละเอียดในภาพ โดยคำนวณจากการกระจายตัวของค่า Histogram ตามสมการ 2.8

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2(p_i) \quad (2.8)$$

โดยที่:

H คือ ค่าความหลากหลายของเฉดสีในภาพ

i หรือ Intensity Level คือ ระดับความเข้มของสีในภาพระดับสีเทา (Grayscale) จะไล่ตั้งแต่ระดับ 0 (ดำสนิท) ไปจนถึง 255 (ขาวสว่างสุด)

L หรือ Total Level คือ จำนวนระดับเฉดสี สำหรับภาพเป็น 8-Bit จะเท่ากับ 256 ระดับ

p_i คือความน่าจะเป็นของการเกิดเฉดสี ซึ่งเป็นการนำจำนวนพิกเซลที่เป็นสี i หารด้วยจำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ

ค่า Entropy ที่วัดได้จะมีหน่วยเป็น บิต โดยมีเกณฑ์การพิจารณาดังนี้

1) ค่าสูงเข้าใกล้ 8.0 bits หมายถึงภาพมีรายละเอียดสูง มีความแตกต่างของสีที่ชัดเจน และมีการกระจายตัวของแสงเงาที่สมบูรณ์ ซึ่งเป็นผลดีต่อการทำ Photogrammetry เพราะซอฟต์แวร์สามารถแยกแยะวัตถุได้ง่าย

2) ค่าต่ำกว่า 7.0 bits หมายถึงภาพมีความเรียบเนียน หรือสีกลืนกันหมด (Monotone) หรือมีส่วนที่สว่างกับมืดมากเกินไปจนสูญเสียรายละเอียด ซึ่งมีความเสี่ยงสูงที่ซอฟต์แวร์จะจับคู่ภาพผิดพลาด หรือเกิดการหลุดโฟกัส

2.5.2 การวิเคราะห์ Histogram และโซนสี

นอกจากการดูค่า Entropy รวมแล้ว งานวิจัยนี้ยังจำแนกองค์ประกอบของภาพออกเป็น 3 โซนความถี่แสง (Tonal Zones) เพื่อวิเคราะห์ปัญหาเฉพาะจุดที่อาจส่งผลกระทบต่อโครงสร้างโมเดล โดยอาศัยหลักการวิเคราะห์ Histogram ภาพดิจิทัลมาตรฐาน [10] ดังนี้

1) โซนเงาและโทนมืด (Shadows) พื้นที่ของภาพที่มีค่าความเข้มแสงในช่วง 0-60 (สีดำ, น้ำเงินเข้ม, เงามืด) หากมีสัดส่วนมากเกินไป (> 50%) จะทำให้รายละเอียดพื้นผิวจมหายไปในความมืด (Detail Loss in Shadows) กล้องไม่สามารถตรวจจับขอบหรือลวดลายได้

2) โซนโทนกลาง (Midtones) พื้นที่ของภาพที่มีค่าความเข้มแสงในช่วง 61-190 (สีเทาไป, สีเทากลาง) หากมีสัดส่วนมากเกินไป (> 80%) แสดงว่าวัตถุมีสีเดียว เรียบ หรือขาดมิติของแสงเงา ทำให้ภาพดูแบน ยากต่อการระบุรูปทรง 3 มิติ

3) โซนแสงสว่าง (Highlights) พื้นที่ของภาพที่มีค่าความเข้มแสงในช่วง 191-255 (สีขาว, จุดสะท้อนแสง) ทำหน้าที่เป็นตัวช่วยในการตัดเส้นขอบ การมีในปริมาณที่เหมาะสมจะช่วยให้แยกวัตถุออกจากฉากหลังได้ดียิ่งขึ้น

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เพื่อให้การพัฒนาระบบจำแนกความซับซ้อนของโมเดลอัตโนมัติมีประสิทธิภาพและตั้งอยู่บนพื้นฐานทางทฤษฎีที่น่าเชื่อถือ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและรวบรวมวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง โดยสามารถจำแนกออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้แก่

- 1) การเปรียบเทียบประสิทธิภาพอัลกอริทึมตรวจจับคุณลักษณะ
- 2) ปัจจัยที่มีผลต่อคุณภาพของ Photogrammetry
- 3) การวัดความซับซ้อนของภาพและเรขาคณิต ดังรายละเอียดต่อไปนี้

2.6.1 การศึกษาเปรียบเทียบอัลกอริทึมตรวจจับและอธิบายคุณลักษณะ

การเลือกใช้อัลกอริทึมในการระบุจุดเด่น (Keypoints) บนพื้นผิววัตถุ เป็นปัจจัยตั้งต้นที่สำคัญที่สุดในการวัดค่าความหนาแน่นของพื้นผิว

D. G. Lowe [10] ผู้คิดค้นอัลกอริทึม SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) ได้พิสูจน์และทดลองให้เห็นว่าความสามารถในการทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงขนาด และการหมุน เป็นหัวใจสำคัญที่ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถจับคู่ภาพถ่ายในมุมมองที่ต่างกันได้ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่จำเป็นอย่างยิ่งสำหรับการทำ Photogrammetry ที่กล้องต้องเคลื่อนที่รอบวัตถุ แม้ในเวลาต่อมาจะมีผู้พัฒนาอัลกอริทึมทางเลือกที่เน้นความรวดเร็ว เช่น E. Rublee et al. [13] ที่นำเสนอ ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) เพื่อลดต้นทุนและเวลาในการประมวลผลสำหรับอุปกรณ์พกพา หรือ Y. Xie et al. [15] ที่พยายามปรับปรุง ORB ให้ทนทานต่อสภาพแสง แต่เมื่อพิจารณาในบริบทของความแม่นยำสูงสุด A. Yusefi et al. [16] ได้ทำการเปรียบเทียบเชิงลึกและพบว่า SIFT ยังคงให้ความแม่นยำ (Accuracy) และจำนวนจุดสำคัญที่ตรวจจับได้ (Number of Keypoints) สูงกว่า ORB และ FAST อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในสถานะที่มีรายละเอียดซับซ้อน

จากการศึกษาข้างต้น งานวิจัยนี้จึงตัดสินใจเลือกใช้ SIFT เป็นแกนหลักในการคำนวณค่า SIFT Ratio แทนที่จะใช้ ORB หรืออัลกอริทึมอื่น เนื่องจากวัตถุประสงค์หลักของงานวิจัยคือการวิเคราะห์โมเดลที่มีรายละเอียดขนาดเล็กและต้องการความแม่นยำสูงในการระบุจุดยึดเกาะ มากกว่าการเน้นความเร็วในการประมวลผลเพียงอย่างเดียว

2.6.2 แนวคิดเรื่องปริมาณภาพที่เหมาะสมและการลดความซ้ำซ้อน

สมมติฐานหลักของงานวิจัยที่ว่า จำนวนภาพที่มากเกินไปอาจไม่จำเป็นเสมอไป ได้รับการสนับสนุนจากผลการศึกษาหลายฉบับที่ชี้ให้เห็นถึงความสัมพันธ์แบบผลตอบแทนลดน้อยถอยลง (Diminishing Returns) ของจำนวนภาพ

F. Remondino และ S.E-Hakim [17] ได้วางรากฐานแนวคิดสำคัญว่าปัจจัยที่ส่งผลต่อความสมบูรณ์ของโมเดล 3 มิติ ไม่ใช่แค่จำนวนภาพ แต่คือ โครงสร้างทางเรขาคณิตของการถ่ายภาพ และการซ้อนทับ ที่เหมาะสม พวกเขาเสนอว่าการเพิ่มจำนวนภาพเกินความจำเป็น ซึ่งสอดคล้องกับผลการทดลองของ F. Dai et al. [18] ที่พบว่ากราฟคุณภาพของ Point Cloud จะเริ่มคงที่เมื่อจำนวนภาพถึงจุดอิ่มตัว และการเพิ่มภาพหลังจากนั้นจะส่งผลเสียด้านเวลาในการประมวลผลมากกว่าผลดี นอกจากนี้ M. Pieraccini et al. [19] ซึ่งวิจัยวัตถุขนาดเล็กที่มีรายละเอียดสูง ยังมีการเน้นย้ำว่าปัญหาหลักคือเรื่องระยะชัดลึก และแสงเงา การเน้นคุณภาพของแต่ละภาพจึงสำคัญกว่าปริมาณ

ในส่วนของการคัดเลือกภาพ A. Hornung et al. [20] ได้พิสูจน์ให้เห็นว่าการเลือกใช้เฉพาะภาพที่ให้ข้อมูลพื้นผิวมากที่สุด โดยสามารถลดจำนวนภาพลงได้ถึง 50% โดยที่คุณภาพโมเดลไม่ลดลงอย่างมีนัยสำคัญ

งานวิจัยเหล่านี้นับเป็นเครื่องยืนยันความถูกต้องของสมมติฐานที่ผู้วิจัยตั้งไว้ ว่าการลดจำนวนภาพจาก 108 เหลือ 54 ภาพ เป็นสิ่งที่ทำได้จริงในทางทฤษฎี หากมีกระบวนการคัดกรองที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งนำไปสู่การพัฒนากระบวนการคัดเลือกอัตโนมัติในงานวิจัยนี้

2.6.3 เกณฑ์การวัดความซับซ้อนของภาพและเรขาคณิต

เพื่อให้ระบบสามารถตัดสินใจได้เหมือนมนุษย์ จำเป็นต้องมีการแปลงความรู้สึกเชิงนามธรรม ให้เป็นตัวเลขเชิงปริมาณ โดยอาศัยตัวแปรจากงานวิจัยต่างๆ ดังนี้

1) ความซับซ้อนทางเรขาคณิต (Geometric Complexity) P.L. Rosin [21] ได้เสนอว่า Edge Density หรือความหนาแน่นของขอบภาพที่ได้จาก Canny Detector เป็นตัวบ่งชี้ที่ดีที่สุดสำหรับ "ความซับซ้อนทางสายตา (Visual Complexity)" ซึ่งสอดคล้องกับ M. Pauly et al. [22] ที่ระบุว่าในทางคอมพิวเตอร์กราฟิกส์ พื้นที่ที่มีความโค้งมนหรือรายละเอียดสูง จำเป็นต้องใช้จุดเก็บข้อมูล (Sampling Rate) ที่หนาแน่นกว่าพื้นที่เรียบ ผู้วิจัยนำแนวคิดนี้มาสร้างตัวแปร Edge Ratio (E) เพื่อจำแนกโมเดลออกเป็นโซนความยากง่าย (Zone 1-5)

2) ความซับซ้อนของข้อมูลและสี (Information Entropy) J. Rigau et al. [23] ได้นำทฤษฎีสารสนเทศของ Shannon มาประยุกต์ใช้กับภาพทางการแพทย์และโมเดล 3 มิติ โดยพบว่าค่า Shannon Entropy ภาพที่มี Entropy สูงหมายถึงมีความหลากหลายของสีและแสงเงา ซึ่งเอื้อต่อการประมวลผลของคอมพิวเตอร์วิทัศน์ สอดคล้องกับแนวทางของงานวิจัย A. Murtiyoso และ P. Grussenmeyer [24] ที่ใช้การวิเคราะห์ Histogram ในการคัดกรองภาพคุณภาพสูง ผู้วิจัยนำแนวคิดนี้มาสร้างตัวแปร Entropy (H) และกฎ Color Rescue เพื่อช่วยให้โมเดลที่มีสีสั่นชัดเจนสามารถผ่านเกณฑ์ได้ง่ายขึ้น แม้จะมีพื้นผิวเรียบก็ตาม

3) การขึ้นนำการถ่ายภาพ (Acquisition Guidance) แนวคิดของ B. Alsadik et al. [25] ที่ใช้อัลกอริทึมวิเคราะห์พีเจเจอร์เบื้องต้นเพื่อแนะนำว่าควรถ่ายภาพไหนเพิ่ม เป็นต้นแบบสำคัญที่แสดงให้เห็นว่าเราสามารถใช้อัตราข้อมูลจากภาพ 2 มิติ มาวางแผนกระบวนการ 3 มิติได้

งานวิจัยนี้ต่อยอดแนวคิดดังกล่าว แต่เปลี่ยนจากการแนะนำมุมถ่ายภาพเป็นการแนะนำจำนวนภาพรวม 54 หรือ 108 เพื่อให้เหมาะสมกับผู้ใช้งานทั่วไป

2.6.4 งานวิจัยด้านการประยุกต์ใช้ Photogrammetry ในระดับ Scale ขนาดใหญ่และการจัดการชุดข้อมูลภาพ

นอกเหนือจากการสร้างแบบจำลองวัตถุขนาดเล็ก (Close-range Photogrammetry) แล้วหลักการพิจารณาคัดเลือกภาพและการจัดการความซับซ้อนยังถูกนำไปประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในงานสำรวจ ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงความสำคัญของการบริหารจัดการทรัพยากรภาพถ่าย

F. Remondino et al. [26] ได้ศึกษาวิจัยเรื่องการใช้อากาศยานไร้คนขับ หรือ UAV สำหรับการทำแผนที่และสร้างโมเดลสามมิติของพื้นที่ขนาดใหญ่ พบว่าสิ่งสำคัญคือการจัดการกับข้อมูลภาพที่มีความซับซ้อนสูง จากการบินถ่ายภาพแบบอัตโนมัติ งานวิจัยนี้ชี้ให้เห็นว่าการมีภาพถ่ายในมุมมองแนวตั้งเพียงอย่างเดียวไม่เพียงพอสำหรับการเก็บรายละเอียดโครงสร้างอาคารในแนวตั้ง จึงจำเป็นต้องผสมผสานภาพถ่ายมุมเอียงเข้ามาด้วย ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของงานวิจัยนี้ที่ให้ความสำคัญกับการถ่ายภาพรอบด้าน และการถ่ายภาพมุมกด 15 องศาจากแนวตั้งเพื่อเก็บรายละเอียดพื้นผิววัตถุให้ครบถ้วน แต่ต้องแลกมาด้วยการประมวลผลที่เพิ่มขึ้นด้วย

ในระดับที่ใหญ่ขึ้น S. Agarwal et al. [27] ได้นำเสนอระบบ “Building Rome in a Day” ซึ่งเป็นการสร้างโมเดลสามมิติของเมืองขนาดใหญ่โดยใช้ภาพถ่ายจากอินเทอร์เน็ตจำนวนกว่า 150,000 ภาพ งานวิจัยนี้พิสูจน์ให้เห็นว่าอัลกอริทึม SIFT มีประสิทธิภาพสูงในการจับคู่คุณลักษณะแม้ในชุดข้อมูลที่มีความหลากหลายมหาศาล และที่สำคัญคือพวกเขาได้พัฒนาระบบคัดเลือกภาพเพื่อตัดภาพที่ไม่จำเป็นหรือไม่มีความเชื่อมโยงออกไป เพื่อให้สามารถประมวลผลได้ภายในเวลาที่จำกัด ซึ่งสนับสนุนสมมติฐานของผู้วิจัยว่า การใช้จำนวนภาพเท่าที่จำเป็นให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพกว่าการใช้ภาพทั้งหมด

นอกจากนี้ Y. Furukawa et al. [28] ได้เสนอเทคนิค Clustering Multi-View Stereo (CMVS) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มภาพถ่ายออกเป็นคลัสเตอร์ย่อย ตามความหนาแน่นของจุดคุณลักษณะ เพื่อลดความซับซ้อนในการประมวลผลของคอมพิวเตอร์ระบบจะเลือกประมวลผลเฉพาะกลุ่มภาพที่ให้ข้อมูลพื้นผิวที่ดีที่สุด แนวคิดดังกล่าวมีความใกล้เคียงกับวิธีการของงานวิจัยนี้ที่พยายามแบ่งโซนความซับซ้อนของโมเดล และปรับลดจำนวนภาพลงเมื่อพบว่าโมเดลมีความซับซ้อนต่ำหรือข้อมูลเพียงพอแล้ว

จากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้น จะเห็นได้ว่าไม่ว่าจะเป็นวัตถุขนาดเล็กอย่างกันพล่า หรือแผนที่ขนาดใหญ่ระดับเมือง ปัจจัยสำคัญที่สุดที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพคือ “การรักษาสมดุลระหว่างคุณภาพของโมเดลและปริมาณข้อมูลที่ใช้” ซึ่งเป็นหนึ่งในหัวใจสำคัญของงานวิจัยนี้

นอกเหนือจากการจัดการข้อมูลขนาดใหญ่แล้ว การประยุกต์ใช้โฟโตแกรมเมตริกกับวัตถุขนาดเล็ก โดยเฉพาะกันดั้มพลาสติกโมเดลหรือกันพล่า (Gunpla) ยังมีความท้าทายเฉพาะตัวที่แตกต่างจากงานสำรวจภูมิประเทศอย่างสิ้นเชิง

L. T. D. Paolis et al. [29] ได้ศึกษากระบวนการสร้างโมเดลสามมิติของวัตถุขนาดเล็กเพื่อการแสดงผลแบบเรียลไทม์ พบว่าปัญหาหลักคือ ระยะชัดลึก หรือ Depth of Field ที่ตื้นเกินไปเมื่อถ่ายภาพระยะใกล้ และลักษณะพื้นผิวของวัตถุที่เป็นพลาสติกหรือโลหะ ซึ่งมักจะมีผิวมันวาว และความเรียบเนียนของสีทำให้ซอฟต์แวร์หาจุดจับคู่ภาพได้ยาก งานวิจัยนี้เสนอว่าการควบคุมแสงให้มีความฟุ้งกระจาย และการใช้แท่นหมุนที่มีความแม่นยำ เป็นอีกหนึ่งปัจจัยสำคัญที่ช่วยลดสัญญาณรบกวนได้

S. Heist et al. [30] ได้ศึกษาปัญหาการทำ Photogrammetry กับวัตถุที่มีพื้นผิวเรียบและมีลวดลายน้อย โดยชี้ให้เห็นว่าพื้นผิวพลาสติกทั่วไปมักขาดรายละเอียดที่เพียงพอ ทำให้อัลกอริทึม SIFT ไม่สามารถตรวจจับจุดอ้างอิงได้ เพื่อแก้ปัญหานี้ คณะผู้วิจัยจึงเสนอให้ใช้วิธีการฉายแสงแบบมีโครงสร้าง แบบ Structured Light เพื่อสร้างสิ่งที่เรียกว่าลวดลายเทียม ขึ้นบนผิววัตถุช่วยให้ซอฟต์แวร์สามารถจับคู่ภาพได้ดียิ่งขึ้น ผลการศึกษานี้เป็นเครื่องยืนยันสำคัญว่า หากวัตถุมีค่าความซับซ้อนของข้อมูลต่ำ หรือ Low Entropy จำเป็นต้องมีกระบวนการพิเศษหรือการเพิ่มความละเอียดในการบันทึกภาพเพื่อชดเชยจุดอ่อนดังกล่าว

ในระดับอุตสาหกรรม Bandai Namco Group ผู้ผลิตกันพล่าชั้นนำ ได้เริ่มโครงการ “Gunpla Scan” ในปี 2025 โดยใช้เทคโนโลยีสแกนความละเอียดสูงเพื่อแปลงโมเดลพลาสติกของผู้เล่นให้เป็นข้อมูลดิจิทัล สำหรับนำไปใช้ในโลกเสมือนจริง โครงการนี้สะท้อนให้เห็นว่าการแปลงพลาสติกโมเดล หรือกันพล่าเป็น 3D กำลังเป็นเทรนด์ที่ได้รับความนิยมอย่างสูง แต่กระบวนการระดับอุตสาหกรรมนั้นใช่อุปกรณ์ที่มีราคาสูงและซับซ้อน ดังนั้น งานวิจัยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ที่มุ่งเน้นการปรับปรุงประสิทธิภาพกระบวนการด้วยอุปกรณ์ทั่วไป และการคัดเลือกภาพอย่างชาญฉลาด จึงเป็นทางเลือกที่สำคัญที่ช่วยให้ผู้ใช้งานทั่วไปสามารถเข้าถึงเทคโนโลยีการสร้างโมเดลกันพล่าที่มีคุณภาพได้โดยไม่ต้องพึ่งพาอุปกรณ์ราคาแพง

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

การวิจัยเรื่อง "การปรับปรุงประสิทธิภาพการสร้างภาพสามมิติด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะของภาพ" มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมในการคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมสำหรับการสร้างโมเดลสามมิติด้วยวิธีการดังนี้

3.1 กรอบแนวคิดและขั้นตอนการวิจัย

เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีคุณภาพสม่ำเสมอและสามารถควบคุมตัวแปรได้ ผู้วิจัยได้ทำการทดลองเบื้องต้นและกำหนดมาตรฐานกระบวนการถ่ายภาพโดยจะมีการถ่ายภาพ 3 แบบคือ มุมด้านหน้า กลาง, มุมตกกล้องลง 15 องศาจากระนาบแนวตั้งจะถูกเรียกว่ามุมบนกด และมุมด้านหน้าต่ำ การดำเนินงานวิจัยแบ่งออกเป็น 4 ระยะหลัก ได้แก่

- 1) การเตรียมข้อมูล เป็นการจัดเตรียมสภาพแวดล้อมและการถ่ายภาพชุดข้อมูลมาตรฐาน
- 2) การกำหนดเกณฑ์อ้างอิง เป็นการประเมินคุณภาพโมเดลโดยกลุ่มตัวอย่างเพื่อใช้เป็นบรรทัดฐาน
- 3) การวิเคราะห์และพัฒนาอัลกอริทึม วิเคราะห์โดยการสกัดคุณลักษณะภาพและการสร้างกฎการตัดสินใจแบบลำดับขั้น
- 4) การประเมินผล เพื่อเป็นการทดสอบความแม่นยำของอัลกอริทึม

3.2 อุปกรณ์และคู่มือการถ่ายภาพ

กล้องโทรศัพท์ iPhone 16 Pro: กล้องที่ใช้เป็นเลนส์ Wide ความละเอียด 48 MP, f/1.8, 24 mm, 1/1.28", 1.22 μm ตั้งค่าซูมที่ 1x และนำไปติดตั้งกับแท่นตั้งโทรศัพท์เพื่อให้ได้มุมภาพที่คงที่ตลอดการทดลอง ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 โทรศัพท์ iPhone 16 Pro

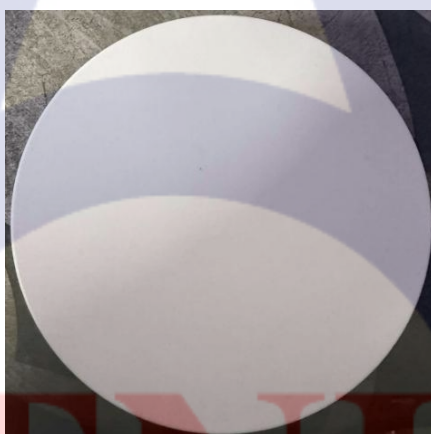
กล่องสำหรับการถ่ายภาพจะเป็นกล่องสีขาวที่มีความกว้าง 23 ซม. ความยาว 23 ซม. และความสูง 23 ซม. มีไฟด้านบน ดังรูปที่ 3.2 และไฟสำหรับส่องทางตรงเข้าโมเดลที่มีที่จับโทรศัพท์มือถือสามารถปรับระดับความสูงได้ ดังรูปที่ 3.3 ร่วมกับการใช้ฐานหมุนได้อัตโนมัติด้วยระบบไฟฟ้ามีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 15 ซม. โดยการหมุน 1 รอบจะใช้เวลา 27 วินาที ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.2 กล่องสำหรับถ่ายโมเดล



รูปที่ 3.3 แขนจับโทรศัพท์พร้อมไฟสำหรับส่องด้านหน้า



รูปที่ 3.4 ฐานหมุนได้อัตโนมัติด้วยไฟฟ้า

การถ่ายภาพโมเดลต้นแบบนั้น จะตั้งโมเดลไว้ในกล่องสำหรับถ่ายภาพ โดยฐานหมุนระบบไฟฟ้าอัตโนมัติเส้นผ่านศูนย์กลางฐานหมุน 14.5 ซม. ใช้เวลา 27 วินาทีสามารถหมุนได้ครบ 1 รอบ ในส่วนของการตั้งกล้อง จะตั้งกล้องให้ห่างจากโมเดล 21 ซม. สำหรับการถ่ายภาพกลางลำตัวจะตั้งกล้องสูงจากพื้น 40 ซม. และการถ่ายภาพมุมสูงจะตั้งกล้องสูงจากพื้น 46 ซม. แต่การตั้งกล้องจะทำการเอียงลง 15 องศาจากแนวตั้ง สำหรับการถ่ายในส่วนของหัวไหล่ จากการทดลองเบื้องต้นด้วยการถ่ายภาพโมเดลครบรอบ ด้วยความเร็วการถ่ายภาพต่างกันแบบสม่ำเสมอ ภายใต้การควบคุมสภาพแวดล้อมการถ่ายภาพ พบว่าความเร็วการถ่ายภาพ 1 วินาที กับ 0.5 วินาทีแบบสม่ำเสมอมี

ประสิทธิภาพสูงสุด กล่าวคือ มีจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการประมวลผลโมเดลสามมิติในด้านความเร็วการสร้างโมเดล คุณภาพและขนาดโมเดล ดังตัวอย่างรูปที่ 3.5



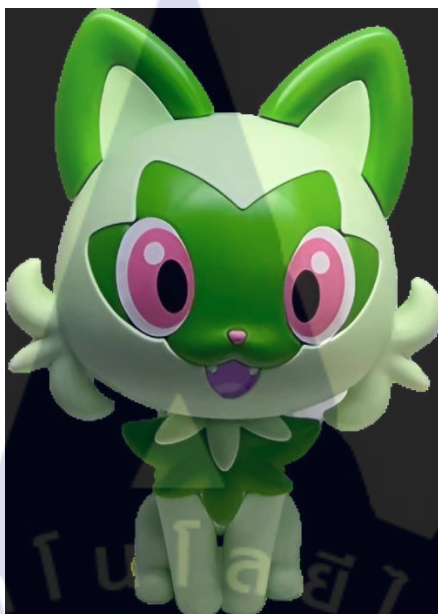
รูปที่ 3.5 ตัวอย่างการถ่ายภาพวัตถุ

3.2.1 การกำหนดชุดจำนวนภาพ

จากการทดลองเบื้องต้นในด้านต่างๆ การปรับความเร็วการถ่ายภาพ (0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25, 1.5 วินาที) และหลากหลายมุมกล้อง (มุมด้านหน้ากลาง, มุมกด, มุมด้านหน้าต่ำ) พบว่าการถ่ายโมเดลครบรอบด้วยความเร็วการถ่ายภาพ 1 วินาที และ 0.5 วินาทีแบบสม่ำเสมอทำให้ได้ผลลัพธ์คุณภาพโมเดลที่ดีที่สุดรวมถึงการใช้ภาพด้านหน้ากลางและภาพมุมกดเพียงพอต่อการนำภาพมาสร้างเป็นโมเดลสามมิติ ผู้วิจัยจึงกำหนดชุดภาพเป้าหมายเป็น 2 กลุ่ม ดังนี้ กลุ่มภาพถ่าย 54 ภาพ โดยการถ่ายภาพด้วยความเร็ว 1 วินาทีแบบสม่ำเสมอต่อภาพจนครบ 1 รอบ ได้จำนวนภาพรวม 54 ภาพ (27 ภาพมุมหน้า รวมกับ 27 ภาพมุมกด) และกลุ่มภาพถ่าย 108 ภาพ โดยการถ่ายภาพด้วยความเร็ว 0.5 วินาทีแบบสม่ำเสมอต่อภาพจนครบ 1 รอบ ได้จำนวนภาพรวม 108 ภาพ (54 ภาพมุมหน้า รวมกับ 54 ภาพมุมกด)

3.2.2 การเตรียมภาพโมเดลสำหรับกลุ่มทดลอง

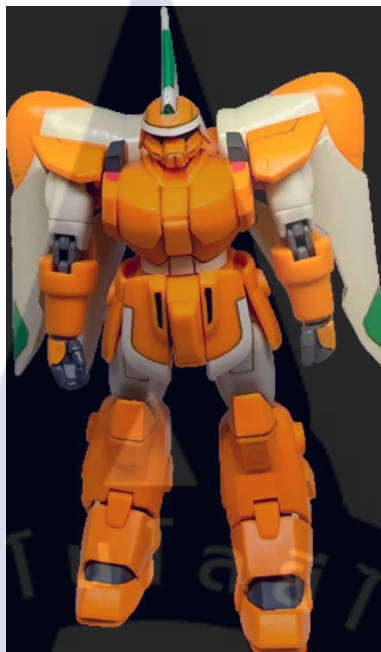
ผู้วิจัยได้ดำเนินการเตรียมข้อมูลภาพสำหรับโมเดลกลุ่มตัวอย่าง 14 ชิ้น โดยการถ่ายภาพมุมมองด้านหน้าเพียง 1 ภาพต่อ 1 โมเดล เพื่อใช้เป็นภาพอ้างอิงในการคำนวณค่าความซับซ้อนเนื่องจากด้านหน้าเป็นด้านที่มีรายละเอียดเยอะที่สุด โดยใช้อุปกรณ์และตำแหน่งการจัดวางที่เป็นมาตรฐานเดียวกัน มีโมเดลตัวอย่างดังรูปที่ 3.6 ถึง 3.19 โดยทุกรูปกำหนดความสูงไว้ที่ 1,000 พิกเซล



รูปที่ 3.6 ภาพถ่ายจากโมเดล Nyahoja



รูปที่ 3.7 ภาพถ่ายจากโมเดล Hambrabi



รูปที่ 3.8 ภาพถ่ายจากโมเดล Miguel Ginn



รูปที่ 3.9 ภาพถ่ายจากโมเดล NG RX-78-2



รูปที่ 3.10 ภาพถ่ายจากโมเดล Dom



รูปที่ 3.11 ภาพถ่ายจากโมเดล Casval Gundam



รูปที่ 3.12 ภาพถ่ายจากโมเดล Kampfer Amazing



รูปที่ 3.13 ภาพถ่ายจากโมเดล GM Sniper K9



รูปที่ 3.14 ภาพถ่ายจากโมเดล Tall Strike Gundam



รูปที่ 3.15 ภาพถ่ายจากโมเดล Stellar Shiki



รูปที่ 3.16 ภาพถ่ายจากโมเดล Throne Drei



รูปที่ 3.17 ภาพถ่ายจากโมเดล God Gundam



รูปที่ 3.18 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith Pre-Production



รูปที่ 3.19 ภาพถ่ายจากโมเดล Banshee Norn

3.3 การวิเคราะห์คุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของกลุ่มทดลอง

จากการนำกลุ่มทดลองโมเดลกันพลากจำนวน 14 ชิ้น เข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์คุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ด้วยการใช้ภาพโมเดลด้านหน้าเพื่อสกัดค่าตัวแปรสำคัญ 3 ด้าน ได้แก่ ความซับซ้อนทางเรขาคณิต (Edge Ratio) หรือค่า E ความหนาแน่นของรายละเอียดพื้นผิว (SIFT Ratio) หรือค่า R และค่า Shannon Entropy หรือค่า H เพื่อวิเคราะห์ ความซับซ้อนของรายละเอียดในภาพ เพื่อใช้เป็นฐานข้อมูลในการกำหนดเกณฑ์การจำแนกประเภท เบื้องต้นทางผู้วิจัยได้ทำการทดลอง OpenCV Library ด้วย Python ในการหาค่าดังนี้ การคำนวณค่าขอบภาพประยุกต์ใช้ Canny Edge Detection เพื่อสร้างภาพลายเส้นขอบ จากนั้นทำการนับจำนวนพิกเซลที่เป็นสีขาว และหารด้วยจำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ เพื่อหาค่าร้อยละของขอบภาพดังรูปตัวอย่างที่ 3.20 และ 3.21 การคำนวณค่ารายละเอียดพื้นผิว (R) เรียกใช้งานอัลกอริทึมเพื่อตรวจจับและระบุตำแหน่งจุดคุณลักษณะ ที่โดดเด่นบนพื้นผิววัตถุ จากนั้นทำการนับจำนวนจุด Keypoints ที่พบทั้งหมด และหารด้วยจำนวนพิกเซลของวัตถุทั้งหมดในภาพโดยไม่รวมพื้นหลัง เพื่อหาค่าอัตราส่วนความหนาแน่นของรายละเอียด ซึ่งถ้าวัตถุในรูปมีวงกลมหลากสีขึ้นอยู่เต็มตัวโมเดลแสดงว่ามีลวดลายหรือการตัดเส้นที่เยอะ แต่ถ้าหากวัตถุในรูปมีวงจุดไหนเป็นวงกลมใหญ่แสดงว่าจุดนั้นรายละเอียดน้อย รูปตัวอย่างที่ 3.22 และ 3.23 สุดท้ายเป็นการคำนวณค่าเอนโทรปี (H) เป็นการประยุกต์ใช้ Shannon Entropy เพื่อวิเคราะห์การกระจายตัวของระดับความเข้มแสง (Grayscale) ภายในพื้นที่วัตถุ จากนั้นทำการแปลงค่าความถี่ให้เป็นค่าความน่าจะเป็น และนำไปคำนวณค่าความหลากหลายและการกระจายตัวของระดับสี เพื่อวัดระดับความหลากหลายของลวดลายและเฉดสีในภาพ โดยบริเวณที่มีการเปลี่ยนแปลงของสีมากจะแสดงถึงว่าจุดนั้นมีความซับซ้อนสูง ส่วนบริเวณที่มีสีฟ้าแสดงว่าจุดนั้นมีความซับซ้อนต่ำตัวอย่างที่ 3.24 และ 3.25 จึงได้ข้อมูลดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดลอง

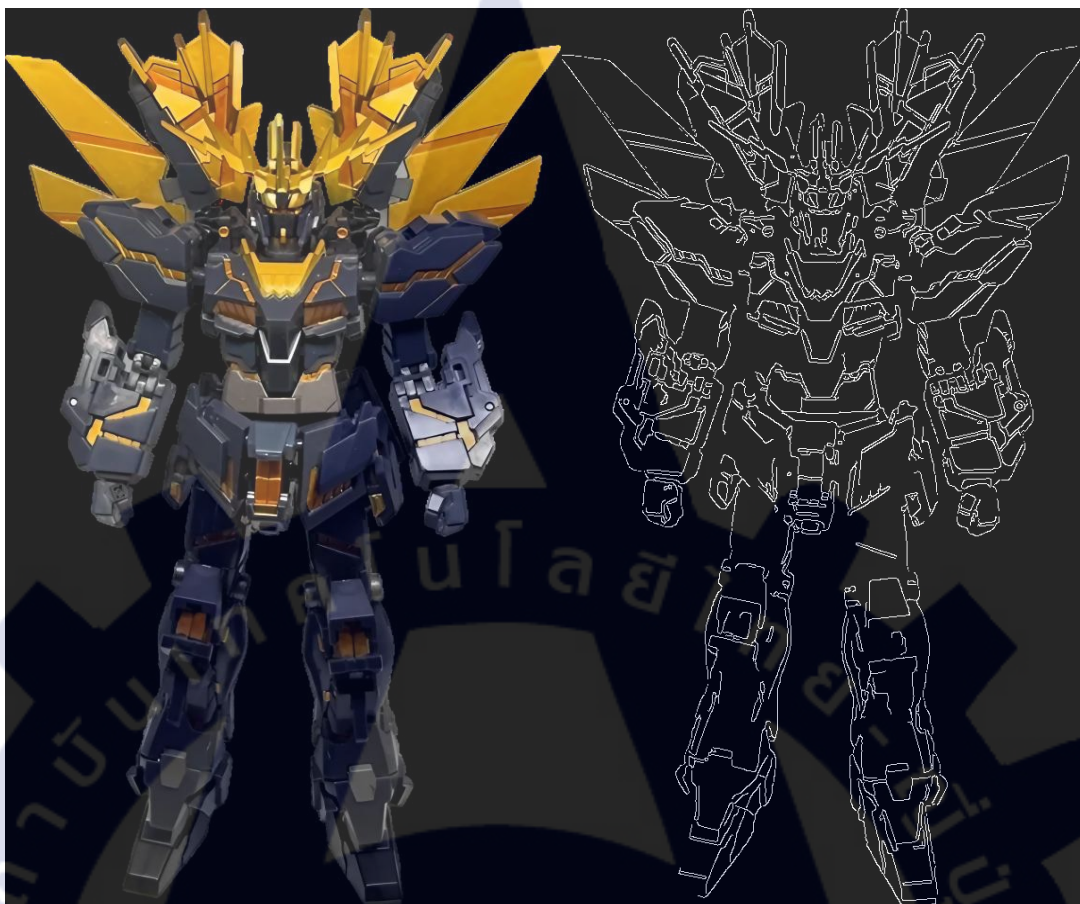
ลำดับที่	ชื่อโมเดล	E (Edge Ratio)	R (SIFT Ratio)	H (Entropy)
1	Nyahoja	0.0315	0.0011	7.61
2	Hambrabi	0.0513	0.0023	6.98
3	Miguel Ginn	0.0568	0.0029	7.49
4	NG RX-78-2	0.0588	0.0025	7.74
5	Dom	0.0608	0.0027	7.48
6	Casval Gundam	0.0736	0.0044	7.18

ตารางที่ 3.1 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดลอง (ต่อ)

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	E (Edge Ratio)	R (SIFT Ratio)	H (Entropy)
7	Kampfer Amazing	0.0745	0.0039	7.03
8	GM Sniper K9	0.0793	0.0049	7.38
9	Tall Strike Gundam	0.0826	0.0037	7.76
10	Stellar Shiki	0.088	0.0055	7.56
11	Throne Drei	0.0941	0.0048	7.23
12	God Gundam	0.1034	0.0065	7.84
13	Lfrith Pre-Production	0.1082	0.0061	7.66
14	Banshee Norn	0.1123	0.0064	7.49

3.3.1 กรณีสืบค่า Canny สูง

- 1) โมเดลตัวอย่าง: Banshee Norn
- 2) ลักษณะทางกายภาพ: มีชิ้นส่วนยื่นออกมาจำนวนมาก เช่น เขา แฉกคอ และเกราะไหล่ที่มีมุมแหลมคม ทำให้เกิดจุดอับสายตาได้ง่าย
- 3) ค่าที่วัดได้ (E): 0.1123 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์สูงมากกว่า 0.095
- 4) ผลลัพธ์: ต้องการจำนวนภาพมาก (108 Images) เพื่อเก็บรายละเอียดในซอกมุมต่างๆ ให้ครบถ้วนดังรูปที่ 3.20



รูปที่ 3.20 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Banshee Norn (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับขอบด้วยวิธี Canny (ขวา)

3.3.2 กรณีศึกษาค่า Canny ต่ำ

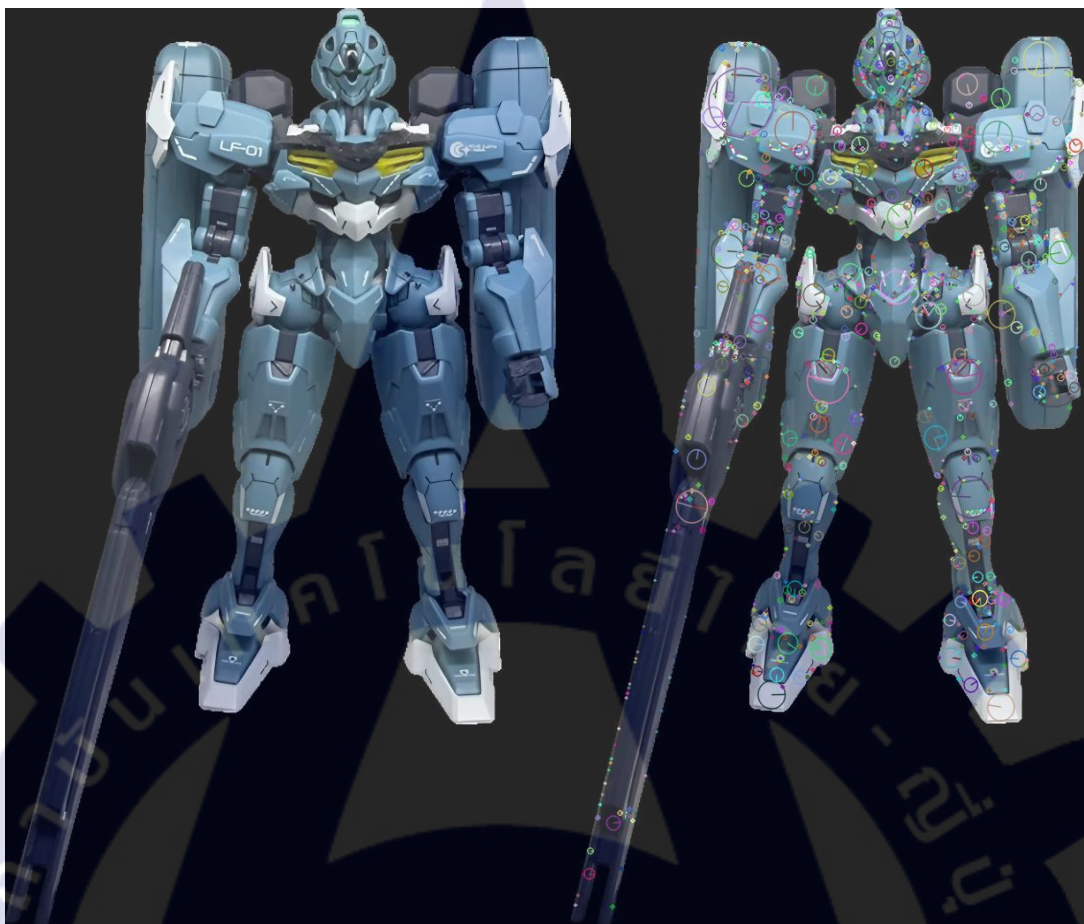
- 1) โมเดลตัวอย่าง: Nyahoja
- 2) ลักษณะทางกายภาพ: รูปทรงโค้งมน โมเดลมีพื้นฐานโดยรวมเป็นรูปทรงอิสระที่มีความโค้งมนสูงคล้ายรูปทรงไข่ ปราศจากส่วนยื่นขยายที่มีความแหลมคมหรือซับซ้อน
- 3) ค่าที่วัดได้ (E): 0.0315 ต่ำกว่าเกณฑ์ 0.055
- 4) ผลลัพธ์: ค่าขอบภาพที่น้อยชัดเจนว่าวัตถุมีโครงสร้างที่เรียบง่าย ระบบจึงประเมินว่าการบันทึกภาพด้วยจำนวน 54 ภาพ เพียงพอต่อการเก็บรายละเอียดรูปทรงได้ครบถ้วนดังรูปที่ 3.21



รูปที่ 3.21 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Nyahoja (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับขอบด้วยวิธี Canny (ขวา)

3.3.3 กรณีศึกษาค่า SIFT สูง

- 1) โมเดลตัวอย่าง: Lfrith Pre-Production
- 2) ลักษณะทางกายภาพ: มีลวดลายเส้น (Panel Lines) ชัดเจน มีการตัดสีส้ม-ดำ และรายละเอียดบนเกราะอกที่คมชัด
- 3) ค่าที่วัดได้ (R): 0.0061 ซึ่งสูงกว่า 0.006
- 4) ผลลัพธ์: สามารถใช้ 54 Images ได้ แม้รูปทรงจะมีความซับซ้อน ซึ่ง Edge = 0.1082 แต่เนื่องจากพื้นผิวมีจุดเกาะเยอะ ทำให้ซอฟต์แวร์จับคู่ภาพได้ง่าย ดังรูปที่ 3.22



รูปที่ 3.22 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Lfrith Pre-Production (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับจุดด้วยวิธี SIFT (ขวา)

3.3.4 กรณีศึกษา: ค่า SIFT ต่ำ

- 1) โมเดลตัวอย่าง: NG RX-78-2
- 2) ลักษณะทางกายภาพ: พื้นผิวเป็นพลาสติกสีขาวล้วนเกือบทั้งตัว มีความมันวาว และไม่มีรอยแตกหรือรอยขีดข่วน
- 3) ค่าที่วัดได้ (R): 0.0025 ซึ่งต่ำกว่า 0.0026
- 4) ผลลัพธ์: จำเป็นต้องใช้ 108 Images เพื่อป้องกันปัญหากล้องหลุดโฟกัสจากการที่พื้นผิวมีความเรียบเนียนเกินไป ดังรูปที่ 3.23



รูปที่ 3.23 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล NG RX-78-2 (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับจุดด้วยวิธี SIFT (ขวา)

3.3.5 กรณีศึกษา ค่า Entropy สูง

- 1) โมเดลตัวอย่าง: God Gundam
- 2) ลักษณะทางกายภาพ: โมเดลมีเอกลักษณ์ด้านการใช้สีที่ตัดกันอย่างชัดเจน อีกทั้งมีรายละเอียดลดทอนบนเกราะและเส้นตัดขอบที่เด่นชัด
- 3) ค่าที่วัดได้ (H): 7.84 ซึ่งสูงกว่า 7.60
- 4) ผลลัพธ์: ค่าเอนโทรปีที่สูงบ่งชี้ว่าภาพมีข้อมูลสารสนเทศหรือสีที่หนาแน่นและหลากหลาย จึงสามารถสร้างแบบจำลองที่สมบูรณ์ได้โดยใช้จำนวนภาพเพียง 54 ภาพ ดังรูปที่ 3.24



รูปที่ 3.24 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล God Gundam (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับค่า
สีด้วยวิธี Entropy Heat Map (ขวา)

3.3.6 กรณีศึกษาค่า Entropy ต่ำ

- 1) โมเดลตัวอย่าง: Kampfer Amazing
- 2) ลักษณะทางกายภาพ: ตัวหุ่นเป็นสีน้ำเงินเข้มเกือบดำ (Dark Blue) ทั้งตัว ทำให้รายละเอียดจมหายไปในส่วนเงามากกว่า 60%
- 3) ค่าที่วัดได้ (H): 7.03 ซึ่งน้อยกว่า 7.1
- 4) ผลลัพธ์: จำเป็นต้องใช้ 108 Images เพื่อชดเชยรายละเอียดที่มองไม่เห็น ดังรูป

ที่ 3.25



รูปที่ 3.25 เปรียบเทียบภาพถ่ายจริงของโมเดล Kampfer Amazing (ซ้าย) กับผลลัพธ์จากการตรวจจับค่าสีด้วยวิธี Entropy Heat Map (ขวา)

3.4 วิธีการการสร้างแบบจำลองสามมิติเพื่อกำหนดค่าความจริงพื้นฐาน

เพื่อให้สามารถประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการแนะนำจำนวนภาพได้อย่างถูกต้อง ผู้วิจัยจึงได้ทดลองสร้างโมเดลสามมิติจากภาพชุด 54 ภาพ และ 108 ภาพด้วย “Creating a photogrammetry command-line app” ที่ทาง Apple มีให้ทดลองใช้โดยใช้โปรแกรม Xcode และใช้การตั้งค่าพื้นฐานทั้งหมด โดยจะเป็นการรวมรูปภาพโมเดลแต่ละชิ้นในกลุ่มทดลองทั้ง 14 โมเดล และกลุ่มทดสอบ 13 โมเดล ดำเนินการทดลองสร้างแบบจำลองสามมิติจากชุดข้อมูลภาพดังนี้ ชุดข้อมูล 54 ภาพ เป็นการถ่ายภาพรอบวัตถุ โดยแบ่งเป็น 2 ระดับความสูงประกอบด้วย มุมด้านหน้า กลาง และมุมบนกกระดับละ 27 ภาพ เพื่อเป็นตัวแทนของการทำงานที่เน้นความรวดเร็วและประหยัดทรัพยากร และชุดข้อมูล 108 ภาพ เป็นการถ่ายภาพรอบวัตถุจำนวน 108 ภาพ โดยจะถ่ายภาพเหมือนชุดข้อมูล 54 ภาพ แต่จะมีการเพิ่มความถี่ในการบันทึกภาพเป็น 2 เท่าในแต่ละระดับความสูง เพื่อเป็นตัวแทนของการทำงานที่เน้นความละเอียดสูง

3.4.1 เตรียมการทดลองการคัดแยกด้วยสายตามนุษย์

ทางผู้จัดทำได้ทำการเตรียมชุดทดสอบสำหรับผู้เข้าร่วมโดยการ Render ชุดภาพ 54 ภาพ และ 108 ภาพด้วย “Creating a photogrammetry command-line app” ที่ทาง Apple มีให้ทดลองใช้โดยใช้โปรแกรม Xcode สำหรับการทดลองนั้น ผู้จัดทำได้โชว์ ด้านหน้า ซ้าย ขวา และ

ด้านหลัง ที่เป็นรูปโมเดลจริงให้ผู้เข้าร่วมได้ดูดังรูปที่ 3.26 แล้วทำการแบ่งเป็นชุด A และ B ซึ่งแต่ละตัวโมเดลจะมีการสลับกันเช่น ชุด A จะเป็น 54 ภาพ และ ชุด B จะเป็น 108 ภาพ สลับกันแบบสุ่มเพื่อให้มีความเท่าเทียมในการตรวจสอบดังรูปที่ 3.27 นำไปฉายบนจอโทรทัศน์ขนาด 60 นิ้วและสภาพแวดล้อมที่เหมือนกันเพื่อความเท่าเทียมในการคัดเลือกและได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 3.2



รูปที่ 3.26 รูปโมเดลจริงเพื่อนำไปเปรียบเทียบกับภาพที่สร้างด้วย Photogrammetry



รูปที่ 3.27 รูปโมเดลหลังจากการสร้างด้วย Photogrammetry

ตารางที่ 3.2 จำนวนภาพที่ผู้เข้าร่วมทดลองเลือกของแต่ละโมเดล

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	จำนวนภาพที่ผู้เข้าร่วมทดลองเลือก
1	Nyahojia	54 Images
2	Hambrabi	54 Images
3	Miguel Ginn	54 Images

ตารางที่ 3.2 จำนวนภาพที่ผู้เข้าร่วมทดลองเลือกของแต่ละโมเดล (ต่อ)

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	จำนวนภาพที่ผู้เข้าร่วมทดลองเลือก
4	NG RX-78-2	108 Images
5	Dom	54 Images
6	Casval Gundam	54 Images
7	Kampfer Amazing	108 Images
8	GM Sniper K9	54 Images
9	Tall Strike Gundam	108 Images
10	Stellar Shiki	54 Images
11	Throne Drei	108 Images
12	God Gundam	54 Images
13	Lfrith Pre-Production	54 Images
14	Banshee Norn	108 Images

3.4.2 การสังเคราะห์ผลการประเมินเพื่อสร้างอัลกอริทึม

ผู้วิจัยนำผลลัพธ์จากการตัดสินใจของกลุ่มนักศึกษาที่มีความรู้ด้านการสร้างแอนิเมชันและมัลติมีเดีย มาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ร่วมกับค่าตัวแปรทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ทั้ง 3 ด้าน (Edge Ratio, SIFT Ratio, Shannon Entropy) เพื่อค้นหาจุดตัด (Thresholds) และสร้างเงื่อนไขตรรกะ สำหรับอัลกอริทึม โดยมีเป้าหมายให้อัลกอริทึมสามารถคำนวณผลลัพธ์ได้สอดคล้องกับดุลยพินิจของมนุษย์มากที่สุดทั้งหมดนี้มีการควบคุมด้วยการฉายภาพทั้งหมดด้วยจอโทรทัศน์ 60 นิ้วในห้องที่มีแสงเท่ากัน

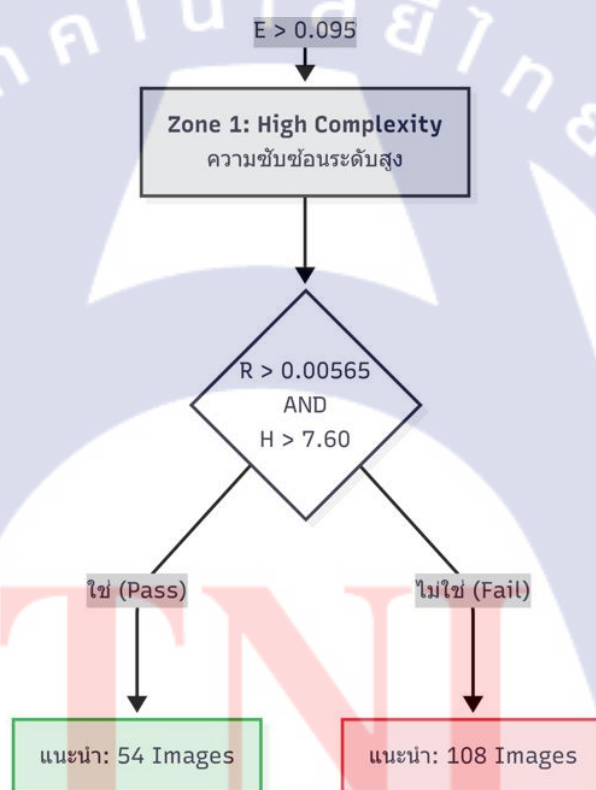
3.5 การวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างเกณฑ์การตัดสินใจ

เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่มีความแม่นยำและไม่อิงกับความรู้สึกของมนุษย์ ผู้วิจัยได้ดำเนินการสร้างเกณฑ์การตัดสินใจโดยการ วิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณ จากตารางบันทึกค่าคุณลักษณะของโมเดลกลุ่มทดลองแทนการใช้แบบสอบถามเพียงอย่างเดียว

3.5.1 การรวบรวมค่าคุณลักษณะลงตาราง

ผู้วิจัยนำภาพถ่ายด้านหน้าของโมเดลทั้งหมดมาประมวลผลและบันทึกค่าตัวแปรสำคัญ 3 ด้าน ลงในตารางข้อมูลดังนี้ ความซับซ้อนทางเรขาคณิต (Edge Ratio) แทนด้วยค่า E ความหนาแน่นของรายละเอียดพื้นผิว (SIFT Ratio) แทนด้วยค่า R ความซับซ้อนของแสงและสี (Entropy) แทนด้วยค่า H ในส่วนของการวิเคราะห์เชิงลึกด้านเอนโทรปี (Entropy) ผู้วิจัยได้ทำการจำแนกการกระจายตัวของค่าความเข้มแสง (Histogram Distribution) ออกเป็น 3 ช่วงความถี่หลัก เพื่อใช้เป็นตัวบ่งชี้ลักษณะทางกายภาพของโมเดลที่มีผลต่อความสำเร็จในการทำ Photogrammetry ดังนี้

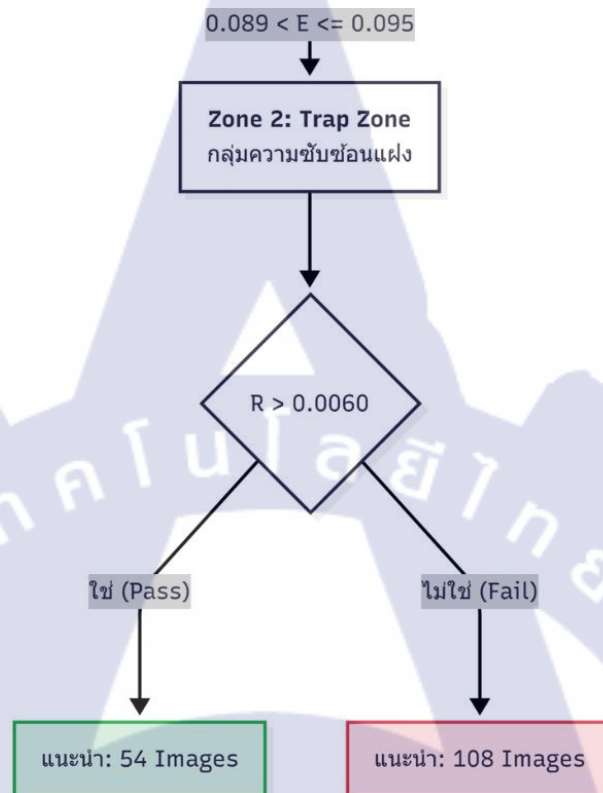
1) กลุ่มความซับซ้อนระดับสูง (Zone 1: High Complexity) ดังรูปที่ 3.28



รูปที่ 3.28 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนระดับสูง Zone 1

เกณฑ์คัดกรองหลักคือ $E > 0.095$ โดยมีลักษณะทางกายภาพเป็นโมเดลที่มีโครงสร้างซับซ้อนมาก มีส่วนยื่นทางกายภาพหลายจุด เช่น ปีก แผงคอ หรืออาวุธยาว เงื่อนไขการผ่านเกณฑ์ 54 ภาพ ต้องมีคุณสมบัติที่สมบูรณ์ทั้งสองด้านเพื่อชดเชยความซับซ้อนของรูปทรง และต้องมี $R > 0.00565$ และ $H > 7.60$

2) กลุ่มความซับซ้อนแฝง (Zone 2: Trap Zone) ดังรูปที่ 3.29

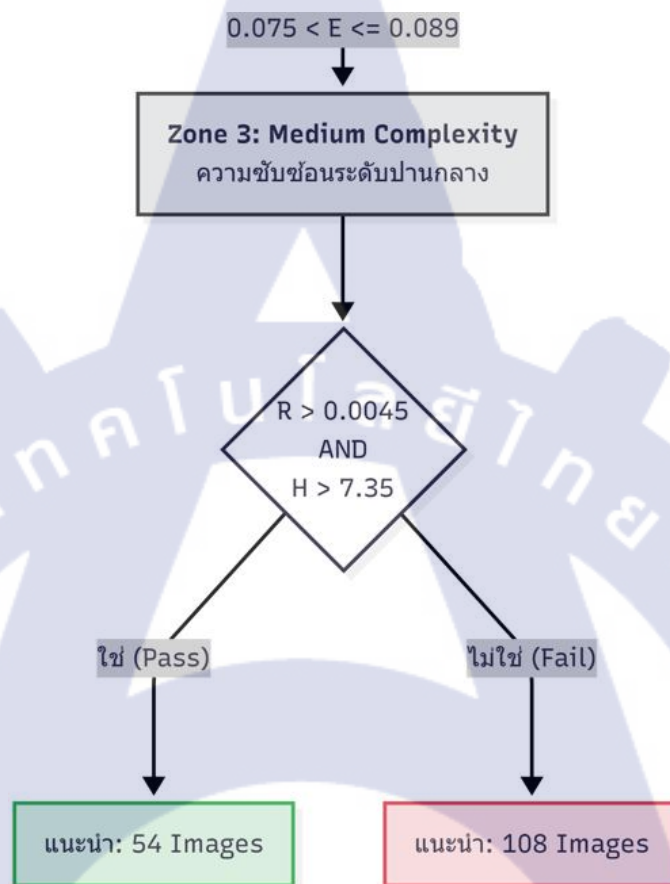


รูปที่ 3.29 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนแฝง Zone 2

เกณฑ์คัดกรองหลัก: $0.089 < E \leq 0.095$ โดยลักษณะทางกายภาพเป็นโมเดลที่ดูเหมือนมีความซับซ้อนปกติ แต่มีเส้นขอบคมกริบแฝงอยู่จำนวนมาก ซึ่งถือว่าเป็นกับดักของอัลกอริทึมทั่วไปเงื่อนไขการผ่านเกณฑ์ 54 ภาพ กำหนดเกณฑ์พื้นผิวที่สูงเป็นพิเศษซึ่งต้องมี $R > 0.0060$ เนื่องจากการรายละเอียดพื้นผิวสูงมาก

3) กลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง (Zone 3: Medium Complexity) ดังรูปที่

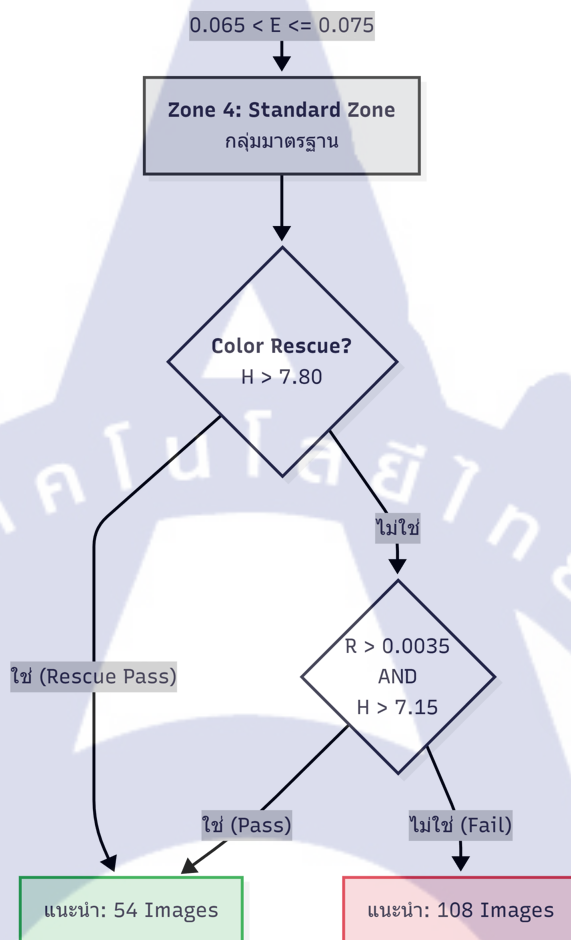
3.30



รูปที่ 3.30 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง Zone 3

เกณฑ์คัดกรองหลัก: $0.075 < E \leq 0.089$ เงื่อนไขการผ่านเกณฑ์ 54 ภาพ ใช้เกณฑ์มาตรฐาน ต้องมี $R > 0.0045$ และ $H > 7.35$

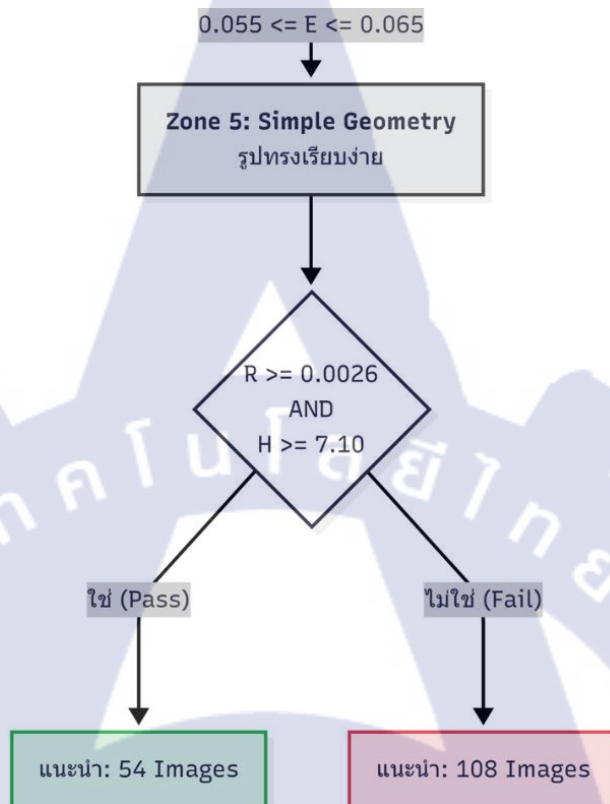
4) กลุ่มมาตรฐาน (Zone 4: Standard Zone) ดังรูปที่ 3.31



รูปที่ 3.31 Flow Chart กลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง Zone 4

เกณฑ์คัดกรองหลักคือ $0.065 < E \leq 0.075$ เงื่อนไขการผ่านเกณฑ์ 54 ภาพกรณีปกติต้องมี $R > 0.0035$ และ $H > 7.15$ ส่วนกรณีพิเศษ (Color Rescue) หาก $H > 7.80$ อนุญาตให้ผ่านเกณฑ์ได้ทันที เนื่องจากการมีข้อมูลสีที่สมบูรณ์สามารถขจัดเซรียลละเอียดพื้นผิวที่ขาดหายไปได้

5) กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตเรียบง่าย (Zone 5: Simple Geometry) ดังรูปที่ 3.32

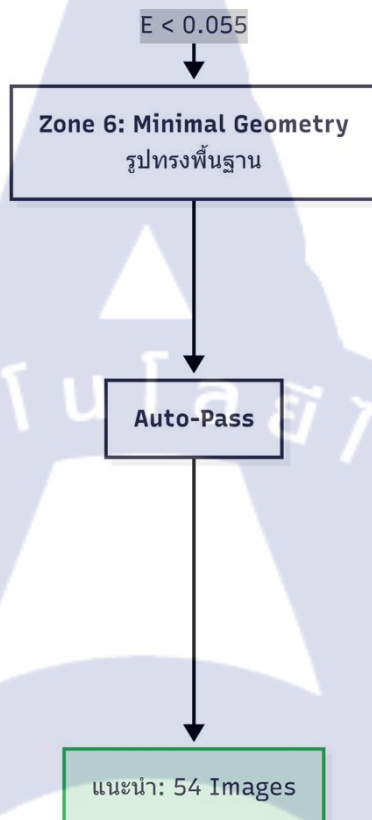


รูปที่ 3.32 Flow Chart กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตเรียบง่าย Zone 5

เกณฑ์คัดกรองหลัก: $0.055 \leq E \leq 0.065$ ลักษณะทางกายภาพเป็นโมเดลที่มีรายละเอียดน้อย รูปทรงมีความโค้งมนต่อเนื่อง เงื่อนไขการผ่านเกณฑ์ (54 ภาพ) ต้องผ่านเกณฑ์ขั้นต่ำของพื้นที่ผิวเพื่อป้องกันปัญหาการหลุดโฟกัสต้องมี $R \geq 0.0026$ และ $H \geq 7.10$

6) กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตขั้นพื้นฐาน (Zone 6: Minimal Geometry) ดังรูปที่

3.33



รูปที่ 3.33 Flow Chart กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตขั้นพื้นฐาน Zone 6

เกณฑ์คัดกรองหลัก: $E < 0.055$ มีลักษณะทางกายภาพเป็นโมเดลที่มีรูปทรงพื้นฐานชัดเจน แต่ไม่มีส่วนยื่นหรือมุมอับสายตา เงื่อนไขการผ่านเกณฑ์ 54 ภาพผ่านเกณฑ์โดยอัตโนมัติ (Auto-Pass) เนื่องจากรูปทรงมีความซับซ้อนต่ำมาก เพียงพอต่อการสร้างโมเดลด้วยจำนวนภาพขั้นต่ำ

จากการนำโมเดลต้นแบบจำนวน 14 ชิ้น ซึ่งเป็นตัวแทนของความหลากหลายทางกายภาพในระดับต่างๆ เข้าสู่กระบวนการประมวลผลด้วยอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้น เพื่อทำการจำแนกกลุ่มความซับซ้อน และตัดสินใจเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมระหว่าง 54 หรือ 108 ภาพ เปรียบเทียบกับค่าความจริงพื้นฐาน ที่ได้จากการทดสอบสร้างแบบจำลองจริงโดยผู้วิจัยผลลัพธ์ปรากฏดังแสดงในตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดลองเทียบกับผู้เข้าร่วมทดลอง

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	Zone	จำนวนภาพที่อัลกอริทึมเลือก	จำนวนภาพที่ผู้ร่วมทดลองเลือก
1	Nyahoja	6	54 Images	54 Images
2	Hambrabi	6	54 Images	54 Images
3	Miguel Ginn	5	54 Images	54 Images
4	NG RX-78-2	5	108 Images	108 Images
5	Dom	5	54 Images	54 Images
6	Casval Gundam	4	54 Images	54 Images
7	Kampfer Amazing	4	108 Images	108 Images
8	GM Sniper K9	3	54 Images	54 Images
9	Tall Strike Gundam	3	108 Images	108 Images
10	Stellar Shiki	3	54 Images	54 Images
11	Throne Drei	2	108 Images	108 Images
12	God Gundam	1	54 Images	54 Images
13	Lfrith Pre-Production	1	54 Images	54 Images
14	Banshee Norn	1	108 Images	108 Images

จากตารางที่ 3.3 พบว่าอัลกอริทึมสามารถจำแนกโมเดลออกเป็น 6 โซนหลัก (Zone 1 - Zone 6) สอดคล้องกับลักษณะทางกายภาพจริง โดยผลการตัดสินใจของโปรแกรมมีความถูกต้องตรงกันกับการคัดเลือกโดยผู้วิจัย ข้อมูลดังกล่าวชี้ให้เห็นว่า ค่า Thresholds ของตัวแปร E, R และ H ที่กำหนดไว้ในเงื่อนไขตรรกะ มีความเหมาะสมและแม่นยำเพียงพอที่จะนำไปใช้เป็นเกณฑ์มาตรฐานในการเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมสำหรับโมเดลพลาสติกที่มีลักษณะใกล้เคียงกันได้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

การวิจัยนี้มุ่งเน้นการวิเคราะห์ปัจจัยทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ 3 ประการ ได้แก่ ความซับซ้อนทางเรขาคณิต (Edge Ratio) ความหนาแน่นของพื้นผิว (SIFT Ratio) และความซับซ้อนของแสงสี (Entropy) ที่มีผลต่อการกำหนดจำนวนภาพถ่ายที่เหมาะสมในการทำโมเดลสามมิติด้วยวิธีการ Photogrammetry ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงได้ทำการเตรียมโมเดลอีก 13 โมเดลสำหรับกลุ่มทดสอบดังรูปที่ 4.1 ถึง 4.13 เพื่อทำการทดสอบ ทั้งนี้ทางผู้จัดทำได้มีการสอบถามผู้เข้าร่วมการทดสอบเพื่อเทียบโดยผลการวิเคราะห์เชิงลึกแยกรายปัจจัยและผลการทดสอบ โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ภาพถ่ายจากโมเดล POP Pickett



รูปที่ 4.2 ภาพถ่ายจากโมเดล Heine Gouf Ignited



รูปที่ 4.3 ภาพถ่ายจากโมเดล Blaze Zaku Phantom



รูปที่ 4.4 ภาพถ่ายจากโมเดล Demi Trainer



รูปที่ 4.5 ภาพถ่ายจากโมเดล Gyan



รูปที่ 4.6 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith Anavata



รูปที่ 4.7 ภาพถ่ายจากโมเดล Geara Zulu



รูปที่ 4.8 ภาพถ่ายจากโมเดล EG Strike Gundam



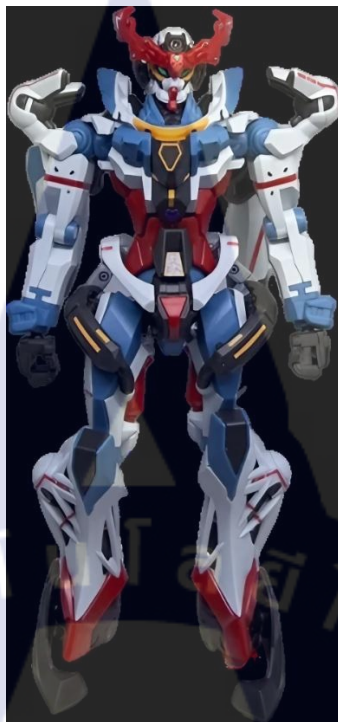
รูปที่ 4.9 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith Jiu



รูปที่ 4.10 ภาพถ่ายจากโมเดล OO Command Qan[T]



รูปที่ 4.11 ภาพถ่ายจากโมเดล Lfrith



รูปที่ 4.12 ภาพถ่ายจากโมเดล GquannunX



รูปที่ 4.13 ภาพถ่ายจากโมเดล RX78F00

ตารางที่ 4.1 ผลการวิเคราะห์ค่าคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของโมเดลกลุ่มทดสอบเทียบกับผู้เข้าร่วมทดลอง

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	E (Edge Ratio)	R (SIFT Ratio)	H (Entropy)	Zone	จำนวนที่อัลกอริทึมเลือก	จำนวนภาพที่ผู้ร่วมทดลองเลือก
1	POP Pickett	0.0433	0.002	6.81	6	54 Images	54 Images
2	Heine Gouf Ignited	0.0602	0.0036	7.51	5	54 Images	54 Images
3	Blaze Zaku Phantom	0.0702	0.0033	7.91	4	54 Images	54 Images
4	Demi Trainer	0.0776	0.004	7.83	3	108 Images	108 Images
5	Gyan	0.084	0.0041	7.62	3	108 Images	108 Images
6	Lfrith Anavata	0.0864	0.0051	7.7	3	54 Images	54 Images
7	Geara Zulu	0.087	0.0041	7.41	3	108 Images	108 Images
8	EG Strike Gundam	0.0916	0.0051	7.44	2	108 Images	108 Images
9	Lfrith Jiu	0.0951	0.0051	7.92	1	108 Images	108 Images
10	OO Command Qan[T]	0.1009	0.0048	7.33	1	108 Images	108 Images
11	Lfrith	0.1015	0.0056	7.87	1	108 Images	108 Images
12	GquuuuuuX	0.1067	0.0063	7.79	1	54 Images	54 Images
13	RX78F00	0.1118	0.0057	7.93	1	54 Images	54 Images

4.1 การวิเคราะห์เชิงคุณภาพจากภาพผลลัพธ์จากกลุ่มทดสอบ

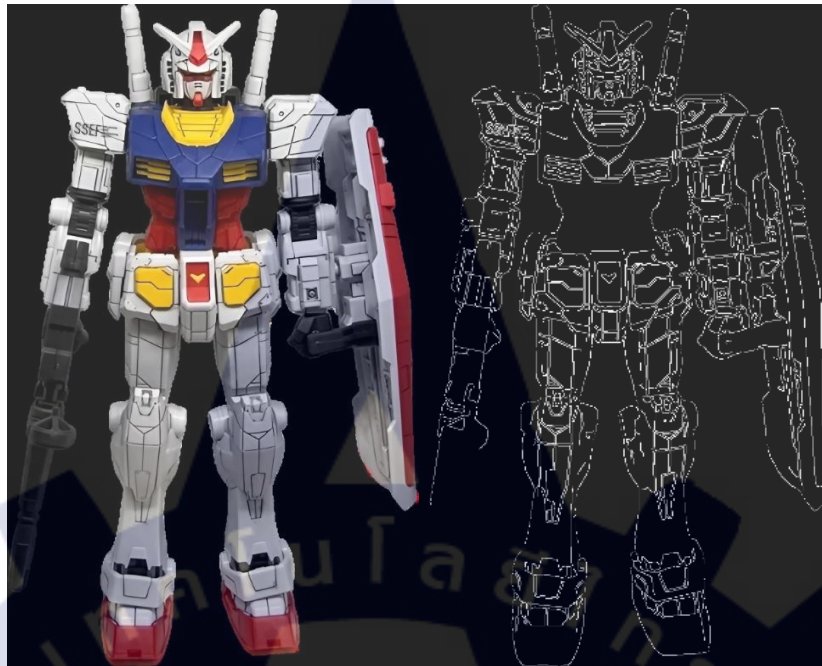
เพื่อให้เข้าใจถึงลักษณะทางกายภาพที่ส่งผลต่อค่าตัวเลขทางสถิติ (E, R, H) ที่ได้จากการคำนวณ ผู้วิจัยได้ทำการเลือกโมเดลตัวแทนจากกลุ่มการทดลองที่มีลักษณะแตกต่างกันอย่างชัดเจน มาแสดงผลจากการประมวลผลภาพในแต่ละขั้นตอน และวิเคราะห์ผลเพิ่มเติมดังนี้

4.1.1 การวิเคราะห์ความซับซ้อนของรูปทรงผ่านการตรวจจับขอบ (Canny Edge Analysis)

จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์การตรวจจับขอบด้วยอัลกอริทึม Canny Edge Detection ระหว่างโมเดลที่มีความซับซ้อนต่ำ (Zone 6) และโมเดลที่มีความซับซ้อนสูง (Zone 1) จากผลการวิเคราะห์โมเดล POP Pickett จะสังเกตเห็นเส้นสีขาวปรากฏเฉพาะบริเวณขอบรอบนอกของวัตถุ และรอยต่อหลักๆ เพียงเล็กน้อย พื้นที่ภายในส่วนใหญ่เป็นสีดำสนิท แสดงถึงพื้นผิวที่เรียบเนียนและมีความต่อเนื่องสูง ซึ่งสอดคล้องกับค่า E ที่ต่ำอยู่ที่ 0.0433 ส่วนโมเดล RX78F00 เส้นสีขาวปรากฏหนาแน่นทั่วทั้งตัววัตถุ ไม่เพียงแค่ขอบรอบนอก แต่รวมถึงรายละเอียดภายในเช่น ร่องลายเส้น ชิ้นส่วนเกราะที่ซ้อนทับกัน และอาวุธส่งผลให้ค่า E สูงอยู่ 0.1118 ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ว่าวัตถุนี้มีความเสี่ยงต่อการเกิดการบดบังกันเองสูงกว่าซึ่งผลลัพธ์สอดคล้องกับผลการวิเคราะห์จากกลุ่มทดลอง



รูปที่ 4.14 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล POP Pickett ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Canny Edge



รูปที่ 4.15 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล RX78F00 ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Canny Edge

4.1.2 การวิเคราะห์รายละเอียดพื้นผิวผ่านจุดคุณลักษณะ (SIFT Feature Analysis)

อัลกอริทึม SIFT ใช้ในการระบุตำแหน่งจุดที่โดดเด่นบนภาพเพื่อใช้ในการจับคู่การกระจายตัวของจุด Keypoints บนโมเดลที่มีลักษณะพื้นผิวต่างกัน จากผลการวิเคราะห์โมเดลที่มีพื้นผิวเรียบในกรณีของ EG Strike Gundam แม้จะมีรูปทรงที่ดูไม่ซับซ้อน แต่พื้นผิวส่วนใหญ่เป็นสีแดงเรียบทำให้จุด Keypoints กระจายตัวอยู่อย่างเบาบาง หรือกระจุกตัวอยู่เฉพาะบริเวณที่มีเส้นตัดขอบเท่านั้น ค่า Ratio (R) จึงต่ำอยู่ที่ 0.0051 ซึ่งเป็นสาเหตุให้ระบบแนะนำจำนวน 108 ภาพ เพื่อชดเชยจุดอ้างอิงที่ขาดหายไปดังรูปที่ 4.16 ส่วนโมเดลที่มีรายละเอียดสูงเช่น God Gundam จุด Keypoints ปรากฏหนาแน่นทั่วทั้งภาพ ทั้งบนลำตัว ปีก และอาวุธ เนื่องจากการตัดกันของสีและลวดลายที่ชัดเจนด้วยค่า R ที่สูง 0.0065 บ่งบอกว่าซอฟต์แวร์ Photogrammetry จะสามารถหาจุดคู่ได้ง่าย จึงสามารถลดจำนวนภาพลงเหลือ 54 ภาพได้โดยไม่เสียคุณภาพดังรูปที่ 4.17 ซึ่งผลลัพธ์สอดคล้องกับผลการวิเคราะห์จากกลุ่มทดลอง



รูปที่ 4.16 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล EG Strike Gundam ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก SIFT



รูปที่ 4.17 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล God Gundam ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก SIFT

4.1.3 การวิเคราะห์ความซับซ้อนของข้อมูลสีผ่านเอนโทรปี (Entropy Analysis)

ค่า Shannon Entropy (H) คำนวณจากการกระจายตัวของกราฟพิกเซลเอนโทรปี ภาพที่แสดงความแตกต่างของเอนโทรปีระหว่างโมเดลที่มีสีเส้นจำกัดกับโมเดลที่มีสีหลากหลาย ตัวอย่างเช่น โมเดล Gouf Ignited ดังรูปที่ 4.18 มีสีเส้นในตัวเพียงสีส้ม และบางจุดมีสีที่กลมกลืนกันทั้งตัว จาก Heatmap จะสังเกตได้ว่ามีสีฟ้าจำนวนมากแสดงให้เห็นถึงค่าความแตกต่างของสีน้อย ส่วนโมเดล GquuuuuX ดังรูปที่ 4.19 นั้นมีความแตกต่างของสีที่เห็นได้ชัด ดังนั้น Heatmap ที่ได้นั้นจะมีส่วนที่เป็นสีส้ม หรือสีแดงค่อนข้างเยอะซึ่งผลลัพธ์สอดคล้องกับผลการวิเคราะห์จากกลุ่มทดลอง



รูปที่ 4.18 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล Gouf Ignited ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Entropy



รูปที่ 4.19 ภาพซ้ายเป็นถ่ายจากโมเดล GquuuuuuX ภาพขวาคือภาพที่ได้จาก Entropy

4.1.4 ผลการจำแนกความซับซ้อนผ่านการใช้ Zone ซึ่งเลือกโดยโปรแกรม

1) Zone 1: กลุ่มความซับซ้อนระดับสูง เป็นกลุ่มโมเดลที่มีรายละเอียดรูปทรงซับซ้อนที่สุด โดยมีเหลี่ยมมุมและรอยต่อจำนวนมาก ค่า E สูงกว่า 0.095 เช่นโมเดล RX78F00 มีค่า $E = 0.1118$ (สูงมาก), $R = 0.0057$, $H = 7.93$ แม้รูปทรงจะยาก แต่เนื่องจากพื้นผิวมีรายละเอียดดี ระบบจึงแนะนำ 54 ภาพ และสามารถสร้างโมเดลได้สำเร็จ

2) Zone 2: กลุ่มความซับซ้อนแฝง เป็นกลุ่มที่มีความซับซ้อนทางเรขาคณิตปานกลางถึงสูง ($0.075 < E \leq 0.095$) แต่มีจุดอ่อนคือพื้นผิวเรียบหรือรายละเอียดน้อย หรือค่า R ต่ำ ทำให้มีความเสี่ยงสูงที่การจับคู่ภาพจะล้มเหลวหากใช้ภาพจำนวนน้อยเกินไป เช่นโมเดล EG Strike Gundam มีค่า $E = 0.0916$ (ปานกลาง), $R = 0.0051$ (ค่อนข้างต่ำ), $H = 7.44$ โปรแกรมตรวจพบความเสี่ยงจากค่า R ที่ต่ำ จึงตัดสินใจแนะนำ 108 ภาพ

3) Zone 3: เป็นกลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง มีค่าความซับซ้อนทางเรขาคณิตใกล้เคียงกับ Zone 2 ($0.075 < E \leq 0.095$) แต่มีข้อได้เปรียบคือพื้นผิวมีลวดลายชัดเจน (R สูง) เช่นโมเดล Demi Trainer สามารถใช้ 54 ภาพ ได้ เนื่องจากมีจุด Feature เพียงพอ

4) Zone 4 กลุ่มมาตรฐาน: เป็นกลุ่มที่มีรูปทรงเริ่มมีความเรียบง่ายขึ้น ค่า E อยู่ระหว่าง $0.055 < E \leq 0.075$ พื้นผิวอาจมีรายละเอียดบ้างแต่ไม่หนาแน่นเช่นโมเดล Kampf Amazing แนะนำให้ใช้ 54 ภาพ ได้

5) Zone 5 กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตเรียบง่าย: เป็นกลุ่มรูปทรงเรียบง่าย มีส่วนโค้งมน เยอะ รอยต่อน้อย ค่า E ต่ำกว่า 0.065 แต่ค่า $R > 0.026$ และค่า $H > 7.10$ เช่นโมเดล Heine Gouf Ignited สามารถใช้ 54 ภาพได้

6) Zone 6 กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตขั้นพื้นฐาน: เป็นกลุ่มโมเดลที่มีรูปทรงพื้นฐานที่สุด แทบไม่มีรายละเอียดซับซ้อน ค่า E ต่ำมากและมักมีขนาดเล็กเช่นโมเดล POP Pickett สามารถใช้ 54 ภาพได้

โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นได้ปฏิบัติตามขั้นตอนที่ออกแบบไว้ในบทที่ 3 โดยเริ่มจากการเตรียมภาพ ด้วยการแปลงเป็น Grayscale และลด Noise ด้วย Gaussian Blur จากนั้นทำการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) ทั้ง 3 ด้าน (Edge, SIFT, Entropy) ด้วยไลบรารี OpenCV และนำค่าที่ได้เข้าสู่กระบวนการตัดสินใจ เพื่อจำแนกความซับซ้อนและแนะนำจำนวนภาพ ซึ่งผลลัพธ์จากการรันโปรแกรมสามารถยืนยันความถูกต้องตามระเบียบวิธีวิจัยที่นำเสนอได้เมื่อเทียบกับผลลัพธ์ด้วยสายตามนุษย์

4.2 ความสอดคล้องกับการตัดสินใจของมนุษย์

เมื่อเทียบกับกลุ่มนักศึกษา แสดงให้เห็นว่าตัวแปรที่ผู้วิจัยเลือกใช้ขอบ พื้นผิว และ แสงสี เป็นตัวแทนเชิงปริมาณที่สะท้อนกระบวนการรับรู้ทางสายตาของมนุษย์ได้อย่างดีเยี่ยม อัลกอริทึมไม่ได้เพียงแค่คัดลอก แต่มีตรรกะในการวิเคราะห์และสามารถใช้ในการประเมินงานได้จริง

อย่างไรก็ตาม มีข้อสังเกตที่สำคัญประการหนึ่งจากการวิเคราะห์ผลลัพธ์ คือความสัมพันธ์ระหว่างความซับซ้อนทางสายตากับความต้องการข้อมูลภาพ ซึ่งผลการทดลองชี้ให้เห็นว่า โมเดลที่มีรายละเอียดสูงมากในสายตามนุษย์ ไม่จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลภาพที่เยอะเสมอไป โดยมีรายละเอียดการวิเคราะห์ดังนี้

ผลการทดลองนี้ยืนยันว่า การใช้สายตามนุษย์ประเมินความต้องการจำนวนภาพอาจนำไปสู่ความคลาดเคลื่อน 2 ลักษณะคือ การทำงานเกินความจำเป็นคือการถ่ายภาพ 108 ภาพกับโมเดลที่ใช้แค่ 54 ภาพก็ได้เช่น RX78F00 ทำให้เสียเวลาและทรัพยากรประมวผล ส่วนการทำงานน้อยกว่าที่ควรคือถ่ายภาพ 54 ภาพกับโมเดลที่ดูเรียบง่ายแต่เป็นกับดัก ทำให้โมเดลเสียหาย โดยอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นจึงทำหน้าที่เป็นเครื่องมือตัดสินใจที่มีประสิทธิภาพ ที่ช่วยหาจุดสมดุลที่แท้จริงระหว่างคุณภาพของโมเดล 3 มิติ และทรัพยากรที่ใช้ ได้เทียบเท่ากับการคาดคะเนด้วยสัญชาตญาณมนุษย์

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การวิจัยเรื่อง "การพัฒนาระบบจำแนกความซับซ้อนของโมเดลอัตโนมัติเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพกระบวนการทำ Photogrammetry" มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมในการคัดเลือกจำนวนภาพถ่ายที่เหมาะสม (54 หรือ 108 ภาพ) โดยอาศัยหลักการวิเคราะห์คุณลักษณะภาพทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ เพื่อลดระยะเวลาและทรัพยากรในการสร้างโมเดลสามมิติโดยไม่สูญเสียคุณภาพ ผู้วิจัยขอสรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และเสนอแนะแนวทางดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

จากการพัฒนาระบบการจำแนกโมเดลโดยใช้อัลกอริทึมแบบกฎ ซึ่งวิเคราะห์คุณลักษณะ 3 ประการ ได้แก่ ความซับซ้อนทางเรขาคณิต ความหนาแน่นของรายละเอียดพื้นผิว และความซับซ้อนของแสงและสี สามารถสรุปสาระสำคัญได้ดังนี้

ในส่วนของคุณภาพของอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกความซับซ้อนของโมเดลจำนวน 27 ตัวอย่าง ได้อย่างถูกต้องแม่นยำ เมื่อเปรียบเทียบกับเกณฑ์การตัดสินใจของมนุษย์ที่เป็นกลุ่มตัวอย่างนักศึกษาและมีความรู้ทางด้านแอนิเมชันและกราฟิกดีไซน์

จากผลการทดลอง ระบบสามารถคัดกรองให้โมเดลจำนวน 14 โมเดล ใช้ภาพเพียง 54 ภาพได้สำเร็จ โดยที่คุณภาพโมเดลยังคงสมบูรณ์ ซึ่งช่วยลดเวลาในการถ่ายทำและการประมวลผลลงได้ถึง 50% เมื่อเทียบกับการใช้ค่ามาตรฐาน 108 ภาพกับทุกโมเดล

โครงสร้างการตัดสินใจนั้นการแบ่งเกณฑ์ความซับซ้อนออกเป็น 5 โซน (High, Trap, Medium, Standard, Simple, Minimal) เป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพสูง โดยเฉพาะการกำหนดโซนกับดัก หรือ Trap Zone และการใช้เกณฑ์ขั้นต่ำด้านพื้นผิว ซึ่งช่วยป้องกันความผิดพลาดในโมเดลที่มีรูปทรงลวงตาหรือผิวเรียบเกินไป

5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ข้อเสนอแนะสำหรับการนำไปใช้ประโยชน์

1) สามารถประยุกต์ใช้ในซอฟต์แวร์ Photogrammetry ด้วยอัลกอริทึมที่พัฒนาเป็น Pre-scan Module ในซอฟต์แวร์สแกน 3 มิติ เพื่อวิเคราะห์ภาพถ่ายแค่ด้านหน้าของวัตถุก็สามารถแนะนำผู้ใช้งานได้ทันทีว่าควรถ่ายกี่ภาพ ซึ่งจะช่วยประหยัดเวลาให้กับผู้ใช้งานทั่วไปได้มาก

2) การประยุกต์ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์และแอปพลิเคชัน โดยมีอัลกอริทึมที่

พัฒนาขึ้นสามารถนำไปบูรณาการเข้ากับแอปพลิเคชันบนสมาร์ทโฟนหรือ Software สแกนสามมิติ เพื่อสร้างพีเจอาร์ผู้ช่วยอัจฉริยะในการคำนวณหาจำนวนภาพที่เหมาะสมสำหรับโมเดลนั้นๆ

3) การบริหารจัดการคลังข้อมูลดิจิทัลพิพิธภัณฑ์และอีคอมเมิร์ซ สำหรับหน่วยงาน หรือผู้ใช้งานที่ต้องการแปลงวัตถุจำนวนมากให้เป็นไฟล์ดิจิทัลเช่น พิพิธภัณฑ์ที่ต้องการทำฐานข้อมูล วัตถุจัดแสดง หรือร้านค้าออนไลน์ที่ต้องการแสดงสินค้าแบบ 360 องศา เป็นต้น

5.2.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

1) งานวิจัยฉบับนี้มุ่งเน้นการศึกษาเฉพาะโมเดลพลาสติกจำลองที่มีขนาดเล็ก ซึ่งมีลักษณะพื้นผิวและคุณสมบัติการสะท้อนแสงที่ค่อนข้างเฉพาะตัว ในการศึกษาต่อไปควรมีการทดสอบกับวัตถุที่มีความหลากหลายมากขึ้น เช่น วัตถุที่มีพื้นผิวโลหะมีความมันวาวสูง วัตถุโปร่งแสง หรือวัตถุทางธรรมชาติที่มีลวดลายไม่สม่ำเสมอ เพื่อตรวจสอบเสถียรภาพและความแม่นยำของเกณฑ์การตัดสินใจในสถานะที่ทำหายมากยิ่งขึ้น

2) การใช้เทคนิค Deep Learning ซึ่งปัจจุบันระบบใช้วิธีการประมวลผลภาพแบบดั้งเดิม โดยอาศัยการกำหนดค่า Thresholding จากการทดลอง ในอนาคตสามารถนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก หรือ Deep Learning เช่น Convolutional Neural Networks (CNNs) มาใช้ในการฝึกสอนโมเดลให้สามารถเรียนรู้และจำแนกคุณลักษณะความซับซ้อนของวัตถุได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งจะช่วยลดข้อจำกัดในการปรับจูนค่าพารามิเตอร์ (E, R, H) ด้วยมือ และเพิ่มความยืดหยุ่นในการรองรับวัตถุประเภทใหม่ๆ

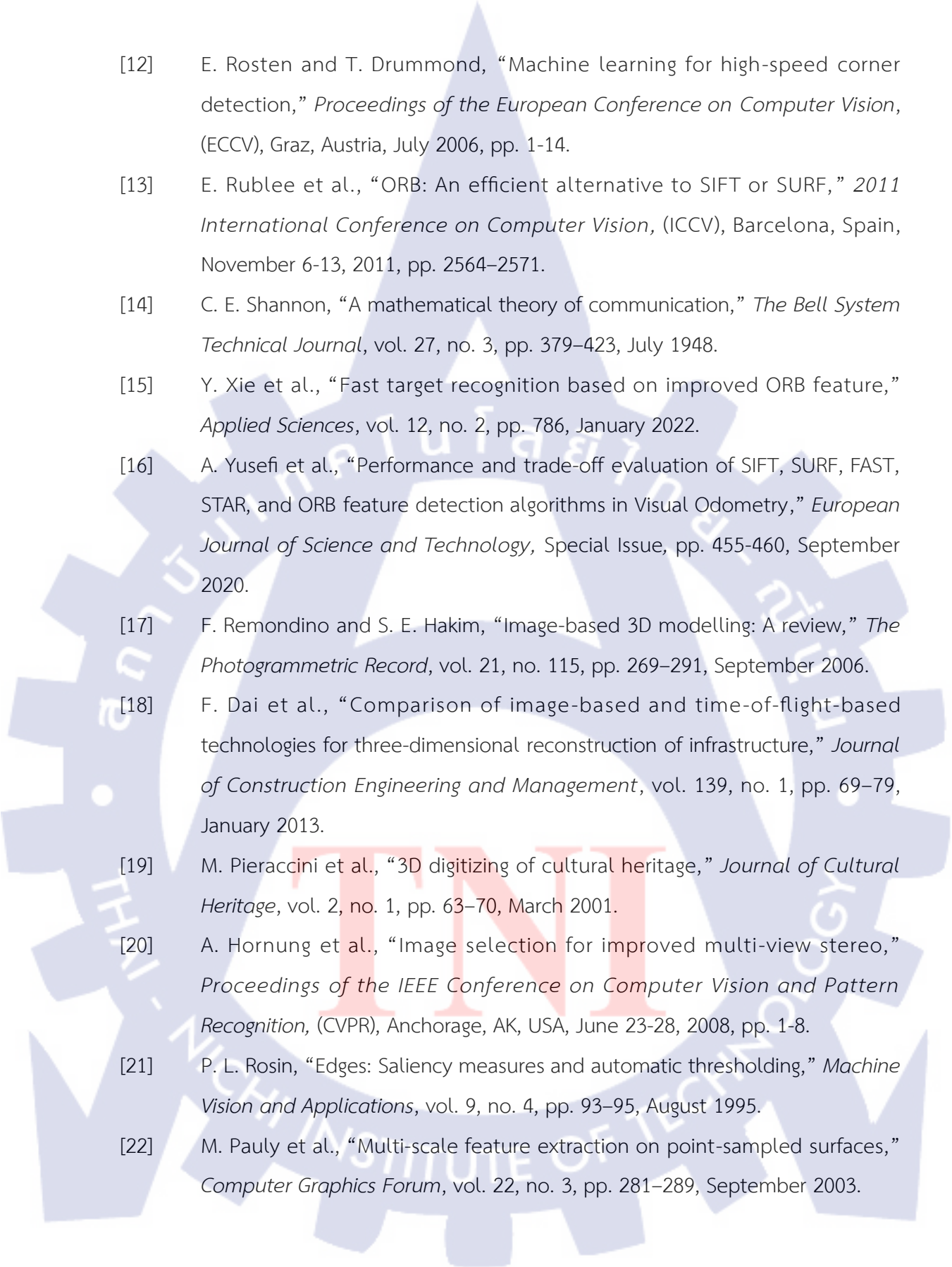
3) อัลกอริทึมในปัจจุบันทำงานได้ดีภายใต้การควบคุมแสงและฉากหลังที่ผู้วิจัยกำหนดไว้ (ฉากดำ/แสงไฟสตูดิโอ) แต่อาจให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างหากนำไปใช้ในสภาพแวดล้อมทั่วไปสามารถศึกษาเพิ่มเติมว่าแสงสว่างที่ไม่เพียงพอ หรือ ฉากหลังที่มีลวดลายรบกวน ส่งผลต่อค่าที่อ่านได้ (E, R, H) มากน้อยเพียงใด เพื่อหาแนวทางปรับปรุงโปรแกรมให้ฉลาดขึ้น สามารถชดเชยค่าความผิดพลาดและใช้งานได้จริงในทุกสภาพแสง (เช่น การถ่ายด้วยแสงไฟบ้าน หรือถ่ายนอกสถานที่)

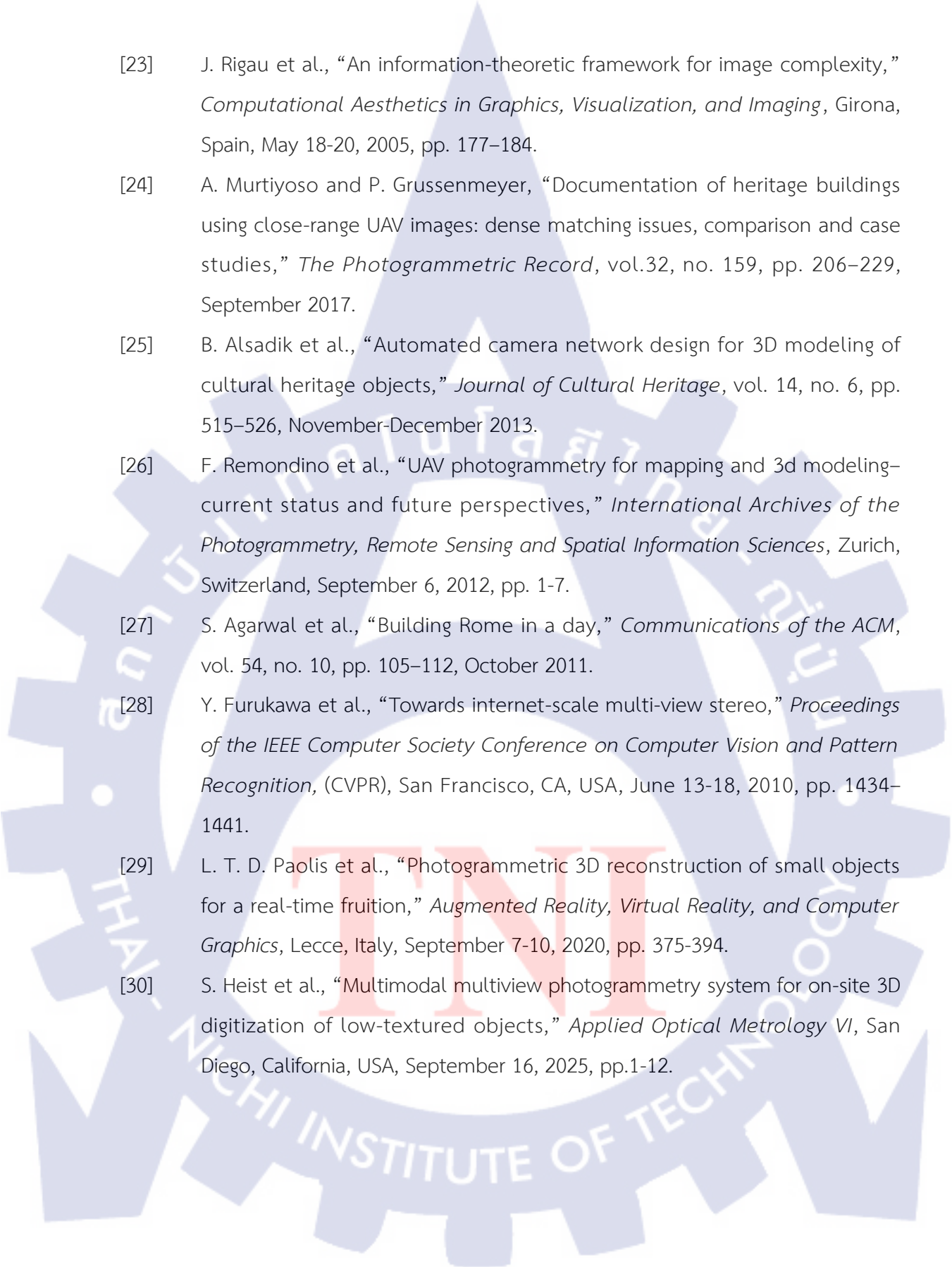
บรรณานุกรม

TNI

บรรณานุกรม

- [1] T. Varady et al., "Reverse engineering of geometric models—an introduction," *Computer-Aided Design*, vol. 29, no. 4, pp. 255-268, April 1997.
- [2] F. Blais, "Review of 20 years of range sensor development," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, no. 1, pp. 231-243, January 2004.
- [3] J. Geng, "Structured-light 3D surface imaging: A tutorial," *Advances in Optics and Photonics*, vol. 3, no. 2, pp. 128-160, March 2011.
- [4] A. Weckenmann et al., "Probing systems in dimensional metrology," *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 53, no. 2, pp. 657-684, January 2004.
- [5] R. Duda and P. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, New Jersey, USA: John Wiley and Sons, 1973.
- [6] D.B. Fernandez et al., "The influence of image processing and layer-to-background contrast on the reliability of flatbed scanner-based characterisation of additively manufactured layer contours," *Applied Science*, vol. 11, no. 1, pp. 178, December 2020.
- [7] L. G. Roberts, *Machine Perception of Three-Dimensional Solids*, Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1965.
- [8] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc Biol Sci*, vol. 207, no. 1167, pp. 187–217, February 1980.
- [9] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698, November 1986.
- [10] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, November 2004.
- [11] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed., New York, NY, USA: Pearson, 2018.

- 
- [12] E. Rosten and T. Drummond, "Machine learning for high-speed corner detection," *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, (ECCV), Graz, Austria, July 2006, pp. 1-14.
- [13] E. Rublee et al., "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF," *2011 International Conference on Computer Vision*, (ICCV), Barcelona, Spain, November 6-13, 2011, pp. 2564-2571.
- [14] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 3, pp. 379-423, July 1948.
- [15] Y. Xie et al., "Fast target recognition based on improved ORB feature," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 2, pp. 786, January 2022.
- [16] A. Yusefi et al., "Performance and trade-off evaluation of SIFT, SURF, FAST, STAR, and ORB feature detection algorithms in Visual Odometry," *European Journal of Science and Technology*, Special Issue, pp. 455-460, September 2020.
- [17] F. Remondino and S. E. Hakim, "Image-based 3D modelling: A review," *The Photogrammetric Record*, vol. 21, no. 115, pp. 269-291, September 2006.
- [18] F. Dai et al., "Comparison of image-based and time-of-flight-based technologies for three-dimensional reconstruction of infrastructure," *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 139, no. 1, pp. 69-79, January 2013.
- [19] M. Pieraccini et al., "3D digitizing of cultural heritage," *Journal of Cultural Heritage*, vol. 2, no. 1, pp. 63-70, March 2001.
- [20] A. Hornung et al., "Image selection for improved multi-view stereo," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, (CVPR), Anchorage, AK, USA, June 23-28, 2008, pp. 1-8.
- [21] P. L. Rosin, "Edges: Saliency measures and automatic thresholding," *Machine Vision and Applications*, vol. 9, no. 4, pp. 93-95, August 1995.
- [22] M. Pauly et al., "Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces," *Computer Graphics Forum*, vol. 22, no. 3, pp. 281-289, September 2003.

- 
- [23] J. Rigau et al., “An information-theoretic framework for image complexity,” *Computational Aesthetics in Graphics, Visualization, and Imaging*, Girona, Spain, May 18-20, 2005, pp. 177–184.
- [24] A. Murtiyoso and P. Grussenmeyer, “Documentation of heritage buildings using close-range UAV images: dense matching issues, comparison and case studies,” *The Photogrammetric Record*, vol.32, no. 159, pp. 206–229, September 2017.
- [25] B. Alsadik et al., “Automated camera network design for 3D modeling of cultural heritage objects,” *Journal of Cultural Heritage*, vol. 14, no. 6, pp. 515–526, November-December 2013.
- [26] F. Remondino et al., “UAV photogrammetry for mapping and 3d modeling—current status and future perspectives,” *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Zurich, Switzerland, September 6, 2012, pp. 1-7.
- [27] S. Agarwal et al., “Building Rome in a day,” *Communications of the ACM*, vol. 54, no. 10, pp. 105–112, October 2011.
- [28] Y. Furukawa et al., “Towards internet-scale multi-view stereo,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, (CVPR), San Francisco, CA, USA, June 13-18, 2010, pp. 1434–1441.
- [29] L. T. D. Paolis et al., “Photogrammetric 3D reconstruction of small objects for a real-time fruition,” *Augmented Reality, Virtual Reality, and Computer Graphics*, Lecce, Italy, September 7-10, 2020, pp. 375-394.
- [30] S. Heist et al., “Multimodal multiview photogrammetry system for on-site 3D digitization of low-textured objects,” *Applied Optical Metrology VI*, San Diego, California, USA, September 16, 2025, pp.1-12.