รายงานการดำเนินการสร้างภาพ

ข้อมูลสำหรับรายงาน

ฐานข้อมูลหน้าตัวละคร : https://www.kaggle.com/splcher/animefacedataset

ฐานข้อมูลไฟล์ดำเนินงาน : https://github.com/SupasanKomonlit/deep_learning_project/tree/master/generator

ฐานข้อมูลไฟล์โมเดล : https://drive.google.com/drive/folders/1LVzFTU-LUWzSLtyb5T8T9N8sA2F51M51?usp=sharing

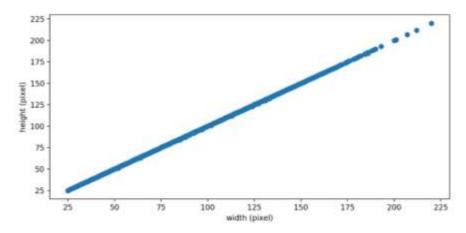
ไลบรารี่ในการดำเนินงาน: keras, numpy, opency, matplotlib

การดำเนินการทดสอบผลลัพธ์ระหว่าง VAE, GAN

ตัวแปรของการทดสอบการดำเนินการ

การดำเนินการทดสอบความสามารถระหว่างการทำ VAE(Variational Autoencoder) กับ GAN(Generative Adversarial Network) ความพยายามที่จะกำจัดโครงข่ายให้เหมือนกัน มีดังนี้

1. ข้อมูลของขาเข้าที่เป็นรูปภาพมีขนาดความกว้างยาวที่ต่างกันดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 ความกว้าง ความสูงของรูปภาพในฐานข้อมูล

ก่อนที่จะนำภาพดังกล่าวมาใช้ในการดำเนินการ ผู้จัดทำดำเนินการ **Crop** ให้มีขนาด จตุรัส แล้วดำเนินการ **resize** ให้มีขนาดเล็กที่สุดในฐานข้อมูล โดยถ้าเลขที่ได้เป็นเลขคี่จะบวก 1 เข้าไปให้ เป็นเลขคู่

2. ขนาดของ Latent Vector

จากการดำเนินการส่วนของข้อมูลขาเข้าสำหรับการสร้างรูปภาพ ผู้จัดทำจะดำเนินการ ทดสอบโดยมี Latent Vector ขนาด 1024

3. Layer ในการดำเนินการ

สำหรับการดำเนินการ Layer ในการดำเนินการจะใช้ 3 ชั้นเสมอ โดยจะเป็นในรูปแบบ 16 32 64 คุณลักษณะ

4. Convolution Operation

จะมีลักษณะการดำเนินงาน 3 layer มี kernel size = (3,3) และมี padding = 'same' คือมี padding และสุดท้ายลำดับการ strides หรือการขยับ filters จะมีเป็น 1, 2, 1 กล่าวคือ การทำงานครั้งที่ 2 จะมีขนาดลด หรือเพิ่มขึ้น 2 เท่านั้นเอง

5. Activation

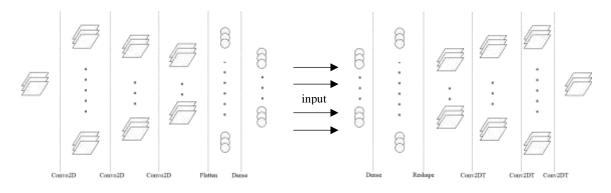
ในการดำเนินงานส่วนของการ Activation function สำหรับการดำเนินการใน Convolution ทั้ง 2 โมเดลที่นำมาเทียบประสิทธิภาพจะใช้ activation เดียวกันคือ relu

6. รูปแบบการกระจายตัวของข้อมูล

ในการดำเนินการจะมีการใช้ค่าความน่าจะเป็นเข้ามาช่วย โดยทางผู้จัดทำจะกำหนดให้ รูปแบบการกระจายตัวข้อมูลอยู่ในแบบ normal distribution โดยมีค่าเฉลี่ย กับส่วนเบี่ยงเบนมาตราฐาน อยู่ที่ 0 และ 1 ตามลำดับ

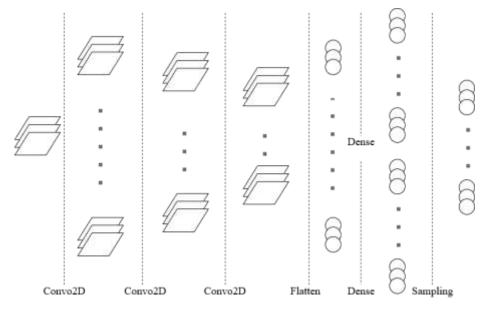
โครงสร้างของระบบ VAE

ระบบ VAE จะมีโครงสร้างคล้ายกับ Autoencoder ในส่วนของการดำเนินการที่แล้ว มีระบบดัง ภาพที่ 2



ภาพที่ 2 ภาพระบบ autoencoder

สิ่งที่แตกต่างจากเดิมคือในส่วนของ encoder จะมีการเพิ่ม layer คั่นกล่างก่อนที่จะออกเป็น output ที่เป็น latent vector โดยจะเปลี่ยนเป็นไปดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ภาพระบบ variational encoder

จากภาพจะพบว่าหลังจาก flatten แล้วจะนำข้อมูลที่ได้ไปเป็นข้อมูลขาเข้า 2 ส่วนด้วยกัน แล้วจึงนำ 2 ส่วนดังกล่าวเข้าสู่ตัว latent vector ที่เป็น output

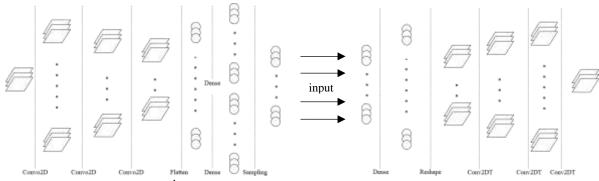
ข้อมูล 2 ส่วนที่เพิ่มเข้ามานั้นจะทำหน้าที่เป็น mean กับ standard deviation โดยจะถูก ดำเนินการส่งเป็น output ด้วยการดำเนินการดังภาพที่ 4

```
def sampling( args ): # Function output of Variational Encoder
mean, variance = args
epsilon = K.random_normal( shape = K.shape( mean ), mean = _MEAN, stddev = _STDDEV )
return mean + K.exp( variance / 2 ) * epsilon
```

ภาพที่ 4 การดำเนินการหา latent vector output ส่วน variational encoder

จากภาพเป็นการดำเนินการบนพังก์ชั่น Keras ตัวแปร K คือ keras.backend โดย mean และ variance คือ layer ทั้ง 2 ส่วนที่ถูกเพิ่มขึ้นมานั้นเอง

จึงสามารถสรุปภาพรวมของระบบ VAE ได้ดังภาพที่ 5

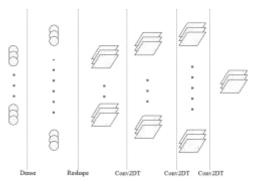


ภาพที่ 5 ภาพรวมของระบบ variational autoencoder

โครงสร้างของระบบ GAN

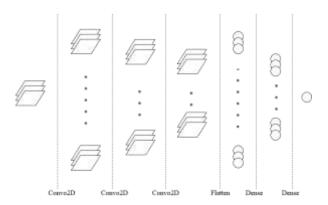
การดำเนินงานของระบบ GAN จะประกอบไปด้วย 2 ส่วนพื้นฐาน คือ generator และ discriminator

โมเดล generator จะทำหน้าที่สร้างภาพขึ้นมาจาก latent vector ที่เกิดจากการสุ่มเลขโดยใช้ normal distribution ดังภาพที่ 6



ภาพที่ 6 ภาพรวมระบบการ reconstruct สำหรับโมเดล generator

โมเดล discriminator จะทำหน้าที่ในการตรวจสอบภาพว่าภาพที่ได้รับมานั้นเป็นภาพจริง หรือ ภาพปลอมที่ถูกสร้างขึ้น ดังภาพที่ 7

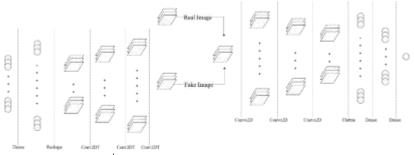


ภาพที่ 7 ภาพรวมระบบการตรวจสอบภาพโมเดล discriminator

ภาพรวมของระบบ GAN จะเป็นการทำงานในส่วนของทั้ง 2 ระบบทำงานร่วมกัน โดยทางตัว Generator จะพยายามสร้างภาพให้ผ่านการตรวจสอบ discriminator

การเทรนระบบ GAN

การเทรนโมเดลสำหรับระบบ GAN จะแบ่งการเทรนของเป็น 2 ส่วนคือการเทรน generator และ discriminator จะต้องทำควบคู่กันไป โดยภาพรวมของระบบการเทรนจะเป็นไปดังภาพที่ 8



ภาพที่ 9 ภาพรวมของการเทรนระบบ GAN

การเทรน discriminator จะเป็นการดำเนินการเทรนระบบโดยเตรียมภาพปลอม และภาพจริงใส่ ระบบฝั่งขวา discriminator ให้สามารถทำนายได้อย่างถูกต้องว่าเป็นภาพจริง หรือเท็จ

การเทรน generator จะเป็นการเทรนโมเดลทางฝั่งซ้าย โดยจะปล่อยให้รันทั้งระบบดังภาพที่ 9 เพียงไม่มีการใส่ภาพจริงเข้าไป แล้วดำเนินการปรับ weights สำหรับฝั่งซ้ายเท่านั้น เพื่อให้ผลลัพธ์ทาง discriminator ทำนายว่าเป็นจริง

การเทรนระบบ VAE

ในการเทรนระบบ **VAE** จะมีฟังก์ชั่น **loss** ที่แตกต่างออกไปจากการคำนวณ โดยฟังก์ชั่นสำหรับ คำนวณมีดังภาพที่ 10

```
def kl_loss( y_true , y_pred ):
    loss = -0.5 * K.sum( 1 + variance_layer - K.square( mean_layer ) - K.exp( variance_layer ),
        axis = 1 )
    return loss

def r_loss( y_true , y_pred ):
    return K.mean( K.square( y_true - y_pred ), axis = [ 1 , 2 , 3 ] )

def total_loss( y_true , y_pred ):
    return _LOSS_FACTOR * r_loss( y_true , y_pred ) + kl_loss( y_true , y_pred )
```

ภาพที่ 10 ฟังก์ชั่นการคำนวณค่า loss ของระบบ

โดยตามปกติสำหรับการดำเนินการ autoencoder จะมีการหาค่า loos โดยใช้ ค่า mean square ดังฟังกชั่น r_loss แต่การดำเนินการ VAE จะมีการใช้ kl divergence ดังฟังก์ชั่น kl_loss ที่นำค่าในส่วนของ layer ที่เพิ่มขึ้นมามาคำนวณด้วย

ผลลัพธ์สำหรับการดำเนินการ \mathbf{GAN}

ในการทดสอบผู้จัดทำได้ดำเนินการทดสอบในรูปแบบของการดำเนินสลับการเทรน discriminator และ generator โดยได้มีการทดสอบอยู่ 2 แบบ ได้แก่ การดำเนินการข้อมูลที่ละ 2048 รูป กับการ ดำเนินการข้อมูลที่ละ 32 รูป เปลี่ยนเสมือนการแบ่ง batch สำหรับการปรับ weights แต่ในกรณีคือการ แบ่ง set ข้อมูลในการเทรนโมเดล



ภาพที่ 11 ผลลัพธ์ในแต่ละรอบของการดำเนินการทีละ 2048 รูป

จากชุดภาพที่ 11 คือตัวอย่างการดำเนินการสร้างภาพ latent vector ที่สุ่มมา โดยทั้งหมด 30 รอบ นับจากซ้ายไปขวา

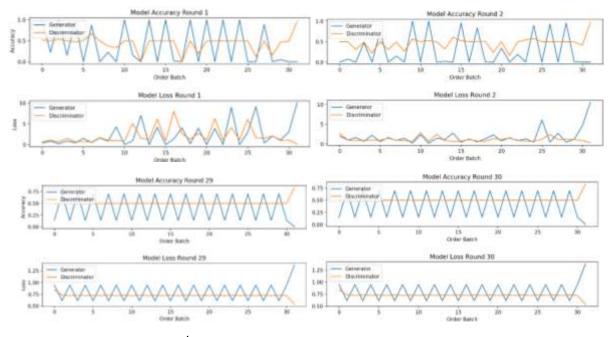


ภาพที่ 12 ผลลัพธ์ในแต่ละรอบของการดำเนินการทีละ 32 รูป

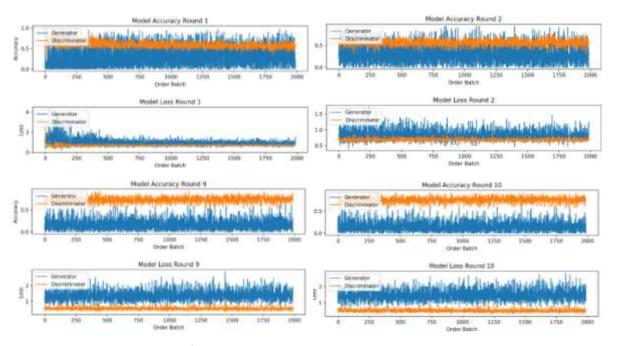
จากชุดภาพที่ 12 คือตัวอย่างการดำเนินการสร้างภาพ latent vector ที่สุ่มมา โดยทั้งหมด 10 รอบ นับจากซ้ายไปขวา

จากภาพที่ 11 – 12 แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของผลลัพธ์ที่ได้ ว่าการดำเนินการปรับที่ละโมเดลที่ ละเยอะ ๆ ทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาอยู่แนวสีโทนเดียวกันมากกว่าการดำเนินการทีละน้อย ๆ

ในลำดับต่อมา ลองพิจารณาประวัติการเทรนในแต่ละรอบ



ภาพที่ 13 ตัวอย่างประวัติการเทรนข้อมูลทีละ 2048 รูป



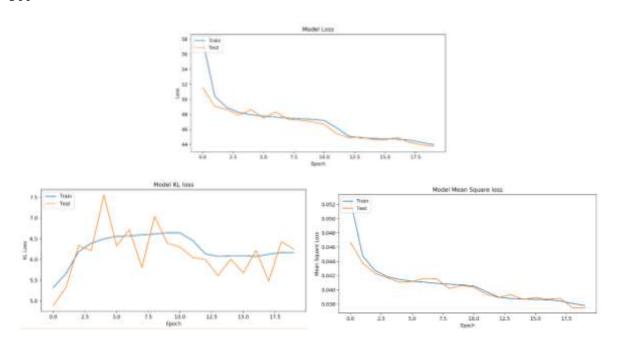
ภาพที่ 14 ตัวอย่างประวัติการเทรนข้อมูลทีละ 32 รูป

จากภาพที่ 13 จะเห็นว่า 2 รอบสุดท้ายผลลัพธ์ที่ได้เริ่มที่จะเป็นไปในทิศทางเดิมจึงไม่ก่อให้เกิดการ เปลี่ยนเท่าไรแล้ว จึงทำให้ระบบจบการพัฒนาไปในทางที่แตกต่างมากยิ่งขึ้น

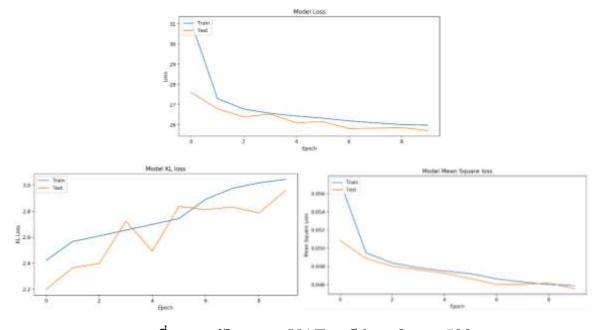
จากภาพที่ 14 จะเห็นว่าพอช่วงท้ายระบบตรวจสอบเริ่มแยกห่างจากระบบสร้างภาพ นั้นหมายความ ว่าระบบตรวจสอบเริ่มสามารถจับเอกลักษณ์หรือคุณลักษณะของภาพที่จริงได้แล้วนั้นเอง ทั้งนี้อาจเป็นเพราะการดำเนินดังกล่าวอาจไม่มีภาพปลอมสำหรับการเทรน 2048 รูปต่อครั้ง จึงทำให้ ระบบการตรวจสอบภาพยังไม่สามารถทำงานได้มีประสิทธิภาพที่จะทำให้ระบบสร้างภาพ สร้างภาพดี ๆ ขึ้นมา

ผลลัพธ์สำหรับการการดำเนินการ \mathbf{VAE}

ในการดำเนินการทดสอบผู้จัดทำได้ดำเนินการทดสอบ โดยการปรับพารามิเตอร์ _LOSS_FACTOR ที่ทำหน้าที่เป็นสัดส่วนของค่า loss ระหว่างการ mean square กับ kl divergence ดังตัวเลข 1000 กับ 500



ภาพที่ 15 ประวัติการเทรน VAE กรณี loss factor 1000



ภาพที่ 16 ประวัติการเทรน VAE กรณี loss factor 500



ภาพที่ 17 ภาพผลลัพธ์การทำงานของ VAE กรณี loss factor 1000



ภาพที่ 18 ภาพผลลัพธ์การทำงานของ VAE กรณี loss factor 500

จากการดำเนินงานพบว่ากรณีที่ loss factor หรือให้น้ำหนักกับภาพวิธีหา loss สำหรับ autoencoder น้อยเพียงใด ภาพจะมีความเปลี่ยนแปลงจากต้นฉบับมากขึ้นเท่านั้น แต่ก็อาจก่อให้เกิดความ จำเจบางอย่างได้ ลองพิจาราณาภาพที่ 18 จะเห็นว่าแปลงจากต้นฉบับได้เค้าโครงหน้าที่เหมือนคล้ายเดิมตลอด เลย

สรุปผลการดำเนินงานและวิเคราะห์ผลลัพธ์



ภาพที่ 19 เปรียบเทียบ VAE กับ GAN

ภาพที่ 19 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์การสร้างภาพพบว่า VAE จะมีได้ผลลัพธ์ที่มี องค์ประกอบเป็นหน้าการตูนเนื่องจากการดำเนินการที่พยายามสร้างให้เหมือนภาพต้นแบบ โดยมี การเปลี่ยนแปลงทางด้านการ encoder จึงทำให้คงรูปได้อย่างแม่นยำ

ส่วน GAN จะได้ภาพที่มีหลากหลายลักษณะ และสีสรรมากกว่า เนื่องจาก GAN เป็น การเรียนรู้การตรวจสอบ ไม่ใช่การเรียนรู้ที่พยายามให้ได้ภาพเท่าเดิมนั้นเอง