โครงการ

การเรียนการสอนเพื่อเสริมประสบการณ์

ชื่อโครงการ การออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง
Top Outfit Design using Generative Adversarial Networks

ชื่อนิสิต นายนพดล คงสำราญ 5933624223
นายสิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง 5933661523

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2562

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

การออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง

นายนพดล คงสำราญ
นายสิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง

โครงงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2562
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Top Outfit Design using Generative Adversarial Networks

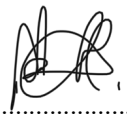
Noppadol Kongsumran
Siravich Chandenduang

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Bachelor of Science Program in Computer Science
Department of Mathematics and Computer Science
Faculty of Science Chulalongkorn University
Academic Year 2019

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อโครงงาน	การออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง
โดย	นายนพดล คงสำราญ
	นายสิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานร่วม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ

ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับโครงงานฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบัณฑิตในรายวิชา 2301499 โครงงานวิทยาศาสตร์ (Senior Project)



..... หัวหน้าภาควิชาคณิตศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร. กฤษณะ เนียมมณี) และวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการสอบโครงงาน

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ)

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร. ศรันญา มณีโรจน์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อาธร เหลืองสดใส)

นายนพดล คงสำราญ, นายสิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง:การออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง. (Top Outfit Design using Generative Adversarial Networks) อ.ที่ปรึกษาโครงงานหลัก : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร, อ.ที่ปรึกษาโครงงานร่วม : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ, 78 หน้า.

ในปัจจุบันการแข่งขันในวงการแฟชันอย่างรวดเร็วเนื่องจากความต้องการที่เพิ่มขึ้นของผู้บริโภค แต่ในขั้นตอนการออกแบบจำเป็นต้องใช้เวลานานเพื่อสร้างงานชิ้นใหม่ อีกทั้งไม่กี่ปีที่ผ่านมามีงานวิจัยหนึ่งที่ได้รับความนิยมได้เสนอการใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมสองตัวแบบ มาสร้างเป็นเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างเพื่อใช้ในการสร้างภาพปลอมขึ้นมาจากชุดข้อมูลภาพที่มีอยู่ การมีตัวแบบเช่นนี้ที่สามารถสร้างภาพจะช่วยลดเวลาที่ใช้ในขั้นตอนออกแบบของนักออกแบบได้ งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างที่สามารถสร้างภาพของเครื่องแต่งกายส่วนบนของผู้ชาย เครื่องแต่งกายส่วนบนของผู้ชายสองประเภทได้แก่เสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้นได้นำมาศึกษาร่วมกับเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างสี่ประเภทได้แก่ เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึก เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างวาซเซอร์สตีน และเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน จากการทดลองพบว่าเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชันสามารถสร้างภาพเครื่องแต่งกายส่วนบนได้ดีที่สุด

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต นพดล คงสำราญ

ลายมือชื่อนิสิต สิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง

สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงงานหลัก ศศิภา พันธุวดีธร

ปีการศึกษา 2562 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงงานร่วม ศุภกานต์ พิมลธเรศ

5933624223, 5933661523: MAJOR COMPUTER SCIENCE
KEYWORDS : NEURAL NETWORK / GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS (GANS) / FASHION / IMAGE GENERATION

NOPPADOL KONGSUMRAN, SIRAVICH CHANDENDUANG: TOP OUTFIT DESIGN USING GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS.

ADVISOR : ASST. PROF. SASIPA PANTHUWADEETHORN, CO-ADVISOR : ASST. PROF. SUPHAKANT PHIMOLTARES, Ph.D., 78 pp.

Presently competition in fashion industry rises dramatically due to rising of customer's demands; however, designing phase takes too long to make up one task. Also, in past few years there is a popular research, which proposes using two models of neural networks to generate Generative Adversarial Networks for creating a fake image from an existing image data set. Having such model that can generate an image would help designer reduce their time used during designing phase. The purpose of this research is to build a model of Generative Adversarial Networks that can generate an image of male's top outfit. Two types of male's top outfit, which are long sleeve shirt and short sleeve shirt, are studied along with four types of Generative adversarial networks, which are Conditional Generative Adversarial Networks, Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, Wasserstein Generative Adversarial Networks and Wasserstein Generative Adversarial Networks with gradient penalty. From experiments, the best model is Wasserstein Generative Adversarial Networks with gradient penalty which can generate a new top outfit image.

Department: Mathematics and Computer Science Student's Signature Noppadol Kongsumran

Student's Signature Siravich Chandenduang

Field of study: Computer Science Advisor's Signature Sasipa Panthuwadeethorn

Academic Year: 2019 Co-advisor's Signature Suphakant Phimoltares

กิตติกรรมประกาศ

โครงงานการออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างสามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยคดีด้วยความอนุเคราะห์อย่างดียิ่งจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานหลัก และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานร่วม ซึ่งเสียสละเวลาให้คำปรึกษา แนะนำแนวทาง ตรวจทานข้อผิดพลาด และสนับสนุนให้ความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบรองศาสตราจารย์ ดร.ศรันญา มณีโรจน์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาธร เหลืองสดใส ที่ให้ข้อเสนอแนะและคำแนะนำเป็นแนวทางในการพัฒนาโครงการนี้

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ถ่ายทอดความรู้และให้คำสั่งสอนให้ผู้วิจัยได้มีความรู้และความเข้าใจในทฤษฎีต่าง ๆ สำหรับการทำงานวิจัยนี้

สุดท้ายขอขอบพระคุณเพื่อนทุกคนและผู้ที่ไม่ได้กล่าวถึงในข้างต้น ที่คอยให้การช่วยเหลือและให้การสนับสนุนในด้านต่าง ๆ ทำให้โครงงานสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....จ
กิตติกรรมประกาศ.....ฉ
สารบัญ.....ช
สารบัญตาราง.....ฌ
สารบัญภาพ.....ญ
บทที่ 1 บทนำ.....1
1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย.....1
1.2 วัตถุประสงค์.....2
1.3 ขอบเขตการวิจัย.....2
1.4 ขั้นตอนการวิจัย.....2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....3
1.6 โครงสร้างของรายงาน.....4
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....5
2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....5
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....15
บทที่ 3 วิธีการวิจัย.....19
3.1 การเตรียมข้อมูลภาพของเสื้อแขนยาว และเสื้อแขนสั้น.....19
3.2 การเลือกภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่ม.....20
3.3 การออกแบบตัวแบบ.....22
บทที่ 4 ผลการวิจัย.....27
4.1 ผลการวิจัย.....27
4.2 อภิปรายผลการวิจัย.....29
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....31
5.1 ข้อสรุป.....31
5.2 ปัญหาของงานวิจัยและวิธีการแก้ไข.....31
5.3 ข้อเสนอแนะ.....32
รายการอ้างอิง.....33

ภาคผนวก ก แบบเสนอหัวข้อโครงงาน รายวิชา 2301399 Project Proposal ปีการศึกษา 2562.....35
ภาคผนวก ข รายละเอียดตัวแบบที่ทดลอง.....41
ประวัติผู้เขียน.....66

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1.1 ระยะเวลาการศึกษา....3
ตารางที่ 3.1 พารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น....20
ตารางที่ 3.2 โครงสร้างตัวสร้างของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน....24
ตารางที่ 3.3 โครงสร้างตัวจำแนกของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน....24
ตารางที่ 3.4 ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวสร้าง....25
ตารางที่ 3.5 ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวจำแนก....25
ตารางที่ 4.1 ความสามารถของแต่ละตัวแบบ....27
ตารางที่ ข.1 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 1....41
ตารางที่ ข.2 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 1....42
ตารางที่ ข.3 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 2....44
ตารางที่ ข.4 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 3....46
ตารางที่ ข.5 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 5....50
ตารางที่ ข.6 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 8....54
ตารางที่ ข.7 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 8....54
ตารางที่ ข.8 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 10....57
ตารางที่ ข.9 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 11....58
ตารางที่ ข.10 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 12....60
ตารางที่ ข.11 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 13....60
ตารางที่ ข.12 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 12....62
ตารางที่ ข.13 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 13....62

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 2.1 ช่วงสีแท้.....5
ภาพที่ 2.2 ตัวอย่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมและการทำงานของแต่ละโหนดในโครงข่ายประสาทเทียม..6
ภาพที่ 2.3 กราฟของฟังก์ชัน ReLU.....7
ภาพที่ 2.4 กราฟของฟังก์ชัน LeakyReLU ที่กำหนด α = 1.....7
ภาพที่ 2.5 กราฟของฟังก์ชัน Tanh.....8
ภาพที่ 2.6 การทำงานของคอนโวลูชัน.....9
ภาพที่ 2.7 ตัวอย่างการกำหนดสไตรด์เท่ากับ 1 เคอร์เนลขนาด 2x2 และสไตรด์เท่ากับ 2 เคอร์เนลขนาด 2x2.....10
ภาพที่ 2.8 ตัวอย่างของการแพดดิ้งเพื่อให้ฟีเจอร์แมพที่ได้มีขนาดเท่าภาพเดิม.....11
ภาพที่ 2.9 การแฟลทเทนฟีเจอร์แมพ.....11
ภาพที่ 2.10 ตัวอย่างชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์.....12
ภาพที่ 2.11 ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง.....13
ภาพที่ 2.12 ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข.....15
ภาพที่ 2.13 ตัวอย่างข้อมูลเข้า ภาพเป้าหมายที่ต้องการ และภาพที่ได้จากตัวแบบ.....17
ภาพที่ 3.1 ตัวอย่างการแยกตัวเสื้อของเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้น จาก [7].....20
ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลนำเข้าสำหรับการเลือกภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่ม.....21
ภาพที่ 3.3 กราฟแสดงค่าความสูญเสียของตัวแบบ.....21
ภาพที่ 3.4 ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชันซึ่งเลือกใช้ในงานวิจัย.....23
ภาพที่ 4.1 ภาพเสื้อแขนยาวได้จากตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนในบทที่ 3 เมื่อสอนไป 820 รอบ.....28
ภาพที่ 4.2 ภาพเสื้อแขนสั้นได้จากตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนในบทที่ 3 เมื่อสอนไป 500 รอบ.....29
ภาพที่ ข.1 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 1 หลังจากสอนไป 5400 รอบ.....42
ภาพที่ ข.2 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 2.....43
ภาพที่ ข.3 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 2 หลังจากสอนไป 5900 รอบ.....45
ภาพที่ ข.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 3 หลังจากสอนไป 1050 รอบ.....47

ภาพที่ ข.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 4 หลังจากสอนไป 3200 รอบ.....48
ภาพที่ ข.6 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 5.....49
ภาพที่ ข.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 5 หลังจากสอนไป 3500 รอบ.....51
ภาพที่ ข.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 6 หลังจากสอนไป 900 รอบ.....52
ภาพที่ ข.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 7 หลังจากสอนไป 200 รอบ.....53
ภาพที่ ข.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 8 หลังจากสอนไป 1100 รอบ.....55
ภาพที่ ข.11 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 9 หลังจากสอนไป 130 รอบ.....56
ภาพที่ ข.12 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 10 หลังจากสอนไป 1060 รอบ.....57
ภาพที่ ข.13 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 11 หลังจากสอนไป 900 รอบ.....59
ภาพที่ ข.14 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 12 หลังจากสอนไป 600 รอบ(ด้านบน) และ 710 รอบ(ด้านล่าง).....61
ภาพที่ ข.15 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 13 สำหรับเสื้อแขนยาวหลังจากสอนไป 40900 รอบ.....63
ภาพที่ ข.16 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 13 สำหรับเสื้อแขนยาวหลังจากสอนไป 5600 รอบ.....64
ภาพที่ ข.17 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 14 สำหรับเสื้อแขนยาวหลังจากสอนไป 8500 รอบ.....65

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย

ในธุรกิจด้านเสื้อผ้า ผู้บริโภคต้องการสวมใส่เสื้อผ้าที่มีการออกแบบที่เป็นเอกลักษณ์ บ่งบอกความเป็นตัวตนมากที่สุด และต้องอยู่ในกระแสแฟชั่น จึงทำให้ผู้บริโภคมีพฤติกรรมที่ต้องการเปลี่ยนเสื้อผ้าใหม่บ่อยครั้งมากขึ้น และไม่นิยมซื้อเสื้อผ้าที่มีราคาแพง ดังนั้นธุรกิจด้านเสื้อผ้าจึงมีการแข่งขันสูงและมีอัตราการเติบโตอย่างรวดเร็ว ในปัจจุบันธุรกิจด้านเสื้อผ้าใช้กลยุทธ์แฟชันรวดเร็ว (fast fashion) เพื่อตอบสนองความต้องการของผู้บริโภค โดยลดกระบวนการที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบ การวางแผนและการผลิตให้สั้นที่สุด รวมทั้งพยายามจัดส่งเสื้อผ้าออกไปจำหน่ายในเวลาที่เร็วที่สุด จากการศึกษาในเรื่อง พฤติกรรมการตัดสินใจซื้อเสื้อผ้าแฟชันประเภทแฟชันรวดเร็ว พบว่ากลุ่มตัวอย่างมีความพึงพอใจต่อสินค้ามากที่สุดในเรื่องการออกแบบที่ทันสมัย และจากการศึกษาในเรื่องของปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจซื้อเสื้อผ้า พบว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนมากเลือกซื้อเสื้อผ้าแฟชันประเภทแฟชันรวดเร็วโดยพิจารณาจากปัจจัยด้านผลิตภัณฑ์ แต่ด้วยความที่แฟชันนั้นเป็นประเภทแฟชันรวดเร็วทำให้แฟชันนั้นตกยุคไปรวดเร็วเช่นกัน ส่งผลให้ต้องมีการออกแบบเสื้อผ้าแบบใหม่อยู่เสมอ ดังนั้นการออกแบบเสื้อผ้าจึงจัดเป็นขั้นตอนหนึ่งที่สำคัญและจะต้องกระทำด้วยความรวดเร็ว เพื่อให้ทันต่อการเปลี่ยนแปลงของกระแสแฟชันที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วและตลอดเวลา และเพื่อให้สามารถแข่งขันกับบริษัทคู่แข่งได้ การนำความรู้ด้านปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการออกแบบเสื้อผ้าจะสามารถช่วยพัฒนาธุรกิจด้านเสื้อผ้าให้เติบโตมากยิ่งขึ้น

ผู้จัดทำโครงการต้องการพัฒนาระบบออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนจากภาพแบบเสื้อที่มีอยู่โดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง โดยให้ผู้ใช้งานเลือกโครงร่างของเสื้อที่ต้องการออกแบบ จากนั้นระบบจะนำภาพตามโครงร่างของเสื้อที่กำหนดจากชุดข้อมูลภาพแบบเสื้อที่มีอยู่มาใช้สร้างภาพเสื้อแบบใหม่ เพื่อให้ผู้ใช้สามารถนำภาพที่ได้จากระบบไปใช้งานต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาระบบออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนจากภาพเสื้อและโครงร่างของเสื้อโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. ระบบสามารถออกแบบเฉพาะเสื้อของเพศชายเท่านั้น
2. ข้อมูลนำเข้าคือภาพแบบเสื้อและโครงร่างของเสื้อ
3. ระบบสามารถออกแบบภาพแบบเสื้อจากภาพของแบบเสื้อที่มีอยู่เท่านั้น
4. ภาพแบบเสื้อที่ใช้ในโครงงานนี้แบ่งเป็นสองประเภท ได้แก่ เสื้อแขนสั้นและเสื้อแขนยาว
5. ภาพแบบเสื้อที่สร้างเป็นภาพสีมีขนาด 256 x 192 จุดภาพ

1.4 ขั้นตอนการวิจัย

ก. แผนการศึกษา

1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
3. เตรียมชุดข้อมูลภาพสำหรับการสร้างตัวแบบ
4. วิเคราะห์ ออกแบบ และเขียนโปรแกรมในออกแบบเสื้อ
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล
7. จัดทำเอกสาร

ข. ระยะเวลาที่ศึกษา

ตารางที่ 1.1 ระยะเวลาการศึกษา

ขั้นตอนการดำเนินงาน	ปี พ.ศ. 2562					ปี พ.ศ. 2563			
	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง									
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
3. เตรียมชุดข้อมูลภาพสำหรับการสร้างตัวแบบ									
4. วิเคราะห์ออกแบบ และเขียนโปรแกรมในการออกแบบเสื้อ									
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ									
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล									
7. จัดทำเอกสาร									

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ประโยชน์ที่ได้รับจากการวิจัยในครั้งนี้มีดังนี้

ก. ประโยชน์ต่อผู้พัฒนา

1. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการสร้างระบบที่เกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์
2. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะการวางแผนและทำงานเป็นขั้นตอน
3. พัฒนาศักยภาพในการเรียนรู้ด้วยตัวเอง
4. ฝึกการทำงานเป็นกลุ่ม การยอมรับความคิดเห็นผู้อื่น และความรับผิดชอบในหน้าที่

ข. ประโยชน์ต่อผู้ใช้ระบบ

1. ผู้ใช้ได้ทางเลือกใหม่ในการออกแบบเสื้อ
2. ผู้ออกแบบเสื้อได้ภาพแบบเสื้อที่สามารถนำไปใช้งานต่อได้
3. ลดเวลาที่ใช้ในขั้นตอนการออกแบบของผู้ออกแบบเสื้อ

1.6 โครงสร้างของรายงาน

บทที่ 2 กล่าวถึงหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบเสื้อเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการวิจัยในการเตรียมข้อมูลภาพของเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้น และการออกแบบตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง

บทที่ 4 กล่าวถึงผลการวิจัยที่ได้ และอภิปรายผลการวิจัย

บทที่ 5 กล่าวถึงการสรุปผลการวิจัยการออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบน รวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการสร้างตัวแบบสำหรับออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบน

2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 เฉดสีหลัก (Hue)

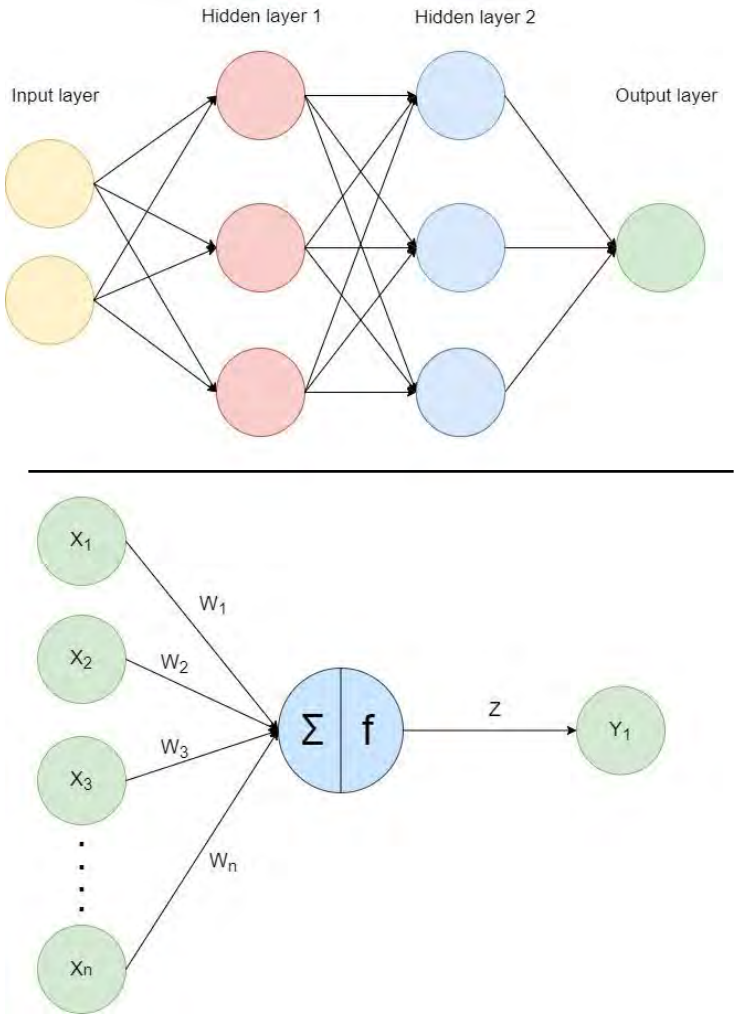
เฉดสีหลักเป็นสีที่ยังไม่ถูกผสมกับสีอื่นและยังไม่ถูกปรับเฉดหรือเงา ในค่าความสว่างและค่าความอิ่มตัวใด ๆ เช่น สีแดง สีเหลือง หรือสีเขียวดังภาพที่ 2.1 ซึ่งในงานวิจัยนี้จะแบ่งช่วงของสีแท้ทั้งหมด 6 สี ได้แก่ สีแดง สีเหลือง สีเขียว สีฟ้า สีน้ำเงิน และสีม่วงแดง

ภาพที่ 2.1 ช่วงสีแท้

(ที่มา: https://papermore.co/2019/07/29/basic-terminology-of-colour)

2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นหนึ่งในขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ที่เลียนแบบระบบโครงข่ายประสาท (Neural Network) ในสมองของมนุษย์ ทำงานโดยอาศัยการซ้อนกันจำนวนหลาย ๆ ชั้นเพื่อสกัดคุณลักษณะบางอย่างออกมาจากข้อมูล โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วยชั้น 3 ประเภทคือ ชั้นข้อมูลเข้า (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นข้อมูลออก (output layer) โดยที่แต่ละโหนด (node) ในโครงข่ายประสาทเทียมจะทำหน้าที่คือคำนวณผลบวกของผลคูณระหว่างข้อมูลที่ออกจากชั้นก่อนหน้ากับค่าน้ำหนักของเส้นแล้วนำไปผ่านฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) และส่งเป็นข้อมูลออก (ภาพที่ 2.2)



ภาพที่ 2.2 ตัวอย่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม (บน)

และการทำงานของแต่ละโหนดในโครงข่ายประสาทเทียม (ล่าง)

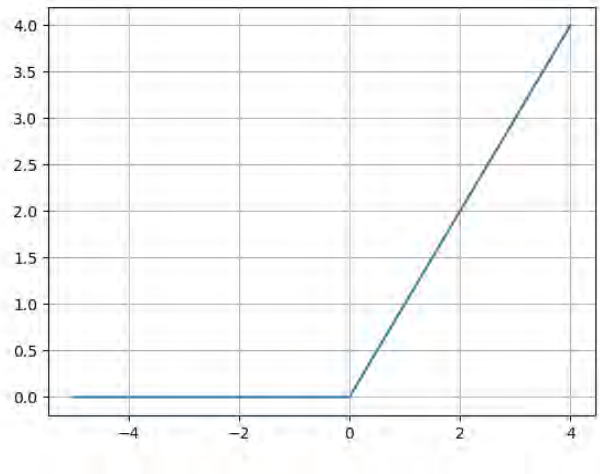
2.1.2.1 แบชนอร์ม (Batchnorm)

แบชนอม คือ การปรับช่วงของข้อมูลที่ออกจากชั้นซ่อนแต่ละชั้นให้อยู่ในช่วงใกล้กัน โดยมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 ทำให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้ได้เร็วขึ้นและสามารถป้องกันการเรียนรู้เกินได้ โดยในไลบรารีที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะมีการตั้งค่า decay ซึ่งเป็นค่าถ่วงน้ำหนักสำหรับค่าเฉลี่ยและความแปรปรวน

2.1.2.2 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ ReLU (Rectifier Linear Unit)

ReLU เป็นฟังก์ชันกระตุ้นแบบหนึ่งที่ให้ค่าความชันเป็น 1 ทำให้ไม่เกิดปัญหาการหายไปของตัวแปรที่ใช้ในการปรับค่า (Gradient Vanishing) ตามสมการที่ (1) และกราฟของฟังก์ชันดังภาพที่ 2.3

$$f(x) = max(0, x)$$ เมื่อ x เป็นจำนวนจริงใด ๆ (1)

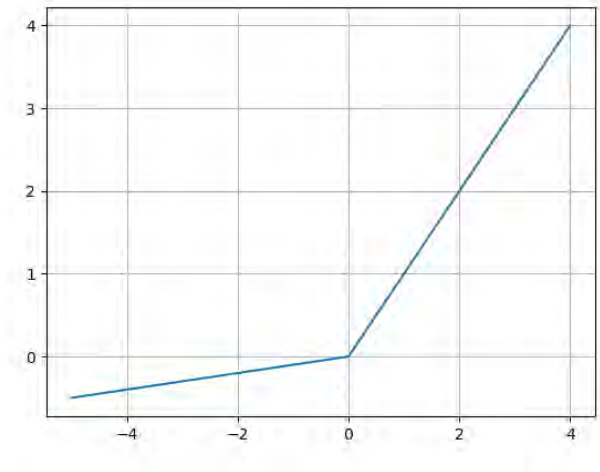


ภาพที่ 2.3 กราฟของฟังก์ชัน ReLU

2.1.2.3 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ LeakyReLU (Leaky Rectifier Linear Unit)

LeakyReLU เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่คล้ายกับ ReLU แต่ช่วงที่มีค่าต่ำกว่า 0 จะมีค่าขึ้นกับ α ที่กำหนด ตามสมการที่ (2) และกราฟของฟังก์ชันดังภาพที่ 2.4

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0, \\ \alpha x & \text{otherwise.} \end{cases}$$ เมื่อ x เป็นจำนวนจริงใด ๆ (2)

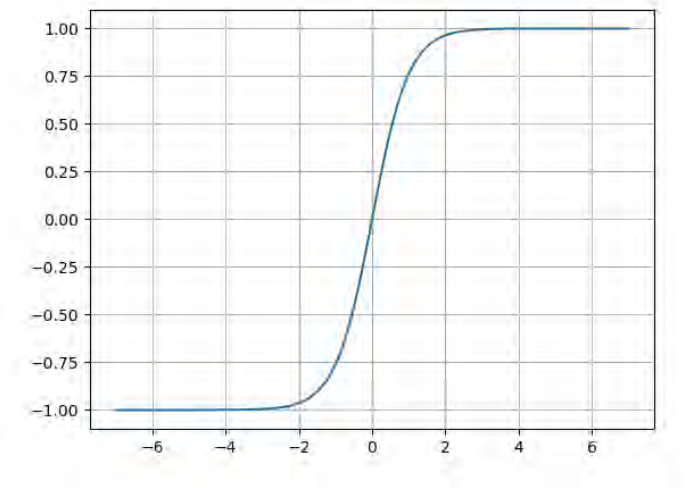


ภาพที่ 2.4 กราฟของฟังก์ชัน LeakyReLU ที่กำหนด α = 0.1

2.1.2.4 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic tangent:Tanh)

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่ให้ข้อมูลออกมีค่าอยู่ระหว่างช่วง -1 และ 1 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0 ทำให้ตัวแบบเรียนรู้ได้ง่าย มีสมการตามสมการที่ (3) และกราฟของฟังก์ชันดังภาพที่ 2.5

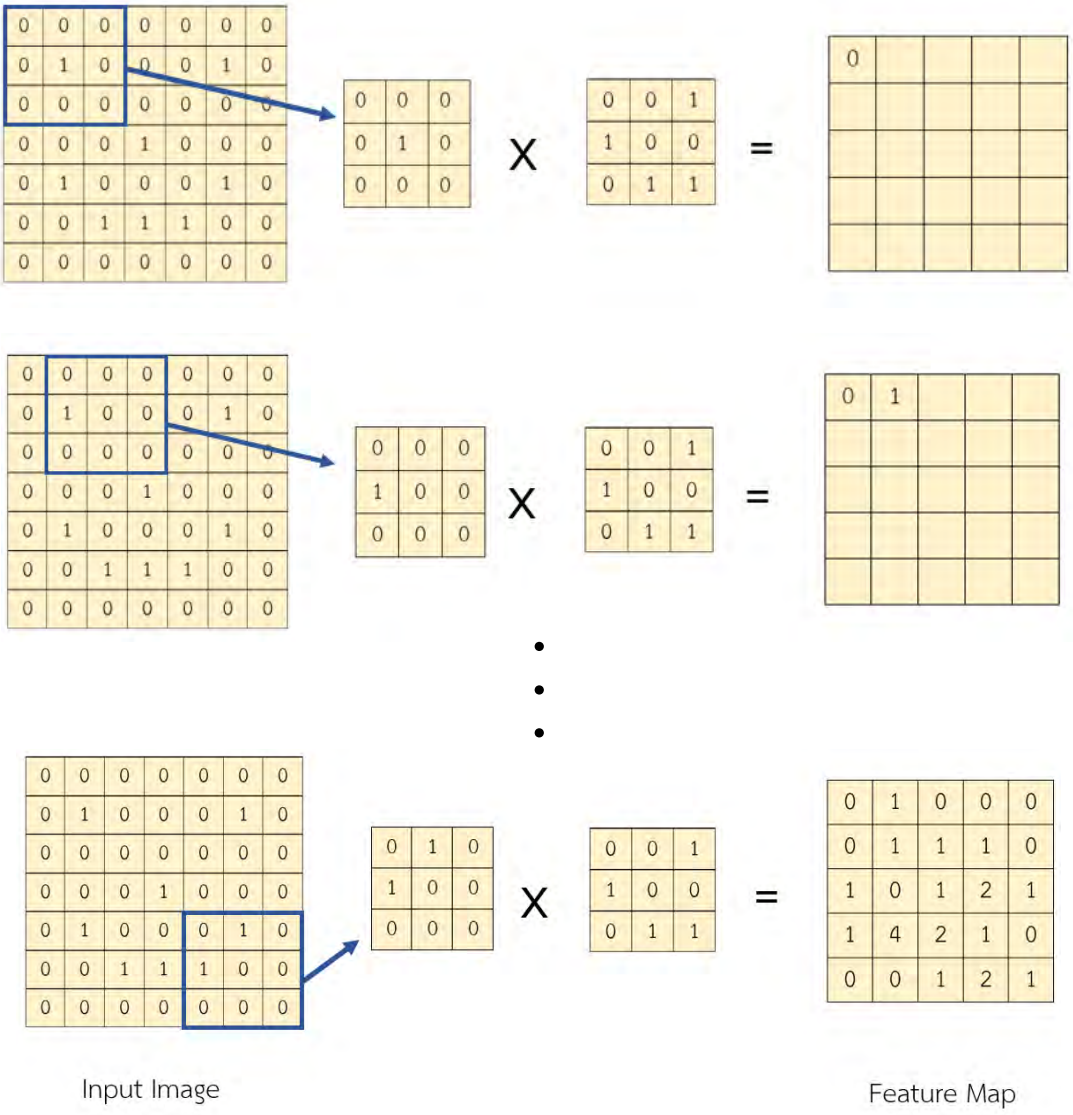
$$f(x) = \frac{(e^{x} - e^{-x})}{(e^{x} + e^{-x})} \quad \text{เมื่อ } x \text{ เป็นจำนวนจริงใด ๆ} \qquad (3)$$



ภาพที่ 2.5 กราฟของฟังก์ชัน Tanh

2.1.3 โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network)

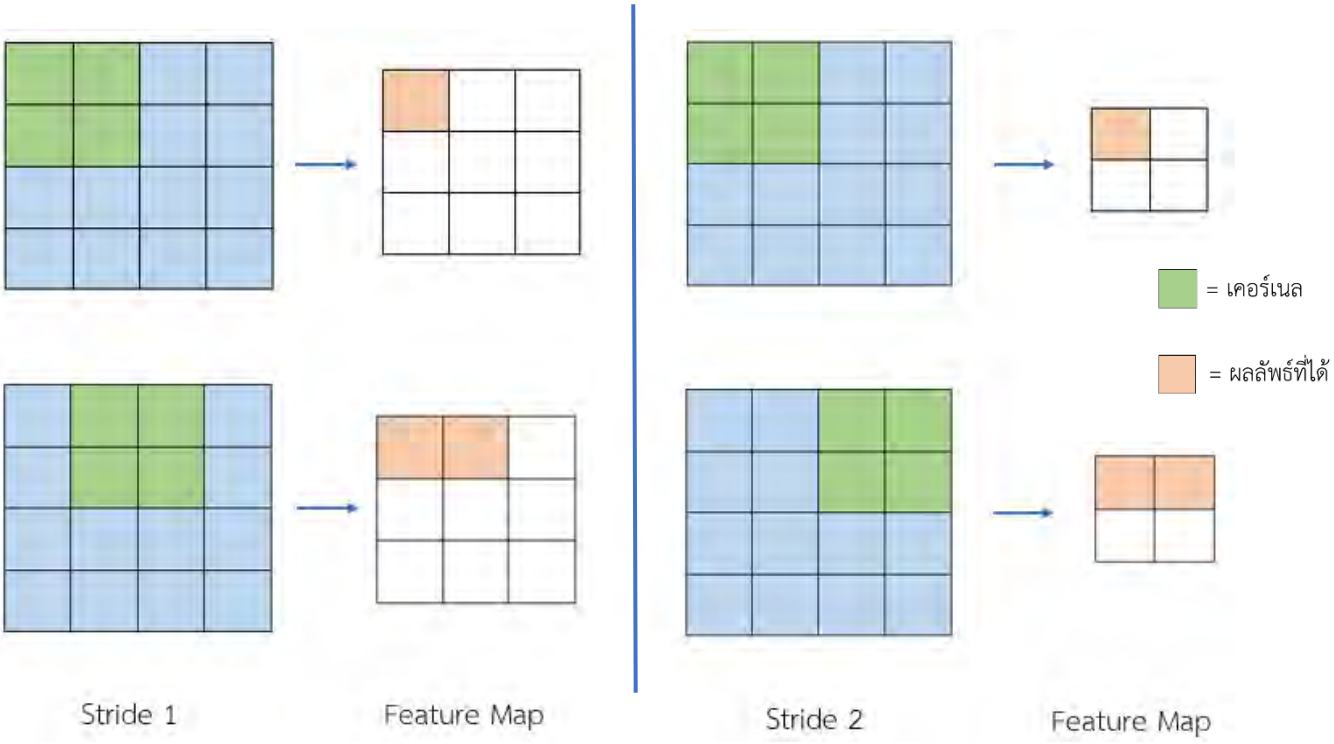
คอนโวลูชัน (Convolution) คือกระบวนการทางภาพ โดยให้ภาพแทนด้วยเมทริกซ์ของจุดภาพแล้วนำส่วนของภาพในแต่ละส่วนคูณกับเคอร์เนล (Kernel) แบบจุดต่อจุดและนำผลของการคูณทั้งหมดมาหาผลรวมโดยค่าที่ได้จะระบุเป็นค่าของหนึ่งจุดภาพในภาพผลลัพธ์ที่ตำแหน่งเดียวกันกับตำแหน่งจุดกำเนิด (origin) ของส่วนของภาพอินพุต เมื่อทำการคูณเมทริกซ์ระหว่างข้อมูลภาพเข้ากับเคอร์เนลจนครบทั้งภาพจะได้ผลลัพธ์เป็นฟีเจอร์แมพ (Feature map) และเมื่อทำคอนโวลูชันกับเคอร์เนลครบทุกแบบที่กำหนดจะได้เป็นชั้นคอนโวลูชัน (Convolution layer) ดังภาพที่ 2.6



ภาพที่ 2.6 การทำงานของคอนโวลูชัน

2.1.3.1 สไตรด์ (Stride)

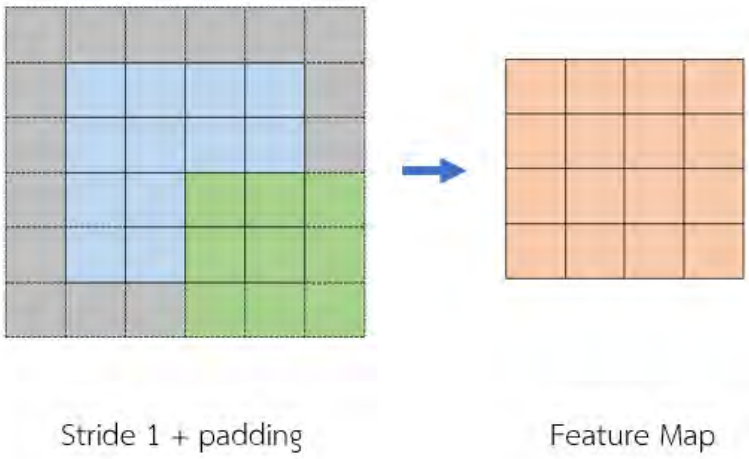
สไตรด์ เป็นการกำหนดการเลื่อนของเคอร์เนลที่ใช้สกัดคุณลักษณะของภาพ เช่น หากกำหนด สไตรด์เป็น 1 และใช้เคอร์เนลขนาด 2x2 จะได้ฟีเจอร์แมพดังภาพด้านซ้ายมือและถ้าหากกำหนดสไตรด์เป็น 2 และใช้เคอร์เนลขนาด 2x2 จะได้ฟีเจอร์แมพดังภาพด้านขวามือดังภาพที่ 2.7



ภาพที่ 2.7 ตัวอย่างการกำหนดสไตรด์เท่ากับ 1 เคอร์เนลขนาด 2x2 (ซ้าย) และสไตรด์เท่ากับ 2 เคอร์เนลขนาด 2x2 (ขวา)

2.1.3.2 แพดดิ้ง (Padding)

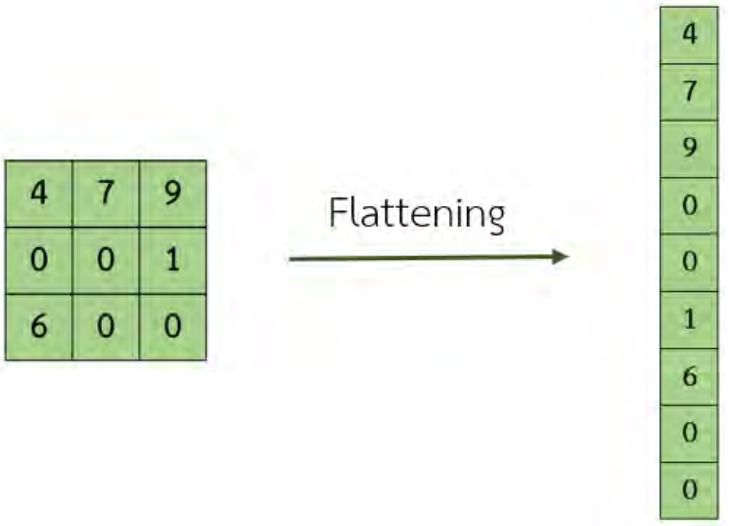
แพดดิ้ง เป็นการเพิ่มขนาดของภาพโดยการเพิ่มจุดภาพรอบ ๆ ภาพเดิมเพื่อให้เมื่อนำไปทำคอนโวลูชันแล้วข้อมูลที่อยู่ตรงขอบจะยังคงอยู่เหมือนเดิมและฟีเจอร์แมพที่ได้จะมีขนาดเท่ากับภาพที่ใส่เข้ามา เช่น หากกำหนดสไตรด์เป็น 1 และเคอร์เนลเป็น 3x3 และทำการแพดดิ้งโดยตั้งค่าให้ได้ผลลัพธ์ขนาดเท่าเดิม (padding = ‘SAME’) จะได้ฟีเจอร์แมพขนาดเท่าภาพเดิมดังภาพที่ 2.8



ภาพที่ 2.8 ตัวอย่างของการแพดดิ้งเพื่อให้ฟีเจอร์แมพที่ได้มีขนาดเท่าภาพเดิม

2.1.3.3 แฟลทเทน (Flatten)

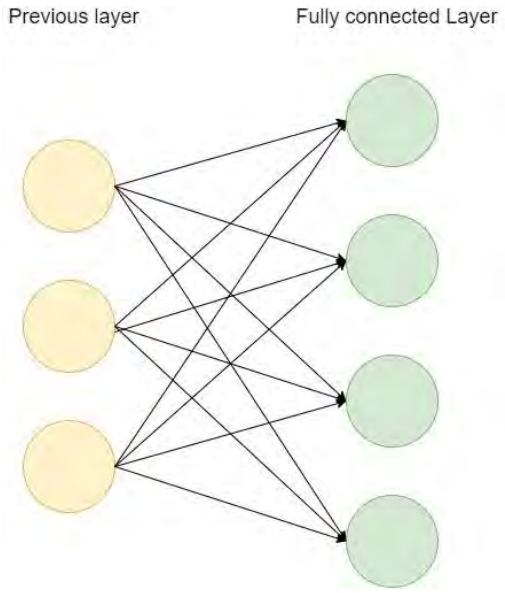
แฟลทเทน คือ การทำให้ฟีเจอร์แมพซึ่งเป็นอาเรย์ (Array) ที่มีหลายมิติกลายเป็นอาเรย์มิติเดียว เพื่อให้สามารถส่งต่อไปยังเครือข่ายประสาทเทียมชั้นถัดไป ดังภาพที่ 2.9



ภาพที่ 2.9 การแฟลทเทนฟีเจอร์แมพ

2.1.3.4 ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully-connected layer)

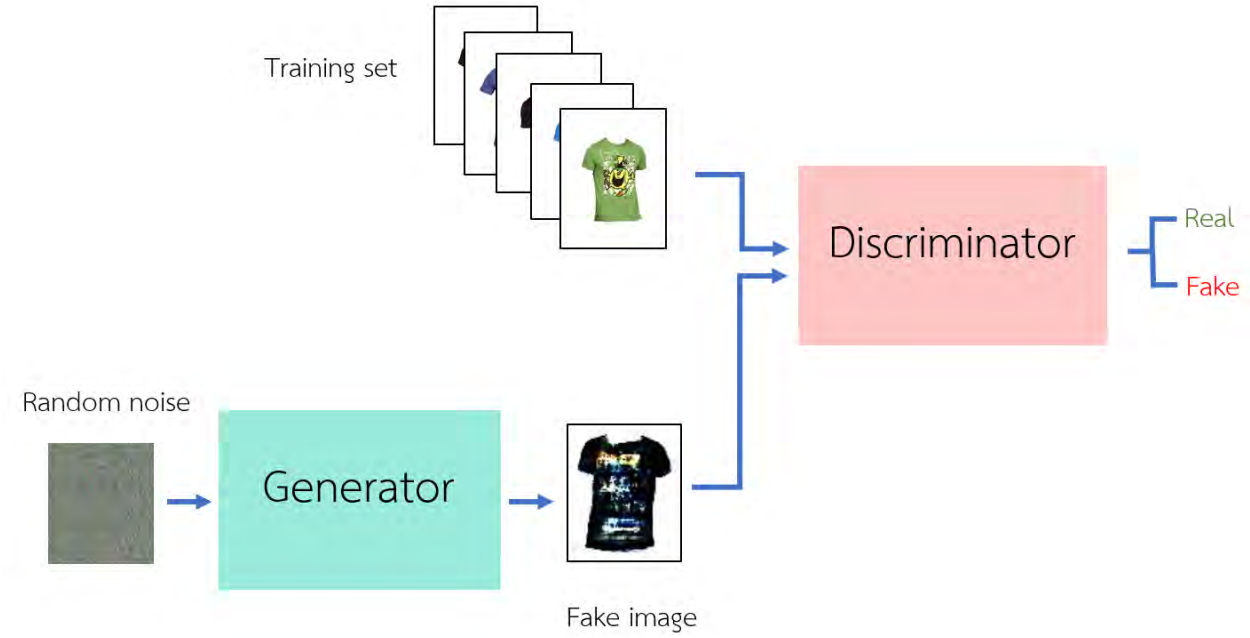
ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ คือ ชั้นที่แต่ละโหนดภายในชั้นเชื่อมต่อกับทุกโหนดในชั้นก่อนหน้าเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าชั้นซ่อน ทำหน้าที่เรียนรู้ข้อมูลจากชั้นข้อมูลเข้าแล้วคำนวณออกมาเป็นข้อมูลออก ดังภาพที่ 2.10 โดยใช้ต่อจากชั้นคอนโวลูชันเพื่อให้ตัวแบบเรียนรู้คุณลักษณะที่ได้จากชั้นคอนโวลูชัน



ภาพที่ 2.10 ตัวอย่างชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์

2.1.4 เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง (Generative Adversarial Networks : GANs) [1]

เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างเป็นตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ประเภทการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) ซึ่งตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างจะประกอบด้วยตัวแบบ 2 ตัวแบบคือ ตัวจำแนก (Discriminator) และ ตัวสร้าง (Generator) ซึ่งทั้งสองตัวแบบนี้จะทำงานขัดแย้งกัน โดยในส่วนตัวสร้างจะรับข้อมูลเข้าเป็นภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่ม (Random noise) แล้วพยายามสร้างภาพปลอม (Fake image) เพื่อให้ตัวจำแนกแยกแยะไม่ได้ จากนั้นตัวจำแนกจะรับข้อมูลเข้าเป็นภาพต้นฉบับและภาพปลอมที่ถูกสร้างขึ้นมาจากตัวสร้าง แล้วจำแนกว่าภาพที่เข้ามาเป็นภาพต้นฉบับหรือภาพปลอม ดังภาพที่ 2.11



ภาพที่ 2.11 ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง

2.1.5 การประมาณโมเมนต์แบบปรับตัว (Adaptive moment estimation : Adam)

การประมาณโมเมนต์แบบปรับตัวหรืออดัมใช้เพิ่มประสิทธิภาพการสอนตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ทำหน้าที่คอยปรับค่าในตัวแบบให้เหมาะสมมากที่สุดโดยใช้ขั้นตอนวิธีประเภทการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient descent Algorithm) อดัมมีที่มาจากการแพร่กระจายรากกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Propagation : RMSprop) ที่เพิ่มโมเมนตัม (Momentum) เข้ามา โดยโมเมนตัมจะช่วยให้ขั้นตอนวิธีสามารถทำงานเร็วขึ้น ซึ่งตัวแปรอดัมที่ปรับแต่งได้มีดังนี้

1. อัตราการเรียนรู้ (learning rate) อัตราการเรียนรู้ยิ่งมีค่ามากตัวแบบจะยิ่งเรียนรู้ได้ไวแต่อาจให้ค่าความสูญเสียเพิ่มขึ้นและทำให้ตัวแบบหาจุดที่เหมาะสมที่สุดไม่ได้
2. เอปไซลอน (epsilon) คือ ค่าที่เล็กมาก ๆ มีไว้เพื่อป้องกันการหารด้วยศูนย์
3. เบต้า 1 (Beta 1) คือ อัตราการสลายตัวแบบเอกซ์โพเนนเชียลของโมเมนตัมแรก
4. เบต้า 2 (Beta 2) คือ อัตราการสลายตัวแบบเอกซ์โพเนนเชียลของโมเมนตัมที่สอง

และสมการที่ใช้ปรับแต่งตัวแปรดังกล่าวข้างต้น คือ สมการที่ (4) – (7) ดังต่อไปนี้

$$v_t = \beta_1 * v_{t-1} - (1 - \beta_1)\, g_t \qquad (4)$$

$$s_t = \beta_2 * s_{t-1} - (1 - \beta_2)\, g_t^2 \qquad (5)$$

$$\Delta w_t = -\eta \frac{v_t}{\sqrt{s_t + \epsilon}} g_t \quad (6)$$

$$w_{t+1} = w_t + \Delta w_t \quad (7)$$

โดย η คือ อัตราการเรียนรู้

Δw_t คือ ค่าน้ำหนักที่ต้องเปลี่ยนแปลง

w_t คือ ค่าน้ำหนักของรอบนี้

w_{t+1} คือ ค่าน้ำหนักที่จะใช้ในรอบถัดไป

g_t คือ อนุพันธ์ของตัวแปรใด ๆ เมื่อเทียบกับค่าความสูญเสีย

v_t คือ ค่าเฉลี่ยเอกซ์โพเนนเชียลของอนุพันธ์ของ w

s_t คือ ค่าเฉลี่ยเอกซ์โพเนนเชียลของอนุพันธ์กำลังสองของ w

β_1 คือ อัตราการสลายตัวแบบเอกซ์โพเนนเชียลของโมเมนตัมอันดับแรก

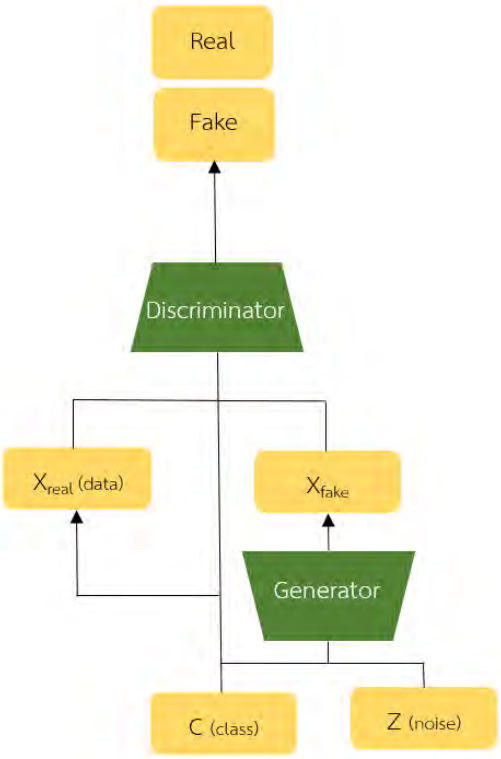
β_2 คือ อัตราการสลายตัวแบบเอกซ์โพเนนเชียลของโมเมนตัมอันดับที่สอง

t คือ จำนวนครั้งในการสอนขณะนั้น

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข (Conditional Generative Adversarial Networks : CGANs) [2]

เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไขเป็นเครือข่ายที่ต่อยอดมาจากเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง คือ มีทั้งตัวจำแนกเพื่อใช้ในการแยกแยะภาพต้นฉบับและภาพที่สร้างขึ้นและมีตัวสร้างเพื่อสร้างภาพปลอม แต่ที่แตกต่างจากเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างเดิม คือ มีชั้นข้อมูลเข้าที่เพิ่มขึ้นมา (ภาพที่ 2.12) โดยชั้นข้อมูลเข้าที่เพิ่มมาจะเป็นข้อมูลเข้าแบบวันฮอทเวกเตอร์ (one-hot vector) เช่น เวกเตอร์ของสี ซึ่งในที่นี้มีทั้งหมด 8 สี คือ สีแดง สีเหลือง สีเขียว สีฟ้า สีน้ำเงิน สีม่วงแดงเข้ม สีขาว และสีดำ หากทำเป็นวันฮอทเวกเตอร์ของสีเขียวจะได้เป็น [0,0,1,0,0,0,0,0]



ภาพที่ 2.12 ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข

2.2.2 เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึก (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks : DCGANS) [3]

เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึกเป็นเครือข่ายที่มีลักษณะการทำงานคล้ายคลึงกับเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง แต่จะเน้นไปที่การใช้ชั้นคอนโวลูชันแทนที่การใช้ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ ทำให้เหมาะสำหรับงานประเภทรูปภาพหรือวิดีโอมากกว่าเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง

2.2.3 เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน (Wasserstein Generative Adversarial Networks : WGANs) [4]

เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนเป็นเครือข่ายที่เปลี่ยนจากตัวจำแนกของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างที่ให้ข้อมูลออกเป็นการแบ่งคลาสของภาพที่ถูกสร้างว่าเป็นภาพจริงหรือภาพปลอม เป็น การให้คะแนนความเหมือนหรือความแตกต่างของภาพแทน โดยเปลี่ยนฟังก์ชันสูญเสีย (loss function) ของตัวจำแนกเป็นสมการสูญเสียวาซเซอร์สตีน (Wasserstein Loss) ตามสมการที่ (8) ทำให้ตัวจำแนกสามารถเรียนรู้ได้ดีแม้ตัวสร้างจะสร้างรูปที่ไม่ดีออกมา

$$L = E_{\tilde{x}\sim P_g}[D(\tilde{x})] - E_{x\sim P_r}[D(x)] \qquad (8)$$

โดย $E[\cdot]$ คือ ค่าคาดหวัง (Expectation value)

P_g คือ ตัวอย่างแบบสุ่มของภาพจริง

P_r คือ ตัวอย่างแบบสุ่มของภาพปลอม

$D(\cdot)$ คือ คะแนนที่ตัวจำแนกให้ของภาพที่ใส่เข้าไป

$\tilde{x}$ คือ ภาพที่สุ่มได้จากชุดข้อมูลภาพจริง

x คือ ภาพที่สุ่มได้จากชุดข้อมูลภาพปลอม

2.2.4 การปรับปรุงการสอนของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน (Improved Training of Wasserstein GANs) [5]

ในงานวิจัยนี้เสนอวิธีการที่จะช่วยให้การสอนตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนให้มีความเสถียรมากขึ้นโดยหนึ่งในวิธีที่นำเสนอ คือ การเพิ่มค่าปรับตามความชัน (Gradient penalty) เข้ามาในฟังก์ชันสูญเสียซึ่งมีสมการตามสมการที่ (9) โดยในงานวิจัยนี้ได้มีการทดลองสอนตัวแบบสี่ประเภท ได้แก่ เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึก เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบ

กำลังสองน้อยที่สุด เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน และเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน ซึ่งในการทดลองได้มีการปรับเปลี่ยนตัวแบบหลายอย่าง เช่น การไม่ใช้แบชนอร์มในตัวสร้าง และการไม่ปรับช่วงของข้อมูลในทั้งตัวจำแนกและตัวสร้าง ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าไม่ว่าจะมีการปรับตัวแบบด้วยวิธีใดเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชันยังคงให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าหรือเทียบเท่ากับตัวแบบประเภทอื่น ๆ

$$L = E_{\tilde{x}\sim P_g}[D(\tilde{x})] - E_{x\sim P_r}[D(x)] + \lambda E_{\hat{x}\sim P_{\hat{x}}}[(||\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})||_2 - 1)^2] \quad (9)$$

โดย λ คือ ค่าคงที่ซึ่งในงานวิจัยนี้ให้มีค่าเป็น 10

$P_{\hat{x}}$ คือ ตัวอย่างแบบสุ่มของทั้งภาพจริงและภาพปลอม

$E[\cdot]$ คือ ค่าคาดหวัง

$D(\cdot)$ คือ คะแนนที่ตัวจำแนกให้ของภาพที่ใส่เข้าไป

$\hat{x}$ คือ ตัวอย่างที่สุ่มได้ของชุดข้อมูลภาพจริงและภาพปลอม

2.2.5 เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไขสำหรับการลองเสื้อ (FittingGAN : Fitting image Generation Based on Conditional Generative Adversarial Networks) [6]

เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไขสำหรับการลองเสื้อเป็นหนึ่งในตัวอย่างของการนำเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไขไปปรับใช้ โดยในงานวิจัยนี้ได้ทดลองสร้างตัวแบบที่มีเป้าหมายคือให้รับข้อมูลเข้าเป็นภาพของเสื้อผ้าชุดหนึ่งและให้ตัวแบบสร้างภาพเป็นคนที่สวมเสื้อผ้าจากข้อมูลเข้า (ภาพที่ 2.13)

ภาพที่ 2.13 ตัวอย่างข้อมูลเข้า ภาพเป้าหมายที่ต้องการ และภาพที่ได้จากตัวแบบ

ตัวแบบในงานวิจัยนี้ถูกสอนโดยมีชุดข้อมูลทั้งหมด 13,107 ภาพแบ่งเป็นภาพสำหรับสอน 10,500 ภาพ และภาพสำหรับทดสอบ 2,607 ภาพ มีค่า α เป็น 0.2 สำหรับสมการ LeakyReLU และสอนโดยใช้ตัวเพิ่มประสิทธิภาพการเคลื่อนลงตามความชันสโทแคสติก (Stochastic Gradient Descent : SGD) ทั้งตัวสร้างและตัวจำแนก นอกจากนี้ยังมีการตั้งค่าอัตราการเรียนรู้เป็น 0.0002 สำหรับการสอน 25 รอบแรกและ 0.00002 สำหรับการสอนอีก 5 รอบ และตั้งค่าโมเมนตัมเป็น 0.5 ตามที่เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึกได้แนะนำไว้

สำหรับการวัดผลเชิงปริมาณในงานวิจัยนี้ใช้ระยะทางอินเซพชันเฟรเชท (Frechet Inception Distance) ซึ่งเป็นการคำนวณระยะห่างระหว่างการกระจายของภาพจริงและการกระจายของภาพปลอมตามสมการที่ (10) ยิ่งค่านี้มีค่าน้อยหมายความว่าภาพจริงกับภาพปลอมมีความใกล้เคียงกันซึ่งตัวแบบนี้ได้ค่าระยะห่างเท่ากับ 26.3

$$FID(x,g) = ||m_x - m_g||_2^2 + Tr(C_x + C_g - 2(C_xC_g)^{\frac{1}{2}}) \quad (10)$$

โดยที่ m_x คือ ค่าเฉลี่ยของการกระจายของภาพจริง

m_g คือ ค่าเฉลี่ยของการกระจายของภาพปลอม

C_x คือ ค่าความแปรปรวนของการแจกแจงของภาพจริง

C_g คือ ค่าความแปรปรวนของการแจกแจงของภาพปลอม

Tr คือ การหาผลรวมแนวทแยงของเมทริกซ์

ในส่วนการวัดผลเชิงคุณภาพมีผู้เข้าร่วมทดสอบ 20 คน เริ่มต้นโดยการสุ่มภาพปลอม 200 ภาพและภาพจริง 200 ภาพ ต่อมาให้ผู้เข้าร่วมทดสอบแต่ละคนดูภาพที่สุ่มมาภาพละหนึ่งวินาที จากนั้นให้เวลาตัดสินใจว่าเป็นภาพจริงหรือภาพปลอมห้าวินาที และทำการจดบันทึกผล ผลที่ได้คือผู้เข้าร่วมระบุถูกว่าภาพปลอมเป็นภาพปลอม 26 เปอร์เซ็นต์ และระบุผิดว่าภาพจริงเป็นภาพปลอม 5 เปอร์เซ็นต์

บทที่ 3

วิธีการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการเตรียมข้อมูลภาพสำหรับตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง และการออกแบบตัวแบบสำหรับสร้างภาพ

3.1 การเตรียมข้อมูลภาพของเสื้อแขนยาว และเสื้อแขนสั้น

ชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้นำมาจากเว็บไซต์ Kaggle [7] ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่ประกอบไปด้วยภาพของเสื้อผ้า กางเกง รองเท้า และอุปกรณ์สวมใส่ต่าง ๆ ทั้งเพศหญิงและชาย และไฟล์ข้อมูลรูปแบบ csv ที่เก็บข้อมูลเกี่ยวกับภาพ ได้แก่ ชื่อไฟล์ภาพ เพศที่สวมใส่ หมวดหมู่ของเครื่องแต่งกาย เช่น เครื่องประดับ เสื้อผ้า และรองเท้า หมวดหมู่ย่อยของเครื่องแต่งกาย เช่น นาฬิกา เครื่องแต่งกายส่วนบน และรองเท้า ประเภทของเครื่องแต่งกาย เช่น เสื้อเชิ้ต กางเกงยีน และรองเท้าส้นสูง สีของเครื่องแต่งกาย ฤดูกาลสวมใส่ ปีที่จำหน่าย ประเภทการแต่งกาย และคำอธิบายโดยย่อของเครื่องแต่งกาย โดยมีขั้นตอนการเตรียมข้อมูลดังนี้

1. การคัดเลือกภาพที่ต้องการใช้ในงานวิจัย โดยเลือกภาพเสื้อของผู้ชายทั้งแขนยาวและแขนสั้นจากชุดข้อมูลทั้งหมดโดยพิจารณาจากหมวดหมู่ย่อยของเครื่องแต่งกายที่เป็นเครื่องแต่งกายส่วนบน และเพศที่สวมใส่เป็นเพศชาย
2. การแยกตัวเสื้อของแต่ละภาพด้วยโปรแกรม gimp ดังภาพที่ 3.1
3. การแบ่งเสื้อตามสีทั้งหมด 8 สี ได้แก่ สีแดง สีเหลือง สีเขียว สีฟ้า สีน้ำเงิน สีม่วงแดง สีขาว และสีดำ

เมื่อผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลแล้ว จะได้ภาพเสื้อทั้งหมดจำนวน 800 ภาพ แบ่งเป็นเสื้อแขนสั้น 400 ภาพและเสื้อแขนยาว 400 ภาพ

ภาพที่ 3.1 ตัวอย่างการแยกตัวเสื้อของเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้น จาก [7]

3.2 การเลือกภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่ม

ภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มหนึ่งชุดซึ่งเป็นข้อมูลนำเข้าของตัวสร้าง จะสามารถสร้างให้ได้รูปภาพปลอมออกมาหนึ่งภาพ โดยที่ภาพนั้นอาจจะเป็นภาพที่คุณภาพดีหรือไม่ดีก็ได้ ดังนั้นจึงต้องมีการเลือกภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มที่จะสร้างให้ได้ภาพที่ดีออกมา โดยการนำตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมมาทำนายว่าภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มที่ใส่เข้าไปนั้นเมื่อนำไปผ่านตัวสร้างจะสร้างได้ภาพที่ดีหรือไม่

ในการทำนายนี้ใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (Multi-layer perceptron Neural Network) จากไลบรารี่เอสเคเลิร์น (sklearn) โดยใช้ค่าพารามิเตอร์พื้นฐานดังตารางที่ 3.1 และมีชั้นซ่อน 2 ชั้นซึ่งประกอบด้วยจุดซ่อน 64 จุดและ 32 จุดตามลำดับ

ตารางที่ 3.1 พารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น

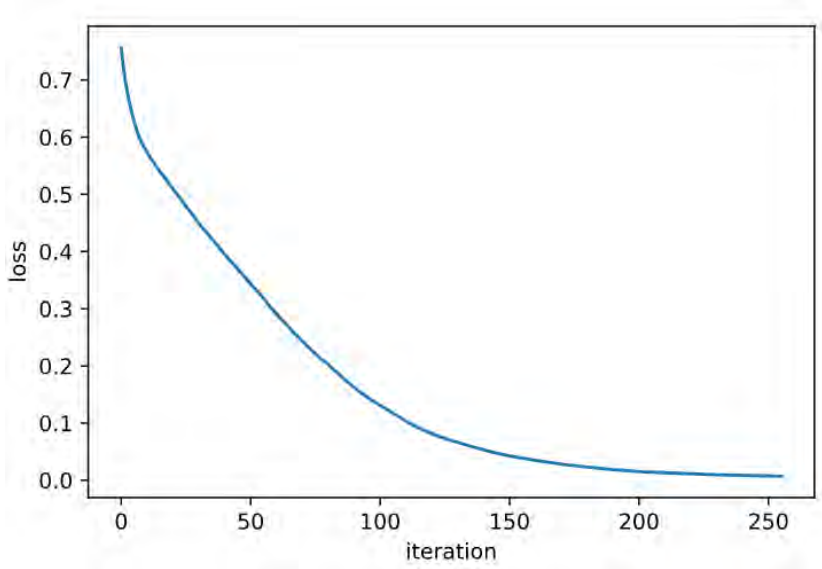
พารามิเตอร์สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น	
ฟังก์ชันกระตุ้น	ReLU
ตัวเพิ่มประสิทธิภาพ	อดัม (เบต้า 1 = 0.9, เบต้า 2 =0.999)
อัตราการเรียนรู้	0.001
จำนวนการสอนต่อรอบสูงสุด	350
เอปไซลอน	0.00000001

เริ่มจากการสุ่มภาพสีสัญญาณรบกวนมา 255 ชุด เพื่อเป็นข้อมูลนำเข้าของตัวสร้าง และสร้างภาพของเสื้อออกมา แล้วให้คนช่วยตัดสินใจว่า ภาพปลอมที่สร้างออกมาได้นั้นมีคุณภาพดีหรือไม่ ดังภาพที่ 3.2

...	noise_91	noise_92	noise_93	noise_94	noise_95	noise_96	noise_97	noise_98	noise_99	target
...	0.898979	-0.100176	0.156779	-0.183726	-0.525946	0.806759	0.147359	-0.994259	0.234290	bad
...	-0.868078	0.470132	0.544356	0.815632	0.863944	-0.972097	-0.531276	0.233557	0.898033	bad
...	0.541768	0.137716	-0.068580	-0.314622	-0.863581	-0.244152	-0.840748	0.965634	-0.636774	bad
...	0.597208	-0.405337	-0.944788	0.186865	0.687681	-0.237968	0.499717	0.022283	0.081904	bad
...	0.832812	-0.147050	-0.505208	-0.257412	0.863722	0.873737	0.688660	0.840413	-0.544199	bad

ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลนำเข้าสำหรับการเลือกภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่ม

จากนั้นนำข้อมูลทั้ง 255 ชุดนี้ มาแบ่งออกเป็นสองชุด ได้แก่ ชุดสอน 80 เปอร์เซ็นต์ และชุดทดสอบ 20 เปอร์เซนต์ เพื่อสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น ซึ่งตัวแบบที่สอนโดยข้อมูลชุดนี้ให้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ประมาณ 85 เปอร์เซ็นต์และค่าความสูญเสียประมาณ 0.007 ขึ้นอยู่กับการสุ่มภาพสีสัญญาณรบกวน ภาพที่ 3.3 เป็นกราฟแสดงค่าความสูญเสียของตัวแบบ



ภาพที่ 3.3 กราฟแสดงค่าความสูญเสียของตัวแบบ

สุดท้ายนำตัวแบบที่ได้มาทำนายภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มเพื่อนำภาพสีสัญญาณรบกวนแบบสุ่มที่จะสร้างภาพที่ดีมาใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างที่จะได้ออกแบบในหัวข้อต่อไป

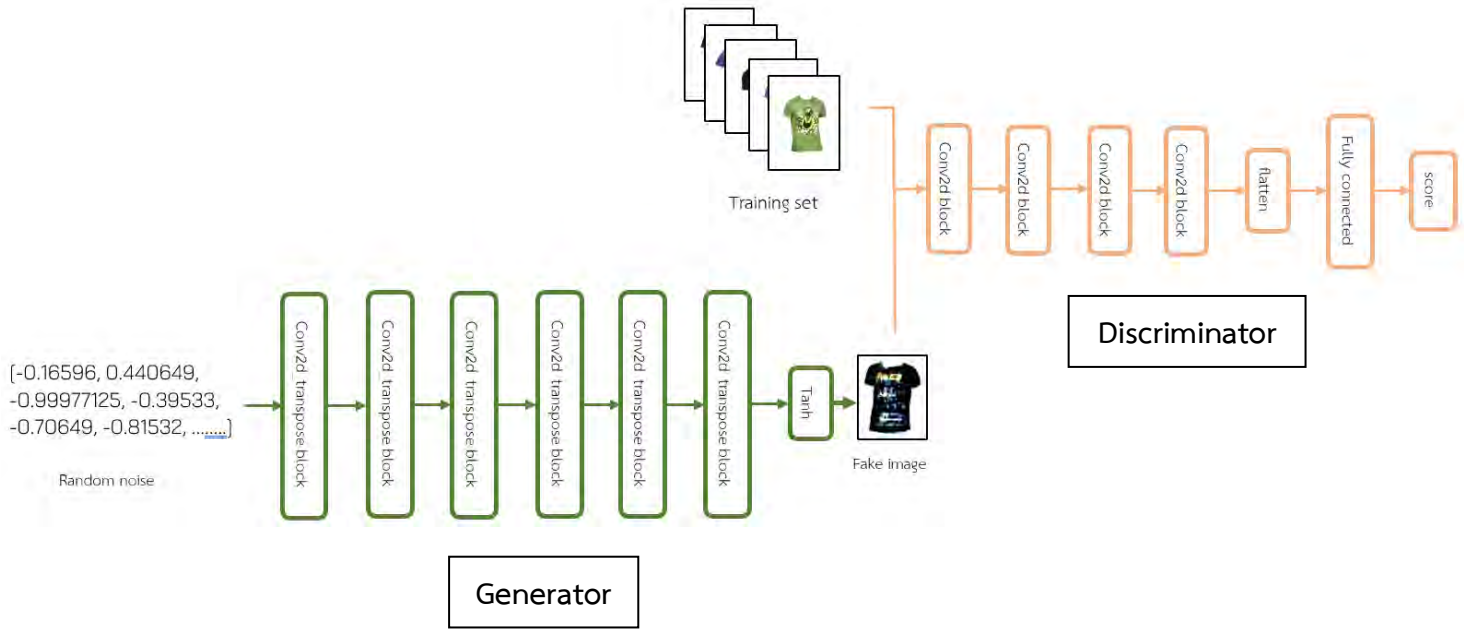
3.3 การออกแบบตัวแบบ

ในการออกแบบตัวแบบ มีการเลือกใช้ตัวแบบ 4 ประเภทคือ เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึก เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน และเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน มาทำการทดลอง 15 ครั้ง เพื่อสร้างตัวแบบที่ดีที่สุดที่จะถูกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ โดยในการทดลองแต่ละครั้งมีการกำหนดให้ตัวแบบทุกตัวมีรายละเอียดส่วนที่เหมือนกันดังนี้

1. ค่าน้ำหนักเริ่มต้นได้จากการสุ่มแบบการแจกแจงปกติโดยมีค่าเฉลี่ย = 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน = 0.02
2. ค่าน้ำหนักของความเอนเอียง (Bias) เริ่มต้น = 0
3. ตัวสร้างใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น ReLU
4. ตัวจำแนกได้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็น LeakyReLU
5. จำนวนรอบที่สอนตัวจำแนกจะมากกว่าหรือเท่ากับตัวสร้างเพื่อให้ตัวจำแนกซึ่งเรียนรู้ได้ช้าสามารถเรียนรู้ได้ทันตัวสร้างซึ่งเรียนรู้ได้เร็ว

และมีการปรับรายละเอียดอื่นที่แตกต่างกันในแต่ละครั้งของการทดลอง เช่น มีการปรับเปลี่ยนข้อมูลเข้า การปรับเปลี่ยนเงื่อนไขของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข การปรับจำนวนตัวกรองในชั้นคอนโวลูชัน และการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ จากผลการทดลองทั้ง 15 ครั้ง ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด คือ ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน (Gradient penalty) งานวิจัยนี้จึงขอเลือกตัวแบบนี้เป็นตัวแบบที่จะใช้ในการทำวิจัย ซึ่งจะได้อธิบายในรายละเอียดต่อไป สำหรับการตั้งค่าการทดลองและผลลัพธ์การทดลองของการทดลองอีก 14 ครั้งมีรายละเอียดแสดงอยู่ในภาคผนวก ข

งานวิจัยนี้เลือกใช้ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน (Gradient penalty) ดังภาพที่ 3.4



ภาพที่ 3.4 ตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชันซึ่งเลือกใช้ในงานวิจัย

การทำงานของตัวแบบสามารถอธิบายได้ดังนี้

1. ตัวสร้างรับข้อมูลเข้าเป็นจุดสีรบกวนที่ถูกเลือกมาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น
2. ข้อมูลที่เข้ามาจะถูกส่งผ่านไปยังชั้นเชื่อมต่อสมบูรณ์และชั้นคอนโวลูชัน 5 ชั้นซึ่งมีจำนวนตัวกรองเท่ากับ 512, 256, 128, 64, 3 ตามลำดับ
3. จากนั้นข้อมูลจะผ่านฟังก์ชันกระตุ้นแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Tanh) และสร้างออกมาเป็นภาพปลอม
4. ตัวจำแนกรับข้อมูลเข้าสองทางคือภาพจริงและภาพปลอมที่ถูกสร้างขึ้น
5. ภาพที่เข้ามาจะถูกส่งผ่านไปยังชั้นคอนโวลูชัน 4 ชั้นซึ่งมีจำนวนตัวกรอง 64, 128, 256, 512 ตามลำดับ
6. จากนั้นข้อมูลถูกเปลี่ยนมิติเพื่อส่งผ่านชั้นเชื่อมต่อสมบูรณ์เป็นข้อมูลส่งออก ซึ่งคือคะแนนที่ตัวจำแนกให้ว่าเป็นภาพจริงหรือภาพปลอม

โดยรายละเอียดการตั้งค่าของแต่ละชั้นในตัวสร้างและตัวจำแนกแสดงในตารางที่ 3.2 และ 3.3

ตารางที่ 3.2 โครงสร้างตัวสร้างของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน

Random noise
Fully connected [12288]
Reshape [shape=[100,12288]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
conv2d_transpose [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Tanh Function
Generated image

ตารางที่ 3.3 โครงสร้างตัวจำแนกของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน

Image from generator, Real Image
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
flatten
Fully connected [1]
Output for discriminator

สำหรับเงื่อนไขการหยุดสอนจะเกิดขึ้นเมื่อภาพที่ตัวแบบสร้างออกมาในรอบนั้นแย่กว่าภาพใน 10 รอบก่อนหน้า ตัวแบบเริ่มสร้างภาพที่คล้ายคลึงหรือเหมือนกับรอบก่อนหน้าซึ่งเรียกปัญหานี้ว่าความพังทลายของภาวะ (Mode collapse) และตัวแบบสร้างเสื้อออกมาเหมือนกับเสื้อที่เป็นข้อมูลขาเข้าซึ่งเรียกปัญหานี้ว่าความพอเหมาะเกินไป (Overfit) นอกจากนี้รายละเอียดของการตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter) ของตัวสร้างแสดงได้ดังตารางที่ 3.4 และไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวจำแนกแสดงดังตารางที่ 3.5 โดยทำการสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 5 ครั้ง

ตารางที่ 3.4 ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวสร้าง

ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวสร้าง	
ขนาดข้อมูลเข้าของแต่ละรอบ	64
ตัวเพิ่มประสิทธิภาพ	adam
อัตราการเรียนรู้	0.0004
เอปซีลอน	0.000000001
เบต้า1	0
เบต้า2	0.9
ฟังก์ชันสูญเสีย	$E_{\tilde{x}\sim P_g}[D(\tilde{x})] - E_{x\sim P_r}[D(x)]$

ตารางที่ 3.5 ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวจำแนก

ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวจำแนก	
ขนาดข้อมูลเข้าของแต่ละรอบ	64
ตัวเพิ่มประสิทธิภาพ	adam
อัตราการเรียนรู้	0.0004
เอปซีลอน	0.000000001
เบต้า1	0
เบต้า2	0.9
ฟังก์ชันสูญเสีย	$E_{\tilde{x}\sim P_g}[D(\tilde{x})] - E_{x\sim P_r}[D(x)] + \lambda E_{\hat{x}\sim P_{\hat{x}}}[(\|\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|\|_2 - 1)^2]$

จากตารางที่ 3.5 ฟังก์ชันสูญเสียที่ใช้เป็นฟังก์ชันสูญเสียวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน (Gradient penalty) เข้าไปเนื่องจากข้อมูลออกของตัวจำแนกจะเป็นคะแนนค่าหนึ่ง ซึ่งตัวจำแนกจะพยายามให้คะแนนภาพจริงให้น้อยที่สุดและให้คะแนนภาพปลอมให้มากที่สุด ซึ่งค่าปรับตามความชันที่เพิ่มเข้ามาจะช่วยให้ความแตกต่างต่างของค่าคะแนนระหว่างภาพจริงและภาพปลอมมีค่าไม่มากเกินไป

บทที่ 4

ผลการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงการเปรียบเทียบความสามารถของแต่ละตัวแบบ ผลที่ได้จากตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชันในบทที่ 3 และการอภิปรายผลการทดลองที่ได้

4.1 ผลการวิจัย

ผู้วิจัยได้นำชุดข้อมูลจำนวน 800 ภาพที่ผ่านการเตรียมข้อมูลตามหัวข้อที่ 3.1 มาใช้สอนตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างประเภทต่าง ๆ จำนวน 15 ตัวแบบที่ได้ทำการทดลองไว้ จากผลการทดลองสามารถสรุปความสามารถของแต่ละตัวแบบในด้านต่าง ๆ ได้แก่ การได้ลายเสื้อแบบใหม่ การกำหนดแบบเสื้อได้ การกำหนดสีเสื้อได้ และความสามารถในการสร้างสองแบบเสื้อได้ในตัวแบบเดียว ดังแสดงในตารางที่ 4.1 โดยแต่ละตัวแบบมีลักษณะดังนี้

1. WGANs รูปแบบที่ 1
2. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 1
3. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 2
4. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 3
5. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 4
6. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 5
7. CGANs และ WGANs รูปแบบที่ 1
8. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 6
9. CGANs และ WGANs รูปแบบที่ 2
10. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 7
11. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 8
12. CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 9
13. DCGANs
14. WGANs รูปแบบที่ 2
15. WGANs-GP

ตารางที่ 4.1 ความสามารถของแต่ละตัวแบบ

คุณลักษณะ / ตัวแบบ	ได้ลายเสื้อแบบใหม่	กำหนดแบบเสื้อได้	กำหนดสีเสื้อได้	การสร้างสองแบบเสื้อได้ในตัวแบบเดียว
ตัวแบบที่ 1	H	N	N	L
ตัวแบบที่ 2	M	L	N	L
ตัวแบบที่ 3	L	L	N	L
ตัวแบบที่ 4	L	L	N	L
ตัวแบบที่ 5	M	M	L	H
ตัวแบบที่ 6	L	H	L	H

ตัวแบบที่ 7	L	H	L	H
ตัวแบบที่ 8	M	H	L	H
ตัวแบบที่ 9	M	M	L	M
ตัวแบบที่ 10	M	H	L	H
ตัวแบบที่ 11	M	H	L	H
ตัวแบบที่ 12	M	H	L	H
ตัวแบบที่ 13	L	H	N	N
ตัวแบบที่ 14	L	H	N	N
ตัวแบบที่ 15	H	H	N	N

หมายเหตุ High (H) คือ สามาถทำได้ดี Medium (M) คือ สามารถทำได้
Low (L) คือ สามารถทำได้แต่ผลลัพธ์ไม่ดี None (N) คือ ไม่สามารถทำได้

จากตารางแสดงการเปรียบเทียบความสามารถแต่ละตัวแบบพบว่าตัวแบบที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดหรือมีความสามารถสูงสุดคือตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน (ตัวแบบที่ 15) ซึ่งเป็นหนึ่งในตัวแบบที่สามารถสร้างภาพเสื้อแบบใหม่ได้และสามารถกำหนดแบบของเสื้อได้ว่าต้องการเสื้อแขนยาวหรือเสื้อแขนสั้น นอกจากนี้การใช้ตัวแบบนี้ยังใช้เวลาในการสอนที่น้อยกว่าตัวแบบอื่น ๆ ผลลัพธ์ของภาพเสื้อที่สร้างได้จากตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเอซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน แสดงดังภาพที่ 4.1 และ 4.2

ภาพที่ 4.1 ภาพเสื้อแขนยาวได้จากตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนในบทที่ 3 เมื่อสอนไป 820 รอบ

ภาพที่ 4.2 ภาพเสื้อแขนสั้นได้จากตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนในบทที่ 3 เมื่อสอนไป 500 รอบ

4.2 อภิปรายผลการวิจัย

4.2.1 การได้ลายเสื้อแบบใหม่

จากตารางที่ 4.1 จะเห็นว่ามีหกตัวแบบที่อยู่ในระดับต่ำ (Low) เนื่องจากไม่สามารถสร้างภาพที่มีรูปร่างของเสื้อได้และในตัวแบบที่ 13 และตัวแบบที่ 14 สามารถสร้างภาพที่มีรูปร่างของเสื้อได้แต่เสื้อที่สร้างได้เป็นเสื้อแบบเดียวกับในชุดข้อมูลเข้า ส่วนตัวแบบที่อยู่ในระดับกลาง (Medium) สามารถสร้างภาพที่มีรูปร่างของเสื้อได้แต่ไม่ได้มีลายใหม่มากดูคล้ายสีที่มาผสมกันบนเสื้อเท่านั้น สำหรับตัวแบบที่อยู่ในระดับสูง (High) เป็นตัวแบบที่สามารถสร้างภาพที่สามารถนำไปใช้งานต่อไปได้

4.2.2 การกำหนดแบบเสื้อได้

จากตารางที่ 4.1 ตัวแบบที่อยู่ในระดับต่ำเมื่อกำหนดแบบของเสื้อไปแล้วผลที่ได้ไม่ตรงกับแบบของเสื้อที่ต้องการ เช่น ตัวแบบที่สองที่กำหนดแบบเสื้อไว้ห้าแบบแต่เมื่อสร้างภาพของเสื้อแล้วแบบเสื้อที่ได้เป็นเสื้อแขนสั้นเกือบทั้งหมด ในส่วนตัวแบบที่อยู่ในระดับกลางเป็นตัวแบบที่สามารถสร้างภาพของเสื้อแล้วได้ภาพตามแบบเสื้อที่ต้องการแต่ยังคงมีบางส่วนที่ไม่ตรงตามแบบเสื้อที่กำหนด สำหรับตัวแบบที่อยู่ในระดับสูงเป็นตัวแบบที่สามารถสร้างแบบเสื้อออกมาได้ตามที่ต้องการทั้งหมด

4.2.3 การกำหนดสีเสื้อได้

จากตารางที่ 4.1 ตัวแบบทุกตัวที่สามารถกำหนดสีได้อยู่ในระดับต่ำทั้งหมดเนื่องจากไม่มีตัวแบบใดที่สามารถสร้างภาพปลอมที่มีสีตรงกับที่กำหนดไว้ได้ ทำให้ในตัวแบบที่ 13, 14 และ 15 ไม่กำหนดสีของภาพที่ต้องการสร้าง

4.2.4 การสร้างสองแบบเสื้อได้ในตัวแบบเดียว

จากตารางที่ 4.2 ตัวแบบที่อยู่ในระดับต่ำเป็นตัวแบบที่ถูกสอนทั้งภาพเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้นในตัวแบบเดียวแต่ภาพที่ถูกสร้างออกมาจะเป็นภาพของเสื้อแขนสั้นเป็นส่วนใหญ่ ส่วนตัวแบบที่อยู่ในระดับกลางเป็นตัวแบบที่ถูกสอนทั้งภาพเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้นในตัวแบบเดียว สามารถสร้างได้ทั้งภาพของเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้นแต่ยังคงมีความผิดพลาดในการสร้างภาพอยู่ สำหรับตัวแบบระดับสูงเป็นตัวแบบที่ถูกสอนทั้งภาพเสื้อแขนยาวและเสื้อแขนสั้นในตัวแบบเดียวและสามารถสร้างภาพได้ตามรูปแบบที่ต้องการ

4.2.5 ผลลัพธ์ของตัวแบบที่ 15

จากภาพที่ 4.1 จะเห็นได้ว่าภาพของเสื้อที่ตัวแบบสร้างออกมานั้นจะมีบางภาพที่ดูเหมือนเสื้อลายขวางและบางภาพที่ดูเหมือนเสื้อลายตาราง เนื่องมาจากชุดข้อมูลของเสื้อแขนยาวที่มีลวดลายสามารถแบ่งเป็น 2 ลายหลัก ๆ ได้แก่ เสื้อลายสก๊อตและเสื้อลายทาง สำหรับเสื้อแขนสั้นจากภาพที่ 4.2 จะเห็นว่าส่วนใหญ่จะเป็นเสื้อสีดำและมีลวดลายบางอย่างอยู่ตรงกลางเสื้อ เป็นเพราะชุดข้อมูลของเสื้อแขนสั้นส่วนใหญ่จะเป็นเสื้อสีดำและเป็นเสื้อที่มีลวดลายอยู่ตรงกลางของเสื้อ

สำหรับเหตุผลที่เลือกตัวแบบที่ 15 เป็นตัวแบบที่ดีที่สุดเนื่องจากตัวแบบที่ 15 สามารถสร้างเสื้อที่มีแบบใหม่ออกมาได้ซึ่งตรงกับจุดประสงค์ของโครงงานนี้มากที่สุด และยังให้ภาพที่มีความคมชัดมากกว่าตัวแบบที่หนึ่ง นอกจากนี้รูปภาพที่ได้จากตัวสร้างของตัวแบบที่ 15 ยังมีการพัฒนาให้ได้เป็นรูปของเสื้อได้เร็วกว่าตัวแบบอื่น ๆ

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึง สรุปผลการวิจัยการใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างในการออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบน ปัญหาของงานวิจัยและวิธีการแก้ไข และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้ทดลองนำตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างมาออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนทั้งหมดสี่ประเภทได้แก่ เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบคอนโวลูชันเชิงลึก เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างวาซเซอร์สตีน และเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับตามความชัน โดยได้ทดลองนำเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไขมารวมกับเครือข่ายความขัดแย้งแบบคอนโวลูชันเชิงลึกและเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีน และทดลองการปรับเปลี่ยนข้อมูลเข้า การปรับเปลี่ยนเงื่อนไขของเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบมีเงื่อนไข การปรับจำนวนตัวกรองในชั้นคอนโวลูชัน และการปรับเปลี่ยนค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น ตัวเพิ่มประสิทธิภาพ อัตราการเรียนรู้ จำนวนตัวกรองในชั้นคอนโวลูชัน และฟังก์ชันสูญเสีย

ผลการทดลองที่ได้ตัวแบบที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเป็นเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้างแบบวาซเซอร์สตีนที่เพิ่มค่าปรับความชันซึ่งให้ผลลัพธ์เป็นแบบเสื้อใหม่ที่สามารถนำไปใช้งานต่อไปได้ สามารถเลือกแบบเสื้อที่ต้องการได้ และใช้เวลาในการสอนตัวแบบเร็วกว่าตัวแบบอื่น ๆ

5.2 ปัญหาของงานวิจัยและวิธีการแก้ไข

ปัญหาที่ 1 การตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบแต่ละตัวเพื่อให้ผลที่ดีที่สุดนั้นใช้เวลานาน

วิธีแก้ไขปัญหา ใช้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์เริ่มต้นของตัวแบบและค้นหาข้อมูลและคำแนะนำเพิ่มเติมในอินเทอร์เน็ต

ปัญหาที่ 2 ในการสอนตัวแบบการใส่ข้อมูลเข้าที่ใช้สอนต่อครั้งมากเกินไปทำให้หน่วยความจำหลัก (RAM) ของเครื่องคอมพิวเตอร์เต็มแม้จะใช้แรมเสมือนร่วมด้วยแล้ว ส่งผลให้การบันทึกตัวแบบในแต่ละรอบทำได้ช้าลง

วิธีแก้ไขปัญหา นำงบสนับสนุนงานวิจัยที่ได้มาซื้อหน่วยความจำหลักเพิ่ม

5.3 ข้อเสนอแนะ

1. ชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ต้องผ่านการแยกส่วนเพื่อนำส่วนเสื้อมาใช้ในการสอนตัวแบบ ซึ่งในขั้นตอนการแยกส่วนเสื้อนั้นต้องใช้โปรแกรม gimp ในการแยกส่วนภาพต่อภาพซึ่งใช้เวลานาน หากสามารถสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมมาเพื่อช่วยในการแยกส่วนรูป จะทำให้ลดเวลาในส่วนนี้ลงได้
2. ในการสอนตัวแบบในงานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลทั้งหมด 800 ภาพซึ่งแบบเสื้อของภาพในชุดข้อมูลค่อนข้างไม่สมดุล เช่น เสื้อสีดำมีจำนวนมากกว่าเสื้อสีอื่น ๆ ส่งผลให้ตัวแบบสร้างภาพที่เป็นเสื้อสีดำมากกว่าสีอื่น จึงควรเพิ่มชุดข้อมูลให้มีเสื้อทุกสีในจำนวนที่ใกล้เคียงกัน
3. ในงานวิจัยนี้ใช้ตัวจำแนกที่ให้ผลลัพธ์เป็นความน่าจะเป็นหรือคะแนนของภาพข้อมูลเข้า หากสามารถปรับเปลี่ยนตัวจำแนกให้เป็นออโต้เอ็นโค้ดเดอร์ (Autoencoder) ซึ่งสามารถสกัดคุณลักษณะที่ซ่อนได้ อาจทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

รายการอ้างอิง

[1] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu , David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. “Generative Adversarial Networks”. arXiv preprint arXiv:1406.2661, 2014. https://arxiv.org/abs/1406.2661, [Available on 29 March 2020].

[2] Mehdi Mirza and Simon Osindero. “Conditional Generative Adversarial Nets”. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014. https://arxiv.org/abs/1411.1784, [Available on 29 March 2020].

[3] Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. “Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks”. arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015. https://arxiv.org/abs/1511.06434, [Available on 29 March 2020].

[4] Martin Arjovsky, Soumith Chintala and Léon Bottou. “Wasserstein GAN”. arXiv: 1701.07875, 2017. https://arxiv.org/abs/1701.07875, [Available on 29 March 2020]

[5] Ishaan Gulrajani and Faruk Ahmed and Martin Arjovsky and Vincent Dumoulin and Aaron Courville. “Improved Training of Wasserstein GANs”. arXiv:1704.00028, 2017. https://arxiv.org/abs/1704.00028, [Available on 4 April 2020].

[6] Yanhua Li, Jianping Wang, Xiaomei Zhang, Yangjie Cao. “FittingGAN: Fitting image Generation Based on Conditional Generative Adversarial Networks.” in Proceedings of the 2019 14th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE 2019) , Toronto, Canada, pp.741-745, 2019. [Available on 29 March 2020]

[7] Fashion Product Images Dataset [Online]. 2019. Available from: https://www.kaggle.com/paramaggarwal/fashion-product-images-dataset [Available on 29 March 2020]

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

แบบเสนอหัวข้อโครงงาน รายวิชา 2301399 Project Proposal
ปีการศึกษา 2562

ชื่อโครงงาน (ภาษาไทย)	การออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อการสร้าง
ชื่อโครงงาน (ภาษาอังกฤษ)	Top Outfit Design using Generative Adversarial Networks
อาจารย์ที่ปรึกษา	1. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุวดีธร 2. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ
ผู้ดำเนินการ	1. นายนพดล คงสำราญ เลขประจำตัวนิสิต 5933624223 2. นายสิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง เลขประจำตัวนิสิต 5933661523 สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

หลักการและเหตุผล

ในธุรกิจด้านเสื้อผ้า ผู้บริโภคต้องการสวมใส่เสื้อผ้าที่มีการออกแบบที่เป็นเอกลักษณ์ บ่งบอกความเป็นตัวตนมากที่สุด และต้องอยู่ในกระแสแฟชั่น จึงทำให้ผู้บริโภคมีพฤติกรรมที่ต้องการเปลี่ยนเสื้อผ้าใหม่บ่อยครั้งมากขึ้น และไม่นิยมซื้อเสื้อผ้าที่มีราคาแพง ดังนั้นธุรกิจด้านเสื้อผ้าจึงมีการแข่งขันสูงและมีอัตราการเติบโตอย่างรวดเร็ว ในปัจจุบันธุรกิจด้านเสื้อผ้าใช้กลยุทธ์แฟชั่นรวดเร็ว (fast fashion) เพื่อตอบสนองความต้องการของผู้บริโภค โดยลดกระบวนการที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบ การวางแผนและการผลิตให้สั้นที่สุด รวมทั้งพยายามจัดส่งเสื้อผ้าออกไปจำหน่ายในเวลาที่เร็วที่สุด จากการศึกษาของ Nalinmas Laoviwat [1] ในเรื่องพฤติกรรมการตัดสินใจซื้อเสื้อผ้าแฟชั่นประเภทแฟชั่นรวดเร็ว พบว่ากลุ่มตัวอย่างมีความพึงพอใจต่อสินค้ามากที่สุดในเรื่องการออกแบบที่ทันสมัย และจากการศึกษาของ Patcharaporn Prongpromarat [2] ในเรื่องของปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจซื้อเสื้อผ้า พบว่ากลุ่มตัวอย่างส่วนมากเลือกซื้อเสื้อผ้าแฟชั่นประเภทแฟชั่นรวดเร็วโดยพิจารณาจากปัจจัยด้านผลิตภัณฑ์ แต่ด้วยความที่แฟชั่นนั้นเป็นประเภทแฟชั่นรวดเร็วทำให้แฟชั่นนั้นตกยุคไปรวดเร็วเช่นกัน ส่งผลให้ต้องมีการออกแบบเสื้อผ้าแบบใหม่อยู่เสมอ ดังนั้นการออกแบบเสื้อผ้าจึงจัดเป็นขั้นตอนหนึ่งที่สำคัญและจะต้องกระทำด้วยความรวดเร็ว เพื่อให้ทันต่อการเปลี่ยนแปลงของกระแสแฟชั่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วและตลอดเวลา และเพื่อให้สามารถแข่งขันกับบริษัทคู่แข่งได้ การนำความรู้ด้านปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการออกแบบเสื้อผ้าจะสามารถช่วยพัฒนาธุรกิจด้านเสื้อผ้าให้เติบโตมากยิ่งขึ้น

จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่ามีเทคนิคในการสอนให้คอมพิวเตอร์สร้างภาพขึ้นมาจากชุดข้อมูลภาพที่มีอยู่ซึ่งเป็นหัวข้อที่นิยมกันในงานทางด้านปัญญาประดิษฐ์ จากงานวิจัยของ Ian J. Goodfellow และคณะ [3] ได้นำเสนอการใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง (Generative Adversarial Networks : GAN) ในการสร้างตัวแบบสำหรับวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning) โดยเรียนรู้ภาพแบบของชุดข้อมูลนำเข้าเพื่อนำไปสร้างตัวอย่างใหม่ที่มีความคล้ายคลึงกัน นอกจากนี้ยังได้มีการทดลองนำวิธีนี้ไปใช้กับการสร้างภาพใหม่ขึ้นมาซึ่งภาพใหม่ที่ได้มีลักษณะคล้ายคลึงกับภาพต้นแบบพอสมควร จากงานวิจัยของ Jun-Yan Zhu และคณะ [4] ได้นำเสนอวิธีการสร้างตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้างให้สามารถตรวจจับคุณลักษณะพิเศษของภาพชุดหนึ่งทำให้สามารถแปลงภาพอื่น ๆ ให้มีคุณลักษณะคล้ายคลึงกัน งานวิจัยของ Mehdi Mirza และ Simon Osindero [5] นำเสนอเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้างแบบมีเงื่อนไข (Condition GAN : cGAN) ซึ่งเป็นการสอนตัวแบบโดยเพิ่มชั้นอินพุต (input layer) อีกหนึ่งชั้นเพื่อใส่เงื่อนไขเพิ่มเติมในการสร้างภาพให้ตรงความต้องการ เช่น โครงร่างของวัตถุ และงานวิจัยของ Yanhua Li และคณะ [6] ได้นำเสนอเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้างที่ชื่อว่า FittingGAN ซึ่งสามารถสร้างภาพความละเอียดสูงที่เหมาะสมและให้ความสมจริง

ในการปรับแต่งตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง งานวิจัยของ Alec Radford และคณะ [7] นำเสนอแนวทางในการสร้างและปรับแต่งตัวแบบให้มีความเสถียรมากขึ้นโดยการปรับโครงสร้างของตัวแบบ เช่นการลดมิติของภาพด้วย strided convolutions การปรับค่าผลลัพธ์ในแต่ละชั้น (layer) ของตัวสร้างและตัวจำแนกให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสม สำหรับการประเมินผลตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง งานวิจัยของ Ali Borji [8] ได้นำเสนอการวัดผลและประเมินผลของตัวแบบเครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้างทั้งหมด 24 แบบ ซึ่งแต่ละแบบจะบอกถึงความสามารถในการสร้างภาพของตัวแบบในแต่ละด้าน

ผู้จัดทำโครงการต้องการพัฒนาระบบออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนจากภาพแบบเสื้อที่มีอยู่โดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง โดยให้ผู้ใช้งานเลือกโครงร่างของเสื้อที่ต้องการออกแบบ จากนั้นระบบจะนำภาพตามโครงร่างของเสื้อที่กำหนดจากชุดข้อมูลภาพแบบเสื้อที่มีอยู่มาใช้สร้างภาพเสื้อแบบใหม่ เพื่อให้ผู้ใช้สามารถนำภาพที่ได้จากระบบไปใช้งานต่อไป

วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาระบบออกแบบเครื่องแต่งกายส่วนบนจากภาพเสื้อและโครงร่างของเสื้อโดยใช้เครือข่ายความขัดแย้งเพื่อสร้าง

ขอบเขตของโครงงาน

1. ระบบสามารถออกแบบเฉพาะเสื้อของเพศชายเท่านั้น
2. ข้อมูลนำเข้าคือภาพแบบเสื้อและโครงร่างของเสื้อ
3. ระบบสามารถออกแบบภาพแบบเสื้อจากภาพของแบบเสื้อที่มีอยู่เท่านั้น
4. ภาพแบบเสื้อที่ใช้ในโครงงานนี้แบ่งเป็นสองประเภท ได้แก่ เสื้อแขนสั้นและเสื้อแขนยาว
5. ภาพแบบเสื้อที่สร้างเป็นภาพสีมีขนาด 256 x 192 จุดภาพ

วิธีการดำเนินงาน

1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
3. เตรียมชุดข้อมูลภาพสำหรับการสร้างตัวแบบ
4. วิเคราะห์ ออกแบบ และเขียนโปรแกรมในออกแบบเสื้อ
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล
7. จัดทำเอกสาร

ตารางเวลาการดำเนินงาน

ขั้นตอนการดำเนินงาน	ปี พ.ศ. 2562					ปี พ.ศ. 2563			
	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง									
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
3. เตรียมชุดข้อมูลภาพสำหรับการสร้างตัวแบบ									
4. วิเคราะห์ออกแบบ และเขียนโปรแกรมในการออกแบบเสื้อ									
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ									
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล									
7. จัดทำเอกสาร									

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ประโยชน์ต่อผู้พัฒนา

1. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการสร้างระบบที่เกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์
2. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะการวางแผนและทำงานเป็นขั้นตอน
3. พัฒนาศักยภาพในการเรียนรู้ด้วยตัวเอง
4. ฝึกการทำงานเป็นกลุ่ม การยอมรับความคิดเห็นผู้อื่น และความรับผิดชอบในหน้าที่

ประโยชน์ต่อผู้ใช้ระบบ

1. ผู้ใช้ได้ทางเลือกใหม่ในการออกแบบเสื้อ
2. ผู้ออกแบบเสื้อได้ภาพแบบเสื้อที่สามารถนำไปใช้งานต่อได้
3. ลดเวลาที่ใช้ในขั้นตอนการออกแบบของผู้ออกแบบเสื้อ

อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้

1. ฮาร์ดแวร์

คอมพิวเตอร์ที่มีรุ่นของหน่วยประมวลผลกลางไม่ต่ำกว่า Intel Pentium Processor G4400 @3.30 GHz GPU GeForce GTX1080Ti จำนวน 4 ตัว และความจุของหน่วยความจำไม่ต่ำกว่า 8 GB

2. ซอฟต์แวร์

2.1 Visual Studio Code เวอร์ชัน 1.39

2.2 Spyder เวอร์ชัน 3.7

2.3 GIMP เวอร์ชัน 2.10.12

งบประมาณ

1. RAM ความจุ 16 GB	2 ชิ้น	6,000	บาท
2. ฮาร์ดดิสก์ชนิด SSD ความจุ 512 GB	2 ชิ้น	4,000	บาท
	รวม	**10,000**	
	บาท		

เอกสารอ้างอิง

[1] Nalinmas Laoviwat, “Marketing Communication Strategies, Consumers Information Exposure, Satisfaction and Decision on Buying Fast Fashion Clothing,” Faculty of Communication Arts, Chulalongkorn University, p.204, 2013.

[2] Patcharaporn Prongpromarat, “Factors Affection the Purchase of Premium Brand Clothing in The Bangkok Metropolitan Area,” Business Administration, Thammasat University, P.62, 2016.

[3] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu , David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. “Generative Adversarial Networks”. arXiv preprint arXiv:1406.2661, 2014. https://arxiv.org/abs/1406.2661, [Available on 26 October 2019].

[4] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros. “Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks”. arXiv preprint arXiv: 1703.10593, 2017. https://arxiv.org/abs/1703.10593, [Available on 1 November 2019].

[5] Mehdi Mirza and Simon Osindero. “Conditional Generative Adversarial Nets”. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014. https://arxiv.org/abs/1411.1784, [Available on 26 October 2019].

[6] Yanhua Li, Jianping Wang, Xiaomei Zhang, Yangjie Cao. “FittingGAN: Fitting image Generation Based on Conditional Generative Adversarial Networks.” in Proceedings of the 2019 14th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE 2019) , Toronto, Canada, pp.741-745, 2019.

[7] Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. “Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks”. arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015. https://arxiv.org/abs/1511.06434, [Available on 26 October 2019].

[8] Ali Borji. “Pros and Cons of GAN Evaluation Measures”. arXiv preprint arXiv: 1802.03446, 2019. https://arxiv.org/abs/1802.03446, [Available on 1 November 2019].

ภาคผนวก ข
รายละเอียดของตัวแบบที่ทดลอง

ในภาคผนวกนี้ แสดงรายละเอียดของตัวแบบที่ทำการทดลองแต่ไม่ได้ถูกเลือกให้นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ จำนวน 14 ตัวแบบซึ่งรายละเอียดของแต่ละตัวแบบที่ทำการทดลองเป็นดังนี้

ตัวแบบที่ 1 WGANs รูปแบบที่ 1

ตัวแบบที่ 1 เป็นตัวแบบประเภท WGANs โดยใช้ตัวเพิ่มประสิทธิภาพเป็น RMSProp ที่มีค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.0003 และทำการสอนโดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 4 ครั้ง ชุดข้อมูลที่ใช้สอนตัวแบบนี้มีทั้งหมด 120 ภาพ และมีจำนวนเสื้อแขนสั้นมากกว่าเสื้อแขนยาว ตัวแบบที่ 1 มีโครงสร้างตามตารางที่ ข.1 และ ตารางที่ ข.2 และได้ผลลัพธ์ดังภาพที่ ข.1

ตารางที่ ข.1 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 1

Random noise
Fully connected [6144]
Reshape [shape=[4,3,512]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Tanh Function
Generated image

ตารางที่ ข.2 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 1

Image from generator, Real Image
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
flatten
Fully connected [1]
Output for discriminator

ภาพที่ ข.1 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 1 หลังจากสอนไป 5400 รอบ

ตัวแบบที่ 2 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 1

ตัวแบบที่ 2 เป็นตัวแบบประเภท CGANs และ DCGANs โดยส่วนข้อมูลเข้าที่เป็น CGANs มีชุดข้อมูลจำนวน 120 ภาพ และ ทำการแบ่งชุดข้อมูลเป็น 5 แบบตามรูปร่างของเสื้อคือ เสื้อแขนสั้นคอกลม เสื้อแขนสั้นคอวี เสื้อแขนยาว เสื้อกล้าม และเสื้อคอเต่าเพื่อเพิ่มชั้นข้อมูลรูปร่างของเสื้อ สำหรับส่วนตัวแบบที่เป็น DCGANs มีตัวเพิ่มประสิทธิภาพเป็น RMSprop มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.0002 และทำการสอนโดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 1 ครั้ง ตัวแบบที่ 2 มีโครงสร้างตามภาพที่ ข.2 และตารางที่ ข.3 และได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.3

ภาพที่ ข.2 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 2[1]

Shape
conv2d [filter=8, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]

Random noise
Fully connected [6144]
Reshape [shape=[4,3,512]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME ']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]

[1] เส้นลูกศรในแต่ละภาพ คือ ข้อมูลออกของชั้นที่อยู่ที่ปลายลูกศรจะไปเป็นข้อมูลเข้าของชั้นที่อยู่หัวลูกศร

de_conv_block [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Tanh Function
Generated image

ตารางที่ ข.3 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 2

Image from generator, Real Image	Shape
conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=8, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
flatten	flatten
concatenate	
Fully connected [1]	
Output for discriminator	

ภาพที่ ข.3 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 2 หลังจากสอนไป 5600 รอบ

ตัวแบบที่ 3 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 2

ตัวแบบที่ 3 พัฒนาต่อจากตัวแบบที่ 2 โดยจะให้ตัวจำแนกตอบว่าเป็นภาพจริงเมื่อเสื้อที่ได้เป็นเสื้อที่เหมือนจริงและมีรูปร่างตรงกับที่ต้องการเท่านั้น และส่วนตัวแบบซึ่งเป็น DCGANs มีการตั้งค่าตัวแบบเหมือนกับตัวแบบที่ 2 ทั้งหมดยกเว้นอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างในตัวแบบที่ 3 จะมีค่าเท่ากับ 0.001 และอัตราการเรียนรู้ของตัวจำแนกจะเท่ากับ 0.0005 โครงสร้างตัวสร้างของตัวแบบที่ 3 เหมือนกับโครงสร้างตัวสร้างของตัวแบบที่ 2 และมีโครงสร้างตัวจำแนกตามตารางที่ ข.4 โดยมีผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.4

ตารางที่ ข.4 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 3

Image from generator, Real Image	Shape
conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=8, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
flatten	flatten
Fully connected [256]	Fully connected [256]
Output 1	Output 2
Mean(|Output1-Output2|)	
Tanh Function	
Output for discriminator	

ภาพที่ ข.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 3 หลังจากสอนไป 1050 รอบ

ตัวแบบที่ 4 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 3

ตัวแบบที่ 4 เกิดมาจากตัวแบบที่ 3 ที่ทดลองลดขนาดของคุณลักษณะในชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์จาก 256 เป็น 128 และในส่วน DCGANs เปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างและตัวจำแนกเป็น 0.0006 และ 0.0002 ตามลำดับ และเปลี่ยนจำนวนรอบการสอนเป็นสอนตัวสร้าง 1 รอบต่อการสอนตัวจำแนก 4 รอบ ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.5

ภาพที่ ข.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 4 หลังจากสอนไป 3200 รอบ

ตัวแบบที่ 5 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 4

ตัวแบบที่ 5 เป็นตัวแบบประเภท CGANs และ DCGANs โดยในส่วน CGANs จะลดการแบ่งชุดข้อมูลเหลือ 3 แบบคือ เสื้อแขนสั้น เสื้อแขนยาว และเสื้อเชิ้ตแขนยาว และเพิ่มสีของเสื้อแต่ละตัวเข้ามาโดยแบ่งตามเฉดสีรวมทั้งหมด 8 สี คือ สีแดง สีเหลือง สีเขียว สีฟ้า สีน้ำเงิน สีม่วงแดงเข้ม สีขาว และสีดำ และในส่วนตัวแบบ DCGANs มีการตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างและตัวจำแนกเป็น 0.001 และ 0.0004 ตามลำดับ และมีการสอนตัวสร้าง 1 รอบต่อการสอนตัวจำแนก 5 รอบ มีโครงสร้างตามภาพที่ ข.6 และตารางที่ ข.5 และได้ผลลัพธ์ดังภาพที่ ข.7

ภาพที่ ข.6 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 5

Shape
conv2d [filter=8, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]

Random noise	Color
	Fully connected [100]
	Output 1
noise*Output 1	
Fully connected [6144]	
Reshape [shape=[4,3,512]]	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	

Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
de_conv_block [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Tanh Function
Generated image

ตารางที่ ข.5 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 5

Image from generator, Real Image	Shape	
conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=8, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	color
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=16, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
flatten	flatten	

Fully connected [128]	Fully connected [128]	Fully connected [128]
Output 1	Output 2	Output 3
	Output 2 * Output 3	
concatenate		
Sigmoid Function		
Output for discriminator		

ภาพที่ ข.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 5 หลังจากสอนไป 3500 รอบ

ตัวแบบที่ 6 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 5

ตัวแบบที่ 6 เป็นการนำตัวแบบที่ 5 มาใช้แต่เปลี่ยนส่วนข้อมูลเข้าของ CGANs เป็น 2 ประเภทคือ เสื้อแขนยาว และเสื้อแขนสั้น ส่วนการตั้งค่าอื่น ๆ ของตัวแบบที่ 6 เหมือนกับตัวแบบที่ 5 ทุกประการ ตัวแบบที่ 6 ให้ผลลัพธ์ดังภาพที่ ข.8

ภาพที่ ข.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 6 หลังจากสอนไป 900 รอบ

ตัวแบบที่ 7 CGANs และ WGANs รูปแบบที่ 1

ตัวแบบที่ 7 เป็นตัวแบบที่เหมือนกับตัวแบบที่ 6 แตกต่างกันตรงที่ตัวแบบที่ 7 นั้นเปลี่ยนจาก DCGANs ไปเป็น WGANs คือเปลี่ยนข้อมูลออกของตัวทำนายจากเดิมเป็นความน่าจะเป็นให้กลายเป็นข้อมูลแบบสเกลาร์ (scalar) และเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างและตัวจำแนกเป็น 0.0002 ส่วนการสอนเป็นสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 5 ครั้ง ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.9

ภาพที่ ข.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 7 หลังจากสอนไป 200 รอบ

ตัวแบบที่ 8 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 6

ตัวแบบที่ 8 เป็นตัวแบบประเภท CGANs และ DCGANs ที่ในส่วนของ CGANs ไม่มีชั้นที่ทำคอนโวลูชันกับภาพของรูปร่างเสื้อแล้วเปลี่ยนมาเป็นการใส่เครื่องหมายเป็น 0 และ 1 และส่วนของตัวแบบ DCGANs มีการตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างไว้เท่ากับ 0.0008 และของตัวจำแนกเท่ากับ 0.0002 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 5 ครั้งมีตัวแบบตามตารางที่ ข.6 และตารางที่ ช.7 และได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.10

ตารางที่ ข.6 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 8

Random noise	Color
concatenate	
Fully connected [32]	
Fully connected [6144]	
Reshape [shape=[4,3,512]]	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=32, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Tanh Function	
Generated image	

ตารางที่ ข.7 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 8

Image from generator, Real Image	
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	

conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	condition
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv2d [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv2d [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
flatten	
Fully connected [128]	Fully connected [32]
concatenate	
Fully connected [1]	
Output for discriminator	

ภาพที่ ข.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 8 หลังจากสอนไป 1100 รอบ

ตัวแบบที่ 9 CGANs และ WGANs รูปแบบที่ 2

ตัวแบบที่ 9 เป็นตัวแบบที่เหมือนกับตัวแบบที่ 8 แต่เปลี่ยนจาก DCGANs เป็น WGANs ด้วยวิธีการแบบตัวแบบที่ 7 และเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ของทั้งตัวสร้างและตัวจำแนกเป็น 0.001 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 5 ครั้ง ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.11

ภาพที่ ข.11 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 9 หลังจากสอนไป 130 รอบ

ตัวแบบที่ 10 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 7

ตัวแบบที่ 10 เป็นตัวแบบที่มาจากตัวแบบตัวที่ 8 แต่เปลี่ยนตัวจำแนกเป็นตามตารางที่ ข.8 และส่วน DCGANs ได้ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างเท่ากับ 0.0001 และตัวจำแนกเท่ากับ 0.00001 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 5 ครั้ง ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.12

ตารางที่ ข.8 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 10

<table>
<tr><td rowspan="3">Image from generator, Real Image</td><td>Shape</td><td>Color</td></tr>
<tr><td colspan="2">concatenate</td></tr>
<tr><td colspan="2">Fully connected [12288]</td></tr>
<tr><td colspan="3">conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']</td></tr>
<tr><td colspan="3">Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]</td></tr>
<tr><td colspan="3">conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']</td></tr>
<tr><td colspan="3">Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]</td></tr>
<tr><td colspan="3">conv2d [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']</td></tr>
<tr><td colspan="3">Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]</td></tr>
<tr><td colspan="3">conv2d [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']</td></tr>
<tr><td colspan="3">Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]</td></tr>
<tr><td colspan="3">flatten</td></tr>
<tr><td colspan="3">Fully connected [1]</td></tr>
<tr><td colspan="3">Output for discriminator</td></tr>
</table>

ภาพที่ ข.12 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 10 หลังจากสอนไป 1060 รอบ

ตัวแบบที่ 11 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 8

ตัวแบบที่ 11 เป็นตัวแบบเดียวกับตัวแบบที่ 10 ที่ปรับส่วนของ DCGANs โดยเพิ่มขนาดของตัวกรองของตัวสร้างจากเริ่มต้นที่ 256 เป็น 1024 ตามตารางที่ ข.9 และตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างเท่ากับ 0.00025 และตัวจำแนกเท่ากับ 0.00007 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 4 ครั้ง ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.13

ตารางที่ ข.9 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 11

Random noise	Color
concatenate	
Fully connected [32]	
Fully connected [6144]	
Reshape [shape=[4,3,512]]	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=1024, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
de_conv_block [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]	
conv_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']	
Tanh Function	
Generated image	

ภาพที่ ข.13 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 11 หลังจากสอนไป 900 รอบ

ตัวแบบที่ 12 CGANs และ DCGANs รูปแบบที่ 9

ตัวแบบที่ 12 เป็นตัวแบบประเภท CGANs และ DCGANs ที่เปลี่ยนข้อมูลเข้าในส่วน CGANs ของสีที่เสื้อจากเดิมที่เป็นวันฮอทเวกเตอร์ เช่น เวกเตอร์สีเขียวจะเป็น [0,0,1,0,0,0,0,0] กลายเป็นเวกเตอร์ที่ให้น้ำหนักไปยังสีที่ผสมกันแล้วได้สีที่ต้องการ เช่น สีเขียวเกิดจากสีเหลืองผสมกับสีน้ำเงินจะได้เป็น [0,0.05,0.9,0.05,0,0,0,0] โดยมีตัวแบบของตัวสร้างตามตารางที่ ข.10 และตัวจำแนกตามตารางที่ ข.11 โดยชุดข้อมูลที่ใช้มีทั้งหมด 708 ภาพและในส่วน DCGANs ใช้ตัวเพิ่มประสิทธิภาพเป็นอดัมซึ่งมีค่าเบต้า 1 เท่ากับ 0.5 และมีอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างเท่ากับ 0.0002 และตัวจำแนกมีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.0001 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 4 ครั้ง ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.14

ตารางที่ ข.10 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 12

Random noise
Fully connected [6144]
Reshape [shape=[-1,4,3,1024]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Tanh Function
Generated image

ตารางที่ ข.11 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 13

<table>
<tr><td>Image from generator, Real Image</td><td rowspan="2">Shape + Color</td></tr>
<tr><td>Fully connected [12288]</td></tr>
<tr><td colspan="2">concatenate</td></tr>
</table>

conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv [filter=1, kernel_size=[5,5], strides=[1,1], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
flatten
Fully connected [1]
Output for discriminator

ภาพที่ ข.14 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 12 หลังจากสอนไป 600 รอบ(ด้านบน) และ 710 รอบ(ด้านล่าง)

ตัวแบบที่ 13 DCGANs

ตัวแบบที่ 13 เป็นตัวแบบประเภท DCGANs แต่จากเดิมตัวแบบหนึ่งตัวสร้างทั้งเสื้อแขนสั้นและเสื้อแขนยาว เปลี่ยนเป็นตัวแบบหนึ่งตัวต่อเสื้อหนึ่งแบบ และใส่ข้อมูลเข้าเป็นภาพของเสื้ออย่างเดียว โดยมีตัวแบบของตัวสร้างตามตารางที่ ข.12 และตัวจำแนกตามตารางที่ ข.13 และมีอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างเท่ากับ 0.0008 และตัวจำแนกมีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.0002 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 1 ครั้ง ส่วนข้อมูลที่ใช้ต่อการสอนหนึ่งรอบเท่ากับข้อมูลเข้าทั้งหมด ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.15 และภาพที่ ข.16

ตารางที่ ข.12 โครงสร้างตัวสร้างแบบที่ 12

Random noise
Fully connected [12288]
Reshape [shape=[4,3,1024]]
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d_transpose [filter=3, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Tanh Function
Generated image

ตารางที่ ข.13 โครงสร้างตัวจำแนกแบบที่ 13

Image from generator, Real Image
conv2d [filter=64, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=128, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]

conv2d [filter=256, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
conv2d [filter=512, kernel_size=[5,5], strides=[2,2], padding='SAME']
Batchnorm [epsilon=1e-8, decay=0.9]
flatten
Fully connected [1]
Output for discriminator

ภาพที่ ข.15 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 13 สำหรับเสื้อแขนยาวหลังจากสอนไป 40900 รอบ

ภาพที่ ข.16 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 13 สำหรับเสื้อแขนสั้นหลังจากสอนไป 5600 รอบ

ตัวแบบที่ 14 WGANs รูปแบบที่ 2

ตัวแบบที่ 14 เป็นตัวแบบที่ 13 ที่เปลี่ยนการตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ของตัวสร้างเป็น 0.001 และตัวจำแนกมีอัตราการเรียนรู้เป็น 0.00001 โดยสอนตัวสร้าง 1 ครั้งต่อการสอนตัวจำแนก 3 ครั้ง ได้ผลลัพธ์ตามภาพที่ ข.17

ภาพที่ ข.17 ผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบที่ 14 สำหรับเสื้อแขนยาวหลังจากสอนไป 8500 รอบ

ประวัติผู้เขียน

นายนพดล คงสำราญ
รหัสนิสิต 5933624223
ชั้นปีที่ 4 คณะวิทยาศาสตร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ สาขาคอมพิวเตอร์
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
อีเมล: nnknbrs@gmail.com

นายสิรวิชญ์ จันทร์เด่นดวง
รหัสนิสิต 5933661523
ชั้นปีที่ 4 คณะวิทยาศาสตร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ สาขาคอมพิวเตอร์
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
อีเมล: Siravich93@gmail.com