การปรับปรุงประสิทธิภาพการสร้างภาพสามมิติ ด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะของภาพ

Optimization of 3D Reconstruction Efficiency by Applying Image Feature

พจน์ แสงรุ่งศรี
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น
กรุงเทพมหานคร
*Corresponding author sa.poth_st@tni.ac.th

ฐิติพร เลิศรัตน์เดชากุล
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น
กรุงเทพมหานคร
thitiporn@tni.ac.th

บทคัดย่อ **— งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมด้วยการประยุกต์ใช้คุณลักษณะของภาพสำหรับกระบวนการสร้างภาพสามมิติด้วยวิธี Photogrammetry โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อลดการใช้ทรัพยากรที่เกินความจำเป็นและป้องกันความผิดพลาดจากการถ่ายภาพไม่เพียงพอ ผู้วิจัยได้พัฒนาอัลกอริทึมที่วิเคราะห์ความซับซ้อนของวัตถุผ่านคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ 3 ด้าน ได้แก่ 1) ความซับซ้อนของรูปทรงเรขาคณิต (Geometric Complexity) โดยใช้ Canny Edge Detection เพื่อตรวจจับความหนาแน่นของเส้นขอบซึ่งสะท้อนถึงรายละเอียดโครงสร้างและความไม่ต่อเนื่องของพื้นผิว 2) รายละเอียดพื้นผิว (Texture Detail) ด้วย Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) และ 3) ความซับซ้อนของข้อมูลสี (Color Complexity) โดยนำข้อมูลฮิสโตแกรมของสีในภาพมาคำนวณค่า Shannon Entropy เพื่อวัดความหลากหลายและการกระจายตัวของระดับสี ทดลองกับชุดข้อมูลโมเดลพลาสติกจำลองจำนวน 14 ชิ้น เพื่อจำแนกวัตถุออกเป็น 6 ระดับความซับซ้อน และสามารถแนะนำจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการสร้างแบบจำลอง โดยจากผลการทดสอบกับชุดข้อมูลโมเดลพลาสติกจำลองจำนวน 13 ชิ้นพบว่า ให้ความถูกต้องแม่นยำ ช่วยให้การบริหารจัดการทรัพยากรในกระบวนการสร้างภาพสามมิติมีประสิทธิภาพสูงขึ้น**

คำสำคัญ **—** ***โฟโตแกรมเมทรี, การจำแนกความซับซ้อนของวัตถุ, การตรวจจับขอบภาพแบบแคนนี, ซิฟต์, แชนนอนเอนโทรปี***

ABSTRACT **— 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***

I. บทนำ

ในปัจจุบัน เทคโนโลยีโฟโตแกรมเมทรี (Photogrammetry) [1] หรือการสร้างแบบจำลองสามมิติจากภาพถ่าย ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในหลายอุตสาหกรรม ทั้งงานอนุรักษ์มรดกทางวัฒนธรรม อีคอมเมิร์ซ และอุตสาหกรรมเกม กระบวนการนี้อาศัยหลักการทำงานของอัลกอริทึม Structure from Motion (SfM) [2] ในการคำนวณตำแหน่งและทิศทางของกล้องจากจุดคู่สมนัยในภาพถ่าย และใช้อัลกอริทึม Multi-View Stereo (MVS) [3] ในการสร้างกลุ่มจุดความหนาแน่นสูง (Dense Point Cloud) เพื่อขึ้นรูปเป็นโครงสร้างสามมิติที่มีความละเอียด

ปัญหาที่พบบ่อยในการปฏิบัติงานจริง สำหรับวัตถุที่มีความซับซ้อนทางกายภาพต่างกัน การใช้วิธีการถ่ายภาพแบบเหมารวม เช่น การถ่ายภาพจำนวนมากไว้ก่อน ส่งผลให้สิ้นเปลืองทรัพยากรในการจัดเก็บและการประมวลผล ในทางกลับกัน การถ่ายภาพจำนวนน้อยเกินไปสำหรับวัตถุที่มีความซับซ้อนสูง จะส่งผลให้แบบจำลองเกิดความเสียหาย มีรูโหว่ หรือรูปทรงบิดเบี้ยว

งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการแก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการนำเทคนิคการประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital Image Processing) มาใช้ในการวิเคราะห์คุณลักษณะของวัตถุเชิงปริมาณ เพื่อสร้างเกณฑ์การตัดสินใจอัตโนมัติในการแนะนำจำนวนภาพที่เหมาะสม โดยใช้โมเดลพลาสติกโมเดลเป็นกรณีศึกษา

II. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1) เพื่อพัฒนาอัลกอริทึมในการวิเคราะห์และจำแนกความซับซ้อนของวัตถุโดยอัตโนมัติ โดยอาศัยคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์เชิงปริมาณ ได้แก่ ความหนาแน่นของขอบภาพ (Edge Density),

รายละเอียดพื้นผิว (Texture Details), และความซับซ้อนของสี (Color Complexity)

2) เพื่อกำหนดจำนวนภาพที่เหมาะสมสำหรับวัตถุแต่ละระดับความซับซ้อน เพื่อลดความซ้ำซ้อนของการถ่ายภาพและทรัพยากรการประมวลผล โดยยังคงรักษาคุณภาพของโมเดลสามมิติไว้

III. วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้โมเดลพลาสติกจำลอง (Plastic Scale Model) ประเภทกันพลาจำนวน 27 ชิ้น เป็นตัวแทนของวัตถุที่มีความหลากหลายทางกายภาพ ทั้งด้านรูปทรง พื้นผิว และสี โดยแบ่งกลุ่มตัวอย่าง (Sampling Size) ออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ กลุ่มตัวอย่างวัตถุ ซึ่งเป็นชุดข้อมูลสำหรับทดลองจำนวน 14 โมเดล สำหรับการวิเคราะห์เพื่อสร้างอัลกอริทึมในการจำแนกความซับซ้อนของวัตถุและกำหนดจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการใช้สร้างโมเดลสามมิติ และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 13 โมเดล เพื่อประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึม และกลุ่มตัวอย่างบุคคลโดยเป็นผู้เข้าร่วมทดลองประเมินคุณภาพโมเดลสามมิติด้วยสายตาจำนวน 21 คน โดยมีขั้นตอนการดำเนินงานละเอียดดังนี้

- การเตรียมข้อมูลภาพและสกัดคุณลักษณะ
- การสร้างโมเดลสามมิติโดยแยกออกเป็นสองโมเดล คือใช้จำนวนภาพ 54 ภาพ และใช้จำนวนภาพ 108 ภาพ (จากการทดลองเบื้องต้นสำหรับขนาดโมเดลที่กำหนดด้วยอัตราการหมุน 27 วินาทีต่อรอบ พบว่าการถ่ายภาพแบบสม่ำเสมอ กล่าวคือ ทุก 0.5 และ 1 วินาที แบบมุมตรงและมุมเอียง 15 องศา ให้ผลคุณภาพโมเดลสามมิติที่ดีที่สุด)
- การประเมินคุณภาพโมเดลสามมิติโดยผู้ร่วมทดลองเพื่อเลือกโมเดลที่ดีที่สุด จากภาพของโมเดลทั้ง 4 ด้าน (ด้านหน้า ด้านหลัง ด้านซ้าย และด้านขวา)
- การนำคุณลักษณะของภาพถ่ายโมเดลด้านหน้ามาสร้างอัลกอริทึมเพื่อคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสม สอดคล้องกับผลประเมินของผู้ร่วมทดลอง
- ทำการทดสอบอัลกอริทึมกับโมเดลชุดทดสอบจำนวน 13 โมเดล และประเมินผลความสอดคล้องกับผลประเมินของผู้ร่วมทดลอง โดยในแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดดังนี้

III.I การถ่ายภาพโมเดลสามมิติการเตรียมข้อมูลภาพ

โมเดลพลาสติกจำลอง ขนาดความสูงระหว่าง 9.5-15 ซม. ถูกจัดเตรียมภายใต้สภาวะแสงและมุมกล้องที่กำหนด บนฐานหมุนไฟฟ้าสำหรับการถ่ายภาพ ดังรูปที่ I. อุปกรณ์การถ่ายภาพที่ใช้คือ iPhone 16 Pro กล้องเลนส์ Wide ความละเอียด 48 MP

รูปที่ I. การถ่ายภาพโมเดลสามมิติ

โดยทำการถ่ายภาพมุมตรงและมุมเอียง 15 องศา ทุก 0.5 และ 1 วินาที ในขณะที่โมเดลหมุนบนฐานด้วยอัตราเร็ว 27 วินาทีต่อรอบ รูปที่ II. แสดงตัวอย่างภาพถ่ายมุมตรง (บน) และมุมเอียง 15 องศา (ล่าง)

รูปที่ II. ตัวอย่างภาพถ่ายมุมตรงและมุมเอียง 15 องศา

III.II การถ่ายภาพโมเดลสามมิติการเตรียมข้อมูลภาพ

III.II.I ความซับซ้อนของรูปทรงด้วย Canny Edge Detection

ภาพถ่ายมุมตรงของวัตถุแต่ละชิ้นจะถูกนำมาผ่านกระบวนการเตรียมภาพเพื่อลดสัญญาณรบกวน ด้วยการแปลงภาพสี RGB เป็นภาพระดับสีเทา (Grayscale) เพื่อลดมิติของข้อมูลสำหรับการประมวลผล และใช้ตัวกรอง Gaussian Blur ขนาด 5x5 เพื่อลบรอยรบกวนที่อาจส่งผลต่อการตรวจจับขอบ จากนั้นใช้อัลกอริทึม Canny Edge Detection [4] เพื่อตรวจจับขอบของวัตถุ ซึ่งขอบภาพเป็นตัวบ่งชี้สำคัญของโครงสร้างเรขาคณิต รอยต่อ และความไม่ต่อเนื่องของพื้นผิว ค่าความซับซ้อนของขอบภาพ (E) คำนวณจากร้อยละของพิกเซลที่เป็นขอบต่อพิกเซลทั้งหมดของวัตถุ ดังสมการที่ (1) โดยกำหนดค่า Threshold ของ Canny ที่ 50 และ 150

$$E = \left(\frac{Edge\ Pixels}{Object\ Pixels}\right) \quad (1)$$

III.II.II รายละเอียดพื้นผิวด้วยการใช้วิธีการ SIFT

ใช้อัลกอริทึม SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) [5] เพื่อตรวจจับจุดคุณลักษณะ (Keypoints) ที่มีความโดดเด่นและทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงมุมมอง ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญต่อความสำเร็จของกระบวนการ Feature Matching ค่าความหนาแน่นของคุณลักษณะ (R) คำนวณจาก จำนวนจุดคุณลักษณะ (Keypoints) หารด้วยจำนวนพิกเซลทั้งหมดของวัตถุดังสมการที่ (2)

$$R = \left(\frac{Count_{keypoints}}{Object\ Pixels}\right) \quad (2)$$

III.II.III ความซับซ้อนของข้อมูลสีด้วย Shannon Entropy

ใช้ค่า Shannon Entropy (H) [6] จากฮิสโตแกรมของภาพ เพื่อวัดความหลากหลายของการกระจายตัวของระดับสี ซึ่งสะท้อนถึงความชัดเจนของแสงเงาและลวดลายบนวัตถุดังสมการที่ (3)

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i log_2(p_i) \quad (3)$$

H คือ ค่าความหลากหลายของเฉดสีในภาพ

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

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

p_i คือความน่าจะเป็นของการเกิดเฉดสี ซึ่งเป็นการนำจำนวนพิกเซลที่เป็นสี i หารด้วยจำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ

จากการประมวลผลภาพถ่ายโมเดลด้านหน้าเพื่อสกัดคุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ของกลุ่มตัวอย่างโมเดลทดสอบจำนวน 14 โมเดล ได้ผลลัพธ์ดังแสดงในตารางที่ I.

ตารางที่ I. ผลลัพธ์การสกัดค่าคุณลักษณะของโมเดลชุดทดลอง

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	Edge (E)	SIFT (R)	Entropy (H)
1	Nyahoja	0.0315	0.0020	6.81
2	Hambrabi	0.0513	0.0036	7.51
3	Miguel Ginn	0.0568	0.0033	7.91
4	NG RX-78-2	0.0588	0.0040	7.83
5	Dom	0.0608	0.0041	7.62
6	Casval Gundam	0.0736	0.0051	7.7
7	Kampfer Amazing	0.0745	0.0041	7.41
8	GM Sniper K9	0.0793	0.0051	7.44
9	Tall Strike Gundam	0.0826	0.0051	7.92
10	Stellar Shiki	0.088	0.0048	7.33
11	Throne Drei	0.0941	0.0056	7.87
12	God Gundam	0.1034	0.0063	7.79
13	Lfrith Pre-Production	0.1082	0.0057	7.93
14	Banshee Norn	0.1123	0.0020	6.81

III.III การถ่ายภาพโมเดลสามมิติการเตรียมข้อมูลภาพ

ภาพถ่ายมุมตรงและมุมเอียง 15 องศา ทุก 0.5 วินาที รวมเป็น 54 ภาพ และทุก 1 วินาที รวมเป็น 108 ภาพ ของทุกโมเดลถูกนำมาประมวลผลด้วยวิธี Photogrammetry เพื่อสร้างโมเดลสามมิติจำนวน 2 โมเดล จากนั้นทำการดึงภาพด้านหน้า ด้านหลัง ด้านซ้าย และด้านขวาของแต่ละโมเดลมาประเมินผลกับผู้ร่วมทดลอง เพื่อคัดเลือกโมเดลที่มีรายละเอียด ความสมบูรณ์ ความสวยงามโดยรวมดีที่สุด โดยผู้ร่วมทดลองจำนวน 21 คน ที่เป็นผู้มีประสบการณ์การทำ 3D Model จะได้รับชมภาพเปรียบเทียบของโมเดลที่สร้างจากจำนวนภาพ 54 ภาพ และ 108 ภาพ แบ่งเป็นชุด A และ B โดยการสุ่ม ดังรูปที่ III ด้วยการแสดงภาพบนจอ LED ขนาด 60 นิ้ว ภายใต้สภาวะแสงปกติ ซึ่งได้ผลการทดลองดังตารางที่ II. โดยจำนวนภาพที่มีผู้ร่วมทดลองเลือกมากที่สุดจะแสดงในช่องขวา และหากมีจำนวนผู้ร่วมทดลองเลือกเท่ากัน จำนวนภาพที่น้อยกว่าจะถูกเลือกเป็นผลการประเมิน เนื่องจากจำนวนภาพน้อย สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการสร้างโมเดลได้ดีกว่า

รูปที่ III. ตัวอย่างภาพชุดทดสอบสำหรับผู้ร่วมทดลอง

ตารางที่ II. ผลประเมินคุณภาพโมเดลของผู้ร่วมทดลอง

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

III.IV การพัฒนาอัลกอริทึมเพื่อคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสม

ผู้วิจัยได้นำข้อมูลเชิงปริมาณมาวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าตัวแปรทั้งสามด้าน (E, R, H) กับคุณภาพของการสร้างแบบจำลองสามมิติโดยผู้ร่วมทดลอง โดยพบข้อสังเกตสำคัญที่นำไปสู่การกำหนดกรอบแนวคิดในการจำแนกความซับซ้อน ดังนี้

III.IV.I ความซับซ้อนของขอบภาพ หรือค่า E

โดยวัตถุที่มีรูปทรงซับซ้อน มีส่วนยื่นและมุมอับจำนวนมาก จะมีค่าความหนาแน่นของขอบภาพสูงอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่วัตถุรูปทรงเรขาคณิตพื้นฐานเช่นวงกลมเรียบเนียนจะมีค่าดังกล่าวต่ำกว่าอย่างชัดเจน ข้อมูลส่วนนี้จึงมีความเหมาะสมที่จะนำมาใช้เป็นตัวแปรหลักในการคัดกรองระดับความยากง่ายของวัตถุในเบื้องต้น

III.IV.II รายละเอียดพื้นผิว หรือค่า R

เมื่อนำค่านี้มารวมกับค่า E พบว่ามีบางกรณีที่ค่าความซับซ้อนของขอบภาพเพียงอย่างเดียวไม่สามารถสะท้อนความยากในการ

ประมวลผลได้อย่างครบถ้วน โดยเฉพาะในกรณีที่วัตถุมีโครงสร้างซับซ้อนแต่กลับมีพื้นผิวเรียบเนียน ซึ่งมักนำไปสู่ความล้มเหลวในการจับคู่จุดภาพ แต่ในทางกลับกันหากวัตถุมีค่า R สูง หรือมีลวดลายพื้นผิวหนาแน่น จะช่วยส่งเสริมให้การประมวลผลสามารถเชื่อมต่อภาพได้ดีขึ้นแม้โครงสร้างจะมีความซับซ้อนก็ตาม

III.IV.III ความซับซ้อนของข้อมูลสี หรือค่า H

ซึ่งบ่งบอกถึงความหลากหลายของข้อมูลสี พบว่าเป็นปัจจัยเสริมที่ช่วยชดเชยในกรณีที่รายละเอียดพื้นผิวมีความไม่ชัดเจนไปในทางใดทางหนึ่ง โดยวัตถุที่มีค่าความหลากหลายของสีสันสูงสามารถช่วยกำหนดเกณฑ์การตัดสินใจ (Decision Algorithm)

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลในชุดโมเดลทดลองกับผลประเมินจากผู้เข้าร่วมทดลอง สามารถกำหนดเงื่อนไขตรรกะเพื่อจำแนกวัตถุออกเป็น 6 โซนความซับซ้อนดังนี้

Zone 1 กลุ่มความซับซ้อนระดับสูง

วัตถุในกลุ่มนี้มีโครงสร้างทางเรขาคณิตที่ซับซ้อนที่สุด มีรายละเอียดชิ้นส่วนเล็กๆ น้อยๆ จำนวนมาก มีมุมหักศอก รอยต่อ หรือส่วนที่ซ้อนทับกันอย่างหนาแน่น ตัวอย่างเช่น หุ่นยนต์ที่มีแผงหลังอลังการ มีอาวุธถือในมือ หรือมีครีบระบายความร้อนถี่ โดยหากมีเกณฑ์คัดกรองหลักที่ E > 0.095 แสดงว่ากลุ่มที่มีความซับซ้อนสูงมาก โดยปกติแนะนำให้ใช้ 108 ภาพ แต่หากมีค่า R > 0.0056 และ H > 7.60 แสดงว่ามีลวดลายช่วย สามารถลดเหลือ 54 ภาพได้

Zone 2 กลุ่มความซับซ้อนแฝง

เป็นโซนที่วัตถุดูเหมือนจะยากเท่ากันกับกลุ่มความซับซ้อนระดับสูง แต่ต้องการจำนวนภาพต่างกันอย่างสิ้นเชิง โดยมีเกณฑ์อยู่ที่ 0.089 < E <= 0.095 ระหว่างเกณฑ์นี้แนะนำให้ใช้ 108 ภาพ แต่หาก R > 0.006 สามารถใช้ 54 ภาพ ได้เนื่องจากกำหนดเกณฑ์พื้นผิวที่สูงเป็นพิเศษ มีรายละเอียดพื้นผิวสูงมาก จึงสามารถช่วยลดจำนวนภาพได้

Zone 3 กลุ่มความซับซ้อนระดับปานกลาง

โดยมีเกณฑ์คัดกรองหลัก 0.075 < E <= 0.089 หากวัตถุมีความซับซ้อนระดับปานกลาง แต่มีรายละเอียดพื้นผิวสูงเป็นพิเศษ กล่าวคือ R > 0.0060 และ H > 7.35 สามารถใช้ 54 ภาพได้ โดยใช้ลวดลายบนพื้นผิวทำหน้าที่เป็นจุดอ้างอิงช่วยให้สามารถเชื่อมต่อภาพได้แม่นยำ แต่หากไม่ได้มีรายละเอียดพื้นผิวสูงเป็นพิเศษ ให้ใช้ 108 ภาพ

Zone 4 กลุ่มมาตรฐาน

โดยเกณฑ์คัดกรองหลักคือค่า 0.065 < E <= 0.075 เป็นกลุ่มที่โครงสร้างเริ่มลดความซับซ้อนลง โดยหากมีค่า H สูงมาก กล่าวคือ H > 7.80 สามารถใช้ 54 ภาพได้ เนื่องจากข้อมูลสีที่ชัดเจนสามารถทดแทนรายละเอียดพื้นผิวที่ขาดหายไปได้

แต่หากไม่ใช่ให้ใช้ 108 ภาพ ยกเว้นกรณีที่มีรายละเอียดของพื้นผิวและสีอยู่ในเกณฑ์ค่อนข้างสูงที่กำหนด กล่าวคือ R > 0.0035 และ H > 7.15 ก็สามารถใช้ 54 ภาพได้เช่นกัน

Zone 5 กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตเรียบง่าย

โดยเกณฑ์คัดกรองหลักคือค่า 0.055 <= E <= 0.065 ซึ่งมักมีลักษณะเป็นพื้นผิวต่อเนื่องเน้นความโค้งมนและลดทอนเหลี่ยมมุม จึงสามารถกำหนดเกณฑ์พื้นผิวขั้นต่ำที่ผ่อนปรนลง โดยหาก R >= 0.0026 และ H >= 7.10 สามารถใช้ 54 ภาพได้ ซึ่งเพียงพอต่อการสร้างแบบจำลองที่มีความสมบูรณ์ แต่ถ้าไม่ใช่แนะนำให้ใช้ 108 ภาพ

Zone 6 กลุ่มรูปทรงเรขาคณิตขั้นพื้นฐาน

กลุ่มวัตถุที่มีค่า E ต่ำกว่า 0.055 ถือเป็นกลุ่มที่มีความซับซ้อนน้อยที่สุด ประกอบด้วยรูปทรงเรขาคณิตพื้นฐานจึงกำหนดให้สามารถใช้ 54 ภาพได้โดยอัตโนมัติ ช่วยให้กระบวนการทำงานมีความรวดเร็วและลดการใช้ทรัพยากรได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ

ทั้งนี้กำหนดให้ความสูงของภาพที่ใช้ในการประมวลผลคือ 1,000 Pixel

III.V ทดสอบอัลกอริทึมและประเมินผลความสอดคล้องกับผลประเมินของผู้ร่วมทดลอง

นำอัลกอริทึมที่นำเสนอ ทดสอบกับโมเดลชุดทดสอบจำนวน 13 โมเดล และประเมินผลความสอดคล้องกับผลประเมินของผู้ร่วมทดลองจำนวน 21 คน

IV. ผลการทดลองและอภิปรายผล

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการวิเคราะห์ปัจจัยทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ 3 ประการ ได้แก่ ความซับซ้อนทางเรขาคณิต (Canny Edge) ความหนาแน่นของพื้นผิว (SIFT Ratio) และความซับซ้อนของแสงสี (Entropy) ที่มีผลต่อการกำหนดจำนวนภาพถ่ายที่เหมาะสมในการสร้างโมเดลสามมิติด้วยวิธีการ Photogrammetry จากผลการทดสอบอัลกอริทึมที่นำเสนอกับโมเดลชุดทดสอบจำนวน 13 โมเดล ได้ผลลัพธ์การสกัดค่าคุณลักษณะของโมเดลดังแสดงในตารางที่ III. โดยเมื่อนำผลลัพธ์ดังกล่าวไปประมวลผลตามอัลกอริทึมที่นำเสนอ เพื่อคัดแยกโซนตามความซับซ้อนของโมเดลและคัดเลือกจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการสร้างโมเดลสามมิติ สามารถแสดงผลได้ดังตารางที่ IV. ทั้งนี้ผลลัพธ์ที่ได้มีความสอดคล้องตรงกับผลประเมินของผู้ร่วมทดลองซึ่งแสดงในช่องขวาสุดของตางรางที่ IV. ด้วย

ตารางที่ III. ผลลัพธ์การสกัดค่าโมเดลชุดสอบ

ลำดับที่	ชื่อโมเดล	Edge (E)	SIFT (R)	Entropy (H)
1	POP Pickett	0.0433	0.0011	7.61
2	Heine Gouf Ignited	0.0602	0.0023	6.98
3	Blaze Zaku Phantom	0.0702	0.0029	7.49
4	Demi Trainer	0.0776	0.0025	7.74
5	Gyan	0.0840	0.0027	7.48
6	Lfrith Anavata	0.0864	0.0044	7.18
7	Geara Zulu	0.0870	0.0039	7.03
8	EG Strike Gundam	0.0916	0.0049	7.38
9	Lfrith Jiu	0.0951	0.0037	7.76
10	OO Command Qan[T]	0.1009	0.0055	7.56
11	Lfrith	0.1015	0.0048	7.23
12	GquuuuuuX	0.1067	0.0065	7.84
13	RX78F00	0.1118	0.0061	7.66

ตารางที่ IV. ผลลัพธ์การแบ่งโซนสำหรับชุดทดสอบโดยให้อัลกอริทึมเลือกจำนวนภาพเทียบกับผู้เข้าร่วมทดสอบ

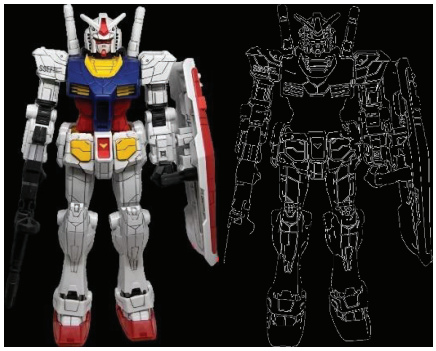
ลำดับที่	ชื่อโมเดล	Zone	จำนวนภาพที่อัลกอริทึมเลือก	จำนวนภาพที่ผู้ร่วมทดลองเลือก
1	POP Pickett	6	54 ภาพ	54 ภาพ
2	Heine Gouf Ignited	6	54 ภาพ	54 ภาพ
3	Blaze Zaku Phantom	5	54 ภาพ	54 ภาพ
4	Demi Trainer	5	108 ภาพ	108 ภาพ
5	Gyan	5	108 ภาพ	108 ภาพ
6	Lfrith Anavata	4	54 ภาพ	54 ภาพ
7	Geara Zulu	4	108 ภาพ	108 ภาพ
8	EG Strike Gundam	3	108 ภาพ	108 ภาพ
9	Lfrith Jiu	3	108 ภาพ	108 ภาพ
10	OO Command Qan[T]	3	108 ภาพ	108 ภาพ
11	Lfrith	2	108 ภาพ	108 ภาพ
12	GquuuuuuX	1	54 ภาพ	54 ภาพ
13	RX78F00	1	54 ภาพ	54 ภาพ

จากผลการทดลอง พบว่าอัลกอริทึมที่นำเสนอสามารถจำแนกความซับซ้อนและคัดเลือกจำนวนภาพสอดคล้องกับผลประเมินคุณภาพโมเดลของผู้ร่วมทดลอง โดยอัลกอริทึมสามารถแนะนำจำนวนภาพได้อย่างถูกต้อง คิดเป็นค่าความแม่นยำที่ 100% นอกจากนี้ จากการวิเคราะห์ค่าความสัมพันธ์ (Correlation analysis) ระหว่างคุณลักษณะของภาพกับผลลัพธ์ พบว่าตัวแปรความซับซ้อนของรูปทรงเรขาคณิต (E) มีความสัมพันธ์เชิงบวกต่อการตัดสินใจใช้จำนวนภาพที่ระดับ 108 ภาพอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่ตัวแปรค่าเอนโทรปี (H) มีส่วนช่วยลดข้อผิดพลาดในกลุ่มวัตถุที่มีความหนาแน่นของลวดลาย (R) ต่ำ

อย่างไรก็ตาม การประเมินคุณภาพด้วยสายตาจากผู้เข้าร่วมทดสอบทั้ง 21 คน อาจมีข้อจำกัดด้านมุมมองส่วนบุคคล และความเหนื่อยล้าทางสายตา การวัดประเมินผลเชิงปริมาณ เช่น การนำจำนวนและความหนาแน่นของจุดยอดมุม (Vertices) มาประมวลผลเพื่อวัดคุณภาพโมเดล เป็นอีกทางเลือกสำหรับการต่อยอดงานวิจัยนี้

รูปที่ IV. แสดงผลลัพธ์ของ Canny Edge Detection ของตัวอย่างโมเดล POP Pickett ที่มีความซับซ้อนต่ำ (Zone 6) และโมเดล RX78F00 ที่มีความซับซ้อนสูง (Zone 1) จากผลการวิเคราะห์โมเดล POP Pickett จะสังเกตเห็นเส้นสีขาวปรากฏเฉพาะบริเวณขอบรอบนอกของวัตถุ และรอยต่อหลักๆเพียงเล็กน้อย พื้นที่ภายในส่วนใหญ่เป็นสีดำสนิท แสดงถึงพื้นผิวที่เรียบเนียนและมีความต่อเนื่องสูง ซึ่งสอดคล้องกับค่า E ที่ต่ำ ส่วนโมเดล RX78F00 เส้นสีขาวปรากฏหนาแน่นทั่วทั้งโมเดล ไม่เพียงแค่ขอบรอบนอก แต่รวมถึงรายละเอียดภายในเช่น ร่องลายเส้น ชิ้นส่วนเกราะที่ซ้อนทับกัน และอาวุธ ส่งผลให้ค่า E สูง ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ว่าวัตถุนี้มีความเสี่ยงต่อการเกิดการบดบังกันเองสูงกว่า

Pop Pickett (Zone 5)



RX78F00 (Zone 1)

รูปที่ IV. ผลลัพธ์ของ Canny Edge Detection

สำหรับอัลกอริทึม SIFT ที่ใช้ในการระบุตำแหน่งจุดที่โดดเด่นบนภาพเพื่อใช้ในการตรวจสอบการกระจายตัวของจุด Keypoints บนโมเดลที่มีลักษณะพื้นผิวต่างกัน จากผลการวิเคราะห์โมเดลที่มีพื้นผิวเรียบ ในกรณีของ EG Strike Gundam แม้จะมีรูปทรงที่ดูไม่ซับซ้อน แต่พื้นผิวส่วนใหญ่เป็นสีแดงเรียบทำให้จุด Keypoints กระจายหรือกระจุกตัวอยู่เฉพาะบริเวณที่มีเส้นตัดขอบเท่านั้น ค่า Ratio (R) จึงต่ำ จึงแนะนำให้ใช้ 108 ภาพ เพื่อชดเชยจุดอ้างอิงที่ขาดหายไปดังรูปที่ V. ส่วนโมเดลที่มีรายละเอียดสูงเช่น God Gundam จุด Keypoints ปรากฏหนาแน่นทั่วทั้งภาพ ทั้งบนลำตัว ปีก และอาวุธ เนื่องจากมีการตัดกันของสีและลวดลายที่ชัดเจน ด้วยค่า R ที่สูง บ่งบอกว่าวิธีการ Photogrammetry จะสามารถหาจุดจับคู่ได้ง่าย จึงสามารถลดจำนวนภาพลงเหลือ 54 ภาพได้โดยไม่เสียคุณภาพดังรูปที่ VI

รูปที่ V. ภาพผลลัพธ์ SIFT ของโมเดล EG Strike

รูปที่ VI. ภาพผลลัพธ์ SIFT ของโมเดล God Gundam

รูปที่ VII. แสดง Heatmap ของค่า Shannon Entropy (H) ซึ่งคำนวณการกระจายตัวของกราฟฮิสโตแกรม โดยเป็นการแสดงความแตกต่างของฮิสโตแกรมระหว่างโมเดลที่มีสีสันจำกัดกับโมเดลที่มีสีสันหลากหลาย โมเดล Gouf Ignited มีสีสันในตัวเพียงสีส้ม และบางจุดมีสีที่กลมกลืนกันทั้งตัว จาก Heatmap จะสังเกตได้ว่ามีสีฟ้าจำนวนมาแสดงให้เห็นถึงค่าความแตกต่างของสีน้อย ส่วนโมเดล GquuuuuuX นั้นมีความแตกต่างของสีที่เห็นได้ชัด ดังนั้น Heatmap ที่ได้จึงมีส่วนที่เป็นสีส้ม หรือสีแดงค่อนข้างเยอะ

Gouf Ignited

GquuuuuuX

รูปที่ VII. ตัวอย่าง Heatmap ของค่า Entropy

V. สรุปผล

งานวิจัยนี้นำเสนออัลกอริทึมเพื่อกำหนดจำนวนภาพสำหรับการสร้างภาพสามมิติด้วยวิธี Photogrammetry ด้วยการวิเคราะห์คุณลักษณะทางคอมพิวเตอร์วิทัศน์ 3 ด้าน ได้แก่ ความซับซ้อนของขอบภาพ (E), รายละเอียดพื้นผิว (R) และ ความซับซ้อนของข้อมูลสี (H) เพื่อจำแนกความซับซ้อนของโมเดลและแนะนำจำนวนภาพที่เหมาะสมต่อการใช้สร้างโมเดลสามมิติ ซึ่งผลการทดสอบพบว่าอัลกอริทึมสามารถคัดเลือกจำนวนภาพได้สอดคล้องกับผลประเมินคุณภาพโมเดลด้วยสายตาของผู้ร่วมทดลอง ซึ่งจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการสร้างโมเดลสามมิติที่มีคุณภาพด้วยจำนวนภาพและการใช้ทรัพยากรที่เหมาะสม และสามารถนำไปต่อยอด ประยุกต์ใช้สำหรับการสร้างโมเดลสามมิติของวัตถุประเภทอื่นๆรวมถึงวัสดุหรือพื้นผิวอื่นเช่น พื้นผิวที่ขรุขระ สะท้อนแสง หรือมีความมันเงาในอนาคต

บรรณานุกรม

[1] F. Remondino and S. E. Hakim, “Image-based 3D modelling: A review,” *The Photogrammetric Record*, vol. 21, no. 115, pp. 269–291, September 2006.

[2] M. J. Westoby et. al., "Structure-from-Motion photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications," Geomorphology, vol. 179, pp. 300-314, December 2012.

[3] Y. Furukawa and J. Ponce, "Accurate, dense, and robust multiview stereopsis," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, no. 8, pp. 1362–1376, August 2010.

[4] 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.

[5] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int. J. Comput. Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, November 2004.

[6] C. E. Shannon, “A mathematical theory of communication,” *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 3, pp. 379–423, July 1948.