

การสร้างภาพมีคุณสมบัติตามต้องการโดยแบบจำลองดีสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2562

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Generating Images with Desired Properties Using the DiscoGAN Model Enhanced with
Repeated Property Construction



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Computer Science
Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2019
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การสร้างภาพมีคุณสมบัติตามต้องการโดยแบบจำลองดีสโก
	แกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ
โดย	นายธนัทวิทย์ อังศรวณีย์
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

.....	คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)	
คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	
.....	ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สินธุภิญโญ)	
.....	อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ศาสตราจารย์ ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล)	
.....	กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พีรพล เวทีกุล)	
.....	กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(รองศาสตราจารย์ ดร.ชลวิช นันทิ)	

ธนัทวิทย์ อังครวณีย์ : การสร้างภาพมีคุณสมบัติตามต้องการโดยแบบจำลองดีสโกแกน เสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ. (Generating Images with Desired Properties Using the DiscoGAN Model Enhanced with Repeated Property Construction) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ศ. ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล

แนวคิดที่ได้จากการแปลงภาพหนึ่งเป็นอีกภาพหนึ่ง นั้นมีประโยชน์ในด้านต่าง ๆ เช่น การเพิ่มความคมชัดให้ภาพ การตกแต่งภาพ การแบ่งสัดส่วนพร้อมบอกความหมายของภาพ โดยแบบจำลองที่เป็นที่นิยมในการใช้แก้ปัญหา คือ แบบจำลองแอกน (generative adversarial network - GAN) เช่น แบบจำลองดีสโกแกน (DiscoGAN) และ แบบจำลองวัฏจักรของแอกน (CycleGAN) โดยการฝึกแบบจำลองจะใช้ข้อมูลนำเข้าแบบไม่มีคุณสมบัติและสร้างผลลัพธ์เป็นภาพที่มีคุณสมบัติตามต้องการ หลังจากฝึกแบบจำลองจะสามารถสังเคราะห์ภาพที่มีคุณสมบัติตามต้องการ จากภาพที่ไม่มีคุณสมบัติเหล่านั้น อย่างไรก็ตามมีวิธีการฝึกแบบจำลองนั้นไม่เหมือนกับการประยุกต์ใช้จริงคือ การนำไปประยุกต์ใช้จริง ภาพที่รับเข้ามาผ่านแบบจำลองก่อนกำเนิด อาจเป็นได้ทั้ง ภาพที่ยังไม่มีคุณสมบัติที่ต้องการ หรืออาจจะเป็นภาพที่มีคุณสมบัติที่ต้องการอยู่แล้ว เราจึงนำเสนอวิธีการฝึกแบบจำลองก่อนเกิดให้เหมือนกับการนำไปประยุกต์ใช้จริง ด้วยวิธีการฝึกให้รับข้อมูลนำเข้าจากทั้งภาพมีคุณสมบัติที่ต้องการอยู่แล้ว และภาพที่ยังไม่มีคุณสมบัติที่ต้องการ ซึ่งแบบจำลองที่นำเสนอเป็นการนำแบบจำลองดีสโกแกนมาเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ และ แบบจำลองยังสามารถฝึกกับข้อมูลแบบไร้การจับคู่ได้ ซึ่งข้อมูลไร้การจับคู่จะเตรียมง่ายและมีความครอบคลุมของข้อมูลมากกว่าข้อมูลแบบจับคู่ ซึ่งแบบจำลองที่นำเสนอนั้นให้ผลของค่าเอฟไอดี (Fréchet Inception Distance - FID) ที่ดีกว่าแบบจำลองดีสโกแกน 59.4% สำหรับข้อมูล edges2handbags และ 14.9% สำหรับข้อมูล celebA อย่างเฉลี่ยจากการแปลงหลาย ๆ คุณสมบัติ

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา 2562

ลายมือชื่อนิสิต
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6071014121 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD: GAN, synthesis images

Thanatwit Angsarawanee : Generating Images with Desired Properties Using the DiscoGAN Model Enhanced with Repeated Property Construction.

Advisor: Prof. Dr. BOONSERM KIJSIRIKUL, D.Eng.

The idea of image-to-image translation is to take advantage in certain areas such as adding the sharpness to images and improving the semantic segmentation. The most popular models for solving problems are generative adversarial network (GAN) models such as DiscoGAN and CycleGAN. In training process, input images with no desired properties, and output images with the desired properties are fed into the generative model to train the model. After training, the model can synthesize the desired properties from the input images without those properties. However, in practical usage, an input image may be different from the training process because the input image may be the image with or without the desired properties. This research proposes the method of training the generative model by giving input images with and without desired properties in the same way as when the model is used. Our proposed model enhances DiscoGAN with repeated property construction to generate images with desired properties. The model can use unpaired data as the training data, which makes data preparation more efficiently and more comprehensive than paired data. The proposed model obtained approximately 59.4% for edges2handbags dataset and 14.9% for celebA dataset are better Fréchet Inception Distance (FID) by average score compared to the DiscoGAN model.

Field of Study: Computer Science

Student's Signature

Academic Year: 2019

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ เนื่องจากได้รับแรงผลักดัน คำแนะนำ ความช่วยเหลือ และกำลังใจจากบุคคลหลายฝ่าย ผู้วิจัยจึงใคร่ขอใช้เนื้อหาในส่วนกิตติกรรมประกาศเพื่อขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูงมา ณ ที่นี้

ขอขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ศ.ดร.บุญเสริม กิจศิริกุล ที่คอยแนะนำแนวทางในการวิจัยช่วยเหลือทั้งในด้านองค์ความรู้และทรัพยากรสำหรับใช้ในงานวิจัย และอีกทั้งเป็นผลักดันที่สำคัญให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วง กระผมรู้สึกเป็นเกียรติอย่างสูงที่ได้เป็นลูกศิษย์

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ซึ่งประกอบไปด้วย ผศ.ดร.สุกรี สีนธฤฎิโย ผศ.ดร.พิรพล เวทีกุล และ รศ.ดร.ชลวิช นันทิ ที่ได้กรุณาให้เกียรติเป็นคณะกรรมการ พร้อมให้คำแนะนำและคำติชมอันเป็นอย่างประโยชน์สูงต่อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบคุณเพื่อน ๆ ที่เรียนปริญญาโท คณะวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ด้วยกัน ที่คอยช่วยเหลือและให้คำแนะนำต่าง ๆ จนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์

สุดท้ายขอขอบคุณครอบครัวอันเป็นที่รัก โดยเฉพาะคุณพ่อและคุณแม่ที่เป็นกำลังใจ และคอยสนับสนุนด้านต่าง ๆ จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้อย่างราบรื่นและไม่ยากลำบาก

ธนัทวิทย์ อังศรวณีย์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญรูปภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	4
1.3 ขอบเขตการวิจัย.....	4
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ.....	5
1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	5
1.6 ผลงานวิจัยที่ตีพิมพ์.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	7
2.1.1 เพอร์เซปตรอน (Perceptron).....	7
2.1.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function).....	8
2.1.3 ฟังก์ชันต้นทุน (Cost function หรือ Loss function).....	9
2.2 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network).....	9

2.2.1	โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network หรือ CNN)	
	[19]	10
2.3	แบบจำลองแกน [11].....	15
2.4	ไอโอยู (intersection over union – IoU).....	16
2.5	เอฟไอดี (Fréchet Inception Distance - FID) [6]	16
2.6	ความแม่นยำของจุดภาพ (pixel accuracy)	17
บทที่ 3	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	18
3.1	กลุ่มงานวิจัยแบบจำลองแกนเพื่อสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพ	18
3.1.1	งานวิจัยของ Taeksoo Kim และคณะ.....	18
3.1.2	งานวิจัยของ Jun-Yan Zhu และคณะ	23
3.2	กลุ่มงานวิจัยวิธีการประเมินผลคุณภาพของภาพ.....	25
3.2.1	งานวิจัยของ Jonathan Long และคณะ	25
3.2.2	งานวิจัยของ Martin Heusel และคณะ.....	26
บทที่ 4	แนวคิดและแบบจำลองที่นำเสนอ.....	27
4.1	การเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ.....	27
4.2	การเสริมแบบจำลองดีสโกแกนด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ.....	28
บทที่ 5	วิธีการทดลอง.....	30
5.1	ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	30
5.1.1	edges2handbags	30
5.1.2	celebA 31	
5.2	แบบจำลองที่นำมาทดลอง.....	35
5.3	วิธีการวัดผล.....	35
5.4	ขั้นตอนการทดลอง	36
5.4.1	ขั้นตอนการฝึก.....	36

5.4.2	ขั้นตอนการตรวจสอบ.....	36
5.4.3	ขั้นตอนการทดสอบ.....	37
บทที่ 6	ผลการทดลอง	38
6.1	ชุดข้อมูล edges2handbags	38
6.2	ชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติผมสีบลอนด์และสีดำ.....	42
6.3	ชุดข้อมูล celebA เฉพาะผู้หญิงคุณสมบัติผมสีบลอนด์และสีดำ	45
6.4	ชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติเคราและไร้เครา.....	49
บทที่ 7	สรุปผลการวิจัยและแนวทางการวิจัยในขั้นถัดไป.....	53
7.1	สรุปผลการวิจัย.....	53
7.2	แนวทางการวิจัยต่อ.....	53
บรรณานุกรม.....		54
ภาคผนวก ก	ตารางและภาพตัวอย่างของผลการทดสอบของทุกแบบจำลอง	57
ประวัติผู้เขียน.....		81



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 การแบ่งสัดส่วนชุดข้อมูล edges2handbags	31
ตารางที่ 2 จำนวนภาพในแต่ละ คุณสมบัติแรกของ celebA	31
ตารางที่ 3 การแบ่งสัดส่วนชุดภาพตารางที่มีคุณสมบัติผสมสีบลอนด์และสีดำ	33
ตารางที่ 4 การแบ่งสัดส่วนชุดภาพตารางผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผสมสีบลอนด์และสีดำ	33
ตารางที่ 5 การแบ่งสัดส่วนชุดภาพตารางคุณสมบัติเคราและไร้เครา	34
ตารางที่ 6 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลอง ดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือและ B คือภาพที่มี คุณสมบัติกระเป๋าถือ	38
ตารางที่ 7 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋า ถือ B คือภาพที่มีคุณสมบัติกระเป๋าถือและ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้	39
ตารางที่ 8 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลอง ดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพตารางที่มีคุณสมบัติผสมสีดำ B คือภาพตารางที่มี คุณสมบัติผสมสีบลอนด์	42
ตารางที่ 9 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพตารางที่มีคุณสมบัติผสมดำ B คือ ภาพตารางที่มีคุณสมบัติผสมบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้ ..	43
ตารางที่ 10 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลอง ดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพตารางผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผสมสีดำ B คือภาพที่ตาราง ผู้หญิงมีคุณสมบัติผสมสีบลอนด์	46
ตารางที่ 11 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพตารางผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผสมดำ	

B คือภาพดารารูปร่างที่มีคุณสมบัติผมบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้	46
ตารางที่ 12 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดารามีคุณสมบัติไร้เครา B คือภาพดารามีคุณสมบัติเครา.....	49
ตารางที่ 13 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดารามีคุณสมบัติเคราและ B คือภาพดารารูปร่างที่มีคุณสมบัติเคราและ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้.....	50
ตารางที่ 14 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล edges2handbags โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือและ B คือภาพที่มีคุณสมบัติกระเป๋าถือ.....	57
ตารางที่ 15 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล edges2handbags โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ B คือภาพที่มีคุณสมบัติกระเป๋าถือและ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้.....	58
ตารางที่ 16 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติผมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดารามีคุณสมบัติผมสีดำและ B คือภาพดารามีคุณสมบัติผมสีบลอนด์.....	59
ตารางที่ 17 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติผมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดารามีคุณสมบัติผมดำ B คือภาพดารามีคุณสมบัติผมบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้	60
ตารางที่ 18 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA ผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดารารูปร่างที่มีคุณสมบัติผมสีดำและ B คือภาพดารารูปร่างที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์.....	61
ตารางที่ 19 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA ผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดารารูปร่างที่มีคุณสมบัติผมดำ B คือภาพดารารูปร่างที่มีคุณสมบัติผมบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้	62

- ตารางที่ 20 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัตินี้เปรียบเทียบกับภาพจริง โดย A คือภาพดารารที่มีคุณสมบัตินี้และ B คือภาพดารารที่ไร้คุณสมบัตินี้..... 63
- ตารางที่ 21 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัตินี้เปรียบเทียบกับภาพจริง โดย A คือภาพดารารที่มีคุณสมบัตินี้และ B คือภาพดารารที่ไร้คุณสมบัตินี้และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้..... 64



สารบัญรูปภาพ

หน้า

รูปที่ 1 โครงสร้างแบบจำลองของแกน	1
รูปที่ 2 ตัวอย่างการแปลงคุณสมบัติของข้อมูลแบบไร้การจับคู่ (ก) เป็นการแปลงคุณสมบัติจากภาพ ซ้ายโดยถอดแวนตาออกเป็นภาพกลางและให้ปิดหรือเปิดปากเป็นภาพขวา (ข) เป็นการแปลง คุณสมบัติจากเพศชายเป็นเพศหญิง (ค) เป็นการแปลงคุณสมบัติลดอายุของใบหน้า.....	2
รูปที่ 3 ตัวอย่างการแปลงคุณสมบัติของข้อมูลแบบจับคู่ (ก) การแปลงคุณสมบัติระหว่างภาพอาคาร และการระบุงค์ประกอบของอาคารของชุดข้อมูล facade (แหล่งอ้างอิง [3]) (ข) การแปลง คุณสมบัติระหว่างเส้นร่างและภาพของชุดข้อมูล edges2hangbags (แหล่งอ้างอิง [8]) (ค) การแปลง คุณสมบัติระหว่างเส้นร่างและภาพของชุดข้อมูล edges2shoes (แหล่งอ้างอิง [9, 10]).....	2
รูปที่ 4 ตัวอย่างการฝึกและใช้งานแบบจำลองก่อกำเนิดเพื่อสังเคราะห์ภาพคมชัด ก) ตัวอย่างการฝึก แบบจำลองก่อกำเนิดชุดข้อมูลนำเข้าเป็นภาพไม่ชัดทั้งหมด ข) ตัวอย่างการใช้งานแบบจำลอง ก่อกำเนิดชุดข้อมูลนำเข้าจะสามารถเป็นได้ทั้งภาพไม่ชัดและภาพคมชัด	3
รูปที่ 5 โครงสร้างเพอร์เซปตรอนเมื่อแต่ละข้อมูลรับเข้ามีน้ำหนัก (weight)	8
รูปที่ 6 ขั้นตอนการทำคอนโวลูชันระหว่างภาพนำเข้า	10
รูปที่ 7 การทำคอนโวลูชันแบบแคบ	11
รูปที่ 8 การทำคอนโวลูชันแบบกว้าง	11
รูปที่ 9 การทำคอนโวลูชันโดยมีข้อมูลรับเข้าขนาด 4x4 และตัวกรองขนาด 2x2.....	12
รูปที่ 10 การทำคอนโวลูชันโดยมีจำนวนตัวกรองเท่ากับ 3	12
รูปที่ 11 การรวมแบบหาค่าเฉลี่ยและหาค่ามากที่สุด.....	13
รูปที่ 12 ชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ.....	14
รูปที่ 13 โครงสร้างแบบจำลองของแกน โดย $G(x)$ คือแบบจำลองก่อกำเนิด $D(x)$ คือแบบจำลองการ ตรวจสอบ x คือข้อมูลจริง z คือสัญญาณรบกวนนำเข้า.....	14
รูปที่ 14 ตัวอย่างขอบเขต สีแดงคือพื้นที่จากการจำแนกของแบบจำลองสีเขียวคือพื้นที่จริง.....	15
รูปที่ 15 โครงสร้างแบบจำลองอินเซพชันวิสาม	16

รูปที่ 16 ตัวอย่างการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มข้อมูล 18

รูปที่ 17 แบบจำลองแกนแบบต่าง ๆ ก) โครงสร้างแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน ข) โครงสร้างแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ค) โครงสร้างของแบบจำลองดิสโกแกน..... 19

รูปที่ 18 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองของเล่นโดยสีฟ้าคือด้วย xA และสีแดงคือ xB 20

รูปที่ 19 กราฟแสดงผลการทดลองของเล่นพื้นที่สีม่วงคือบริเวณที่แบบจำลองการแบ่งแยกจำแนกว่าเป็นข้อมูลสังเคราะห์ส่วนพื้นที่สีเขียวจำแนกว่าเป็นข้อมูลจริงจุดกากบาทสีดำคือตำแหน่ง xB และจุดสีคือ xAB โดยจุดสีเดียวกันจะมีด้วยคุณสมบัติย่อย xA เหมือนกัน ก) ผลการทดลองในรอบการฝึกที่ 0 ข) ผลการทดสอบในรอบที่สีหมื่นของแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน ค) ผลการทดสอบในรอบที่สีหมื่นของแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ง) ผลการทดสอบในรอบที่สีหมื่นของแบบจำลองดิสโกแกน 22

รูปที่ 20 ผลการทดสอบการแปลงคุณสมบัติของหันของรถโดยเส้นสีน้ำเงินคือค่าที่ถูกต้องจุดสีแดงคือผลลัพธ์โดยแกนเอกซ์คือข้อมูลนำเข้ามุมหันของรถและแกนวายเป็นข้อมูลส่งออกมุมหันของรถ ก) ผลการทดสอบของแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน ข) ผลการทดสอบของแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ค) ผลการทดสอบของแบบจำลองดิสโกแกน 22

รูปที่ 21 ผลลัพธ์จากการทดสอบ ก) ชุดภาพนำเข้า ข) ผลลัพธ์จากแบบจำลองแกนแบบมาตรฐานโดยข้อมูลส่งออกต้องหันทิศตรงข้าม ค) ผลลัพธ์จากแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกนโดยข้อมูลส่งออกต้องคงทิศการหัน ง) ผลลัพธ์จากแบบจำลองดิสโกแกนโดยข้อมูลส่งออกต้องหันทิศตรงข้าม..... 23

รูปที่ 22 โครงสร้างแบบจำลองวัฏจักรของแกน ก) G ทำหน้าสร้าง Y จาก X และ F ทำหน้าที่สร้าง X จาก Y มี Dx จำแนก X และ Dy จำแนก Y ข) การหาค่าความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอจากวัฏจักรการสังเคราะห์ X ค) การหาค่าความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอจากวัฏจักรการสังเคราะห์ Y 24

รูปที่ 23 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายเอพซีเอ็น 25

รูปที่ 24 ตัวอย่างข้อมูลส่งออกจากแบบจำลองเอพซีเอ็นโดยกำหนดขนาดของการก้าวข้ามเป็น 32, 16 และ 8 ตามลำดับ จากซ้ายไปขวาและภาพขาวสุดข้อมูลจริง..... 25

รูปที่ 25 กราฟแสดงค่าเอพไอดีจากสัญญาณรบกวนในรูปแบบต่าง ๆ โดยเทียบภาพซ้ายสุดในแต่ละกราฟ กราฟบนซ้ายสัญญาณรบกวน กราฟบนกลางภาพไม่ชัด กราฟบนขวากล่องดำ กราฟล่างซ้ายบิตหมุนวนภาพ กราฟล่างกลางสัญญาณรบกวนขาวดำ กราฟล่างขวาภาพที่มีคุณสมบัติต่างกัน 26

รูปที่ 26 การฝึกของแบบจำลองดิสโกแกน	27
รูปที่ 27 โครงสร้างของการสร้างด้วยคุณสมบัติซ้ำ	27
รูปที่ 28 การฝึกแบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ.....	29
รูปที่ 29 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล edges2handbags (ก) ภาพเส้นร่างของกระเป๋าถือ (ข) ภาพ กระเป๋าถือ.....	30
รูปที่ 30 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล celebA (ก) ภาพที่มีคุณสมบัติ Blond_Hair (ข) ภาพที่มีคุณสมบัติ Black_Hair	33
รูปที่ 31 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล celebA เฉพาะที่ขาดคุณสมบัติ Male (ก) ภาพที่มีคุณสมบัติ Blond_Hair (ข) ภาพที่มีคุณสมบัติ Black_Hair.....	34
รูปที่ 32 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล celebA (ก) ภาพที่มีคุณสมบัติ No_Beard (ข) ภาพมีขาด คุณสมบัติ No_Beard	35
รูปที่ 33 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ	39
รูปที่ 34 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือ	40
รูปที่ 35 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ	41
รูปที่ 36 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือ.....	41
รูปที่ 37 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคุณสมบัติผมสีดำจากภาพดาราคุณสมบัติผมสีดำ	43
รูปที่ 38 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคุณสมบัติผมสีดำจากภาพดาราคุณสมบัติผมสีบลอนด์	44
รูปที่ 39 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคุณสมบัติผมสีบลอนด์จากภาพดาราคุณสมบัติผมสีดำ	44

- รูปที่ 60 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราศาสตร์ผู้หญิงคุณสมบัติผสมสีบลอนด์
จากภาพดาราศาสตร์ผู้หญิงคุณสมบัติผสมสีบลอนด์ 76
- รูปที่ 61 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราศาสตร์คุณสมบัติไร้เคราจากภาพ
ดาราศาสตร์คุณสมบัติไร้เครา 77
- รูปที่ 62 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราศาสตร์คุณสมบัติเคราจากภาพ
ดาราศาสตร์คุณสมบัติไร้เครา 78
- รูปที่ 63 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราศาสตร์คุณสมบัติไร้เคราจากภาพ
ดาราศาสตร์คุณสมบัติเครา..... 79
- รูปที่ 64 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราศาสตร์คุณสมบัติเคราจากภาพ
ดาราศาสตร์คุณสมบัติเครา..... 80

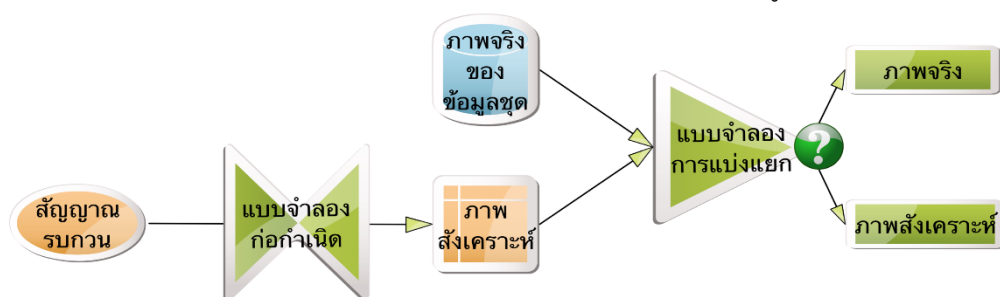
บทที่ 1

บทนำ

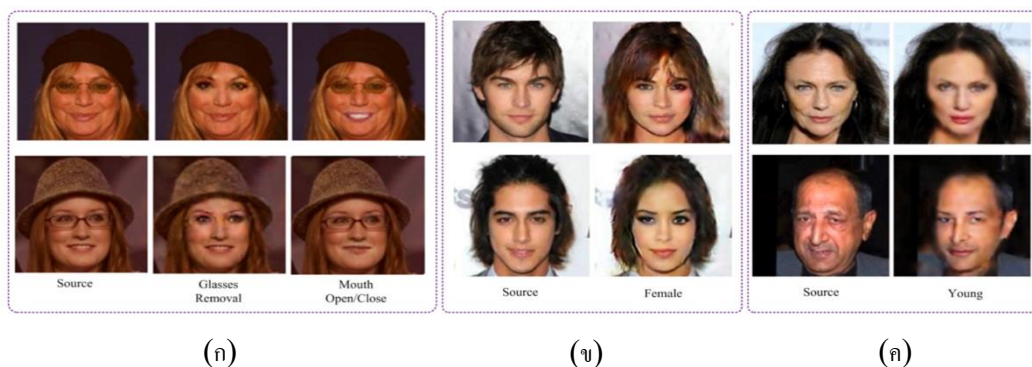
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

หนึ่งในปัญหาที่พบได้ทั่วไปในงานคอมพิวเตอร์กราฟิกคือการแปลงภาพ โดยมีกระบวนการที่รับภาพนำเข้าเพื่อนำมาสังเคราะห์ภาพส่งออกเพื่อให้ได้ประโยชน์ที่หลากหลาย เช่น การเพิ่มความคมชัดให้ภาพ การตกแต่งภาพ การแบ่งส่วนของภาพ เป็นต้น ปัจจุบันวิธีการเรียนรู้เชิงลึกได้ถูกนำมาใช้งานเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว โดยการนำจุดเด่นในการเรียนรู้รูปแบบ (pattern) อัตโนมัติของโครงข่ายประสาทเทียม (neural network) เข้ามาช่วย เมื่อเทียบกับงานทางด้านคอมพิวเตอร์กราฟิกแล้ว หลักการคอมพิวเตอร์กราฟิกจำเป็นต้องมีสูตรคำนวณในแต่ละภาพนำเข้าที่แตกต่างกันไป แต่วิธีการเรียนรู้เชิงลึกสามารถค้นหาารูปแบบของแต่ละภาพนำเข้าได้อัตโนมัติ

ปัจจุบันแบบจำลองที่ได้รับความนิยมก็คือแบบจำลองโครงข่ายปฏิปักษ์ก่อกำเนิด (Generative Adversarial Network – GAN) [11] ต่อจากนี้จะใช้คำว่า “แบบจำลองแกน” เป็นการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ชนิดการเรียนรู้ที่ไร้การชี้นำ (unsupervised learning) มีจุดมุ่งหมายเพื่อสังเคราะห์ภาพ โดยองค์ประกอบของแบบจำลอง (model) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมจำนวน 2 โครงข่ายดังนี้ 1) แบบจำลองก่อกำเนิด (generative model) และ 2) แบบจำลองการแบ่งแยก (discriminative model) ซึ่งทั้งคู่จะทำงานร่วมกันดังรูปที่ 1 แบบจำลองก่อกำเนิดรับสัญญาณรบกวน (noise signal) เพื่อสังเคราะห์ภาพ แบบจำลองการแบ่งแยกจะนำภาพสังเคราะห์และภาพจริงจากข้อมูลชุดฝึก (training data set) มาตัดแยกว่าภาพใดเป็นภาพจริงหรือภาพสังเคราะห์ ซึ่งการปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลองจะเกิดขึ้นได้ 2 กรณี 1) แบบจำลองการแบ่งแยกสามารถตัดแยกภาพสังเคราะห์ที่ได้ถูกต้องแบบจำลองก่อกำเนิดจะปรับค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองเพื่อให้แบบจำลองการแบ่งแยกตัดแยกผิดเมื่อสังเคราะห์ภาพชิ้นใหม่ และ 2) แบบจำลองการแบ่งแยกตัดแยกภาพผิดก็จะต้องปรับค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองเพื่อให้ตัดแยกให้ถูกในครั้งถัดไป

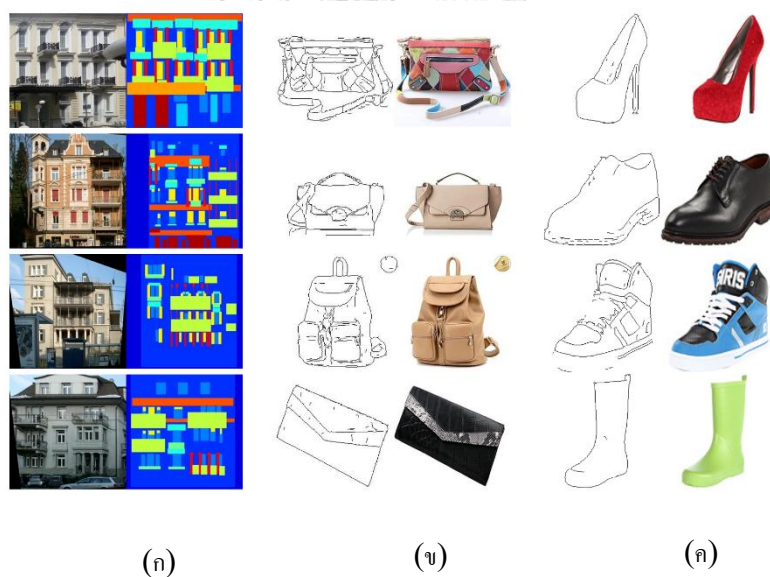


รูปที่ 1 โครงสร้างแบบจำลองของแกน



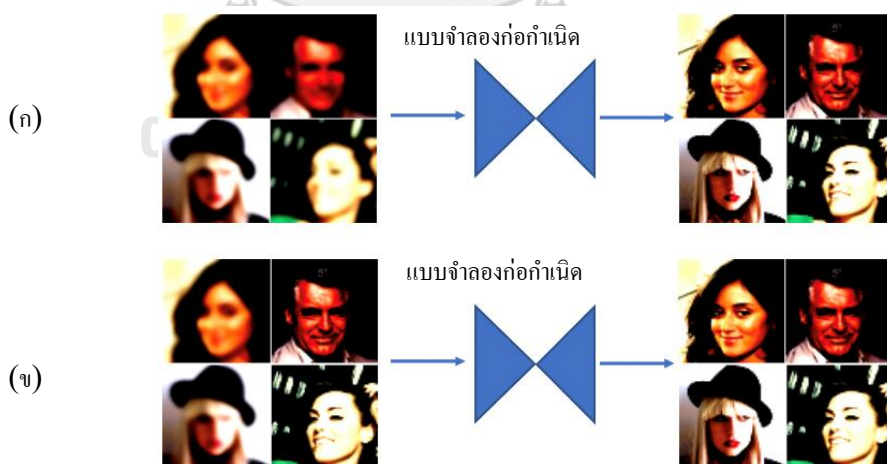
รูปที่ 2 ตัวอย่างการแปลงคุณสมบัติของข้อมูลแบบไร้การจับคู่ (ก) เป็นการแปลงคุณสมบัติจากภาพถ่ายโดยถอดแว่นตาออกเป็นภาพกลางและให้ปิดหรือเปิดปากเป็นภาพขวา (ข) เป็นการแปลงคุณสมบัติจากเพศชายเป็นเพศหญิง (ค) เป็นการแปลงคุณสมบัติลดอายุของใบหน้า
(อ้างอิงจาก Fig.1 ใน [5])

ดังนั้นแบบจำลองทั้งคู่จะผลัดกันปรับพารามิเตอร์เสมือนการแข่งขัน โดยแบบจำลองก่อกำเนิดพยายามสังเคราะห์ภาพเพื่อแบบจำลองการแบ่งแยกคัดแยกผิดในทางกลับกันแบบจำลองการแบ่งแยกก็พยายามคัดแยกภาพให้ถูกต้อง



รูปที่ 3 ตัวอย่างการแปลงคุณสมบัติของข้อมูลแบบจับคู่ (ก) การแปลงคุณสมบัติระหว่างภาพอาคารและการระบุองค์ประกอบของอาคารของชุดข้อมูล facade (แหล่งอ้างอิง [3]) (ข) การแปลงคุณสมบัติระหว่างเส้นร่างและภาพของชุดข้อมูล edges2hangbags (แหล่งอ้างอิง [8]) (ค) การแปลงคุณสมบัติระหว่างเส้นร่างและภาพของชุดข้อมูล edges2shoes (แหล่งอ้างอิง [9, 10])

ปัจจุบันแกนได้ถูกนำมาพัฒนาต่อเพื่อแก้ปัญหาที่หลากหลาย เช่น การสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพ [4, 7, 12, 13] การสังเคราะห์ส่วนที่ขาดหายของภาพ [14] การสังเคราะห์ภาพจากข้อความ [15, 16] การเพิ่มความละเอียดของภาพโดยการสังเคราะห์ขั้นใหม่ [17, 18] เป็นต้น งานวิจัยนี้สนใจในเรื่องของการสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพตัวอย่างเช่นรูปที่ 2 คือการเพิ่มหรือลดคุณสมบัติของภาพแต่ยังคงคุณสมบัติพื้นฐานหรือความเป็นตัวบุคคลเดิม ซึ่งรูปที่ 3 เป็นตัวอย่างการสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพเช่นกัน แต่แตกต่างกันโดยรูปที่ 2 เป็นข้อมูลแบบไร้การจับคู่ (unpaired-data) ซึ่งหมายถึงข้อมูลไม่ได้มีความสัมพันธ์กันระหว่างสองชุดข้อมูลที่มีคุณสมบัติต่างกันเช่น ถ้ามีชุดข้อมูลแรกเป็นภาพบุคคลเพศชายและอีกชุดเป็นเพศหญิง จะไม่มีบุคคลคนเดียวกันอยู่ในทั้งสองชุดข้อมูลหรือมีทั้งภาพที่เป็นทั้งเพศชายและหญิง ส่วนรูปที่ 3 เป็นข้อมูลแบบจับคู่ (paired-data) ซึ่งหมายถึงข้อมูลมีความสัมพันธ์กันระหว่างสองชุดข้อมูลเช่น หากคุณสมบัติคือภาพเส้นร่างและภาพจริง ชุดข้อมูลจะกำหนดเสมอว่าภาพเส้นร่างใดเป็นเส้นร่างของภาพจริงภาพใด จากความแตกต่างของข้อมูลแบบไร้การจับคู่และแบบจับคู่ จะเห็นได้ว่าข้อมูลแบบไร้การจับคู่จะมีขั้นตอนการเตรียมข้อมูลที่น้อยกว่าเพราะไม่ต้องบอกความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่ม และข้อมูลบางอย่างไม่สามารถทำเป็นข้อมูลแบบจับคู่ได้เพราะไม่สามารถหาภาพที่มีความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มได้เช่น การแปลงคุณสมบัติของภาพระหว่างเพศชายและหญิง ในการเตรียมข้อมูลจะไม่สามารถหาภาพจริงของบุคคลคนเดียวกันที่มีทั้งเพศชายและหญิงหรือ การแปลงคุณสมบัติสีผมของบุคคล การเตรียมภาพบุคคลคนเดียวกันที่มีสีผมคนละสี โดยที่อาการกิริยาของใบหน้า พื้นหลัง การจัดเรียงของเส้นผม แสงของภาพ ยังเหมือนเดิมทุกอย่างนั้นเป็นไปได้ยาก งานวิจัยนี้จึงสนใจพัฒนาเฉพาะแบบจำลองสำหรับข้อมูลแบบไร้การจับคู่



รูปที่ 4 ตัวอย่างการฝึกและใช้งานแบบจำลองก่อกำเนิดเพื่อสังเคราะห์ภาพคมชัด ก) ตัวอย่างการฝึกแบบจำลองก่อกำเนิดชุดข้อมูลนำเข้าเป็นภาพไม่ชัดทั้งหมด ข) ตัวอย่างการใช้งานแบบจำลองก่อกำเนิดชุดข้อมูลนำเข้าจะสามารถเป็นได้ทั้งภาพไม่ชัดและภาพคมชัด

(แหล่งอ้างอิง [1])

กระบวนการฝึกสอนแบบจำลองแทนเพื่อสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพจะแบ่งชุดข้อมูลฝึกสอน (training data set) เป็น 2 ส่วน 1) ชุดภาพไร้คุณสมบัติ 2) ชุดภาพที่มีคุณสมบัติ อย่างละเท่า ๆ กันระหว่างการฝึกแบบจำลองชุดภาพไร้คุณสมบัติจะถูกส่งให้แบบจำลองก่อกำเนิดเพื่อสังเคราะห์ภาพที่มีคุณสมบัติตั้งรูปที่ 4 (ก) แต่เมื่อนำไปประยุกต์ใช้ผู้ใช้งานอาจส่งข้อมูลนำเข้าที่เป็นทั้งภาพไร้คุณสมบัติและมีคุณสมบัติ เช่น สมมติสถานการณ์ว่ามีแบบจำลองแทนที่ถูกฝึกให้สังเคราะห์ภาพที่มีความคมชัด ผู้ใช้งานมีภาพจำนวนหนึ่งที่ยังไม่ได้คัดแยกว่าเป็นภาพชัดหรือไม่ชัด เพื่อความสะดวกผู้ใช้งาน ควรจะสามารถนำชุดภาพทั้งหมดเป็นข้อมูลนำเข้าแบบจำลองได้เลย โดยไม่ต้องคัดแยกเอาเฉพาะภาพที่ไม่ชัดตั้งรูปที่ 4 (ข) จากสถานการณ์สมมติจะเห็นได้ว่าข้อมูลนำเข้าอาจเป็นไปทั้งภาพมีคุณสมบัติและไร้คุณสมบัติ ซึ่งวิธีการต่างจากวิธีฝึกของแบบจำลองก่อกำเนิด ที่จะฝึกรับเฉพาะชุดข้อมูลนำเข้าแบบไร้คุณสมบัติ จึงเป็นที่มาของวิจัยนี้ที่นำแบบจำลองของ Taeksoo Kim และคณะ [4] ที่นำเสนอแบบจำลองดิสโกแกน (Discovers Cross-Domain Relations with Generative Adversarial Networks - DiscoGAN) ซึ่งเป็นแบบจำลองแทนเพื่อสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพโดยขณะที่ฝึกแบบจำลองก่อกำเนิดจะรับเฉพาะชุดข้อมูลนำเข้าแบบไร้คุณสมบัติ งานวิจัยนี้เพิ่มขึ้นตอนในการฝึกให้แบบจำลองก่อกำเนิดรับชุดข้อมูลนำเข้าแบบมีคุณสมบัติเพื่อสังเคราะห์ให้ได้ภาพเดิม โดยภาพที่สังเคราะห์ขึ้นต้องมีคุณภาพมากกว่าแบบจำลองดิสโกเมื่อใช้วิธีประเมินผลตาม Martin Heusel และคณะ [6]

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อนำเสนอแนวทางการพัฒนาแบบจำลองแทนให้ทำงานมีประสิทธิภาพมากขึ้นและสามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลแบบไร้การจับคู่ โดยมุ่งเน้นการปรับปรุงวิธีการฝึกแบบจำลองก่อกำเนิดให้รับข้อมูลจากทั้ง 2 กลุ่มคุณสมบัติ

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. ชุดข้อมูลทดสอบต้องเป็นข้อมูลเกี่ยวกับปัญหาการแปลงคุณสมบัติของภาพโดยจะแปลงคุณสมบัติตามนี้
 - การเปลี่ยนสีผมระหว่างผมสีบลอนด์และสีดำจากชุดข้อมูล celebA [1]
 - สร้างหรือลบเคราจากใบหน้าโดยใช้ชุดข้อมูล celebA [1]
 - ภาพเส้นร่างและภาพจริงของกระเป๋าถือจากชุดข้อมูล edges2handbags [8]
2. พัฒนาแบบจำลองแทนที่แก้ปัญหาเรื่องการแปลงคุณสมบัติของภาพ
3. แบบจำลองต้องสามารถทำงานกับภาพแบบไร้การจับคู่ได้

4. ชุดข้อมูลจะมี 2 คุณสมบัติให้เป็น X_a และ X_b แล้วจะประเมินด้วยเอฟไอทีเฉพาะ 4 ค่า โดยผลลัพธ์สุดท้ายเกิดจากการนำมาเฉลี่ยจากค่าทั้ง 4 มีดังนี้
 - เอฟไอทีระหว่าง X_a และ X_{ba}
 - เอฟไอทีระหว่าง X_a และ X_{aa}
 - เอฟไอทีระหว่าง X_b และ X_{ab}
 - เอฟไอทีระหว่าง X_b และ X_{bb}
5. หากชุดข้อมูลเป็นแบบข้อมูลแบบจับคู่หรือกรณีผลลัพธ์เป็น X_{aa} และ X_{bb} จะประเมินด้วยค่าความแม่นยำของจุดภาพเพิ่มเติม

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. สามารถเพิ่มคุณภาพของภาพสังเคราะห์จากแบบจำลองแกน
2. สามารถนำโครงสร้างแบบจำลองที่นำเสนอไปประยุกต์ใช้กับแบบจำลองอื่น ๆ
3. สามารถนำกรอบงานวิจัยนี้ไปประยุกต์ใช้กับปัญหาการแปลงภาพอื่น ๆ

1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
2. ดำเนินการทดสอบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
3. วิเคราะห์ผลจากการทดสอบ
4. ปรับปรุงโครงสร้างของแบบจำลอง
5. ทดสอบแบบจำลองที่จะนำเสนอเบื้องต้น
6. สอบหัวข้อวิทยานิพนธ์
7. เขียนบทความเพื่อตีพิมพ์ผลงานทางวิชาการ
8. ทดสอบแบบจำลองพร้อมปรับปรุงแบบจำลองเพิ่มเติม
9. สรุปผลและเขียนวิทยานิพนธ์
10. สอบวิทยานิพนธ์

1.6 ผลงานวิจัยที่ตีพิมพ์

“Generating Images with Desired Properties using the DiscoGAN Model Enhanced with Repeated Property Construction” โดย ธนัทวิทย์ อังศรวณีย์ และ บุญเสริม กิจศิริกุล ในงานประชุมวิชาการ “2019 International Conference on Advanced Information Science and

System (AISS 2019)” ซึ่งจัดขึ้น ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร ประเทศสิงคโปร์ ระหว่างวันที่ 15-17 พฤศจิกายน 2562



บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

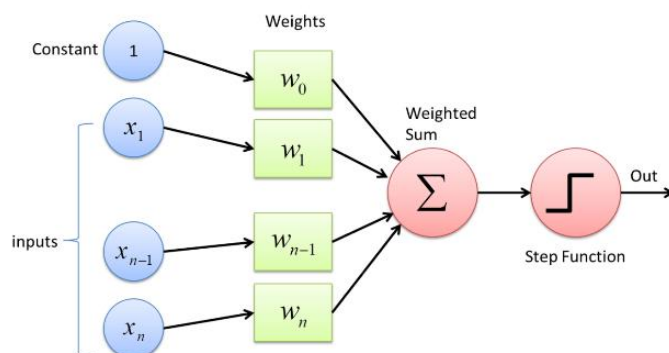
โครงข่ายประสาทเทียมถูกออกแบบมาให้เปรียบเสมือนโครงข่ายประสาทของสมอง ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถทำงานได้แบบเดียวกันกับที่สมองของมนุษย์ทำได้คือการคิดและจดจำ โดยโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้จากชุดข้อมูลฝึกสอนที่ถูกสอนป้อนเข้าไป เพื่อนำไปใช้จำแนกข้อมูลทดสอบที่ไม่เคยฝึกมาก่อน โดยในหัวข้อนี้จะประกอบไปด้วยหัวข้อย่อยที่กล่าวถึงการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมหลัก ๆ ดังต่อไปนี้

2.1.1 เพอร์เซปตรอน (Perceptron)

เพอร์เซปตรอนเป็นหน่วยย่อยที่เล็กที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำลองลักษณะของเซลล์ประสาท (Neuron) ภายในสมองของมนุษย์ โดยทำหน้าที่นำข้อมูลรับเข้ามาคำนวณหาผลรวมเชิงเส้น (Linear combination) เพื่อให้ได้ข้อมูลส่งออกที่เป็นค่าคงที่และมีผลลัพธ์แตกต่างกันไปตามฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ดังรูปที่ 5 เราสามารถแทนฟังก์ชันของเพอร์เซปตรอนที่จำแนกผลลัพธ์ออกเป็นสองกลุ่มด้วย $f(x)$ โดยที่ x เป็นข้อมูลรับเข้าและ \hat{y} เป็นข้อมูลส่งออก โดยการแสดงการคำนวณสามารถเขียนได้ตามสมการที่ (1)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{i=1}^m w_i x_i + b > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

กำหนดให้ w คือน้ำหนัก (weight) b คือไบแอส (bias) และ m คือจำนวนทั้งหมดของข้อมูลรับเข้า เนื่องจากเพอร์เซปตรอนไม่ได้จำแนกชุดข้อมูลตัวอย่างออกมาได้อย่างถูกต้องทุกตัว จึงจำเป็นต้องมีกระบวนการเรียนรู้ของเพอร์เซปตรอน เพื่อให้เพอร์เซปตรอนมีการปรับน้ำหนักในระหว่างการเรียนรู้ ส่งผลให้สามารถจำแนกตัวอย่างได้ถูกต้องมากขึ้น กำหนดให้ชุดข้อมูล



รูปที่ 5 โครงสร้างเพอร์เซปตรอนเมื่อแต่ละข้อมูลรับเข้ามีน้ำหนัก (weight)
(แหล่งอ้างอิง <https://towardsdatascience.com/what-the-hell-is-perceptron-626217814f53>)

ตัวอย่างแทนด้วย x และผลลัพธ์จริงแทนด้วย y สามารถเขียนสมการการเรียนรู้ของเพอร์เซปตรอนได้ดังต่อไปนี้

$$w_i \leftarrow w_i + \Delta w_i \quad (2)$$

$$\Delta w_i = \alpha(\hat{y} - y)x_i \quad (3)$$

เมื่อ α เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ที่บ่งบอกถึงการเรียนรู้ของเพอร์เซปตรอนในแต่ละรอบมีการเปลี่ยนแปลงน้ำหนักเมื่อเทียบกับอัตราส่วนของผลลัพธ์ที่ผิดไปมากเท่าใด ถ้าอัตราการเรียนรู้มีค่ามากเกินไปเพอร์เซปตรอนจะเรียนรู้ได้เร็ว แต่อาจไม่สำเร็จ แต่ถ้าอัตราการเรียนรู้มีค่าน้อย การปรับน้ำหนักสามารถทำได้อย่างละเอียด แต่จะใช้เวลาในการเรียนรู้นาน

2.1.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

สำหรับข้อมูลส่งออกของเพอร์เซปตรอนตามปกติแล้วผลลัพธ์ที่ได้มีลักษณะเป็นเชิงเส้น ทำให้ไม่สามารถตอบปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ จำเป็นต้องมีการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถตอบโจทย์ปัญหาได้หลากหลายรูปแบบ โดยฟังก์ชันกระตุ้นเปรียบเสมือนการทำงานของสมองขณะเรียนรู้ ที่เซลล์ประสาทจะถูกกระตุ้นเพื่อส่งสัญญาณไปยังเซลล์อื่นๆ เพื่อให้ประมวลผลต่อไป สำหรับฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในงานวิจัยมีดังต่อไปนี้

1 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function)

เป็นฟังก์ชันที่ให้ผลลัพธ์มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 โดยเขียนฟังก์ชันซิกมอยด์แทนด้วยสัญลักษณ์ σ และสามารถเขียนสมการคำนวณได้ตามสมการที่ (4)

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

2 ฟังก์ชันเรกติไฟด์เชิงเส้น (Rectified Linear Unit - ReLU function)

เป็นฟังก์ชันที่ให้ผลลัพธ์มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 สมการของฟังก์ชันเรกติไฟด์เชิงเส้นสามารถเขียน สมการคำนวณได้ดังนี้

$$ReLU(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } z < 0 \\ z & \text{if } z \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

2.1.3 ฟังก์ชันต้นทุน (Cost function หรือ Loss function)

ฟังก์ชันต้นทุนเป็นฟังก์ชันที่แสดงถึงต้นทุนของโครงข่ายประสาทเทียม โดยในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม จะมีการปรับค่าน้ำหนักโดยมีจุดประสงค์เพื่อลดค่าของฟังก์ชันต้นทุน

กำหนดให้

J คือ ฟังก์ชันต้นทุน

n คือ จำนวนของข้อมูลทั้งหมดที่ใช้เรียนรู้

y_i คือ ผลลัพธ์จริงของข้อมูลชุดที่ i

\hat{y}_i คือ ผลลัพธ์ที่ได้มาจากการจำแนกชุดที่ i

สามารถเขียนสมการของฟังก์ชันต้นทุนที่นิยมได้ดังต่อไปนี้

1 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean Squared Error - MSE)

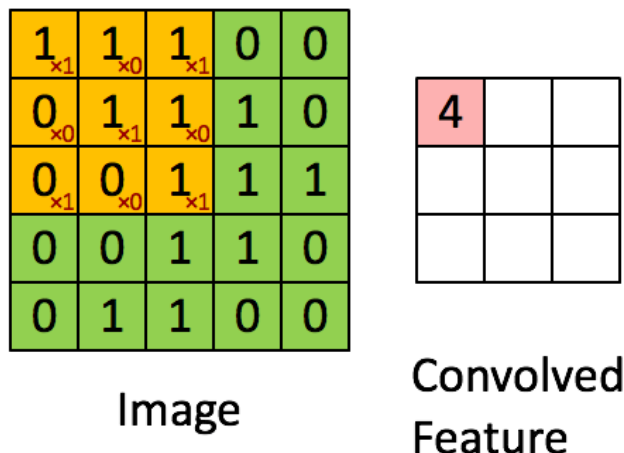
$$J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (6)$$

2 ค่าเฉลี่ยครอสเอนโทรปีแบบทวิภาค (Binary Cross-entropy)

$$J = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i). \quad (7)$$

2.2 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network)

คือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนหลายชั้นและหลากหลายรูปแบบ เช่น โครงข่ายความเชื่อเชิงลึก (Deep Belief Network หรือ DBN) โครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ (Recurrent Neural Network) หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long-Short Term Memory) โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network หรือ CNN) โดยจุดเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกคือความสามารถในการเรียนรู้ลักษณะ (Feature) ต่อจากนี้จะใช้คำว่า “พีเจอร์” ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลรับเข้า (Input) ได้ดี ต่างกับโครงข่ายประสาทเทียมทั่วไปที่ต้องทำการเลือกหรือสร้างพีเจอร์นำเข้าเองให้เหมาะสม โดยรายละเอียดของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกที่ใช้ในงานวิจัยเป็นดังต่อไปนี้



รูปที่ 6 ขั้นตอนการทำคอนโวลูชันระหว่างภาพนำเข้า

(แหล่งอ้างอิง <http://www.wildml.com/2015/11/understanding-convolutional-neural-networks-for-nlp/>)

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network หรือ CNN) [19]

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกประเภทหนึ่งที่มีจุดเริ่มต้นมาจากการวิจัยทางด้านความรู้จำภาพตัวอักษร โดยมักจะใช้ข้อมูลรับเข้าเป็นเมทริกซ์ (Matrix) จากการแปลงมาจากรูปภาพ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันมีรายละเอียดดังนี้

1 ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer)

ประกอบด้วย เคอร์เนลฟิลเตอร์ (Kernel Filter) โดยแต่ละเคอร์เนลจะถูกกำหนดด้วยการสุ่มในขั้นตอนการเรียนรู้เริ่มต้น หลังจากนั้นจะมีการปรับค่าโดยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ จำนวนผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นคอนโวลูชันจะเท่ากับจำนวนของเคอร์เนลฟิลเตอร์ เรียกว่า ฟีเจอร์แมป (Feature map) ชั้นของคอนโวลูชันมักจะตามด้วยฟังก์ชันแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Function) เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น ขั้นตอนการทำคอนโวลูชันเป็นดังรูปที่ 6

ผลลัพธ์ของการทำคอนโวลูชัน สามารถคำนวณได้จากสมการ (8)

$$(I * K)_{xy} = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w K_{ij} \cdot I_{x+i-1,y+j-1} \quad (8)$$

โดยกำหนดให้ข้อมูลรับเข้าแทนด้วยเมทริกซ์ I และตัวกรองแทนด้วยเมทริกซ์ K ซึ่งมีขนาด $h \times w$ ในชั้นของคอนโวลูชัน มีองค์ประกอบที่ต้องพิจารณาดังต่อไปนี้

- ขนาดของตัวกรอง (Filter Size)

คือความกว้างและความสูงของตัวกรองที่จะนำมาใช้ในการทำคอนโวลูชัน

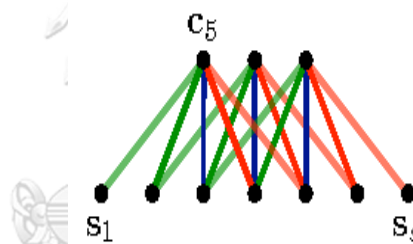
- ชนิดของการทำคอนโวลูชัน (Convolution Type)

- คอนโวลูชันแบบแคบ (Narrow Convolution)

นิยมใช้ในการทำคอนโวลูชันโดยทั่วไป โดยการคอนโวลูชันจะมีข้อมูลรับเข้าขนาด $N \times N$ กับตัวกรองขนาด $m \times m$ จะได้เมทริกซ์ขนาด $(N-m+1) \times (N-m+1)$ ตัวอย่างการทำคอนโวลูชันแบบแคบเป็นดังรูปที่ 7

- คอนโวลูชันแบบกว้าง (Wide Convolution)

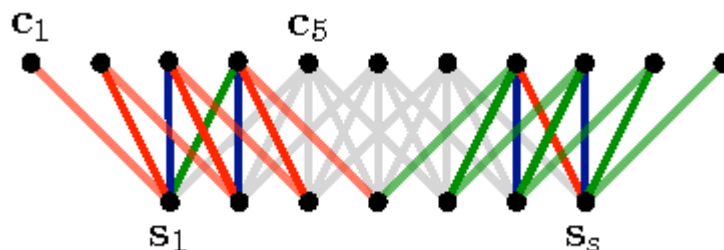
การทำคอนโวลูชันแบบกว้างจะมีการกระทำเลขขอบของเมทริกซ์นำเข้าออกไป โดยพื้นที่ที่เกินออกไปนั้นจะมีการแทนค่าของข้อมูลช่องนั้นๆด้วย 0 เรียกว่า การเสริมด้วยศูนย์ (Zero Padding) คือ การทำคอนโวลูชันแบบกว้างที่มีข้อมูลรับเข้าขนาด $N \times N$ กับตัวกรองขนาด $m \times m$ จะได้เมทริกซ์ขนาด $(N+m-1) \times (N+m-1)$ การทำคอนโวลูชันแบบกว้างมีจุดประสงค์เพื่อป้องกันการสูญเสียข้อมูลบริเวณขอบของข้อมูลรับเข้า ตัวอย่างการทำคอนโวลูชันแบบกว้างเป็นดังรูปที่ 8



รูปที่ 7 การทำคอนโวลูชันแบบแคบ

(แหล่งอ้างอิง [https://www.semanticscholar.org/paper/A-Convolutional-Neural-Network-for-Modelling-Kalchbrenner-](https://www.semanticscholar.org/paper/A-Convolutional-Neural-Network-for-Modelling-Kalchbrenner-Grefenstette/03ff3f8f4d5a700fbe8f3a3e63a39523c29bb60f/figure/2)

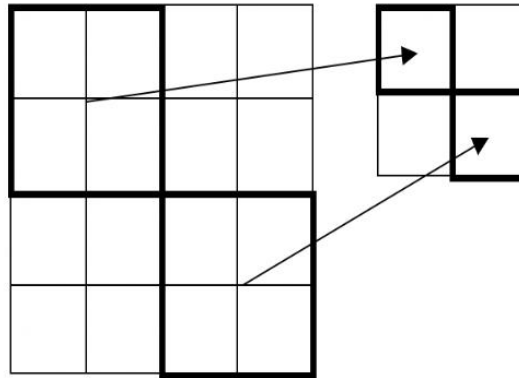
[Grefenstette/03ff3f8f4d5a700fbe8f3a3e63a39523c29bb60f/figure/2](https://www.semanticscholar.org/paper/A-Convolutional-Neural-Network-for-Modelling-Kalchbrenner-Grefenstette/03ff3f8f4d5a700fbe8f3a3e63a39523c29bb60f/figure/2))



รูปที่ 8 การทำคอนโวลูชันแบบกว้าง

(แหล่งอ้างอิง [https://www.semanticscholar.org/paper/A-Convolutional-Neural-Network-for-Modelling-Kalchbrenner-](https://www.semanticscholar.org/paper/A-Convolutional-Neural-Network-for-Modelling-Kalchbrenner-Grefenstette/03ff3f8f4d5a700fbe8f3a3e63a39523c29bb60f/figure/2)

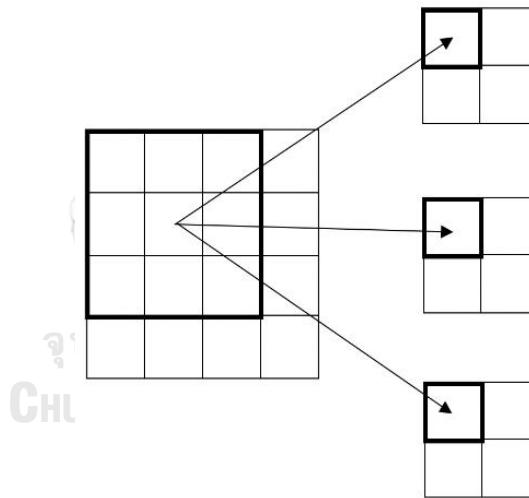
[Grefenstette/03ff3f8f4d5a700fbe8f3a3e63a39523c29bb60f/figure/2](https://www.semanticscholar.org/paper/A-Convolutional-Neural-Network-for-Modelling-Kalchbrenner-Grefenstette/03ff3f8f4d5a700fbe8f3a3e63a39523c29bb60f/figure/2))



รูปที่ 9 การทำคอนโวลูชันโดยมีข้อมูลรับเข้าขนาด 4x4 และตัวกรองขนาด 2x2

- ขนาดของการก้าวข้าม (Stride Size)

ขนาดของการก้าวข้าม คือ จำนวนช่องของข้อมูลรับเข้าที่จะถูกเลื่อนไปเมื่อสร้างผลลัพธ์ของคอนโวลูชันในแต่ละช่อง ดังรูปที่ 9 แต่โดยทั่วไปมักใช้ขนาดของการก้าวข้ามเป็นหนึ่ง



รูปที่ 10 การทำคอนโวลูชันโดยมีจำนวนตัวกรองเท่ากับ 3

- จำนวนตัวกรอง (Number of Filters)

ในแต่ละชั้นของคอนโวลูชันสามารถมีตัวกรองได้มากกว่าหนึ่งดังรูปที่ 10 โดยน้ำหนักของตัวกรองแต่ละตัวจะแยกกัน จำนวนตัวกรองในชั้นคอนโวลูชันใดๆ จะเป็นการกำหนดจำนวนช่องสัญญาณของข้อมูลรับเข้าในชั้นถัดไป

- จำนวนช่องสัญญาณ (Channel)

จำนวนช่องสัญญาณหรือความลึกของข้อมูลรับเข้าอาจเกิดจากจำนวนของตัวกรองในชั้นคอนโวลูชันก่อนหน้าหรืออาจมีค่ามากกว่าหนึ่งเช่น การใช้ช่องสัญญาณทั้งหมด 3 ช่องสัญญาณแทนค่าแม่

สีในงานวิจัยทางการใช้รูปภาพหรือสามารถเขียนสมการในการคำนวณผลลัพธ์ของชั้นคอนโวลูชัน ได้ดังสมการที่ (9)

$$z_{ij}^l = \sum_{c=0}^{k-1} \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{m-1} w_{a,b}^l a_{c,i+a,j+b}^{l-1} + b^l \quad (9)$$

โดย k แทนจำนวนช่องสัญญาณ

2 ชั้นรวม (Pooling Layer หรือ Subsampling Layer)

มีจุดประสงค์เพื่อทำการลดขนาดของข้อมูลที่ผ่านการคอนโวลูชันมาแล้ว นิยมนำมาทำต่อกับชั้นคอนโวลูชัน แต่ก็อาจไม่จำเป็นต้องนำมาต่อกันเสมอไปโดยขึ้นอยู่กับการออกแบบ การรวมที่นิยมประกอบด้วยสองวิธีคือ

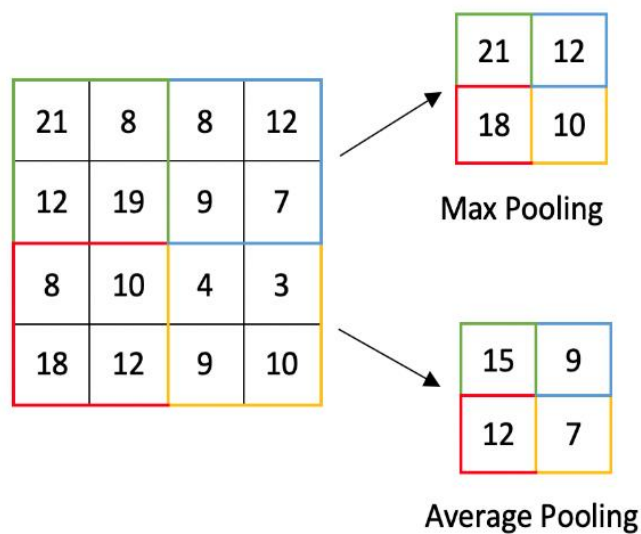
1. การรวมแบบหาค่ามากที่สุด (Max Pooling)

เป็นวิธีที่นิยมแพร่หลายมากในงานวิจัยด้านคอนโวลูชันโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน เป็นการเลือกใช้ข้อมูลที่มีค่ามากที่สุด จากแต่ละช่วงของเมทริกซ์เพื่อสร้างเป็นเมทริกซ์ที่มีขนาดเล็กลง

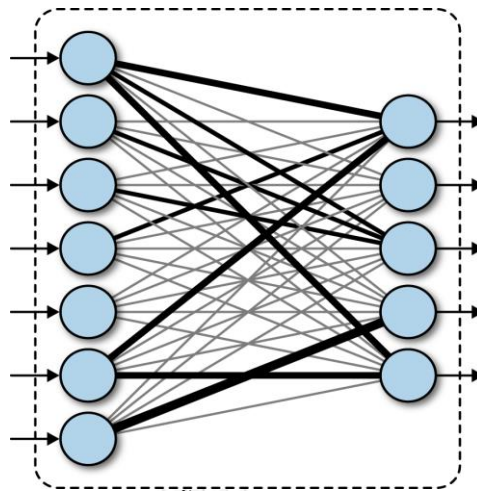
2. การรวมแบบหาค่าเฉลี่ย (Average Pooling)

ใช้วิธีเดียวกันกับการรวมแบบหาค่ามากที่สุด แต่ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นค่าเฉลี่ย

รูปที่ 11 แสดงให้เห็นถึงการเปรียบเทียบกันของการรวมทั้งสองแบบ



รูปที่ 11 การรวมแบบหาค่าเฉลี่ยและหาค่ามากที่สุด

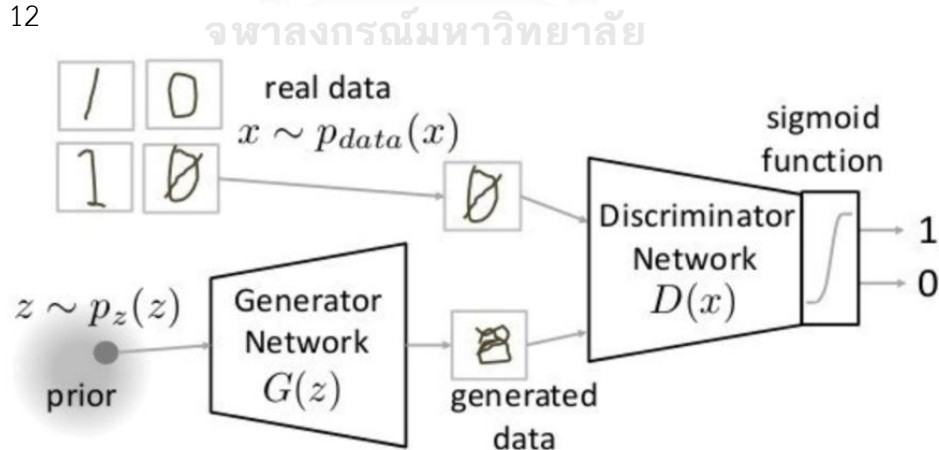


รูปที่ 12 ชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ

(แหล่งอ้างอิง <https://www.oreilly.com/library/view/tensorflow-for-deep/9781491980446/ch04.html>)

3. ชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully Connected Layer)

เป็นขั้นสุดท้ายของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน โดยจะเป็นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ หลังจากการประกอบกันของชั้นคอนโวลูชันและชั้นรวม โดยชั้นนี้จะประกอบด้วย ชั้นย่อยๆที่มีเพอร์เซ็ปตรอน อยู่จำนวนหนึ่ง ซึ่งเพอร์เซ็ปตรอนแต่ละตัวจะมีเส้นเชื่อมกับเพอร์เซ็ปตรอนทุกตัวในชั้นก่อนหน้าและเพอร์เซ็ปตรอนทุกตัวในชั้นถัดไป ทำให้การคำนวณแบบป้อนไปข้างหน้าและการแพร่กระจายย้อนกลับสามารถทำได้ด้วยวิธีปกติ โดยโครงสร้างของชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ แสดงได้ดังรูปที่ 12



รูปที่ 13 โครงสร้างแบบจำลองของแกน โดย $G(x)$ คือแบบจำลองก่อกำเนิด $D(x)$ คือแบบจำลองการตรวจสอบ x คือข้อมูลจริง z คือสัญญาณรบกวนนำเข้า

(แหล่งอ้างอิง <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/06/introductory-generative-adversarial-networks-gans/>)

2.3 แบบจำลองแกน [11]

แบบจำลองแกนดังรูปที่ 13 ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยเป็นแบ่งออกเป็น 2 แบบจำลองดังนี้

1. แบบจำลองการแบ่งแยก

แบบจำลองนี้ทำหน้าที่จำแนกข้อมูลนำเข้าว่าเป็นข้อมูลจริงหรือข้อมูลสังเคราะห์โดยมีฟังก์ชันต้นทุนตามสมการที่ (10) โดย G คือแบบจำลองก่อกำเนิด D คือแบบจำลองการแบ่งแยก x คือข้อมูลจริง P คือชุดข้อมูล Z คือสัญญาณรบกวนนำเข้า

$$L_D = -\mathbb{E}_{z \sim P_{noise}} [\log(1 - D(G(z)))] - \mathbb{E}_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] \quad (10)$$

2. แบบจำลองก่อกำเนิด

จะสังเคราะห์ข้อมูลขึ้นจากสัญญาณรบกวนเพื่อพยายามให้แบบจำลองการแบ่งแยกจำแนกว่าเป็นข้อมูลจริงโดยฟังก์ชันต้นทุนแสดงดังสมการที่ (11)

$$L_G = -\mathbb{E}_{z \sim P_{noise}} [\log D(G(z))] \quad (11)$$

เมื่อรวมฟังก์ชันต้นทุนจะทำให้เสมือนแบบจำลองทั้งพยายามแข่งกันตามสมการที่ (12) โดยที่แบบจำลองก่อกำเนิดพยายามทำให้สมการมีค่าน้อยที่สุดส่วนแบบจำลองการแบ่งแยกพยายามทำให้มีค่ามากที่สุด

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim P_{noise}} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (12)$$



รูปที่ 14 ตัวอย่างขอบเขต สีแดงคือพื้นที่จากการจำแนกของแบบจำลองสีเขียวคือพื้นที่ที่จริง (แหล่งอ้างอิง <https://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/>)

2.4 ไอโอยู (intersection over union - IoU)

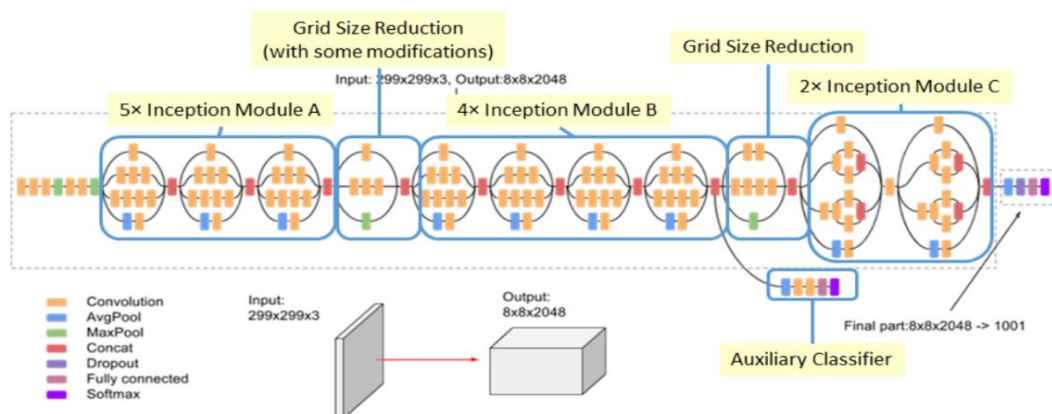
ไอโอยูเป็นวิธีประเมินผลของปัญหาการหาขอบเขตของวัตถุในภาพว่าการจำแนกขอบเขตจากแบบจำลองตรงกับขอบเขตจริงมากแค่ไหน โดยมีวิธีการคือกำหนดให้บริเวณที่จำแนกถูกเรียกว่า บริเวณอินเตอร์เซกชัน (intersection) และบริเวณจำแนกทั้งหมดรวมกับบริเวณจริงขอบเขตจริงแล้ว หักออกจากบริเวณอินเตอร์เซกชันเรียกว่ายูเนียน (union) ซึ่งจะสามารถคำนวณค่าไอโอยูได้ตามสมการที่ (13) รูปที่ 14 เป็นตัวอย่างขอบเขตที่จำแนกและขอบเขตจริง

$$IoU = \frac{\text{intersection}}{\text{union}} \quad (13)$$

2.5 เอฟไอดี (Fréchet Inception Distance - FID) [6]

เอฟไอดีเป็นวิธีการประเมินผลของแบบจำลองแกน โดยนำกลุ่มภาพสังเคราะห์และภาพจริงเข้าสู่แบบจำลองอินเซพชันวีสาม (inception-v3) [20] ดังรูปที่ 15 ซึ่งข้อมูลส่งออกมีลักษณะเป็นการแจกแจงปกติของตัวแปรหลายตัว (multivariate normal distribution) ซึ่งจะได้การกระจายตัวของกลุ่มข้อมูลจากภาพสังเคราะห์และภาพจริง จากนั้นนำการกระจายตัวมาหาระยะห่างของวอสเซอร์สแตนสอง (Wasserstein-2 distance) [21] ตามสมการที่ (14) โดยที่ r คือข้อมูลจากชุดภาพจริง g คือข้อมูลจากชุดภาพสังเคราะห์ μ คือค่าเฉลี่ย Σ คือค่าความแปรปรวนร่วมเกี่ยว (covariance) แล้วจึงได้เป็นระยะห่างระหว่างสองกลุ่มข้อมูลโดยค่าน้อยระยะห่างก็จะยิ่งน้อย ค่าเอฟไอดีที่ต่ำจะตีความได้ว่าแบบจำลองแกนนั้นสามารถสังเคราะห์ภาพได้คล้ายภาพจริง

$$FID(r, g) = \left\| \mu_r - \mu_g \right\|_2^2 + \text{Tr}(\Sigma_r + \Sigma_g - 2(\Sigma_r \Sigma_g)^{\frac{1}{2}}) \quad (14)$$



รูปที่ 15 โครงสร้างแบบจำลองอินเซพชันวีสาม

(แหล่งอ้างอิง <https://medium.com/@sh.tsang/review-inception-v3-1st-runner-up-image-classification-in-ilsvrc-2015-17915421f77c>)

2.6 ความแม่นยำของจุดภาพ (pixel accuracy)

วิธีการประเมินผลนี้เป็นการเปรียบเทียบระหว่างภาพสองภาพว่ามีสัดส่วนของจุดภาพ (pixel) เหมือนกันด้วยค่าเท่าไรดังสมการที่ (15)

$$\sum_{j=1}^y \sum_{i=1}^x \frac{n_{ij}}{xy} \quad (15)$$

โดยที่ x คือจำนวนจุดภาพตามความสูง และ y คือจำนวนจุดภาพตามความกว้าง n_{ij} จะอธิบายตามสมการที่ (16)

$$n_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \|R_{ij} - P_{ij}\|_1 = 0; \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

โดยที่ R_{ij} คือช่องสีแดงเขียวฟ้า (RGB channel) ของภาพ R ในตำแหน่งจุดภาพที่ i, j และ P_{ij} คือช่องสีสามสีของภาพ P ในตำแหน่งจุดภาพที่ i, j เช่นกัน

บทที่ 3

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพจะแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มคือ
1) กลุ่มงานวิจัยแบบจำลองแกนเพื่อสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพ 2) กลุ่มงานวิจัยวิธีการประเมินผลคุณภาพของภาพสังเคราะห์

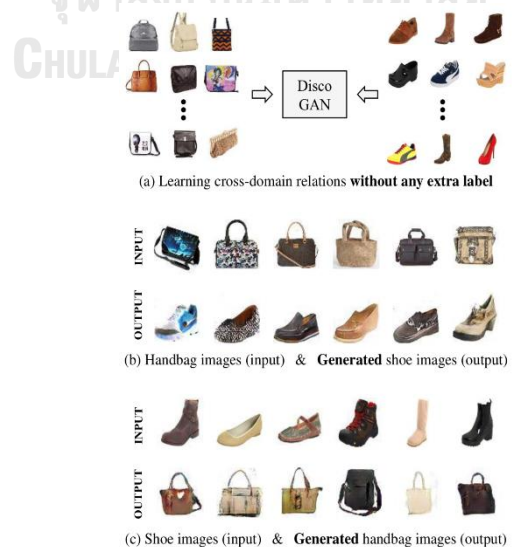
3.1 กลุ่มงานวิจัยแบบจำลองแกนเพื่อสังเคราะห์คุณสมบัติของภาพ

กลุ่มงานวิจัยนี้จะนำแบบจำลองแกนมาปรับปรุงและเพิ่มโครงสร้างเพื่อให้สามารถรับข้อมูลนำเข้าเป็นภาพแล้วสังเคราะห์ภาพเป็นข้อมูลส่งออกพร้อมคุณสมบัติบางอย่าง

3.1.1 งานวิจัยของ Taeksoo Kim และคณะ

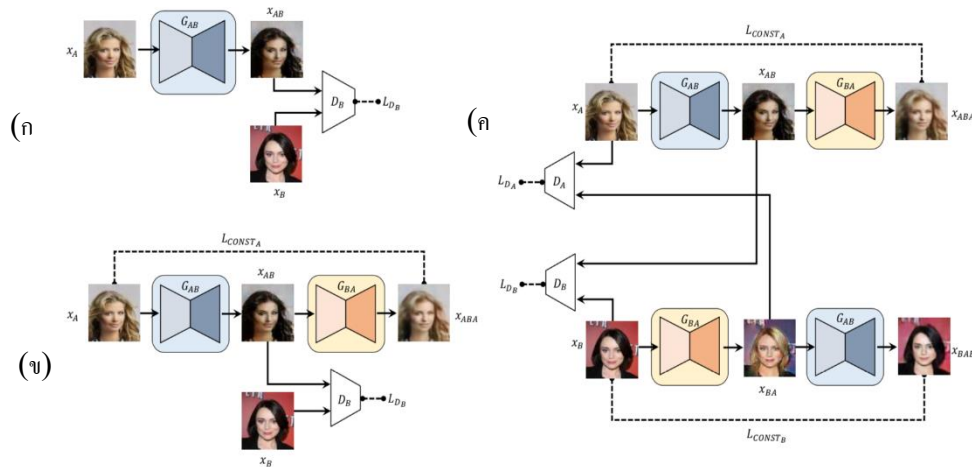
งานวิจัยนี้ [4] เกิดขึ้นปี 2017 จากปัญหาการหาความสัมพันธ์ของคุณสมบัติระหว่างกลุ่มข้อมูล เช่น กลุ่มข้อมูลรองเท้าและกลุ่มข้อมูลกระเป๋าถือที่มีความสัมพันธ์ของคุณสมบัติคือสีและลวดลายคล้ายกัน โดยผู้วิจัยนี้ได้นำเสนอแบบจำลองดิสโกแกน (DiscoGAN model) ที่จะแปลงคุณสมบัติของภาพไปมาระหว่างกลุ่มโดยที่ยังคงคุณสมบัติพื้นฐานบางอย่างให้เหมือนเดิมดังรูป 16 ที่ จะแปลงชุดภาพไปมาระหว่างกระเป๋าถือและรองเท้าโดยที่ยังคงสีและลวดลายเดิมอยู่ ซึ่งแบบจำลองนี้สามารถนำชุดข้อมูลแบบไร้การจับคู่มาใช้ฝึกได้

แบบจำลองดิสโกแกนดังรูป 17 (ค) ถูกพัฒนาต่อจากแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน (GAN with a reconstruction loss) ดังรูป 17 (ข) โดยการเพิ่มโครงสร้างแบบจำลองให้มีความสมมาตรมากขึ้นดังนี้ กำหนดให้ชุดข้อมูลฝึกสอนมีคุณสมบัติเอแทนด้วย X_A และคุณสมบัติบีแทนด้วย X_B



รูปที่ 16 ตัวอย่างการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มข้อมูล

(อ้างอิงจาก Fig.1 ใน [4])



รูปที่ 17 แบบจำลองแกนแบบต่าง ๆ ก) โครงสร้างแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน ข) โครงสร้างแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ค) โครงสร้างของแบบจำลองดีสโกแกน (อ้างอิงจาก Fig.2 ใน [4])

แบบจำลองจะประกอบไปด้วย 4 แบบ 1) แบบจำลองก่อกำเนิดเอไปเอแทนด้วย G_{AB} 2) แบบจำลองก่อกำเนิดบีไปเอแทนด้วย G_{BA} 3) แบบจำลองการแบ่งแยกเอแทนด้วย D_A 4) แบบจำลองการแบ่งแยกบีแทนด้วย D_B ซึ่งแบบจำลองก่อกำเนิดจะมีโครงสร้างเป็นคอนโวลูชันประกบกับดีคอนโวลูชัน (deconvolution) โดยชั้นดีคอนโวลูชันจะทำหน้าขยายข้อมูลจากชั้นคอนโวลูชันกลับไปเป็นภาพที่มีคุณสมบัติ ส่วนแบบจำลองการแบ่งแยกจะมีโครงสร้างเป็นคอนโวลูชันและในชั้นสุดท้ายจะใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ข้อมูลส่งออกสุดท้ายจึงมีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 โดย 0 คือการจำแนกว่าเป็นภาพสังเคราะห์ และ 1 คือภาพจริง

กระบวนการฝึกของแบบจำลองดีสโกแกนจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนดังนี้

- 1) G_{AB} จะรับ x_A เพื่อสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเอไปเอแทนด้วย x_{AB} และรับภาพคุณสมบัติบีไปเอแทนด้วย x_{BA} เพื่อสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติบีไปเอไปเอแทนด้วย x_{BAB} ส่วน G_{BA} จะรับ x_B เพื่อสังเคราะห์เป็น x_{BA} และรับ x_{AB} เพื่อสังเคราะห์เป็นภาพคุณสมบัติเอไปเอไปเอแทนด้วย x_{ABA} ซึ่งทั้ง x_{BAB} และ x_{ABA} คือกระบวนการสังเคราะห์คุณสมบัติภาพซ้ำเติมขึ้นใหม่ ดังนั้นภาพที่ได้ควรจะต้องเหมือนเดิมซึ่งสามารถคำนวณค่าเสียหายจากการสร้างซ้ำ (reconstruction loss) ตามสมการที่ (17) และ (18) โดยสามารถเลือกใช้สมการจากฟังก์ชันระยะห่างแบบต่าง ๆ ได้ เช่น ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean Squared Error - MSE) หรือระยะห่างโคไซน์ (cosine distance) เป็นต้น นอกจากการสังเคราะห์คุณสมบัติซ้ำแล้ว x_{AB} และ x_{BA} จะส่งถูกส่งไปที่ D_B และ D_A ตามลำดับ ซึ่งจะมีฟังก์ชันต้นทุนตามสมการที่ (19) และ (20) โดยค่าจะมากเมื่อแบบจำลอง

การแบ่งแยกจำแนกถูก เมื่อนำต้นทุนทั้งหมดมารวมกันจะเป็นไปตามสมการที่ (23) ซึ่งก็คือ ฟังก์ชันต้นทุนของแบบจำลองก่อกำเนิด

$$L_{CONST_A} = d(G_{BA}(G_{AB}(x_A)), x_A) \quad (17)$$

$$L_{CONST_B} = d(G_{AB}(G_{BA}(x_B)), x_B) \quad (18)$$

$$L_{GAN_A} = -\mathbb{E}_{x_A \sim P_A} [\log D_A(G_{BA}(x_B))] \quad (19)$$

$$L_{GAN_B} = -\mathbb{E}_{x_B \sim P_B} [\log D_B(G_{AB}(x_A))] \quad (20)$$

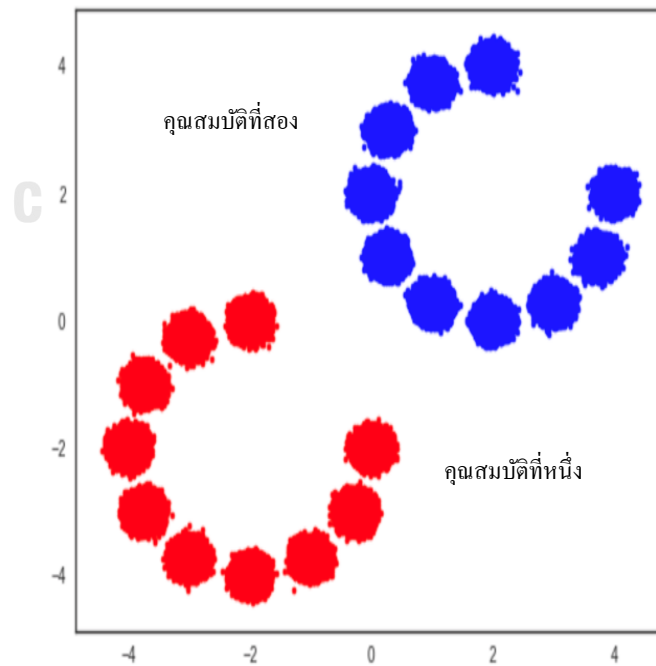
$$L_{G_{AB}} = L_{GAN_B} + L_{CONST_A} \quad (21)$$

$$L_{G_{BA}} = L_{GAN_A} + L_{CONST_B} \quad (22)$$

$$L_G = L_{G_{AB}} + L_{G_{BA}} \quad (23)$$

$$L_G = L_{GAN_B} + L_{CONST_A} + L_{GAN_A} + L_{CONST_B} \quad (23)$$

- 2) D_A จะรับ x_{BA} และ x_A เพื่อจำแนกว่าเป็นภาพสังเคราะห์หรือภาพจริง โดยเป้าหมายคือ จำแนก x_{BA} เป็นภาพสังเคราะห์และ x_A เป็นภาพจริง ซึ่งมีฟังก์ชันต้นทุนดังสมการ (24) ส่วน D_B จะทำงานคล้าย D_A โดยจะพยายามจำแนก x_{AB} เป็นภาพสังเคราะห์และ จำแนก x_B เป็นภาพจริงโดยมีฟังก์ชันต้นทุนดังสมการ (25)



รูปที่ 18 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองของเล่นโดยสีฟ้าคือด้วย x_A และสีแดงคือ x_B

$$L_{D_A} = -\mathbb{E}_{x_A \sim P_A} \left[\log \left(1 - D_A(G_{BA}(x_B)) \right) \right] - \mathbb{E}_{x_B \sim P_B} [\log D_A(x_A)] \quad (24)$$

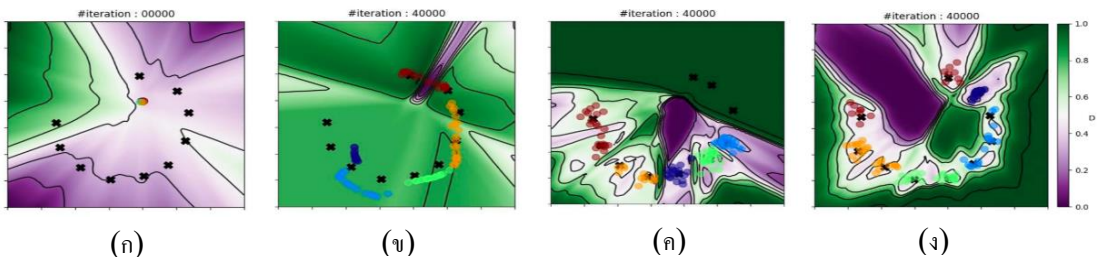
$$L_{D_B} = -\mathbb{E}_{x_B \sim P_B} \left[\log \left(1 - D_B(G_{AB}(x_A)) \right) \right] - \mathbb{E}_{x_A \sim P_A} [\log D_B(x_B)] \quad (25)$$

แบบจำลองดิสโกแกนถูกนำไปทดสอบ โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน และแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ซึ่งทดสอบ 2 รูปแบบดังนี้

1) การทดลองของเล่น (toy experiment)

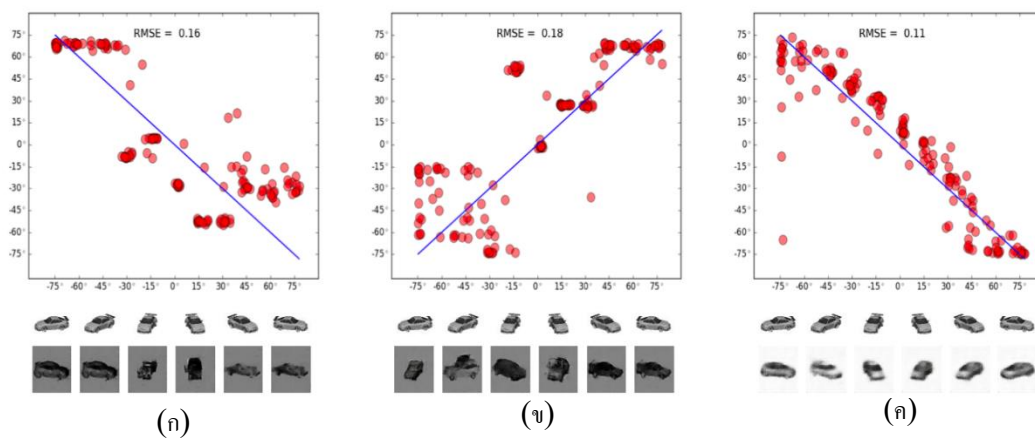
การทดลองจะสุ่มสร้างข้อมูลด้วยการกระจายตัวรูปแบบการแจกแจงผสมของเกาส์ (Gaussian mixture model) โดยแต่ละข้อมูลจะมี 2 คุณลักษณะตามแกนเอกซ์และแกนวาย ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนดังรูป 18 คือ 1) กลุ่มสีฟ้าให้เป็นด้วย \mathcal{X}_A ที่กระจายตัวบนจุด 10 จุดที่อยู่บนวงกลม โดยมีจุดศูนย์กลางอยู่ตำแหน่ง (2,2) เส้นผ่านศูนย์กลางมีความยาว 4 หน่วย 2) กลุ่มสีแดงให้เป็น \mathcal{X}_B ที่กระจายตัวบนจุด 10 จุดที่อยู่บนวงกลมโดยจุดศูนย์กลางอยู่ตำแหน่ง (-2,-2) เส้นผ่านศูนย์กลางมีความยาว 4 หน่วย วงกลมจึงเปรียบเสมือนคุณสมบัติหลักและการกระจายตัวของจุดบนวงกลม 10 จุดเปรียบเสมือนคุณสมบัติย่อย

เป้าหมายของการทดลองคือการแปลงด้วย \mathcal{X}_A เป็น \mathcal{X}_B โดยที่ยังคงคุณสมบัติย่อยได้ ถูกต้อง ดังนั้น \mathcal{X}_{AB} จะเหมือน \mathcal{X}_B จากรูปที่ 19 (ก) คือข้อมูลการทดสอบของรอบที่ 0 \mathcal{X}_{AB} หรือจุดสีจึงอยู่ที่เดียวกันเพราะแบบจำลองก่อกำเนิดยังไม่ได้รับการฝึก จากรูปที่ 19 (ข) คือผลลัพธ์แบบจำลองแกนแบบมาตรฐานโดย \mathcal{X}_{AB} กระจายตัวเป็นวงกลมบริเวณวงกลม \mathcal{X}_B แต่ไม่กระจุกตัวบนจุด 10 จุดของ \mathcal{X}_B ซึ่งก็คือ \mathcal{X}_{AB} สามารถแปลงคุณสมบัติหลักได้แต่ไม่สามารถคงคุณสมบัติย่อยได้ชัดเจน ผลลัพธ์ต่อมาแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกนตามรูปที่ 19 (ค) มีผลลัพธ์ที่ดีขึ้นเพราะ \mathcal{X}_{AB} สามารถกระจุกตัวบนจุด 10 จุดของ \mathcal{X}_B ได้ดีขึ้นแต่มี 3 จุดด้านบนที่ไม่พบ \mathcal{X}_{AB} จึงเป็น 3 คุณสมบัติย่อยที่หายไปและผลลัพธ์จากจำลองดิสโกแกน ตามรูปที่ 19 (ง) มีผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเพราะ \mathcal{X}_{AB} ได้กระจุกตัวบน \mathcal{X}_B อย่างครบถ้วนและแยกสีของคุณสมบัติย่อยได้ชัดเจนกว่า



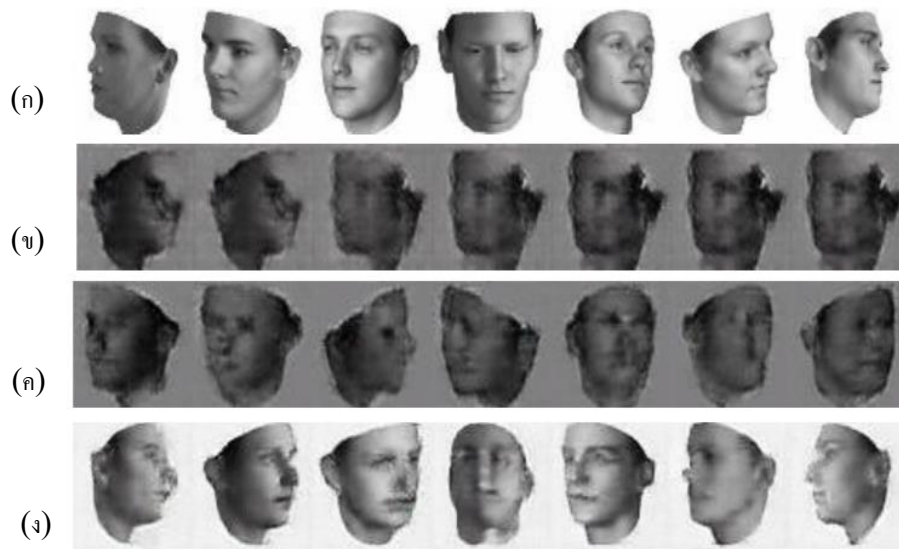
รูปที่ 19 กราฟแสดงผลการทดลองของเล่นพื้นที่สี่มุมคือบริเวณที่แบบจำลองการแบ่งแยกจำแนกว่าเป็นข้อมูลสังเคราะห์ส่วนพื้นที่สี่เหลี่ยมจำแนกว่าเป็นข้อมูลจริงจุดกากบาทดำคือตำแหน่ง X_B และจุดสีคือ X_{AB} โดยจุดสีเดียวกันจะมีด้วยคุณสมบัติย่อย X_A เหมือนกัน ก) ผลการทดลองในรอบการฝึกที่ 0 ข) ผลการทดสอบในรอบที่สี่หมื่นของแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน ค) ผลการทดสอบในรอบที่สี่หมื่นของแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ง) ผลการทดสอบในรอบที่สี่หมื่นของแบบจำลองดิสโกแกน

(อ้างอิงจาก Fig.4 ใน [4])



รูปที่ 20 ผลการทดสอบการแปลงคุณสมบัติของหันของรถโดยเส้นสีน้ำเงินคือค่าที่ถูกต้องจุดสีแดงคือผลลัพธ์โดยแกนเอกซ์คือข้อมูลนำเข้ามุมหันของรถและแกนวายเป็นข้อมูลส่งออกมุมหันของรถ ก) ผลการทดสอบของแบบจำลองแกนแบบมาตรฐาน ข) ผลการทดสอบของแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกน ค) ผลการทดสอบของแบบจำลองดิสโกแกน

(อ้างอิงจาก Fig.5 ใน [4])



รูปที่ 21 ผลลัพธ์จากการทดสอบ ก) ชุดภาพนำเข้า ข) ผลลัพธ์จากแบบจำลองแกนแบบมาตรฐานโดยข้อมูลส่งออกต้องหันทิศตรงข้าม ค) ผลลัพธ์จากแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกนโดยข้อมูลส่งออกต้องคงทิศการหัน ง) ผลลัพธ์จากแบบจำลองดีสโกแกนโดยข้อมูลส่งออกต้องหันทิศตรงข้าม

(อ้างอิงจาก Fig.6 ใน [4])

- 2) การแปลงคุณสมบัติของรถยนต์ (car to car) และการแปลงคุณสมบัติของใบหน้า (face to face)

การทดสอบนี้ต้องการแปลงทิศทางการหันของรถยนต์และใบหน้า โดยแบบจำลองแกนแบบมาตรฐานและดีสโกแกนจะต้องหันภาพนำเข้าเป็นทิศตรงข้ามและแบบจำลองความเสียหายจากการสร้างใหม่ของแกนต้องคงทิศทางการหันของภาพนำเข้า จากรูปที่ 20 เป็นผลลัพธ์ของการทดสอบการหันของรถยนต์ ซึ่งและรูปที่ 21 เป็นผลลัพธ์การทดสอบการหันของใบหน้าจะซึ่งรูปที่ 21 (ค) และรูปที่ 21 (ง) เป็นผลลัพธ์ของแบบจำลองดีสโกแกนซึ่งมีความถูกต้องในการหันมากที่สุดจากการทดสอบแต่ละแบบ

3.1.2 งานวิจัยของ Jun-Yan Zhu และคณะ

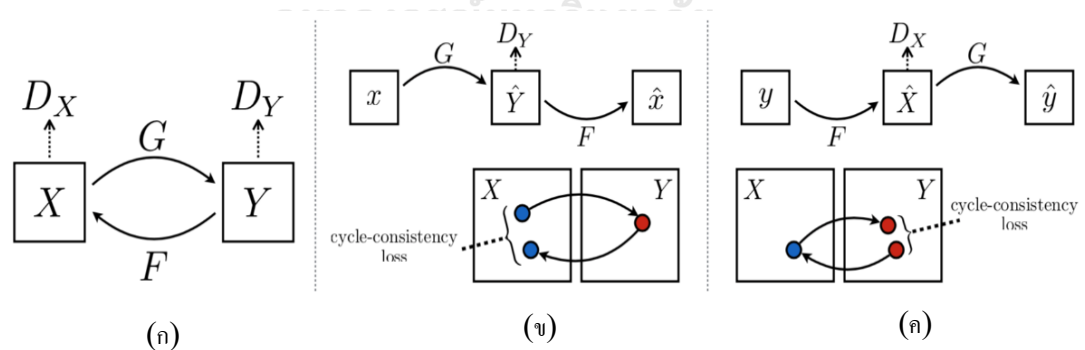
งานวิจัยนี้ [7] เกิดขึ้นปี 2017 จากความต้องการแก้ปัญหาการแปลงภาพนำเข้าคุณสมบัติเอกซ์แทนด้วย X และแปลงเป็นภาพส่งออกคุณสมบัติด้วย Y โดยสามารถใช้ชุดข้อมูลแบบไร้การจับคู่ แนวคิดในการสร้างแบบจำลองคือมีแบบจำลองการแบ่งแยกแทนด้วย D_x สำหรับจำแนก X และแบบจำลองการแบ่งแยกแทนด้วย D_y สำหรับจำแนก Y มีจีแทนด้วย G คือแบบจำลองก่อกำเนิดที่จะแปลง X เป็น Y และเอฟแทนด้วย F คือแบบจำลองก่อกำเนิดที่จะแปลง Y เป็น X

ซึ่ง F จะทำงานตรงข้ามกับ G ดังนั้นถ้าส่ง X ไปยัง G ได้ $G(X)$ แล้วนำเข้าสู่ F จะได้ $F(G(X))$ ซึ่งควรจะคล้าย X ดังสมการที่ (26) โดยค่าความแตกต่างผู้นำเสนอได้กำหนดเป็นค่าความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอ (cycle consistency loss) จึงเป็นที่มาของแบบจำลองวัฏจักรของแกน (CycleGAN model) โดยโครงสร้างแบบจำลองจะแสดงตามรูปที่ 22 ซึ่งจะเห็นได้ว่ามีโครงสร้างเหมือนแบบจำลองดิสโกแกน แต่สิ่งที่ต่างกันคือ

- งานวิจัยนี้สามารถกำหนดค่าคงที่ ซึ่งนำไปคูณกับความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอเพื่อกำหนดความสำคัญได้ตามความเหมาะสม แต่แบบจำลองดิสโกแกนกำหนดค่าคงที่นี้เป็นหนึ่งเสมอ
- ฟังก์ชันหาระยะห่าง โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้ระยะห่างแมนแฮตตัน (Manhattan distance หรือ L1 norm) เป็นค่าความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอแต่แบบจำลองดิสโกแกนที่ไม่กำหนดฟังก์ชันระยะห่างเป็นค่าเสียหายจากการสร้างซ้ำสามารถเลือกใช้ได้ตามความเหมาะสม

$$F(G(X)) \approx X \quad (26)$$

ผลการทดลองเมื่อเปรียบเทียบกับกลุ่มแบบจำลองแกนที่รองรับข้อมูลแบบไร้การจับคู่เหมือนกันจะมีผลที่ดีกว่า โดยวัดจากวิธีการเอฟซีเอ็น (fully convolutional network - FCN) [2] ใช้ชุดข้อมูลภูมิทัศน์ของเมือง (cityscapes) ในการทดสอบ โดยเป็นการแปลงคุณสมบัติไปมาระหว่างภาพกับภาพที่บอกขอบเขตของวัตถุด้วยสี (label)



รูปที่ 22 โครงสร้างแบบจำลองวัฏจักรของแกน ก) G ทำหน้าสร้าง Y จาก X และ F ทำหน้าที่สร้าง X จาก Y มี D_x จำแนก X และ D_y จำแนก Y ข) การหาค่าความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอจากวัฏจักรการสังเคราะห์ X ค) การหาค่าความสูญเสียของวัฏจักรที่สม่ำเสมอจากวัฏจักรการสังเคราะห์ Y

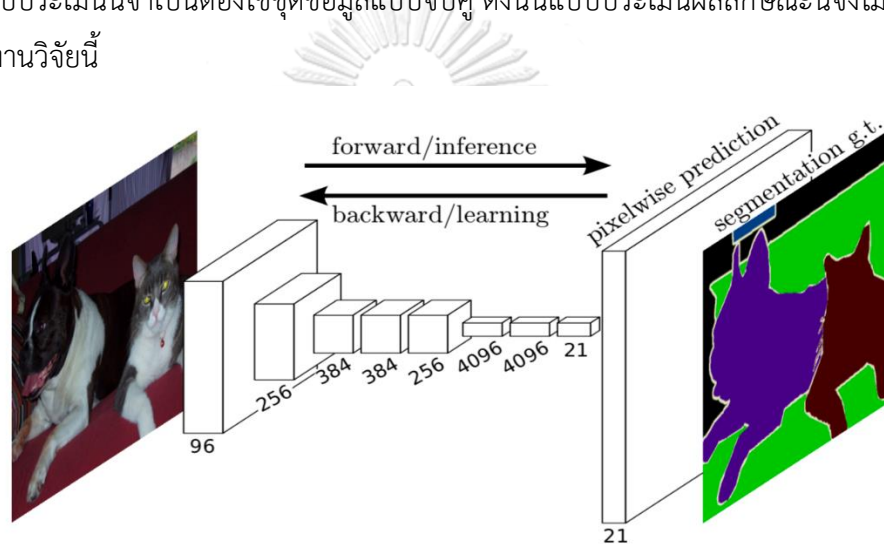
(อ้างอิงจาก Fig.3 ใน [7])

3.2 กลุ่มงานวิจัยวิธีการประเมินผลคุณภาพของภาพ

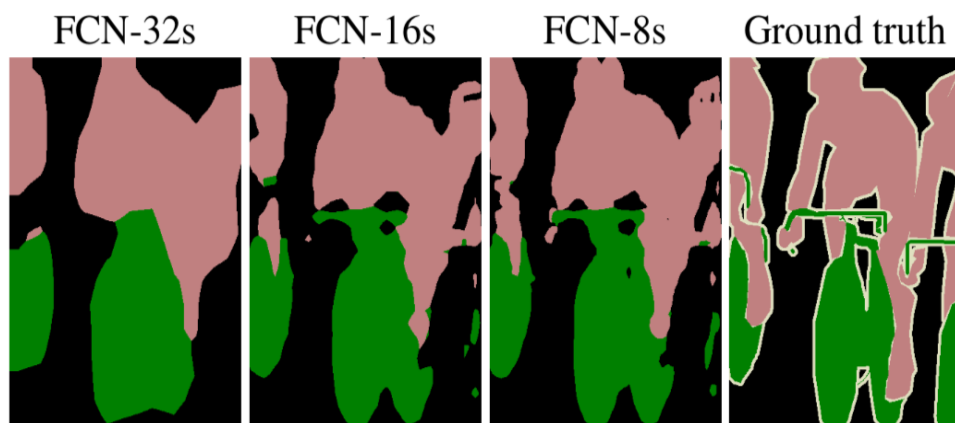
เป็นงานวิจัยที่ได้รับความนิยมนำไปประเมินคุณภาพของภาพสังเคราะห์จากแบบจำลองแกน

3.2.1 งานวิจัยของ Jonathan Long และคณะ

ผู้วิจัยได้เสนอแบบจำลองเอฟซีเอ็นดังรูปที่ 23 เป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นเพื่อแบ่งขอบเขตของวัตถุในภาพ โดยส่งภาพนำเข้าที่ ต้องการจะประเมินแล้วจะได้ภาพที่บอกขอบเขตของวัตถุจากนั้นจะนำภาพที่ได้ไปคำนวณค่าไอโอยูและความแม่นยำของจุดภาพ (pixel accuracy) ตัวอย่างรูปที่ 24 คือภาพที่นำไปคำนวณค่าไอโอยู โดยคำนวณเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลฝึกสอนที่แบ่งขอบเขตแล้ว ดังนั้นแบบประเมินนี้จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลแบบจับคู่ ดังนั้นแบบประเมินผลลักษณะนี้จึงไม่เหมาะที่จะใช้กับงานวิจัยนี้



รูปที่ 23 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายเอฟซีเอ็น
(แหล่งอ้างอิง Fig.3 ใน [2])

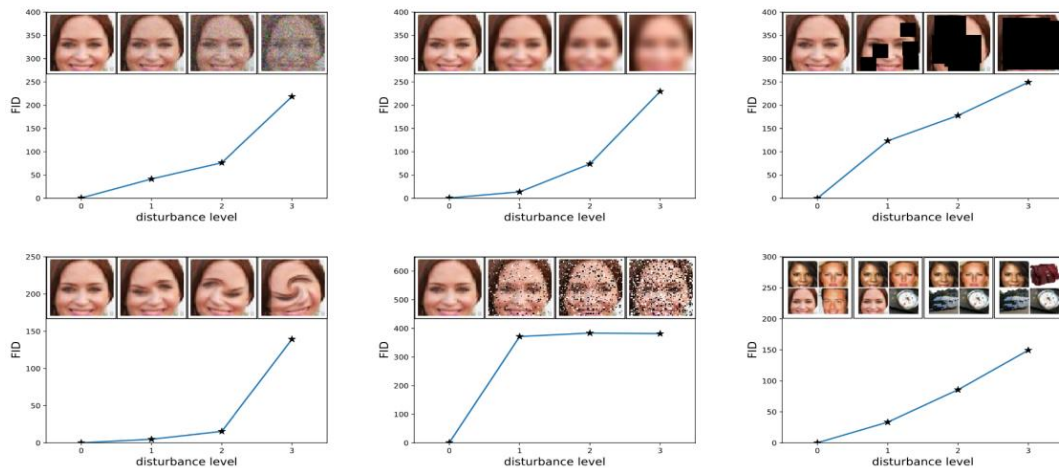


รูปที่ 24 ตัวอย่างข้อมูลส่งออกจากแบบจำลองเอฟซีเอ็นโดยกำหนดขนาดของการก้าวข้ามเป็น 32, 16 และ 8 ตามลำดับ จากซ้ายไปขวาและภาพขวาสุดข้อมูลจริง

(แหล่งอ้างอิง Fig.4 ใน [2])

3.2.2 งานวิจัยของ Martin Heusel และคณะ

ในปี 2017 เอพีไอได้ถูกเสนอขึ้นซึ่งใช้สำหรับการประเมินผลสำหรับแบบจำลองแอกนโดยสามารถใช้ข้อมูลแบบไร้การจับคู่ได้ โดยวิธีการคำนวณนั้นจะทำการแบ่งข้อมูลภาพออกเป็นสองกลุ่มคือ 1) ภาพจริง 2) ภาพสังเคราะห์ ซึ่งเอพีไอคือการคำนวณระยะห่างระหว่างกลุ่มภาพ โดยค่าเอพีไอที่ได้จะมีสอดคล้องกับการเปรียบเทียบความคล้ายของภาพของมนุษย์ วิธีเอพีไอสามารถตรวจจับสัญญาณรบกวนต่าง ๆ ของภาพได้ดังรูปที่ 25 โดยค่าเอพีไอที่มากขึ้นหมายถึงระยะที่มากขึ้น ปัจจุบันงานวิจัยต่าง ๆ ของแบบจำลองแอกนนิยมใช้เอพีไอเพราะไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลแบบจับคู่ และสามารถรับรู้ได้ต่อสัญญาณรบกวนแบบต่าง ๆ แม้มีค่าเล็กน้อยก็ส่งผลกระทบต่อระยะห่าง ดังนั้นแบบประเมินลักษณะนี้จึงมีความเหมาะสมที่จะเอามาใช้ในงานวิจัยนี้



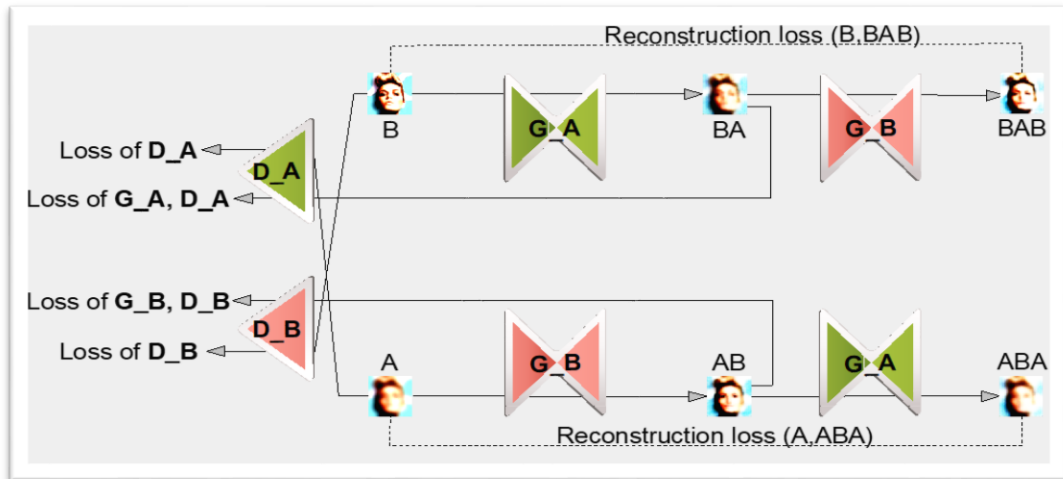
รูปที่ 25 กราฟแสดงค่าเอพีไอจากสัญญาณรบกวนในรูปแบบต่าง ๆ โดยเทียบภาพซ้ายสุดในแต่ละกราฟ กราฟบนซ้ายสัญญาณรบกวน กราฟบนกลางภาพไม่ชัด กราฟบนขวากล้องดำ กราฟล่างซ้ายบิดหมุนวนภาพ กราฟล่างกลางสัญญาณรบกวนขาวดำ กราฟล่างขวากว้างภาพที่มีคุณสมบัติต่างกัน

(แหล่งอ้างอิง Fig.3 [6])

บทที่ 4

แนวคิดและแบบจำลองที่นำเสนอ

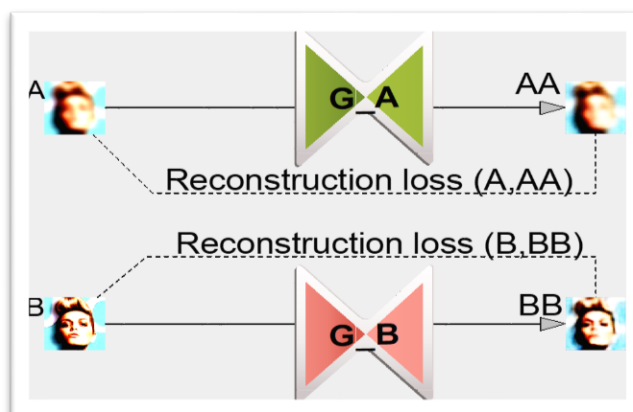
จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าแบบจำลองดิสโกแกนเหมาะสมที่จะนำมาพัฒนาต่อเพราะสามารถปรับฟังก์ชันระยะห่างซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของฟังก์ชันต้นทุนได้ โดยเลือกใช้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง



รูปที่ 26 การฝึกของแบบจำลองดิสโกแกน

4.1 การเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ

การฝึกของแบบจำลองดิสโกแกนดังรูปที่ 26 นั้นแบบจำลองก่อกำเนิดจะได้รับข้อมูลจากกลุ่มที่ยังไม่มีคุณสมบัติเพียงกลุ่มเดียวเสมอ แล้วต้องสังเคราะห์ขึ้นใหม่เพื่อให้ภาพมีคุณสมบัติตามที่ต้องการ แต่การเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำดังรูปที่ 27 จะทำให้แบบจำลองก่อกำเนิดได้ฝึกเพิ่มเติมกับข้อมูลที่มีคุณสมบัติอยู่แล้ว ซึ่งผลลัพธ์ที่ควรจะได้คือภาพส่งออกจะต้องเหมือนกับภาพนำเข้า จุดภาพที่ต่างกันคือค่าความเสียหายจากการสร้างคุณสมบัติซ้ำ



รูปที่ 27 โครงสร้างของการสร้างด้วยคุณสมบัติซ้ำ

ซึ่งจะคำนวณจากฟังก์ชันระยะห่างของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง โดยมีรายละเอียดดังนี้

- แบบจำลองดิสโกแกนมี G_{AB} ซึ่งรับข้อมูลนำเข้าเฉพาะคุณสมบัติ A เพื่อสังเคราะห์เป็น B แต่การเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำจะทำให้ G_{AB} ต้องรับข้อมูลนำเข้าที่มีคุณสมบัติ B ด้วย โดยมีจุดมุ่งหมายในการสังเคราะห์ภาพให้มีคุณสมบัติ B ไม่ว่าจะได้รับภาพที่มีคุณสมบัติใด ๆ ก็ตาม จึงจะแทนด้วย G_B โดยที่มีค่าความเสียหายจากการสร้างใหม่ตามสมการที่ (28)
- และ G_{BA} ก็เช่นกันที่รับข้อมูลนำเข้าเฉพาะคุณสมบัติ B เพื่อสังเคราะห์เป็น A แต่การเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำจะทำให้ G_{BA} ต้องรับข้อมูลนำเข้าที่มีคุณสมบัติ A ด้วย โดยมีจุดมุ่งหมายในการสังเคราะห์ภาพให้มีคุณสมบัติ A ไม่ว่าจะได้รับภาพที่มีคุณสมบัติใด ๆ ก็ตาม จึงจะแทนด้วย G_A โดยที่มีค่าความเสียหายจากการสร้างใหม่ตามสมการที่ (27)

$$L_{CONST_{AA}} = d(G_A(x_A), x_A) \quad (27)$$

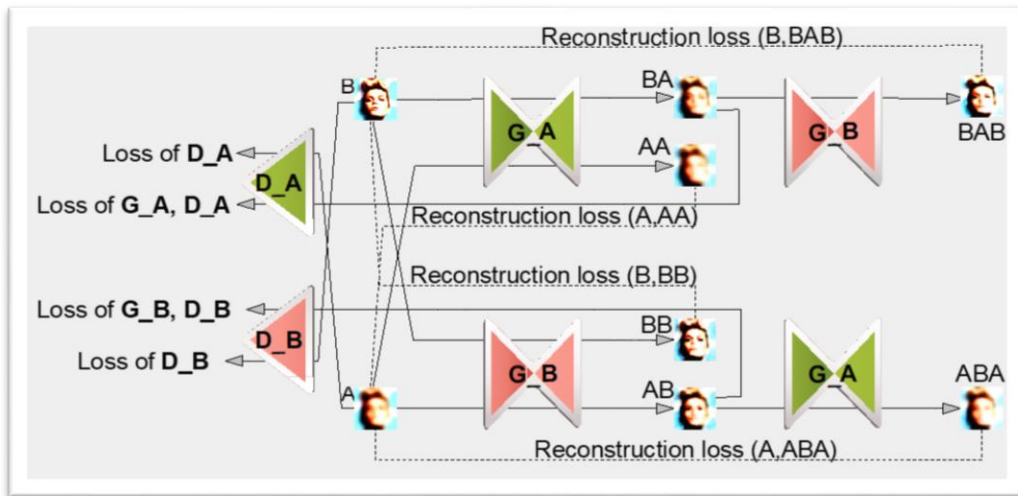
$$L_{CONST_{BB}} = d(G_B(x_B), x_B) \quad (28)$$

4.2 การเสริมแบบจำลองดิสโกแกนด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ

แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำแสดงได้ดังรูปที่ 28 ซึ่งแบบจำลองก่อกำเนิดจะได้รับการฝึกจากทั้งข้อมูลที่มีและยังไม่มีคุณสมบัติ ส่วนแบบจำลองการแบ่งแยกยังคงมีวิธีการฝึกเช่นเดียวกับแบบจำลองดิสโกแกนตามสมการที่ 24 และ 25 โดยค่าความเสียหายโดยรวมของแบบจำลองก่อกำเนิดแสดงตามสมการที่ (29)

$$\begin{aligned} L_G = & d(G_{BA}(G_{AB}(x_A)), x_A) \\ & + d(G_{AB}(G_{BA}(x_B)), x_B) \\ & - \mathbb{E}_{x_B \sim P_B} [\log D_B(G_{AB}(x_A))] \\ & - \mathbb{E}_{x_A \sim P_A} [\log D_A(G_{BA}(x_B))] \\ & + K(d(G_A(x_A), x_A) + d(G_B(x_B), x_B)) \end{aligned} \quad (29)$$

กำหนดให้ค่า K คือค่าถ่วงน้ำหนักของการสร้างคุณสมบัติซ้ำ การหาค่า K ที่เหมาะสมจะหาได้ในระหว่างการฝึกแบบจำลอง โดยจะเลือกค่า K ที่ให้ค่าเอนโทรปีน้อยที่สุดจากชุดข้อมูลตรวจสอบ



รูปที่ 28 การฝึกแบบจำลองดีลโกแทนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ



บทที่ 5

วิธีการทดลอง

การทดลองจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ (แบบจำลองดีสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ) โดยใช้ค่าเอฟไอดีและค่าความแม่นยำของจุดภาพในการวัดผล และข้อมูลที่ใช้วัดผลจะใช้ข้อมูลจาก edges2handbags [8] และ celebA [1] โดยมีรายละเอียดดังนี้

5.1 ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

ข้อมูลที่นำมาทดสอบจะมีทั้งแบบจับคู่และแบบไร้การจับคู่ และแต่ละชุดข้อมูลจะประกอบด้วยสองคุณสมบัติอย่างเท่า ๆ กันเสมอ และจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสัดส่วนดังนี้

1. ข้อมูลฝึก 70%
2. ข้อมูลตรวจสอบ 10%
3. ข้อมูลทดสอบ 20%

โดยข้อมูลในแต่ละส่วนจะต้องมีจำนวนไม่ต่ำกว่า 2,048 ภาพ

5.1.1 edges2handbags

ชุดข้อมูลนี้เป็นข้อมูลแบบจับคู่ประกอบไปด้วยคุณสมบัติ ภาพเส้นร่างกระเป๋าถือ และ ภาพกระเป๋าถือ โดยข้อมูลจะถูกแบ่งตามตารางที่ 1 และมีตัวอย่างแสดงตามรูปที่ 29



รูปที่ 29 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล edges2handbags (ก) ภาพเส้นร่างของกระเป๋าถือ (ข) ภาพกระเป๋าถือ

ตารางที่ 1 การแบ่งสัดส่วนชุดข้อมูล edges2handbags

	ข้อมูลฝึก	ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูลทดสอบ	รวม
ภาพเส้นร่างกระเป๋าถือ	98,567	13,000	27,200	138,767
ภาพกระเป๋าถือ	98,567	13,000	27,200	138,767

5.1.2 celebA

ข้อมูลชุดนี้เป็นข้อมูลแบบไร้การจับคู่ โดยมีภาพใบหน้าของดาราจำนวน 202,599 ภาพ ซึ่งแต่ละภาพจะระบุคุณสมบัติต่าง ๆ จำนวน 40 แบบ โดยแสดงตามตารางที่ 2

ตารางที่ 2 จำนวนภาพในแต่ละ คุณสมบัติแรกของ celebA

คุณสมบัติ	จำนวนภาพที่มีคุณสมบัติ	จำนวนภาพที่ขาดคุณสมบัติ
5_o_Clock_Shadow	22,516	180,083
Arched_Eyebrows	54,090	148,509
Attractive	103,833	98,766
Bags_Under_Eyes	41,446	161,153
Bald	4,547	198,052
Bangs	30,709	171,890
Big_Lips	48,785	153,814
Big_Nose	47,516	155,083
Black_Hair	48,472	154,127
Blond_Hair	29,983	172,616
Blurry	10,312	192,287
Brown_Hair	41,572	161,027
Bushy_Eyebrows	28,803	173,796
Chubby	11,663	190,936
Double_Chin	9,459	193,140
Eyeglasses	13,193	189,406
Goatee	12,716	189,883
Gray_Hair	8,499	194,100
Heavy_Makeup	78,390	124,209
High_Cheekbones	92,189	110,410

ตารางที่ 2 แสดงจำนวนภาพในแต่ละ 20 คุณสมบัตินี้ของ celebA (ต่อ)

คุณสมบัตินี้	จำนวนภาพที่มีคุณสมบัตินี้	จำนวนภาพที่ขาดคุณสมบัตินี้
Male	84,434	118,165
Mouth_Slightly_Open	97,942	104,657
Mustache	8,417	194,182
Narrow_Eyes	23,329	179,270
No_Beard	169,158	33,441
Oval_Face	57,567	145,032
Pale_Skin	8,701	193,898
Pointy_Nose	56,210	146,389
Receding_Hairline	16,163	186,436
Rosy_Cheeks	13,315	189,284
Sideburns	11,449	191,150
Smiling	97,669	104,930
Straight_Hair	42,222	160,377
Wavy_Hair	64,744	137,855
Wearing_Earrings	38,276	164,323
Wearing_Hat	9,818	192,781
Wearing_Lipstick	95,715	106,884
Wearing_Necklace	24,913	177,686
Wearing_Necktie	14,732	187,867
Young	156,734	45,865

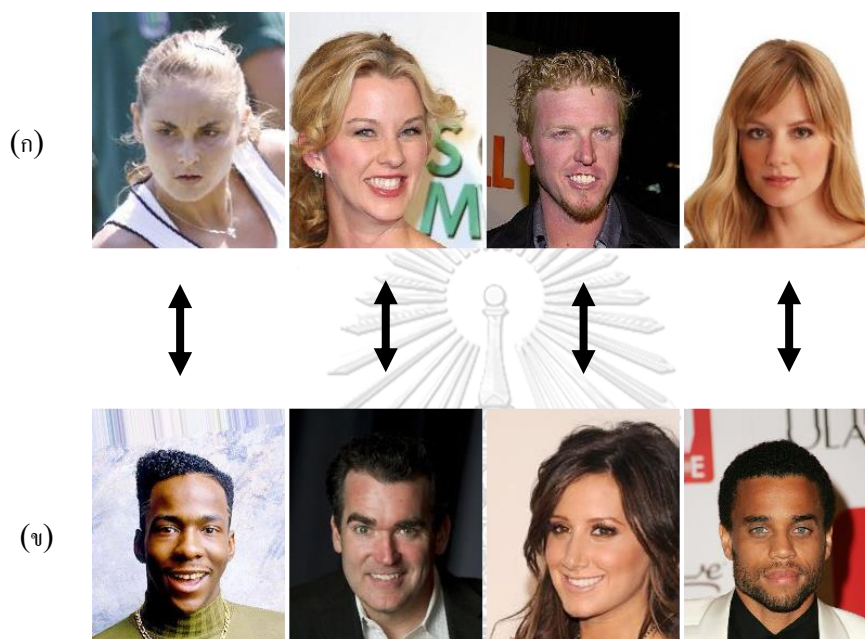
งานวิจัยนี้ได้คัดเลือกมา 3 ชุดข้อมูลเพื่อทดสอบโดยมีรายละเอียดดังนี้

1. ชุดภาพดาราที่มีคุณสมบัตินี้ผมสีบลอนด์และสีดำ

วิธีการคือเลือกภาพที่มีคุณสมบัตินี้ Blond_Hair เป็นภาพดาราที่มีคุณสมบัตินี้ผมสีบลอนด์และเลือกภาพที่มีคุณสมบัตินี้ Black_Hair เป็นภาพดาราที่มีคุณสมบัตินี้ผมสีดำ ซึ่งข้อมูลจะถูกแบ่งตามตารางที่ 3 และมีตัวอย่างแสดงตามรูปที่ 30

ตารางที่ 3 การแบ่งสัดส่วนชุดภาพดารารที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์และสีดำ

	ข้อมูลฝึก	ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูลทดสอบ	รวม
ภาพดารามสีบลอนด์	20,986	2,998	5,996	29,980
ภาพดารามสีดำ	20,986	2,998	5,996	29,980

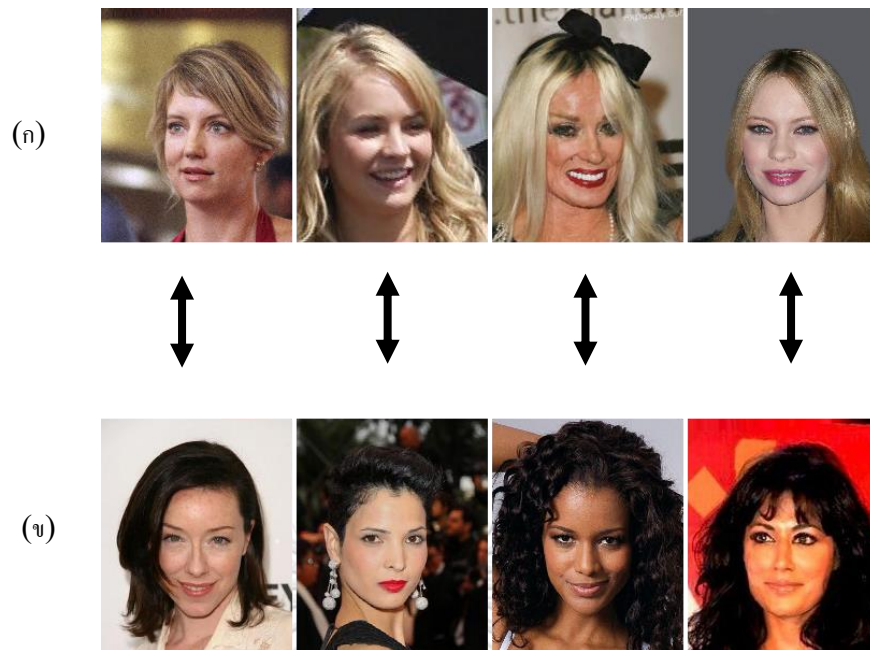


รูปที่ 30 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล celebA (ก) ภาพที่มีคุณสมบัติ Blond_Hair (ข) ภาพที่มีคุณสมบัติ Black_Hair

2. ชุดภาพดารารผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์และสีดำ
 วิธีการคือเลือกภาพที่ไม่มีคุณสมบัติ Male ก่อนจากนั้นนำไปแบ่งโดย เลือกภาพที่มีคุณสมบัติ Blond_Hair เป็นภาพดารารผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์และเลือกภาพที่มีคุณสมบัติ Black_Hair เป็นภาพดารารผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีดำ ซึ่งข้อมูลจะถูกแบ่งตามตารางที่ 4 และมีตัวอย่างแสดงตามรูปที่ 31

ตารางที่ 4 การแบ่งสัดส่วนชุดภาพดารารผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์และสีดำ

	ข้อมูลฝึก	ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูลทดสอบ	รวม
ภาพดารารผู้หญิง ผมสีบลอนด์	16,321	2,331	4,663	23,315
ภาพดารารผู้หญิง ผมสีดำ	16,321	2,331	4,663	23,315



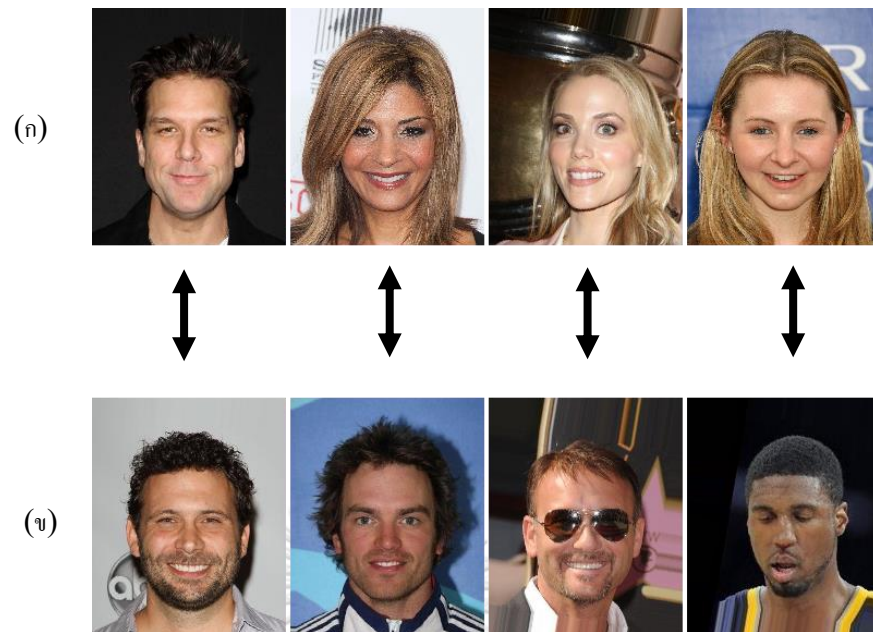
รูปที่ 31 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล celebA เฉพาะที่ขาดคุณสมบัติ Male (ก) ภาพที่มีคุณสมบัติ Blond_Hair (ข) ภาพที่มีคุณสมบัติ Black_Hair

3. ชุดภาพดารานที่มีคุณสมบัติเคราและไร้เครา

วิธีการคือเลือกภาพที่มีคุณสมบัติ No_Beard เป็นภาพดาราคณะไม่มีเคราและเลือกภาพที่ขาดคุณสมบัติ No_Beard เป็นภาพดารานที่มีคุณสมบัติเครา ซึ่งข้อมูลจะถูกแบ่งตามตารางที่ 5 และมีตัวอย่างแสดงตามรูปที่ 32

ตารางที่ 5 การแบ่งสัดส่วนชุดภาพดาราคณะไม่มีเคราและไร้เครา

	ข้อมูลฝึก	ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูลทดสอบ	รวม
ภาพดารานี้เครา	23,408	3,344	6,688	33,440
ภาพดารามีเครา	23,408	3,344	6,688	33,440



รูปที่ 32 ตัวอย่างภาพจากชุดข้อมูล celebA (ก) ภาพที่มีคุณสมบัติ No_Beard (ข) ภาพมีขาดคุณสมบัติ No_Beard

5.2 แบบจำลองที่นำมาทดลอง

ใช้แบบจำลองดิสโกแกนเป็นแบบจำลองบรรทัดฐาน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลองที่นำเสนอหรือแบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำโดยกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของการสร้างคุณสมบัติซ้ำ 3 รูปแบบดังนี้ 0.5, 1 และ 2

5.3 วิธีการวัดผล

ข้อมูลที่นำมาใช้ทดลองจะมี 4 ชุดซึ่งแต่ละชุดจะประกอบไปด้วย 2 คุณสมบัติแทนด้วย A และ B การวัดผลจะเปรียบเทียบความเหมือนจะเป็นไปตาม 4 รูปแบบดังนี้

1. การสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติ A จากภาพที่มีคุณสมบัติ A แทนด้วย X_{AA} นำไปเปรียบเทียบความเหมือนกับ ภาพจริงที่มีคุณสมบัติ A แทนด้วย X_A
2. การสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติ A จากภาพที่มีคุณสมบัติ B แทนด้วย X_{BA} นำไปเปรียบเทียบความเหมือนกับ ภาพจริงที่มีคุณสมบัติ A แทนด้วย X_A
3. การสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติ B จากภาพที่มีคุณสมบัติ A แทนด้วย X_{AB} นำไปเปรียบเทียบความเหมือนกับ ภาพจริงที่มีคุณสมบัติ B แทนด้วย X_B
4. การสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติ B จากภาพที่มีคุณสมบัติ B แทนด้วย X_{BB} นำไปเปรียบเทียบความเหมือนกับ ภาพจริงที่มีคุณสมบัติ B แทนด้วย X_B

การวัดความเหมือนจะมีวิธีวัด 2 รูปแบบดังนี้

1. ค่าเอฟไอดี สำหรับวัดระยะห่างระหว่างกลุ่มข้อมูลแบบไร้การจับคู่ ซึ่งใช้วัดข้อมูลดังต่อไปนี้ edges2handbags, celebA คุณสมบัติผมสีลอนด์และสีดำ, celebA ผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีลอนด์และสีดำ, celebA คุณสมบัตินี้และไร้เครา โดยค่ายิ่งน้อยจะยิ่งคล้ายกัน
2. ค่าความแม่นยำของจุดภาพ สำหรับวัดข้อมูลแบบจับคู่ ซึ่งสามารถใช้วัด edges2handbags ได้ แต่ชุดข้อมูลทั้ง 3 ของ celebA จะวัดได้เฉพาะการเปรียบเทียบระหว่าง X_{AA} กับ X_A และ X_{BB} กับ X_B แต่ทั้งนี้การวัดความแม่นยำของจุดภาพสำหรับงานวิจัยนี้จะยอมให้มีค่าผิดพลาดได้บ้างเพราะช่องสีแดงเขียวฟ้าที่มีค่าต่างกันเล็กน้อยแทนด้วย D จะไม่ส่งผลต่อความแตกต่างโดยรวมหรือการตีความหมายของภาพ โดยจะแบ่งค่าความแตกต่างที่สามารถยอมรับได้ดังนี้ 1%, 5% และ 10% โดยเปอร์เซ็นต์จะคิดเทียบกับค่าความแตกต่างสูงสุด จากสมการเดิมที่ (16) จึงอธิบายใหม่ดังสมการที่ (30)

$$n_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \|R_{ij} - P_{ij}\|_1 \leq D; \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (30)$$

โดยที่ค่า D คำนวณจาก $X\% * ((255-0)+(255-0)+(255-0))$ เช่นหากยอมรับความแตกต่างได้ที่ 1% ค่า D จะมีค่าเท่ากับ $0.01 * 765 = 7.65$

5.4 ขั้นตอนการทดลอง

5.4.1 ขั้นตอนการฝึก

สำหรับทุกชุดข้อมูลฝึกจะสลับลำดับของภาพอย่างสุ่มและแบ่งกลุ่มภาพ (batch) มาฝึกในแต่ละรอบโดยมีขนาดกลุ่มละ 512 ภาพ โดยจะฝึกเป็นจำนวน 10,000 รอบและจะบันทึกแบบจำลองทุกๆ 40 รอบระหว่างการฝึก ซึ่งจะได้แบบจำลอง 250 แบบต่อการฝึก 1 ครั้ง ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ฝึกจะถูกลดขนาดของจุดภาพให้เหลือ 64×64 ก่อนเสมอและภาพสังเคราะห์ที่ได้ก็จะมีขนาด 64×64 เช่นกัน

5.4.2 ขั้นตอนการตรวจสอบ

เมื่อได้แบบจำลอง 250 แบบจากขั้นตอนการฝึก แบบจำลองเหล่านั้นจะถูกนำมาตรวจสอบด้วยชุดข้อมูลตรวจสอบเพื่อหาว่าข้อมูลชุดใดมีประสิทธิภาพสูงจากการวัดผลด้วยค่าเอฟไอดี โดยวัดค่าเฉลี่ยจาก 4 กลุ่มดังต่อไปนี้

1. X_{AA} กับ X_A
2. X_{BA} กับ X_A
3. X_{BB} กับ X_B
4. X_{AB} กับ X_B

แบบจำลองที่ได้ค่าเอฟไอดีเฉลี่ยน้อยที่สุดจาก 250 แบบจำลองจะถือว่าเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะได้ทั้งหมด 4 แบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับข้อมูลตรวจสอบดังนี้

1. แบบจำลองดิสโกแกน
2. แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำที่มีค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5
3. แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำที่มีค่าถ่วงน้ำหนัก 1
4. แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำที่มีค่าถ่วงน้ำหนัก 2

แต่เนื่องจากข้อ 2 ถึง 4 เป็นแบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำเหมือนกัน แต่มีเพียงค่าถ่วงน้ำหนักต่างกัน ดังนั้นงานวิจัยนี้จะเลือกเฉพาะแบบจำลองที่นำเสนอที่ดีที่สุดจากข้อ 2 ถึง 4 โดยเปรียบเทียบจากค่าเอฟไอดีเช่นกัน ซึ่งจะทำให้ได้ค่าถ่วงน้ำหนักของการสร้างคุณสมบัติซ้ำที่เหมาะสม

5.4.3 ขั้นตอนการทดสอบ

นำแบบจำลองทั้งสองที่ได้จากขั้นตอนการตรวจสอบมาทดสอบกับข้อมูลทดสอบเพื่อเปรียบเทียบว่าแบบจำลองใดดีกว่าระหว่างแบบจำลองบรรทัดกับแบบจำลองที่นำเสนอโดยวัดจากค่าเอฟไอดีและค่าความแม่นยำของจุดภาพ

บทที่ 6

ผลการทดลอง

ผลการทดลองจะแบ่งออกตามชุดข้อมูลที่นำมาทดลองดังต่อไปนี้

6.1 ชุดข้อมูล edges2handbags

ในขั้นตอนการตรวจสอบ แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำหรือแบบจำลองที่นำเสนอ ที่ค่าถ่วงน้ำหนักมีค่า 0.5, 1 และ 2 ให้ผลลัพธ์ค่าเอฟไอดีดังนี้ 193.14, 88.24 และ 156.49 ตามลำดับ ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็น 1 ให้ค่าเอฟไอดีต่ำที่สุด จึงนำไปทดสอบในขั้นถัดไป

ขั้นตอนการทดสอบได้เลือกแบบจำลองที่นำเสนอโดยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 1 เปรียบเทียบผลลัพธ์กับแบบจำลองดิสโกแกน โดยค่าเอฟไอดีแสดงตามตารางที่ 6 และค่าความแม่นยำของจุดภาพแสดงตามตารางที่ 7 ซึ่งผลลัพธ์มีข้อมูลที่น่าสนใจดังนี้

- จากตารางที่ 6 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าเอฟไอดีที่ดีกว่าในทุกรูปแบบของการสังเคราะห์สมบัติ ซึ่งค่าเฉลี่ยลดลงจาก 215.04 เป็น 87.26 ลดลง 59.42%
- จากตารางที่ 7 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยที่สูงกว่า ในทุกช่วงของค่าความแตกต่างที่ยอมรับหรือค่า D ดังนี้
 - ค่า D เท่ากับ 1% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 154%
 - ค่า D เท่ากับ 5% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 154%
 - ค่า D เท่ากับ 10% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 147%

ตารางที่ 6 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าทึบและ B คือภาพที่มีคุณสมบัติกระเป๋าทึบ

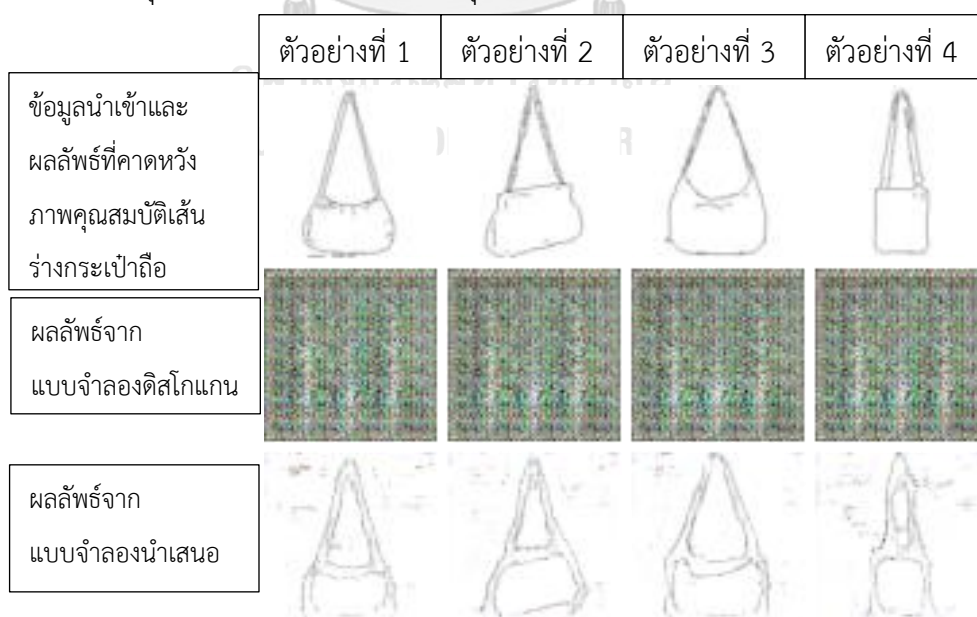
ภาพจริง	A		B		ค่าเฉลี่ย
	จากA	จากB	จากA	จากB	
ภาพสังเคราะห์	308.34	304.36	102.45	145.02	215.04
แบบจำลองดิสโกแกน	308.34	304.36	102.45	145.02	215.04
แบบจำลองที่นำเสนอ	81.06	60.78	100.27	106.92	87.26

ตารางที่ 7 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ B คือภาพที่มีคุณสมบัติกระเป๋าถือและ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้






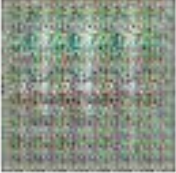
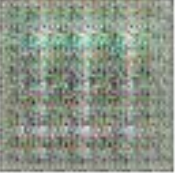









ค่า D	ภาพจริง	A		B		ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	AจากA	AจากB	BจากA	BจากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองติสโกแกน	0.00002	0.00002	0.42015	0.39456	0.20369
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.61755	0.60893	0.42116	0.42567	0.51832
38.25 (5%)	แบบจำลองติสโกแกน	0.00185	0.00211	0.49957	0.48151	0.24626
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.74553	0.74557	0.49826	0.51588	0.62631
76.5 (10%)	แบบจำลองติสโกแกน	0.00980	0.01046	0.57142	0.55557	0.28681
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.83329	0.83309	0.56699	0.60505	0.70961

ตัวอย่างภาพที่ได้จากการสังเคราะห์จากของแบบจำลองต่าง ๆ มีดังนี้

- จากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือเป็นภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือเหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 33
- จากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือเป็นภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือแสดงดังภาพที่ 34
- จากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือเป็นภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือแสดงดังภาพที่ 35
- จากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือเป็นภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือเหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 36















รูปที่ 33 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ คุณสมบัติกระเป๋าถือ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				
ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพคุณสมบัติเส้น ร่างกระเป๋าถือ				

รูปที่ 34 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ คุณสมบัติเส้นร่าง กระเป๋าถือ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				
ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพคุณสมบัติ กระเป๋าถือ				

รูปที่ 35 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพคุณสมบัติ กระเป๋าถือ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 36 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือ

6.2 ชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติผสมสีลอนด์และสีดำ

ในขั้นตอนการตรวจสอบ แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำหรือแบบจำลองที่นำเสนอ ที่ค่าถ่วงน้ำหนักมีค่า 0.5, 1 และ 2 ให้ผลลัพธ์ค่าเอฟไอดีดังนี้ 84.38, 79.85 และ 80.94 ตามลำดับ ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็น 1 ให้ค่าเอฟไอดีต่ำที่สุด จึงนำไปทดสอบในขั้นถัดไป

ขั้นตอนการทดสอบได้เลือกแบบจำลองที่นำเสนอโดยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 1 เปรียบเทียบผลลัพธ์กับแบบจำลองดิสโกแกน โดยค่าเอฟไอดีแสดงตามตารางที่ 8 และความแม่นยำของจุดภาพจะวัดได้เฉพาะการสังเคราะห์คุณสมบัติผสมสีลอนด์จากผสมสีลอนด์และการสังเคราะห์คุณสมบัติผสมสีดำจากผสมสีดำแสดงตามตารางที่ 9 ซึ่งผลลัพธ์มีข้อมูลที่น่าสนใจดังนี้

- จากตารางที่ 8 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าเอฟไอดีที่ดีกว่าในทุกรูปแบบของการสังเคราะห์สมบัติ ซึ่งค่าเฉลี่ยลดลงจาก 97.39 เป็น 75.34 ลดลง 22.64%
- จากตารางที่ 9 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยที่สูงกว่า ในทุกช่วงของค่าความแตกต่างที่ยอมรับหรือค่า D ดังนี้
 - ค่า D เท่ากับ 1% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 120%
 - ค่า D เท่ากับ 5% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 105%
 - ค่า D เท่ากับ 10% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 82%

ตารางที่ 8 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดารามีคุณสมบัติผสมสีดำ B คือภาพดารามีคุณสมบัติผสมสีลอนด์













ภาพจริง	A		B		ค่าเฉลี่ย
	จากA	จากB	BจากA	BจากB	
ภาพสังเคราะห์					
แบบจำลองดิสโกแกน	135.22	108.78	65.46	80.08	97.39
แบบจำลองที่นำเสนอ	89.89	82.26	65.43	63.79	75.34

ตารางที่ 9 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดาราคูณสมบัติผมดำ B คือภาพดาราคูณสมบัติผมลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้













ค่า D	ภาพจริง	A	B	ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	AจากA	BจากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.002021	0.005450	0.003735
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.010411	0.005992	0.008202
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.053887	0.075045	0.064466
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.146154	0.118229	0.132191
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.153605	0.198704	0.176154
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.337712	0.302302	0.320007

ตัวอย่างภาพที่ได้จากการสังเคราะห์จากของแบบจำลองต่าง ๆ มีดังนี้













- จากภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำเป็นภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำเหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 37
- จากภาพดาราคูณสมบัติผมลอนด์เป็นภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำแสดงดังภาพที่ 38
- จากภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำเป็นภาพดาราคูณสมบัติผมลอนด์แสดงดังภาพที่ 39
- จากภาพดาราคูณสมบัติผมลอนด์เป็นภาพดาราคูณสมบัติผมลอนด์เหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 40

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำ				
ผลลัพธ์จากแบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จากแบบจำลองนำเสนอ				













รูปที่ 37 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำจากภาพดาราคูณสมบัติผมสีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราคคุณสมบัติผสมสี บลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 38 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคคุณสมบัติผสมสีดำจากภาพดาราคคุณสมบัติผสมสีบลอนด์

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราคคุณสมบัติผสมสี ดำ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 39 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคคุณสมบัติผสมสีบลอนด์จากภาพดาราคคุณสมบัติผสมสีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคณสมบัติ म्मสีบลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 40 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติम्मสีบลอนด์จากภาพดาราคณสมบัติम्मสีบลอนด์

6.3 ชุดข้อมูล celebA เฉพาะผู้หญิงคณสมบัติम्मสีบลอนด์และสีดำ

ในขั้นตอนการตรวจสอบ แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคณสมบัติซ้ำหรือแบบจำลองที่นำเสนอ ที่ค่าถ่วงน้ำหนักมีค่า 0.5, 1 และ 2 ให้ผลลัพธ์ค่าเอฟไอดีดังนี้ 84.72, 79.37 และ 81.9 ตามลำดับ ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็น 1 ให้ค่าเอฟไอดีต่ำที่สุด จึงนำไปทดสอบในขั้นถัดไป

ขั้นตอนการทดสอบได้เลือกแบบจำลองที่นำเสนอโดยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 1 เปรียบเทียบผลลัพธ์กับแบบจำลองดิสโกแกน โดยค่าเอฟไอดีแสดงตามตารางที่ 10 และความแม่นยำของจุดภาพจะวัดได้เฉพาะการสังเคราะห์ผู้หญิงคณสมบัติम्मสีบลอนด์จากम्मสีบลอนด์และการสังเคราะห์ผู้หญิงคณสมบัติम्मสีดำจากम्मสีดำแสดงตามตารางที่ 11 ซึ่งผลลัพธ์มีข้อมูลที่น่าสนใจดังนี้

- จากตารางที่ 10 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าเอฟไอดีที่ดีกว่าในทุกรูปแบบของการสังเคราะห์สมบัติ ซึ่งค่าเฉลี่ยลดลงจาก 88.04 เป็น 73.89 ลดลง 16.08%
- จากตารางที่ 11 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยที่สูงกว่า ในทุกช่วงของค่าความแตกต่างที่ยอมรับหรือค่า D ดังนี้
 - ค่า D เท่ากับ 1% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 67%
 - ค่า D เท่ากับ 5% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 41%
 - ค่า D เท่ากับ 10% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 30%

- เมื่อเปรียบเทียบผลระหว่างตารางที่ 8 และ 9 กับ ตารางที่ 10 และ 11 จะเห็นได้ว่าหากชุดข้อมูลมีความหลากหลายน้อยขึ้นจะทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่สูงขึ้นจากการวัดผลด้วยค่าเอฟไอดีและค่าความแม่นยำของจุดภาพ

ตารางที่ 10 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดาราดูหึ่งมีคุณสมบัติผสมสีดำ B คือภาพที่ดาราดูหึ่งมีคุณสมบัติผสมสีบลอนด์

ภาพจริง	A		B		ค่าเฉลี่ย
	จากA	จากB	จากA	จากB	
ภาพสังเคราะห์					
แบบจำลองดิสโกแกน	113.42	96.89	64.28	77.58	88.04
แบบจำลองที่นำเสนอ	90.61	89.01	55.87	60.05	73.89


ตารางที่ 11 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดาราดูหึ่งที่มีคุณสมบัติผสมดำ B คือภาพดาราดูหึ่งที่มีคุณสมบัติผสมบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้

ค่า D	ภาพจริง	A	B	ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	จากA	จากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00741	0.00320	0.00531
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.01191	0.00576	0.00884
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.12935	0.07463	0.10199
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.17001	0.11778	0.14390
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.30768	0.21347	0.26057
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.36904	0.30917	0.33911

ตัวอย่างภาพที่ได้จากการสังเคราะห์จากของแบบจำลองต่าง ๆ มีดังนี้

- จากภาพดาราดูหึ่งคุณสมบัติผสมสีดำเป็นภาพดาราดูหึ่งคุณสมบัติผสมสีดำเหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 41
- จากภาพดาราดูหึ่งคุณสมบัติผสมสีบลอนด์เป็นภาพดาราดูหึ่งคุณสมบัติผสมสีดำแสดงดังภาพที่ 42
- จากภาพดาราดูหึ่งคุณสมบัติผสมสีดำเป็นภาพดาราดูหึ่งคุณสมบัติผสมสีบลอนด์แสดงดังภาพที่ 43


- จากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีบลอนด์เป็นภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีบลอนด์เหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 44

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราสู่หญิง คุณสมบัติผมสีดำ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				













รูปที่ 41 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีดำจากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีบลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 42 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีดำจากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีบลอนด์

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราสู่หญิงคุณสมบัติ ผมสีดำ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 43 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินผมสีบลอนด์จากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินผม
สีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคูณสมบัติ ผมสีบลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 44 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินผมสีบลอนด์จากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินผม
สีบลอนด์

6.4 ชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติเคราและไร้เครา

ในขั้นตอนการตรวจสอบ แบบจำลองดิสโกแกนเสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำหรือแบบจำลองที่นำเสนอ ที่ค่าถ่วงน้ำหนักมีค่า 0.5, 1 และ 2 ให้ผลลัพธ์ค่าเอฟไอดังนี้ 83.84, 84.23 และ 86.24 ตามลำดับ ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็น 0.5 ให้ค่าเอฟไอต่ำที่สุด จึงนำไปทดสอบในขั้นถัดไป

ขั้นตอนการทดสอบได้เลือกแบบจำลองที่นำเสนอโดยค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากับ 0.5 เปรียบเทียบผลลัพธ์กับแบบจำลองดิสโกแกน โดยค่าเอฟไอแสดงตามตารางที่ 12 และความแม่นยำของจุดภาพจะวัดได้เฉพาะการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเคราจากภาพคุณสมบัติเคราและการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติไร้เคราจากภาพคุณสมบัติไร้เคราแสดงตามตารางที่ 13 ซึ่งผลลัพธ์มีข้อมูลที่น่าสนใจดังนี้

- จากตารางที่ 12 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าเอฟไอที่ดีกว่าในทุกรูปแบบของการสังเคราะห์สมบัติ ซึ่งค่าเฉลี่ยลดลงจาก 84.53 เป็น 79.4 ลดลง 6.07%
- จากตารางที่ 13 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่นำเสนอให้ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยที่สูงกว่า ในทุกช่วงของค่าความแตกต่างที่ยอมรับหรือค่า D ดังนี้
 - ค่า D เท่ากับ 1% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 12.6%
 - ค่า D เท่ากับ 5% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 8.8%
 - ค่า D เท่ากับ 10% ค่าความแม่นยำของจุดภาพโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้น 7.2%

ตารางที่ 12 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดารามีคุณสมบัติไร้เครา B คือภาพดารามีคุณสมบัติเครา

ภาพจริง	A		B		ค่าเฉลี่ย
	จากA	จากB	จากA	จากB	
ภาพสังเคราะห์					
แบบจำลองดิสโกแกน	77.059	80.035	91.088	89.954	84.534
แบบจำลองที่นำเสนอ	73.983	79.225	84.112	80.296	79.404

ตารางที่ 13 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ระหว่างแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ โดย A คือภาพดาราดที่มีคุณสมบัติเคราและ B คือภาพดาราดที่ไร้คุณสมบัติเคราและ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้











ค่า D	ภาพจริง	A	B	ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	AจากA	BจากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00722	0.00529	0.00625
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.00738	0.00669	0.00704
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.11557	0.09650	0.10603
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.11848	0.11230	0.11539
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.29359	0.25960	0.27660
	แบบจำลองที่นำเสนอ	0.30004	0.29308	0.29656

ตัวอย่างภาพที่ได้จากการสังเคราะห์จากของแบบจำลองต่าง ๆ มีดังนี้

- จากภาพดาราคคุณสมบัติไร้เคราเป็นภาพดาราคคุณสมบัติไร้เคราเหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 45
- จากภาพดาราคคุณสมบัติเคราเป็นภาพดาราคคุณสมบัติไร้เคราแสดงดังภาพที่ 46
- จากภาพดาราคคุณสมบัติไร้เคราเป็นภาพดาราคคุณสมบัติเคราแสดงดังภาพที่ 47
- จากภาพดาราคคุณสมบัติเคราเป็นภาพดาราคคุณสมบัติเคราเหมือนเดิมแสดงดังภาพที่ 48

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ที่คาดหวังภาพดาราคคุณสมบัติไร้เครา				
ผลลัพธ์จากแบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จากแบบจำลองนำเสนอ				


รูปที่ 45 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคคุณสมบัติไร้เคราจากภาพดาราคคุณสมบัติไร้เครา

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราคณสมบัติเครา				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 46 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติเคราจากภาพดาราคณสมบัติไร้เครา

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราคณสมบัติไร้ เครา				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดิสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 47 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดิสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติไร้เคราจากภาพดาราคณสมบัติเครา

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคณสมบัติ เครา				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอ				

รูปที่ 48 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอ ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติเคราจากภาพดาราคณสมบัติเครา

บทที่ 7

สรุปผลการวิจัยและแนวทางการวิจัยในขั้นถัดไป

7.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นพัฒนาการฝึกแบบจำลองแกน โดยนำแบบจำลองดิสโกแกนเป็นแบบจำลองบรรทัดฐานแล้วนำมาเสริมการฝึกด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำ เพื่อคงคุณสมบัติเดิมไว้ พร้อมทั้งใส่ค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อกำหนดความสำคัญของการสร้างคุณสมบัติซ้ำอย่างเหมาะสม แล้วทดสอบด้วยข้อมูล edges2handbags และ celebA โดยใช้ค่าเอพ็อดีสำหรับประเมินข้อมูลแบบไร้การจับคู่และค่าความแม่นยำจุดภาพสำหรับประเมินข้อมูลแบบจับคู่ ในการประเมินเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองก่อนและหลังการปรับปรุง พบว่าผลลัพธ์ที่ได้แบบจำลองที่นำเสนอมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าแบบจำลองบรรทัดฐานในทุก ๆ ข้อมูลที่ทดสอบและทุก ๆ วิธีการประเมินผล จะเห็นได้ว่าการเสริมการสร้างคุณสมบัติซ้ำในระหว่างการฝึกแบบจำลองจะทำให้ได้ภาพสังเคราะห์ที่มีคุณภาพที่ดีขึ้น

7.2 แนวทางการวิจัยต่อ

เนื่องจากการหาค่าถ่วงน้ำหนักของการสร้างคุณสมบัติซ้ำยังไม่สามารถหาได้ก่อนการฝึก ซึ่งการได้มาของค่าถ่วงน้ำหนัก จะต้องกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดที่คาดว่าจะให้ผลลัพธ์ที่ดีก่อนการฝึก และจะรู้ว่าค่าถ่วงน้ำหนักใดที่เหมาะสมหลังจากการฝึกและตรวจสอบเสร็จสิ้น จึงเป็นสาเหตุให้ใช้ทรัพยากรเป็นจำนวนมากเพื่อที่จะฝึกและตรวจสอบทุกค่าถ่วงน้ำหนักของแบบจำลองที่นำเสนอ หากมีวิธีที่สามารถหาช่วงของค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมได้ก่อนนำไปฝึก จะช่วยให้การใช้ทรัพยากรในการฝึกและตรวจสอบแบบจำลองที่นำเสนอนั้นมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

บรรณานุกรม

- [1] Z. Liu, P. Luo, X. Wang, and X. Tang, "Deep learning face attributes in the wild," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2015, pp. 3730-3738.
- [2] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, pp. 3431-3440.
- [3] R. Tyleček and R. Šára, "Spatial pattern templates for recognition of objects with regular structure," in *German Conference on Pattern Recognition*, 2013: Springer, pp. 364-374.
- [4] T. Kim, M. Cha, H. Kim, J. K. Lee, and J. Kim, "Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks," in *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70*, 2017: JMLR. org, pp. 1857-1865.
- [5] M. Li, W. Zuo, and D. Zhang, "Deep identity-aware transfer of facial attributes," *arXiv preprint arXiv:1610.05586*, 2016.
- [6] M. Heusel, H. Ramsauer, T. Unterthiner, B. Nessler, and S. Hochreiter, "Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 6626-6637.
- [7] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, and A. A. Efros, "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 2223-2232.
- [8] J.-Y. Zhu, P. Krähenbühl, E. Shechtman, and A. A. Efros, "Generative visual manipulation on the natural image manifold," in *European Conference on Computer Vision*, 2016: Springer, pp. 597-613.
- [9] A. Yu and K. Grauman, "Fine-grained visual comparisons with local learning," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014, pp. 192-199.
- [10] A. Yu and K. Grauman, "Semantic jitter: Dense supervision for visual comparisons via synthetic images," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017, pp. 5570-5579.
- [11] I. Goodfellow *et al.*, "Generative adversarial nets," in *Advances in neural information processing systems*, 2014, pp. 2672-2680.
- [12] P. Isola, J.-Y. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, "Image-to-image translation with conditional adversarial networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 1125-1134.
- [13] Y. Sagawa and M. Hagiwara, "Face image generation system using attribute information with DCGANs," in *Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Learning and Soft Computing*, 2018: ACM, pp. 109-113.
- [14] D. Pathak, P. Krahenbuhl, J. Donahue, T. Darrell, and A. A. Efros, "Context encoders: Feature learning by inpainting," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 2536-2544.
- [15] S. Reed, Z. Akata, X. Yan, L. Logeswaran, B. Schiele, and H. Lee, "Generative adversarial text to image synthesis," *arXiv preprint arXiv:1605.05396*, 2016.

- [16] H. Zhang *et al.*, "Stackgan: Text to photo-realistic image synthesis with stacked generative adversarial networks," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017, pp. 5907-5915.
- [17] C. Ledig *et al.*, "Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 4681-4690.
- [18] X. Wang *et al.*, "Esrgan: Enhanced super-resolution generative adversarial networks," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018, pp. 0-0.
- [19] น. เสน่หา, "การทนายอายุการใช้งานคงเหลือของเครื่องจักรด้วยเน็ต เวิร์กคอนโวลูชันเชิงลึกที่เพิ่มประสิทธิภาพ," *วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ, สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย*, 2559.
- [20] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, "Rethinking the inception architecture for computer vision," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 2818-2826.
- [21] L. N. Vaserstein, "Markov processes over denumerable products of spaces, describing large systems of automata," *Problemy Peredachi Informatsii*, vol. 5, no. 3, pp. 64-72, 1969.





ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ก

ตารางและภาพตัวอย่างของผลการทดสอบของทุกแบบจำลอง

ผู้วิจัยได้หาค่าเอฟไอดีและค่าความแม่นยำของจุดภาพ จากชุดข้อมูล edges2handbags, celebA คุณสมบัติผสมสีบลอนด์กับสีดำ , celebA ผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผสมสีบลอนด์กับสีดำและ celebA คุณสมบัติเครากับไร้เครา โดยทดสอบกับแบบจำลองดิสโกแกน และแบบจำลองดิสโกแกน เสริมด้วยการสร้างคุณสมบัติซ้ำโดยมีค่าถ่วงน้ำหนักของการสร้างคุณสมบัติซ้ำเป็น 0.5, 1 และ 2 แสดงตามตารางที่ 14 ถึง 21 พร้อมภาพตัวอย่างผลลัพธ์เพื่อเปรียบเทียบดังรูปที่ 49 ถึง 64

ตารางที่ 14 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล edges2handbags โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกายกระเป๋าทูและ B คือภาพที่มีคุณสมบัติ กระเป๋าทู

ภาพจริง		A		B		ค่าเฉลี่ย
ภาพสังเคราะห์		Aจาก	Aจาก	Bจาก	Bจาก	
แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยจากข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูลนำเข้าA	ข้อมูลนำเข้าB	ข้อมูลนำเข้าA	ข้อมูลนำเข้าB	
แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	193.14	290.57	262.31	101.88	112.67	191.86
แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	88.24	81.06	60.78	100.27	106.92	87.26
แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	156.49	215.22	165.99	109.58	129.80	155.15
แบบจำลองดิสโกแกน	-	308.34	304.36	102.45	145.02	215.04

ตารางที่ 15 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล edges2handbags โดย A คือภาพที่มีคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ B คือภาพที่มีคุณสมบัติกระเป๋าถือและ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้

ค่า D	ภาพจริง	A		B		ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	AจากA	AจากB	BจากA	BจากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00002	0.00002	0.42015	0.39456	0.20369
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.01406	0.01416	0.42278	0.42927	0.22006
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.61755	0.60893	0.42116	0.42567	0.51832
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.48605	0.49000	0.40288	0.42561	0.45113
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00185	0.00211	0.49957	0.48151	0.24626
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.32161	0.31535	0.49614	0.50585	0.40974
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.74553	0.74557	0.49826	0.51588	0.62631
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.65108	0.66043	0.48453	0.51523	0.57782
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00980	0.01046	0.57142	0.55557	0.28681
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.71273	0.71177	0.56267	0.58594	0.64327
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.83329	0.83309	0.56699	0.60505	0.70961
	แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.76122	0.77162	0.55824	0.60559	0.67417

ตารางที่ 16 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติผสมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดาราดำที่มีคุณสมบัติผสมสีดำและ B คือภาพดาราดำที่มีคุณสมบัติผสมสีบลอนด์

ภาพจริง		A		B		ค่าเฉลี่ย
ภาพสังเคราะห์		Aจาก	Aจาก	Bจาก	Bจาก	
แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยจาก ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูล นำเข้าA	ข้อมูล นำเข้าB	ข้อมูล นำเข้าA	ข้อมูล นำเข้าB	
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	84.38	101.12	92.97	64.36	60.82	79.82
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1	79.85	89.89	82.26	65.43	63.79	75.34
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2	80.94	92.99	90.32	64.45	58.74	76.62
แบบจำลองดิสโกแกน	-	135.22	108.78	65.46	80.08	97.39

ตารางที่ 17 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติผสมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดาราที่มีคุณสมบัติผมหดำ B คือภาพดาราที่มีคุณสมบัติผมหบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้

ค่า D	ภาพจริง	A	B	ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	AจากA	BจากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.002021	0.005450	0.003735
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.008738	0.006530	0.007634
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.010411	0.005992	0.008202
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.011132	0.006887	0.009010
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.053887	0.075045	0.064466
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.131944	0.110045	0.120995
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.146154	0.118229	0.132191
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.152404	0.118206	0.135305
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.153605	0.198704	0.176154
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.312937	0.279271	0.296104
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.337712	0.302302	0.320007
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.343481	0.308881	0.326181

ตารางที่ 18 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA ผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดาราดูผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีดำและ B คือภาพดาราดูผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์

ภาพจริง		A		B		ค่าเฉลี่ย
ภาพสังเคราะห์		Aจาก	Aจาก	Bจาก	Bจาก	
แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยจาก ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูล นำเข้าA	ข้อมูล นำเข้าB	ข้อมูล นำเข้าA	ข้อมูล นำเข้าB	
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	84.72	89.44	90.66	62.93	72.59	78.90
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1	79.37	90.61	89.01	55.87	60.05	73.89
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2	81.90	87.50	87.26	64.16	67.74	76.66
แบบจำลองดิสโกแกน	-	113.42	96.89	64.28	77.58	88.04

ตารางที่ 19 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA ผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมสีบลอนด์กับสีดำ โดย A คือภาพดาราดูผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมดำ B คือภาพดาราดูผู้หญิงที่มีคุณสมบัติผมบลอนด์และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้

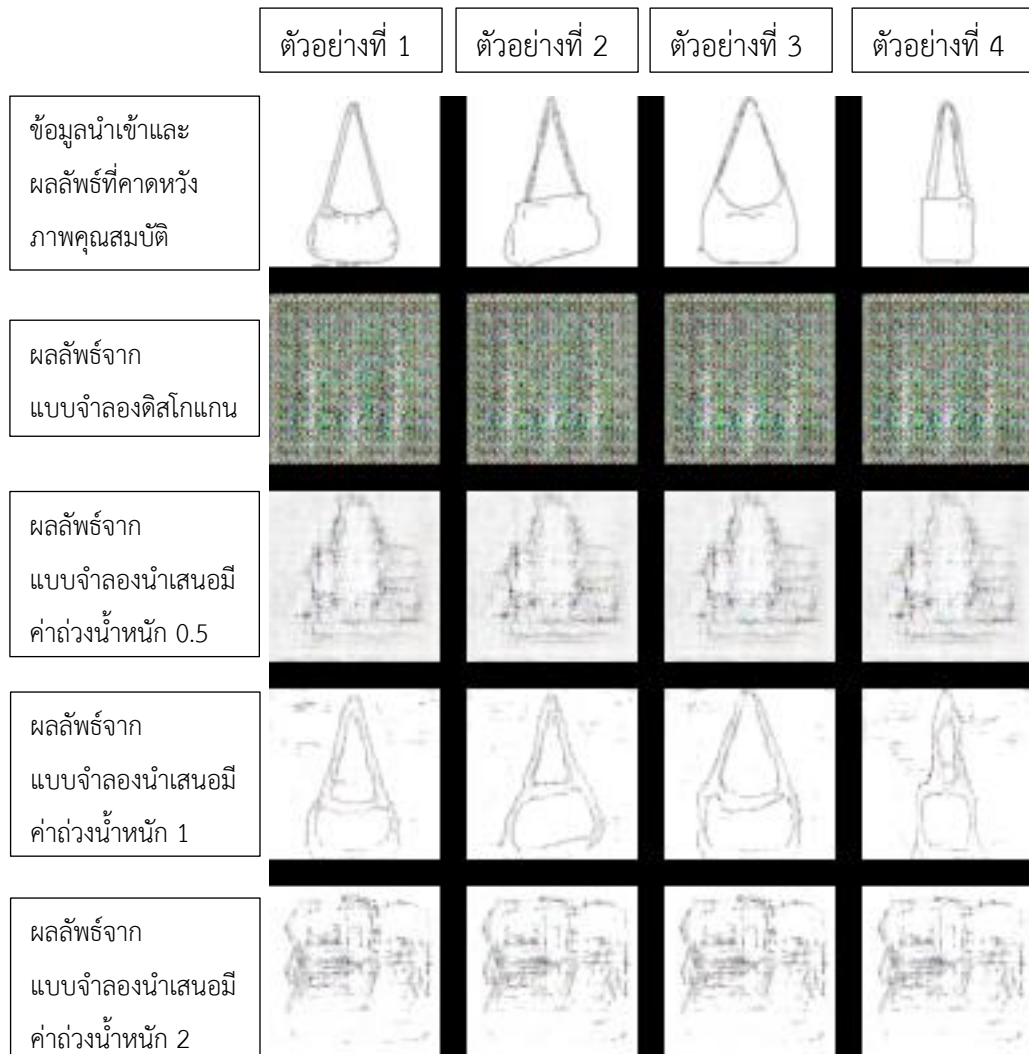
ค่า D	ภาพจริง	A	B	ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	จากA	จากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00741	0.00320	0.00531
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.01166	0.00531	0.00849
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.01191	0.00576	0.00884
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.01109	0.00667	0.00888
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.12935	0.07463	0.10199
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.16694	0.10339	0.13517
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.17001	0.11778	0.14390
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.17413	0.11519	0.14466
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.30768	0.21347	0.26057
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.36340	0.28466	0.32403
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.36904	0.30917	0.33911
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.38570	0.30392	0.34481

ตารางที่ 20 ค่าเอฟไอดีเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัติเครากับไร้เครา โดย A คือภาพดาราที่มีคุณสมบัติเคราและ B คือภาพดาราที่ไร้คุณสมบัติเครา

ภาพจริง		A		B		ค่าเฉลี่ย
ภาพสังเคราะห์		Aจาก	Aจาก	Bจาก	Bจาก	
แบบจำลอง	ค่าเฉลี่ยจาก ข้อมูลตรวจสอบ	ข้อมูล นำเข้าA	ข้อมูล นำเข้าB	ข้อมูล นำเข้าA	ข้อมูล นำเข้าB	
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	83.844	73.983	79.225	84.112	80.296	79.404
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1	84.233	73.458	77.219	85.838	83.947	80.116
แบบจำลองที่นำเสนอ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2	86.242	76.308	77.691	88.063	87.589	82.413
แบบจำลองดิสโกแกน	-	77.059	80.035	91.088	89.954	84.534

ตารางที่ 21 ค่าความแม่นยำของจุดภาพเปรียบเทียบภาพจริงกับภาพสังเคราะห์ในรูปแบบต่าง ๆ ของชุดข้อมูล celebA คุณสมบัตินี้ตรงกับไร้เครา โดย A คือภาพดารารที่มีคุณสมบัตินี้และ B คือภาพดารารที่ไร้คุณสมบัตินี้และ D คือช่วงความแตกต่างของช่องสีแดงเขียวฟ้าที่ยอมรับได้

ค่า D	ภาพจริง	A	B	ค่าเฉลี่ย
	ภาพสังเคราะห์	AจากA	BจากB	
7.65 (1%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.00722	0.00529	0.00625
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.00738	0.00669	0.00704
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.00810	0.00599	0.00705
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.00724	0.00717	0.00720
38.25 (5%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.11557	0.09650	0.10603
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.11848	0.11230	0.11539
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.13773	0.11087	0.12430
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.13077	0.12011	0.12544
76.5 (10%)	แบบจำลองดิสโกแกน	0.29359	0.25960	0.27660
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5	0.30004	0.29308	0.29656
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 1	0.33359	0.29284	0.31321
	แบบจำลองที่นำเสนอค่าถ่วงน้ำหนัก 2	0.32315	0.30808	0.31562



รูปที่ 49 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ คุณสมบัติกระเป๋าถือ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				
ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพคุณสมบัติเส้น ร่างกระเป๋าถือ				





















รูปที่ 50 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ คุณสมบัติเส้นร่าง กระเป๋าถือ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				
ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพคุณสมบัติ กระเป๋าถือ				





















รูปที่ 51 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือจากภาพคุณสมบัติเส้นร่างกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพคุณสมบัติ กระเป๋าถือ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				

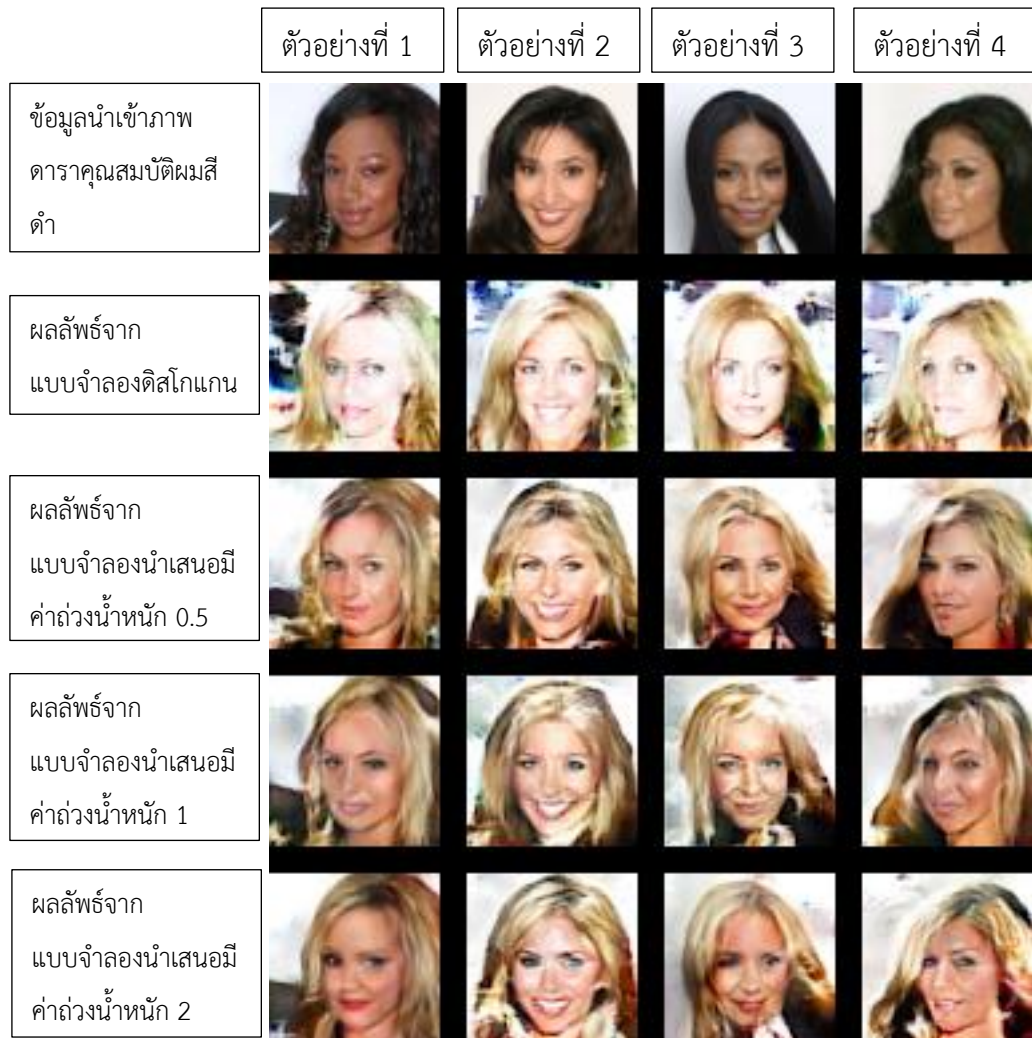
รูปที่ 52 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพคุณสมบัติกระเป๋าถือจากภาพ
คุณสมบัติกระเป๋าถือ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคณสมบัติ म्मสีด้า				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				





















รูปที่ 53 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติम्मสีด้าจากภาพดาราคณสมบัติम्मสีด้า

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราคณสมบัติम्मสี บลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				





















รูปที่ 54 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติम्मสีดำจากภาพดาราคณสมบัติम्मสีบลอนด์























รูปที่ 55 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคคุณสมบัติฝมสีบลอนด์จากภาพดาราคคุณสมบัติฝมสีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคณสมบัติ म्मสีบลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				





















รูปที่ 56 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติम्मสีบลอนด์จาก
ภาพดาราคณสมบัติम्मสีบลอนด์

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราสู่หญิง คุณสมบัติผมสีดำ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				







รูปที่ 57 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีดำจากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินด์ สีบลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				

รูปที่ 58 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินด์สีดำจากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัตินด์สีบลอนด์

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราสู่หญิงคุณสมบัติ ผมสีดำ				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				



รูปที่ 59 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีบลอนด์จากภาพดาราสู่หญิงคุณสมบัติผมสีดำ

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคณสมบัติ म्मสีบลอนด์				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองติสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				

รูปที่ 60 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติมสีบลอนด์
จากภาพดาราคณสมบัติมสีบลอนด์

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าและ ผลลัพธ์ที่คาดหวัง ภาพดาราคณสมบัติ ไร่ไครรา				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				

รูปที่ 61 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติไร่ไครราจากภาพ
ดาราคณสมบัติไร่ไครรา

	ตัวอย่างที่ 1	ตัวอย่างที่ 2	ตัวอย่างที่ 3	ตัวอย่างที่ 4
ข้อมูลนำเข้าภาพ ดาราคณสมบัติเครา				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองดีสโกแกน				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 0.5				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 1				
ผลลัพธ์จาก แบบจำลองนำเสนอมี่ ค่าถ่วงน้ำหนัก 2				

รูปที่ 62 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองดีสโกแกนกับแบบจำลองที่นำเสนอมี่ในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติเคราจากภาพดาราคณสมบัติไร่เครา



รูปที่ 63 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคคุณสมบัติไร้เคราจากภาพ
ดาราคคุณสมบัติเครา



รูปที่ 64 ตัวอย่างภาพผลลัพธ์จำนวน 4 ตัวอย่างเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองติสโกแกนกับแบบจำลอง
ที่นำเสนอในค่าถ่วงน้ำหนักที่ 0.5, 1 และ 2 ของการสังเคราะห์ภาพดาราคณสมบัติเคราจากภาพ
ดาราคณสมบัติเครา

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	Thanatwit Angsarawanee
วัน เดือน ปี เกิด	22 Sep 1991
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษา	Assumption College 05/1998 – 03/2010 Kasetsart University B.Eng. (Computer Engineering) 06/2010 – 03/2014
ที่อยู่ปัจจุบัน	80 ถนนสุขุมวิท93 แขวงบางจาก เขตพระโขนง กรุงเทพมหานคร 10260



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY