



Goggle : People Video Analytics and Deep Learning Platform

Goggle แพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกและระบบวิเคราะห์การกระทำของมนุษย์

นายปฐมพงศ์ สินธุจาม

นายศุภกร เบญจวิกรัย

นายอุกฤษฎ์ เลิศวรณาการ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคนาม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ปีการศึกษา 2562



Goggle : People Video Analytics and Deep Learning Platform

Goggle แพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกและระบบวิเคราะห์การกระทำของมนุษย์

นายปฐมพงศ์ สินธุจาม

นายศุภกร เบญจวิกรัย

นายอุกฤษฎ์ เลิศวรรณาการ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคนาม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ปีการศึกษา 2562

Google แพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกและระบบบวิเคราะห์การกระทำของมนุษย์

นายปฐุมพงศ์ สินธุจาม

นายศุภกร เบญจวิกรัย

นายอุกฤษฎ์ เลิศวรณาการ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาชีวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ปีการศึกษา 2562

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(ดร.วรารสิณี ฉายแสงมงคล)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

(ดร.วรารสิณี ฉายแสงมงคล)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

()

กรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(อ.บวรศักดิ์ ศกุลเกื้อกูลสุข)

กรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(ดร.บุญทริกา เกษมสันติธรรม)

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ชื่อวิทยานิพนธ์	Goggle แพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกและระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์
หน่วยกิต	6
ผู้เขียน	นายปัจมพงศ์ สินธุจัน นายศุภกร เบญจวิกรัย นายอุตุษฐ์ เลิศวรรณการ
อาจารย์ที่ปรึกษา	ทีปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ดร.วราสินี ฉายแสงมงคล
หลักสูตร	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ
คณะ	สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม
ปีการศึกษา	2562

บทคัดย่อ

งานวิทยานิพนธ์นี้เป็นงานที่เกี่ยวกับการออกแบบและจัดทำ labeling tool และระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์ โดยใช้ข้อมูลจาก Google แพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกและระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์ และมีจุดประสงค์เพื่อให้ผู้พัฒนาสามารถใช้งาน labeling tool ใน การสร้างชุดข้อมูลได้จ่ายและสะดวกขึ้น ภาพรวมของวิทยานิพนธ์นี้จะแบ่งออกเป็นทั้งหมดสามส่วน คือ ส่วนแรกเป็นส่วนของการศึกษาหาความเป็นไปได้ และเทคโนโลยีในปัจจุบันที่เกี่ยวกับการสร้างแอพพลิเคชัน และการจัดการกระทำการของมนุษย์ด้วยปัญญาประดิษฐ์ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยนี้ ส่วนที่สองเป็นส่วนของการออกแบบและสร้างแอพพลิเคชันที่ใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการ tren ไมเดลจากวิดีโอ และส่วนสุดท้ายเป็นส่วนของการออกแบบและสร้างระบบบุคลากรที่การกระทำการของมนุษย์ได้โดยจะกำหนดไว้ในบทนำ

คำสำคัญ : ระบบบุคลากรที่การกระทำการของมนุษย์ / labeling tool / Goggle

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ ดร.วราสินี ฉายแสงมงคล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ที่ได้สละเวลามาให้คำปรึกษา ชี้แนะแนวทาง ให้ความรู้ในด้านต่างๆ ที่จำเป็นต่องานวิจัย รวมถึงการให้การสนับสนุนในเรื่องอุปกรณ์ในการทำวิจัย ช่วยตรวจสอบและแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้เป็นไปอย่างสมบูรณ์ ตลอดจนกรุณาให้เกียรติเป็นประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณอาจารย์อาจารย์ บวรศักดิ์ สกุลเกื้อกูลสุข ที่กรุณาให้เกียรติเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการวิจัย และการแก้ไขปรับปรุงงานวิจัย ตลอดจนตรวจสอบแก้วิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณอาจารย์ ดร.บุญทริกา เกษมสันติธรรม ที่กรุณาให้เกียรติเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการวิจัย และการแก้ไขปรับปรุงงานวิจัย ตลอดจนตรวจสอบแก้วิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ และบุคลากรในสถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาควิชานามทุกท่าน ที่ได้ให้คำปรึกษา และช่วยเหลือด้านสถานที่พร้อมทั้งส่งอำนวยความสะดวกต่างๆ ในระหว่างการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบคุณนักศึกษาปริญญาตรี สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาควิชานามทุกท่าน ที่ได้ให้คำแนะนำ ถามไถ่ และเป็นกำลังใจมาโดยตลอด

และสุดท้ายนี้ ขอน้อมรำลึกถึงพระคุณบิดา มารดา และครอบครัว ที่ส่งเสริมให้กำลังใจ และให้การสนับสนุนในเรื่องต่างๆ จนกระทั้งข้าพเจ้าประสบความสำเร็จในการศึกษา

นายปฐมพงศ์ สินธุรงาม
นายศุภกร เบญจวิกรัย
นายอุกฤษฎ์ เลิศวรรณาการ

สารบัญ

เรื่อง	หน้า
บทคัดย่อ	ค
กิตติกรรมประกาศ	๔
สารบัญ	๕
รายการรูปภาพ	๙
รายการตาราง	๙
รายการสัญลักษณ์	๙
ประมวลศัพท์และตัวย่อ	๙
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ทีมและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์	1
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	1
1.4 ขอบเขตการดำเนินงาน	2
1.5 ภาพรวมของระบบและขั้นตอนการดำเนินงาน	2
1.6 Gantt chart	3
1.7 Milestones	3
บทที่ 2 ทฤษฎี/การวิจัยที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 Labeling tools	4
2.2 Dataset	6
2.3 Optical flow	21
2.4 Two-Stream CNN	23
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย	24
3.1 หน้าที่ความรับผิดชอบ	24
3.2 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย	24
3.3 ภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ	25
3.4 Program library ที่ใช้ในการพัฒนาระบบและแอพพลิเคชัน	25
3.5 แผนการดำเนินงาน	25

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
3.6 การออกแบบแอพพลิเคชัน labeling tool	26
3.6.1 แอพพลิเคชัน labeling tool	26
3.7 การออกแบบระบบวิเคราะห์การกระทำของมนุษย์.....	32
เอกสารอ้างอิง.....	32
ภาคผนวก ก ข้อมูลเบื้องต้นของหุ่นยนต์อิมามานอยด์ UTHAI.....	33
ก.1 ค่าคุณสมบัติทางพลศาสตร์.....	33
ประวัติผู้เขียน	46

รายการรูปภาพ

รูป	หน้า
รูปที่ 2.1 UI ของโปรแกรม DarkLabel	4
รูปที่ 2.2 UI ของโปรแกรม OpenLabeling	5
รูปที่ 2.3 ตัวอย่าง categories ต่างๆของ YouTube-8M.....	6
รูปที่ 2.4 ขั้นตอนกระบวนการลดขนาดของชุดข้อมูลให้สามารถใช้งานได้่ายยิ่งขึ้น.....	7
รูปที่ 2.5 โครงสร้างของโมเดล DBoF	8
รูปที่ 2.6 (ซ้าย) โครงสร้างจาก Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification, (ขวา) ส่วนที่สามารถใช้งานกับ YouTube-8M ได้	9
รูปที่ 2.7 ด้านซ้าย แสดงการสุ่มตัวอย่าง (sampling)วิดีโอ เป็นคีย์เฟรม(keyframes) , ด้านขวา แสดงคีย์เฟรม (keyframes) ที่ถูก labels ซึ่งเป็น Multiple label annotation.....	12
รูปที่ 2.8 แสดงขั้นตอนการทำงานของการเก็บข้อมูลทำชุดข้อมูล.....	12
รูปที่ 2.9 แสดง interface สำหรับสร้าง action label.....	14
รูปที่ 2.10 แสดง interface สำหรับสร้าง action label	15
รูปที่ 2.11 ตัวอย่างของวิดีโอ class เดียวกันไม่จำเป็นต้องเป็น agents เดียวกัน.....	17
รูปที่ 2.12 User interface ของโปรแกรมทำ label	18
รูปที่ 2.13 สถิติของชุดข้อมูลของ Moments in timel.....	19
รูปที่ 2.14 เปรียบเทียบข้อมูลระหว่าง Dataset	19
รูปที่ 2.15 ภาพที่ได้จากการทำ CAM และผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยโมเดล resnet50-ImageNet ..	21
รูปที่ 2.16 ตัวอย่างการเคลื่อนที่ของลูกบอล	21
รูปที่ 2.17 แสดงโครงสร้างการทำงานของ two stream	23
รูปที่ 3.1 ภาพรวมระบบของแอพพลิเคชั่น labeling tool	26
รูปที่ 3.2 หน้าต่างหน้าต่าง Select ของแอพพลิเคชั่น labeling tool.....	27
รูปที่ 3.3 ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Select	28
รูปที่ 3.4 หน้าต่าง Detect ของแอพพลิเคชั่น labeling tool.....	29
รูปที่ 3.5 ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Detect	30
รูปที่ 3.6 หน้าต่าง Track ของแอพพลิเคชั่น labeling tool	31
รูปที่ ก.1 ภาพแสดงช่วงล่างทั้งตัว	33
รูปที่ ก.2 ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Yaw.....	34

รายการรูปภาพ (ต่อ)

รูป	หน้า
รูปที่ ก.3 ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Yaw	35
รูปที่ ก.4 ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Roll.....	36
รูปที่ ก.5 ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Roll	37
รูปที่ ก.6 ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Pitch	38
รูปที่ ก.7 ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Pitch.....	39
รูปที่ ก.8 ภาพแสดงก้านต่อ Right Knee Pitch.....	40
รูปที่ ก.9 ภาพแสดงก้านต่อ Left Knee Pitch	41
รูปที่ ก.10 ภาพแสดงก้านต่อ Right Ankle Pitch	42
รูปที่ ก.11 ภาพแสดงก้านต่อ Left Ankle Pitch.....	43
รูปที่ ก.12 ภาพแสดงก้านต่อ Right Ankle Roll.....	44
รูปที่ ก.13 ภาพแสดงก้านต่อ Left Ankle Roll	45

รายการตาราง

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 2.1 ข้อมูลเชิงสถิติของ YouTube-8M.....	6
ตารางที่ 2.2 ประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างจาก YouTube-8M ด้วยวิธีต่างๆตามหัวข้อที่ 1 และ 2 โดย แล้วที่ 1 คือ frame-level ไม่เดลและแควรที่ 2 คือ video-level ไม่เดล	10
ตารางที่ 2.3 ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล Sports-1M โดยใช้ video-level presentation	11
ตารางที่ 2.4 ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation	11
ตารางที่ 2.5 ผลการทดลองของวิธีต่างๆบน Frame Level.....	15
ตารางที่ 2.6 ผลการทดลองของวิธีต่างๆบน Video Level.....	16
ตารางที่ 2.7 ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation	16
ตารางที่ 2.8 Classification accuracy ของ TOP-1 และ TOP-5	20
ตารางที่ 2.9 Data transfer performance ของโมเดล Resnet50 I3D.....	20
ตารางที่ ก.1 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ทั้งตัว.....	33
ตารางที่ ก.2 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Yaw.....	34
ตารางที่ ก.3 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Yaw	35
ตารางที่ ก.4 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Roll.....	36
ตารางที่ ก.5 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Roll	37
ตารางที่ ก.6 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Pitch	38
ตารางที่ ก.7 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Pitch.....	39
ตารางที่ ก.8 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Knee Pitch.....	40
ตารางที่ ก.9 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Knee Pitch	41
ตารางที่ ก.10 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Ankle Pitch	42
ตารางที่ ก.11 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Ankle Pitch.....	43
ตารางที่ ก.12 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Ankle Roll.....	44
ตารางที่ ก.13 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Ankle Roll	45

รายการสัญลักษณ์

θ	เซ็ต้า
d	distance
kg	Kilogram
m^2	Square Metre

ประมวลศัพท์และตัวย่อ

UTHAI	Universal Template for Humanoid Algorithm Interface
ROS	Robot Operating System
IMU	Inertial Measurement Unit
Dof	Degree of Freedom
CoM	Center of Mass
ZMP	Zero Moment Point
PLA	Polylactic acid
ABS	Acrylonitrile butadiene styrene
KMUTT	King Mongkut's University of Technology Thonburi
Liws	ลูกิวส์ โซลูชันส์ ทรัพย์
θ	เชิงตัว

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

บริษัท เพอเซ็ปท์รา ดำเนินธุรกิจเกี่ยวกับด้าน artificial intelligence service โดยลูกค้านั้นมีความต้องการที่จะให้ทางบริษัทสร้างปัญญาประดิษฐ์(artificial intelligence) เพื่อนำไปใช้งานหรือแก้ปัญหาที่ต่างกันออกไป ทำการสร้างปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) เพื่อตอบสนองความต้องการของลูกค้าเหล่านั้นต้องมีข้อมูลที่เหมาะสมกับปัญหานั้นๆ เช่น ร้านขายของแห่งหนึ่งต้องการรู้ว่าในแต่ละวันมีลูกค้าเดินเข้าร้านกี่คน เป็นผู้ชายกี่คน เป็นผู้หญิงกี่คน เป็นต้น ซึ่งการจะได้ข้อมูลที่เหมาะสมกับงานนั้น ต้องใช้มนุษย์ในการสร้างขึ้นมาโดยการเก็บข้อมูลวิดีโอ และสร้าง label สำหรับใช้ในการสร้างโมเดล machine learning ด้วยตัวเอง ถ้าหากวีดีโอดูเป็นจำนวนมาก การที่จะใช้มนุษย์ในการสร้าง label นั้นอาจจะต้องใช้มนุษย์เป็นจำนวนมาก หรือ ก่อให้เกิดภาระแก่มนุษย์ อีกทั้งการสร้าง label

นั้นเป็นงานที่ลำบาก และน่าเบื่อ หากคณผู้วิจัยมีความต้องการที่จะออกแบบ และพัฒนา video analytics platform ที่มีเครื่องมือในการสร้าง label สำหรับวิดีโอ เพื่อช่วยแบ่งเบาภาระของผู้พัฒนาในการสร้าง label เพื่อนำไปสร้างโมเดล machine learning สำหรับใช้แก้ปัญหาที่ลูกค้าต้องการ โดยโครงการสหกิจนี้เน้นศึกษาการวิเคราะห์และจัดจำการกระทำของมนุษย์จากภาพเคลื่อนไหวเป็นหลัก

1.2 วัตถุประสงค์

- เพื่อออกแบบ และ สร้างระบบที่สามารถตรวจจับมนุษย์ และจัดจำการกระทำพื้นฐานของมนุษย์ภายในสำนักงาน ประกอบด้วย ยืน นั่ง ใช้คอมพิวเตอร์ เล่นโทรศัพท์ เดิน กินข้าว โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์มาประมวลผลกับวิดีโอ
- เพื่อพัฒนาเครื่องมือในการทำ video labeling ใน การสร้างข้อมูลที่ใช้สร้างโมเดลจากวิดีโอ ให้สามารถทำได้ง่าย และ มีประสิทธิภาพที่สูงกว่าเครื่องมือตัวอื่นในปัจจุบัน

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- พัฒนาเครื่องมือในการทำ labeling โดยมี artificial intelligence เข้ามาช่วย ที่สามารถสร้าง label ที่สามารถนำไปใช้สร้างโมเดล machine learning ได้
- พัฒนาต้นแบบของ video analytics platform ที่สามารถรับวิดีโอเข้ามาในระบบแล้วสร้างรายงานเกี่ยวกับกิจกรรมของมนุษย์ในวิดีโอด้วย
- สร้างและทดสอบโมเดลสำหรับทำ action recognition อย่างน้อย 2 โมเดล

1.4 ขอบเขตการดำเนินงาน

1. Labeling tool สามารถตัดวิดีโอเฉพาะในช่วงเวลาที่มีมนุษย์อยู่ได้อัตโนมัติ
2. Labeling tool สามารถระบุตำแหน่งได้ว่ามนุษย์แต่ละคนในวิดีโอด้วยตัวเองได้ ระบุการกระทำของมนุษย์ในวิดีโอด้วยภาษา Python และสามารถรับตัวแหนงได้ ระบุการกระทำของมนุษย์ในวิดีโอด้วยภาษา Python และสามารถรับตัวแหนงได้
3. Label ผลลัพธ์ที่ได้จาก labeling tool ต้องสามารถนำไปใช้ในการสร้างโมเดลต่อได้
4. พัฒนา Labeling tool ด้วยภาษา Python
5. พัฒนา Labeling tool ที่สามารถให้มนุษย์ทำงานแก้ไขได้ เมื่อระบบอัตโนมัติทำงานผิดพลาด
6. สร้างโมเดลสำหรับการทำ action recognition อย่างน้อย 2 โมเดลที่สามารถระบุการกระทำของมนุษย์ ตามที่กำหนดไว้ได้ เพื่อนำไปใช้ใน video analytics platform
7. Video analytics platform ต้องสามารถนำวิดีโอมามีเคราะห์ข้อมูลการกระทำและตำแหน่งของมนุษย์ แต่ละคนได้ และนำข้อมูลเหล่านั้นไปสร้างรายงานออกมาได้
8. ความละเอียดอย่างต่ำของวิดีโอott้องมากกว่า 640×480 (ยาว x สูง)
9. วิดีโอจะต้องมีเฟรมเรท (fps) อย่างต่ำ 24 fps

1.5 ภาพรวมของระบบและขั้นตอนการดำเนินงาน

งานวิจัยนี้การดำเนินงานวิจัยถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ส่วนที่หนึ่งส่วนเครื่องมือสำหรับการเตรียมชุดข้อมูล (dataset) เป็นส่วนที่ทำเครื่องมือสำหรับช่วยผู้พัฒนาในการสร้างชุดข้อมูล และส่วนที่สองนำชุดข้อมูลไปสร้างโมเดล

ศึกษาค้นคว้าเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. ศึกษาเกี่ยวกับการวิเคราะห์ผลวิดีโอ (video analytics)
2. ศึกษาเกี่ยวกับชุดข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ผลวิดีโอ
3. ศึกษาเกี่ยวกับโมเดลใช้ในการวิเคราะห์ผลวิดีโอ
4. ศึกษาเครื่องมือที่ใช้สำหรับช่วยสร้างชุดข้อมูล

ส่วนเครื่องมือสำหรับการเตรียมชุดข้อมูล (dataset)

1. ออกรูปแบบหน้าต่างของแอพพลิเคชัน
2. สร้างระบบของแอพพลิเคชัน
3. ทดสอบการทำงานของแอพพลิเคชัน

ส่วนนำชุดข้อมูลไปสร้างโมเดล

1. สร้างชุดข้อมูลสำหรับสร้างโมเดล
2. สร้างโมเดลสำหรับการทำนายการกระทำของมนุษย์
3. ทดสอบการทำงานของโมเดล

1.6 Gantt chart

แผนการทำงานของคณะวิจัยจะแบ่งออกเป็น 3 ช่วง ซึ่งในแต่ละช่วงจะมี task ดังนี้

1. Phase 1 : ศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับการทำวิเคราะห์วิดีโอ(video analytics) และเครื่องมือที่ใช้ในการทำโครงการวิจัย
 - (a) task 1 ศึกษา และ พัฒนาใช้เทคนิคที่เกี่ยวข้องกับการทำวิเคราะห์วิดีโอ(video analytics)
 - (b) task2 รวบรวมชุดข้อมูลสำหรับการทำ human action recognition
2. Phase 2 : สร้างและออกแบบแอปพลิเคชันโดยจะประกอบด้วยงานในส่วนหลักๆ คือ
 - (a) task3 โมเดลสำหรับวิเคราะห์ผลการกระทำของมนุษย์
 - (b) task4 หน้าต่าง UI
3. Phase 3 : ปรับปรุงและแก้ไขปัญหา ทำให้แอปพลิเคชันสามารถนำไปใช้งานได้จริง

1.7 Milestones

จะมีการกำหนด milestones ทั้งหมด 3 ครั้ง คือ

1. Milestone 1 วันที่ 12 มิถุนายน 2562
 - (a) ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิเคราะห์วิดีโอ(video analytics) ต่าง ๆ ได้แก่ Youtube-8M , Moment in time , AVA
2. Milestone 2 วันที่ 14 สิงหาคม 2562
 - (a) สร้างหน้าต่าง UI ครบสมบูรณ์
 - (b) ความคืบหน้าของโมเดลมากกว่า 50 %-symbol
 - (c) ฝังก์ชั่นการทำงานของแอปพลิเคชันสามารถทำงานได้มากกว่า 50 %-symbol
3. Milestone 3 วันที่ 15 ตุลาคม 2562
 - (a) แอปพลิเคชันสามารถทำงานได้ครบกระบวนการ
 - (b) ได้โมเดลสามารถทำนายการกระทำการของมนุษย์ได้

บทที่ 2

ทฤษฎี/การวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับหัวข้อที่ได้รับมา ซึ่งจะเกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์วิดีโอ (video analytics) ใน การวิเคราะห์วิดีโอ (video analytics) นั้นสิ่งที่จำเป็นที่จะต้องทำ ได้แก่ การเตรียมชุดข้อมูล (dataset) สำหรับการทำ label และการทำ machine learning โดยโจทย์ที่ได้รับมาคือการสร้างระบบที่สามารถเข้าใจการกระทำของมนุษย์ตามที่ได้ตั้งขอบเขตไว้ ซึ่งเป็นที่มาที่จะกล่าวถึงการวิจัยเกี่ยวข้องที่ให้ความสนใจได้แก่ labeling tools, Youtube-8M, AVA , Moments in time และทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง เป็นหัวข้อที่จะกล่าวถึงต่อไปนี้

2.1 Labeling tools

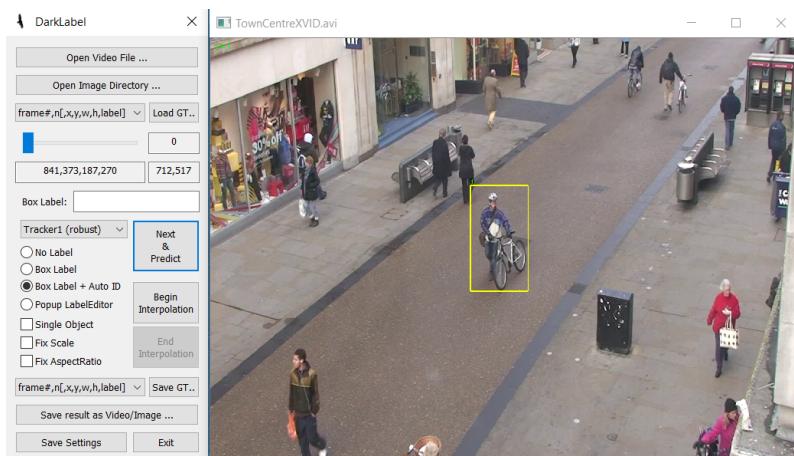
จากการค้นคว้าหาเครื่องมือในการ labeling เพื่อใช้เป็นแนวทางในการทำ Goggle labeling tool พบเครื่องมือที่เป็น open source เปิดให้ทดลองใช้อยู่ 2 เครื่องมือ คือ DarkLabel และ OpenLabeling โดยสรุปข้อสำคัญได้ดังนี้

2.1.1 โปรแกรม DarkLabel

หลังจากใส่วิดีโอเข้าไปในโปรแกรมแล้วมีขั้นตอนการ labeling ดังนี้

- สร้างกรอบสี่เหลี่ยม(boundary box)ครอบบริเวณวัตถุที่สนใจ โดยใช้มนุษย์เป็นคนสร้าง
- กดปุ่ม Next และ Predict อย่างต่อเนื่อง เพื่อ track กรอบสี่เหลี่ยม ในเฟรมถัดๆไป จนกระทั่งการ track เกิดพลาดไป
- ลบกรอบสี่เหลี่ยมที่พลาด และเริ่มทำขั้นตอนที่ 1 ใหม่ อีกครั้งจนครบทุกเฟรมในวิดีโอดังจากที่ได้ทดลองใช้โปรแกรม DarkLabel พบว่า เป็นโปรแกรมที่ค่อนข้างมีการทำงาน

ส่วนใหญ่ที่เป็นแบบทำด้วยมือ ซึ่งทำให้ใช้เวลาในการทำงาน และเสียพลังงานในการทำเป็นอย่างมาก



รูปที่ 2.1: UI ของโปรแกรม DarkLabel

2.1.2 โปรแกรม OpenLabeling

จะมีโปรแกรมการทำงานอยู่ 2 โหมดการทำงาน คือ แบบทำด้วยมือและ แบบอัตโนมัติซึ่งมีการทำงานแยกจากกันอย่างชัดเจน

1. Mode Auto

หลังจากอินพุตวิดีโอเข้าไปในโปรแกรมแล้วมีขั้นตอนการ labeling ดังนี้

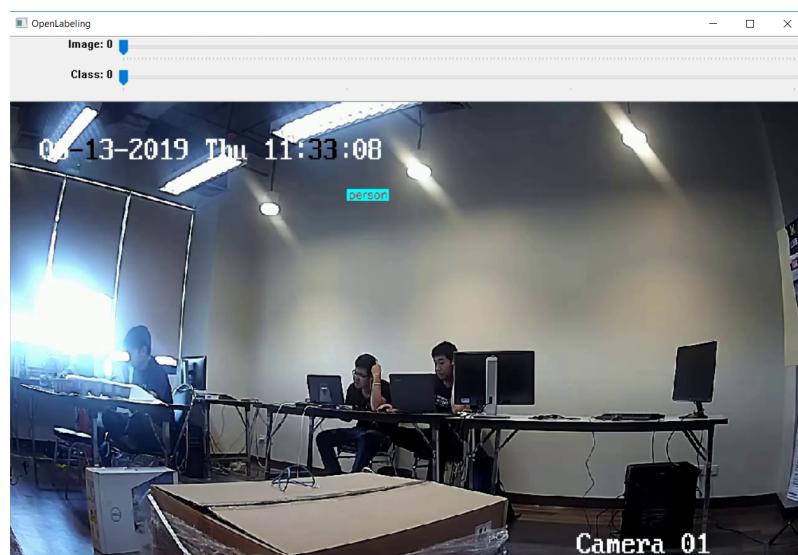
- (a) โปรแกรมจะทำงานอัตโนมัติ โดยใช้โมเดลในการทำนายคีย์เฟรม (predict keyframe) และ track ในภาพที่เหลือ ผลลัพธ์ที่ได้คือ ข้อมูลของชุดข้อมูล

2. Mode Manual

หลังจากอินพุตวิดีโอเข้าไปในโปรแกรมแล้วมีขั้นตอนการ labeling ดังนี้

- (a) สร้างกรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) ขึ้นมาโดยใช้มนุษย์เป็นคนสร้าง
- (b) กดปุ่มเพื่อแทร็กกรอบสี่เหลี่ยม (track bounding box) ในเฟรมถัดๆไป จนกระทั่งการแทร็กกรอบสี่เหลี่ยม (track bounding box) เกิดพลาดไป
- (c) ลบกรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) ที่พลาด และ เริ่มทำขั้นตอนที่ 1 อีกครั้งจนครบทุกเฟรมในวิดีโอ

หลังจากที่ได้ทดลองใช้โปรแกรม OpenLabeling ทั้ง 2 โหมดการทำงานแล้วพบว่า การทำงานแบบ mode auto การที่เรายังสามารถปรับแก้ไขสิ่งใดในระหว่างกระบวนการ labeling นั้น ทำให้หากเกิดกรณีที่ไม่เดลทำนายกรอบสี่เหลี่ยม (predict bounding) พลาด หรือ เกินมา เราจะไม่สามารถแก้ไขได้ และ การทำงานแบบ mode manual ไม่มีระบบตรวจสอบกรอบสี่เหลี่ยม (detect bounding box) ทำให้ผู้ใช้งานจะต้องสร้างกรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) ขึ้นมาเอง

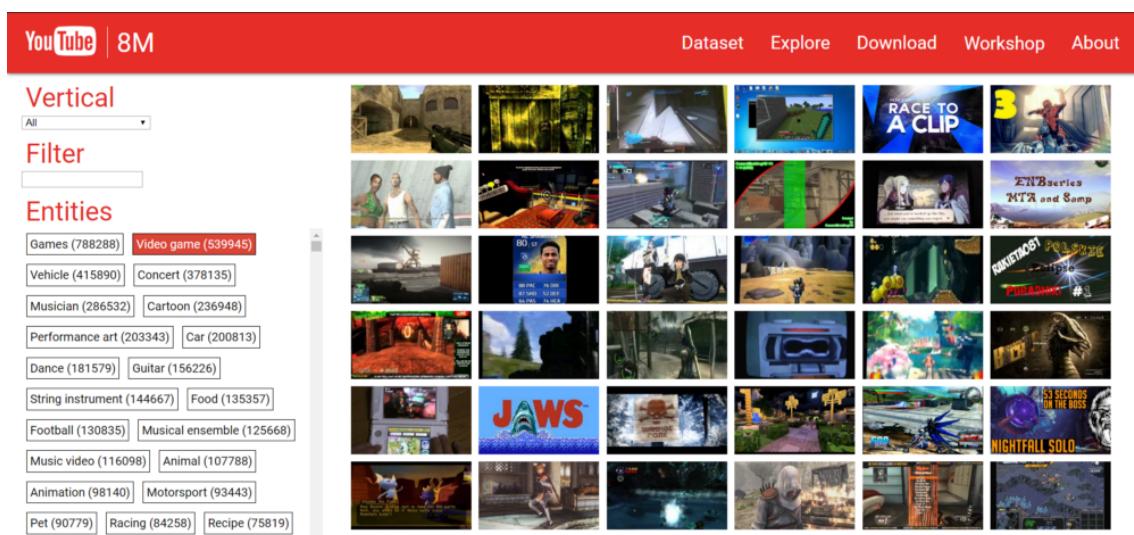


รูปที่ 2.2: UI ของโปรแกรม OpenLabeling

2.2 Dataset

Youtube-8M

YouTube-8M คือชุดข้อมูลวิดีโอที่เป็น multi-label ที่มีจำนวนวิดีโอย่อยที่สุด ซึ่งมีจำนวนมากถึง 8 ล้านวิดีโอ(ในปี 2016) โดยมีจุดมุ่งหมายหลักในการอธิบายรูปแบบของวิดีโอด้วยคำสั้นๆ เช่น ถ้าวิดีโอนั้นเป็นวิดีโอที่มี มนุษย์กำลังปั่นจักรยานบนถนนกับหน้าผา ชุดข้อมูลนี้จะอธิบายวิดีโอนี้ว่า mountain biking ซึ่งทำให้ YouTube-8M แตกต่างจากชุดข้อมูลวิดีโອื่นๆ ส่วนใหญ่ที่จะเน้น action หรือ activity ของมนุษย์ ซึ่งข้อมูลเชิงสถิติจะเป็นดังตารางที่ 1



รูปที่ 2.3: ตัวอย่าง catagories ต่างๆของ YouTube-8M

Number of video	Class of video	Avg. length of each video(s.)	Avg. class of video
8,264,650	4800	229.6	1.8

ตารางที่ 2.1: ข้อมูลเชิงสถิติของ YouTube-8M

1. วิธีการรวบรวมข้อมูล

การเก็บข้อมูลของ YouTube-8M นั้นใช้เครื่องมือที่ชื่อว่า YouTube annotation system ในการเก็บรวบรวมข้อมูลโดยอาศัยผังความรู้(knowledge graph)ของ Google ในการค้นหาและรวบรวมข้อมูลในฐานข้อมูลของ YouTube

1. กฎในการรวบรวมข้อมูลดังนี้

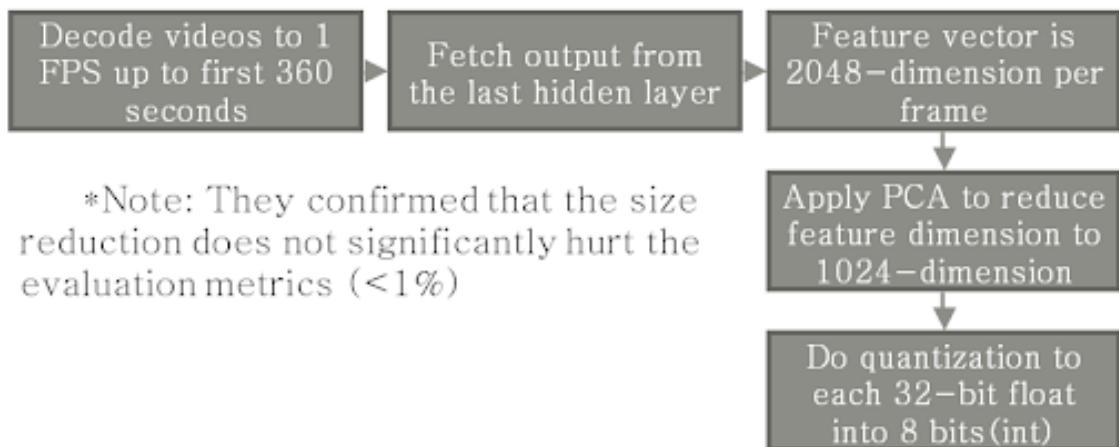
- (a) ทุกๆ หัวข้อต้องเป็นรูปธรรม
- (b) ในแต่ละหัวข้อต้องมีจำนวนวิดีโอมากกว่า 200 วิดีโอ
- (c) ความยาวของวิดีโอต้องอยู่ระหว่าง 120 - 500 วินาที

หลังจากได้กฎในการรวบรวมข้อมูลแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการสร้างคำศัพท์(vocabulary)ที่ใช้ในการค้นหาข้อมูลวิดีโอจากใน YouTube

2. ขั้นตอนในการสร้างคำศัพท์มีดังนี้

- (a) กำหนด whitelist หัวข้อที่เป็นรูปธรรมมา 25 ชนิด เช่น game เป็นต้น
- (b) กำหนด blacklist หัวข้อที่คิดว่าไม่เป็นรูปธรรมไว้ เช่น software เป็นต้น
- (c) รวบรวมหัวข้อที่มีอยู่ใน whitelist อ่าน้อย 1 หัวข้อ และต้องไม่มีอยู่ใน blacklist ซึ่งจะทำให้ได้หัวข้อที่ต้องการมาประมาณ 50,000 หัวข้อ
- (d) จากนั้นใช้ผู้ประเมินจำนวน 3 คน ในการคัดหัวข้อที่คิดว่าเป็นรูปธรรม และสามารถจัดลำหรือเข้าใจได้ง่ายโดยไม่ต้องเขียนชื่อในด้านนั้นๆ ซึ่งผู้ประเมิน ก็จะมีคำถามว่า “ มันยกขนาดไหนถึงจะระบุได้ว่ามีหัวข้อดังกล่าวอยู่ในรูปหรือวิดีโอ โดยใช้เพียงแค่การมองรูปภาพเท่านั้น? ” โดยแบ่งเป็นระดับดังนี้
 - i. บุคคลทั่วไปสามารถเข้าใจได้
 - ii. บุคคลทั่วไปที่ผ่านการอ่านบทความที่เกี่ยวข้องมาแล้วสามารถเข้าใจได้
 - iii. ต้องเสียถูกในด้านใดซักด้านจึงจะเข้าใจได้
 - iv. เป็นไปไม่ได้ ถ้าไม่มีความรู้ที่ไม่ได้เป็นรูปธรรม
 - v. ไม่เป็นรูปธรรม
- (e) หลังจากคำนึงข้างบนและการให้คะแนน จะทำการเก็บไว้เฉพาะหัวข้อที่มีคะแนนเฉลี่ยมากที่สุดอยู่ที่ประมาณ 2.5 คะแนนเท่านั้น
- (f) ทำให้สุดท้ายเหลือเพียงประมาณ 10,000 หัวข้อที่สามารถใช้ได้
- (g) หลังจากได้หัวข้อที่คิดว่าเป็นรูปธรรมแล้วก็นำไปค้นหาและรวบรวมด้วย YouTube annotation system โดยมีขั้นตอนดังนี้
 - i. สุ่มเลือกวิดีโอมาก 10 ล้านวิดีโอ พร้อมกับหัวข้อของวิดีโอ โดยใช้กูเกิลที่กำหนดไว้ เอาหัวข้อที่มีจำนวนวิดีโอน้อยกว่า 200 วิดีโอออก
 - ii. ทำให้เหลือจำนวนวิดีโอยู่ 8,264,650 วิดีโอ
 - iii. แยกออกเป็น 3 ส่วน Train set, Validate set และ Test set ในอัตราส่วน 70:20:10 ตามลำดับ

เนื่องจากชุดข้อมูลนี้มีขนาดมากกว่า 100 Terabytes และมีความยาวรวมประมาณ 500,000 ชั่วโมง ทำให้การจะใช้คอมพิวเตอร์ทั่วไปเปิดอาจจะใช้เวลานานถึง 50 ปี ทำให้ Google ทำการลดขนาดของข้อมูลลงโดยมีขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 2.4: ขั้นตอนกระบวนการกรารลดขนาดของชุดข้อมูลให้สามารถใช้งานได้ง่ายยิ่งขึ้น

2. การทดลองและวิเคราะห์ผล

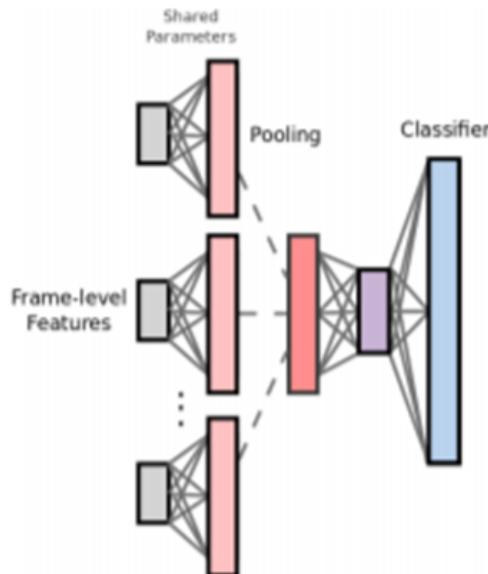
ในบทความ¹ นั้นได้นำเสนอวิธีการในการจัดการข้อมูลซึ่งแบ่งเป็น 2 รูปแบบตามลักษณะของข้อมูลที่ใช้ และอัลกอริทึมหรือเทคนิคที่ใช้ในการสร้างโมเดล ดังนี้

1. คุณลักษณะระดับเฟรม (Frame-level feature)

(a) Frame-Level Models and Average Pooling

อันดับแรกเนื่องจากว่าชุดข้อมูลนี้ไม่มีการระบุหัวข้อในระดับเฟรม จึงใช้วิธีการนำหัวข้อในระดับวิดีโอ มากำหนดให้กับทุกๆเฟรมในวิดีโอแทน จำนวนสูมเฟรมมา 20 เฟรมในแต่ละวิดีโอ ทำให้มีเฟรมถึง 120 ล้านเฟรม ซึ่งในแต่ละหัวข้อ e ทำให้มี (x_i, y_i^e) 120 ล้านคู่ โดยที่ $x_i \in R^{1024}$ คือคุณลักษณะที่ได้มาจากการ hidden layer สุดท้ายก่อนจะเป็น fully connected และ $y_i^e \in 0, 1$ คือหัวข้อสำหรับหัวข้อ e ของตัวอย่างที่ i^{th} แล้วสร้างโมเดลทั้งหมด 4,800 โมเดลที่เป็นโมเดลแบบ one vs all classifier และเป็นอิสระต่อกันสำหรับแต่ละหัวข้อ และเนื่องจากการประเมินผลนั้นมีพื้นฐานมาจากหัวข้อในระดับวิดีโอ ทำให้ต้องทำการรวมความน่าจะเป็นของแต่ละหัวข้อในระดับเฟรมไปเป็นความน่าจะเป็นในระดับวิดีโอ โดยใช้การเฉลี่ยค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดในหัวข้อนั้นๆ และใช้ average pooling เพื่อลดผลจากการตรวจจับความผิดปกติและความโดยเด่นของข้อมูลของแต่ละหัวข้อภายในวิดีโอ

(b) Deep Bag of Frames (DBoF) Pooling



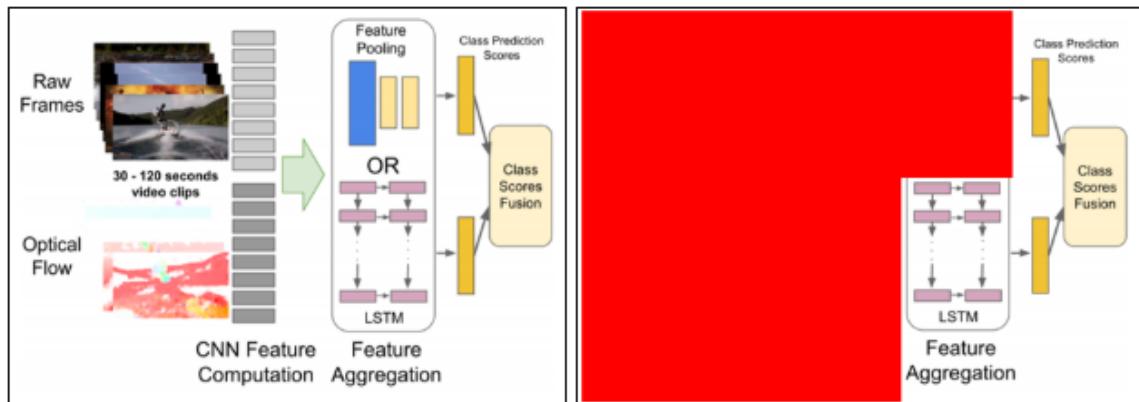
รูปที่ 2.5: โครงสร้างของโมเดล DBoF

หลักการคล้ายๆกับ Deep Bag of Words โดยที่จะสูมเฟรม มา k เฟรม โดยที่แต่ละเฟรมเป็น N dimension input มาผ่าน fully connected ที่มี M units ($M > N$) และใช้ RELU activations และทำ batch normalization ก่อนจะนำรวมด้วย max pooling โดยที่ทั้งโครงข่ายใช้ Stochastic Gradient Descent(SGD)

¹YouTube-8M, <https://arxiv.org/pdf/1609.08675.pdf>

(c) Long short-term memory(LSTM)

ในบทความ² นี้ได้ใช้ LSTM แบบเดียวกับของ Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification³ แต่เนื่องจาก YouTube-8M นั้นผ่านการทำ preprocess มาแล้วทำให้ไม่สามารถใช้ raw video frame ได้ จึงทำได้เฉพาะ LSTM และ softmax layer เท่านั้น ตามรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6: (ซ้าย) โครงสร้างจาก Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification, (ขวา) ส่วนที่สามารถใช้งานกับ YouTube-8M ได้

2. คุณลักษณะระดับวิดีโอ (Video-level feature)

(a) Video-level representation

ในบทความ⁴ นี้ได้สำรวจวิธีการแยกเวกเตอร์คุณลักษณะระดับวิดีโօความยากง่ายที่จากคุณลักษณะระดับเฟรมซึ่งการทำแบบนี้ทำให้ได้ประโยชน์ 3 ข้อ คือ 1) โมเดลทั่วไปที่ไม่ใช่ neural network สามารถนำไปใช้งานได้ 2) ขนาดข้อมูลเล็กลง 3) เหมาะกับการนำไปสร้างโมเดล domain adaptive มากขึ้น

i. First, Second order and ordinal statistic

จากคุณลักษณะในระดับเฟรม $x_{1:F_v}^v$ โดยที่ x_j^v คือคุณลักษณะระดับเฟรมในเฟรมที่ j ของวิดีโօ v และ F_v คือจำนวนเฟรมทั้งหมดของวิดีโօ v ทำการหาค่าเฉลี่ย μ_v และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ_v พร้อมทั้งดึง ordinal statistics 5 อันดับแรกของแต่ละ dimension K ออกมา $Top_k(x^v(j)_{1:F_v})$ จะทำให้ได้เวกเตอร์คุณลักษณะ(feature-vector) $\varphi_{1:F_v}^v$ ของวิดีโօเป็นดังนี้

$$\varphi_{1:F_v}^v = \begin{bmatrix} \mu_{1:F_v}^v \\ \sigma_{1:F_v}^v \\ Top_k(x^v(j)_{1:F_v}) \end{bmatrix}$$

ii. Feature normalization

ก่อนที่จะทำการสร้าง one vs all classifiers แต่ละตัวนั้นได้ทำการ normalization เวกเตอร์คุณลักษณะ $\varphi_{1:F_v}^v$ จากนั้นนำค่าเฉลี่ย μ_v ออกแล้วใช้ PCA ในการลด มิติของข้อมูล ซึ่งการทำแบบนี้นั้นทำให้การสร้างโมเดลเป็นไปได้เร็วขึ้น

²YouTube-8M,<https://arxiv.org/pdf/1609.08675.pdf>

³AVA,<https://arxiv.org/pdf/1705.08421.pdf>

⁴YouTube-8M,<https://arxiv.org/pdf/1609.08675.pdf>

โดยการสร้างโมเดลด้วย video-level presentation นั้น บทความ⁵ นี้ได้หยิบมาทดสอบ 3 อัลกอริทึม

(b) Model training algorithm approaches

- i. Logistic Regression
- ii. Hinge Loss
- iii. Mixture of Experts (MoE)

(c) Evaluation metrics

- i. Mean Average Precision (mAP)
- ii. Hit@k
- iii. Precision at equal recall rate (PERR)

3. Results

(a) Baseline on YouTube-8M dataset

Input Features	Modeling Approach	mAP	Hit@1	(PERR)
Frame-level, $(x_{1:F_v}^v)$	Logistic + Average	11.0	50.8	42.2
Frame-level, $(x_{1:F_v}^v)$	Deep Bag of Frames	26.9	62.7	55.1
Frame-level, $(x_{1:F_v}^v)$	LSTM	26.6	64.5	57.3
Video-level, μ	Hinge loss	26.6	64.5	57.3
Video-level, μ	Logistic Regression	26.6	64.5	57.3
Video-level, μ	Mixture-of-2-Expert	26.6	64.5	57.3
Video-level, $\mu; \sigma; Top_5$	Mixture-of-2-Expert	26.6	64.5	57.3

ตารางที่ 2.2: ประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างจาก YouTube-8M ด้วยวิธีต่างๆตามหัวข้อที่ 1 และ 2 โดยแก้วที่ 1 คือ frame-level โมเดลและแก้วที่ 2 คือ video-level โมเดล

จากตารางที่ 2.2 จะเห็นว่าการทำ video-level features จากการหาค่าเฉลี่ยของ frame-level features แล้วสร้างโมเดลด้วย Hinge loss หรือ โมเดล Logistic Regression นั้นสามารถเพิ่มประสิทธิภาพได้ไม่น้อย และจากการทดลองทำให้เห็นว่า LSTM ที่มีความลึก 2 layers นั้นสามารถทำให้ผลลัพธ์เป็น state-of-the-art ในขณะนั้นได้ เนื่องจากในขณะที่ DBoF นั้นไม่ได้สนใจลำดับของเฟรม แต่ LSTM ใช้ state information เพื่อคงลำดับของเฟรมเอาไว้

LSTM นั้นดีที่สุดยกเว้น mAP, เนื่องจาก one-vs-all binary MoE classifier นั้นมีประสิทธิภาพดีกว่า, LSTM สามารถเพิ่มประสิทธิภาพบน Hit@1 และ PERR ได้เนื่องจากความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระยะยาวในโดเมนของเวลา

⁵YouTube-8M, <https://arxiv.org/pdf/1609.08675.pdf>

(b) Transfer learning video-level presentation from YouTube-8M to Sports-1M dataset

Approach	mAP	Hit@1	(Hit@1)
Logistic Regression (μ)	58.0	60.1	79.6
Mixture-of-2-Expert (μ)	59.1	61.5	80.4
Mixture-of-2-Expert ($[\mu; \sigma; Top_5]$)	61.3	63.2	82.6
LSTM	66.7	64.9	85.6
+Pretrained on YT-8M	67.6	65.7	86.2
Hierarchical 3D Convolution	-	61.0	80.0
Stacked 3D Convolutions	-	61.0	85.0
LSTM with Optical Flow and Pixels	-	73.0	91.0

ตารางที่ 2.3: ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล Sports-1M โดยใช้ video-level presentation

จากตารางที่ 2.6 จะเห็นว่าโมเดล LSTM ที่ถูก pretrained จาก YouTube-8M นั้นมีประสิทธิภาพ ที่ดีกว่า ยกเว้น LSTM with Optical Flow and Pixels ที่มีการใช้ข้อมูลการเคลื่อนไหว(optical flow) ในการสร้างโมเดลด้วย

(c) Transfer learning video-level presentation from YouTube-8M to ActivityNet dataset

Approach	mAP	Hit@1	(Hit@1)
Mixture-of-2-Expert (μ)	69.1	68.7	85.4
+Pretrained PCA on YT-8M	74.1	72.5	89.3
Mixture-of-2-Expert ($[\mu; \sigma; Top_5]$)	NO	74.2	72.3
+Pretrained PCA on YT-8M	77.6	74.9	91.6
LSTM	57.9	63.4	81.0
+Pretrained on YT-8M	75.6	74.2	92.4
Ma, Bargal et al.	53.8	-	-
Heilbron et al.	43.0	-	-

ตารางที่ 2.4: ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation

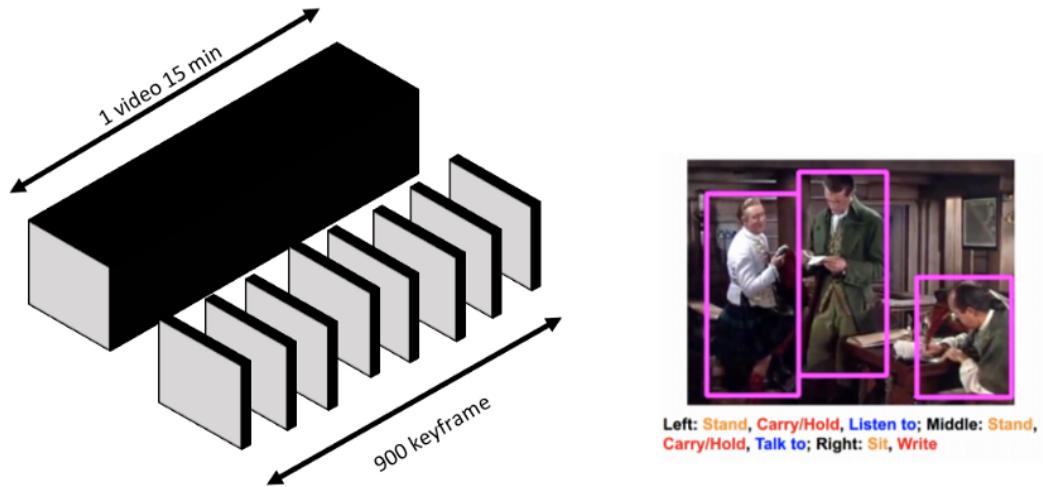
จากตารางที่ 2.7 จะเห็นว่าโมเดลที่ถูก pretrained จาก YouTube-8M นั้นมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น มากเมื่อเทียบกับ benchmark ก่อนหน้า

3. ปัญหาที่พบ

เนื่องจากว่า YouTube-8M นั้นมีจำนวนข้อมูลที่เยอะมาก ทำให้ไม่สามารถตรวจสอบได้ทั้งหมดว่า ground-truth ของแต่ละวิดีโอนั้นมีความถูกต้องมากน้อยขนาดไหน ทำให้อาจเกิดข้อผิดพลาดได้ (ปัจจุบัน ปี 2019 YouTube-8M ได้มีการตรวจสอบข้อมูลอีกรอบ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของชุดข้อมูลซึ่งทำให้ปัจจุบันจำนวนข้อมูล และจำนวน category นั้นจะลดน้อยลงจากข้อมูลที่ใช้อ้างอิงในบทความ⁶ ข้างต้นที่ได้กล่าวมา)

⁶YouTube-8M, <https://arxiv.org/pdf/1609.08675.pdf>

AVA (Atomic Visual Action)



รูปที่ 2.7: ด้านซ้าย แสดงการสุ่มตัวอย่าง (sampling)วิดีโอ เป็นคีย์เฟรม(keyframes) , ด้านขวา แสดงคีย์เฟรม (keyframes) ที่ถูก labels ซึ่งเป็น Multiple label annotation

AVA คือ ชุดข้อมูลที่รวบรวมวิดีโอที่มีความยาว 15 นาทีและจะถูกแบ่งด้วยความถี่ 1 hz (900 keyframes) จากในหนังโดยยึดการกระทำของมนุษย์เป็นศูนย์กลาง เพื่อใช้สำหรับสร้างโมเดลที่เข้าใจกิจกรรมของมนุษย์ในวิดีโอด้วยการกำหนดให้ตัวอย่างที่ถูกเลือกมีความหลากหลาย เช่น การเดิน การวิ่ง การกระโดด การนั่ง การนอน การอ่านหนังสือ การเขียน ฯลฯ ทั้งนี้ AVA คือ ชุดข้อมูลจะมีคำอธิบาย (label) เป็นแบบ multiple label (ในหนึ่งกรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) สามารถมีคำอธิบายได้หลายคำอธิบาย) และคำอธิบายของ AVA (label) มีจำนวน 80 class สามารถแบ่งได้เป็น 3 หมวดหมู่ คือ ท่าทาง (Pose) , ปฏิสัมพันธ์กับวัตถุ (Interaction with object) และ ปฏิสัมพันธ์กับบุคคล (Interaction with people) ซึ่งสามารถมีคำอธิบายได้มากถึง 7 คำ อธิบาย

1. วิธีการรวบรวมข้อมูล

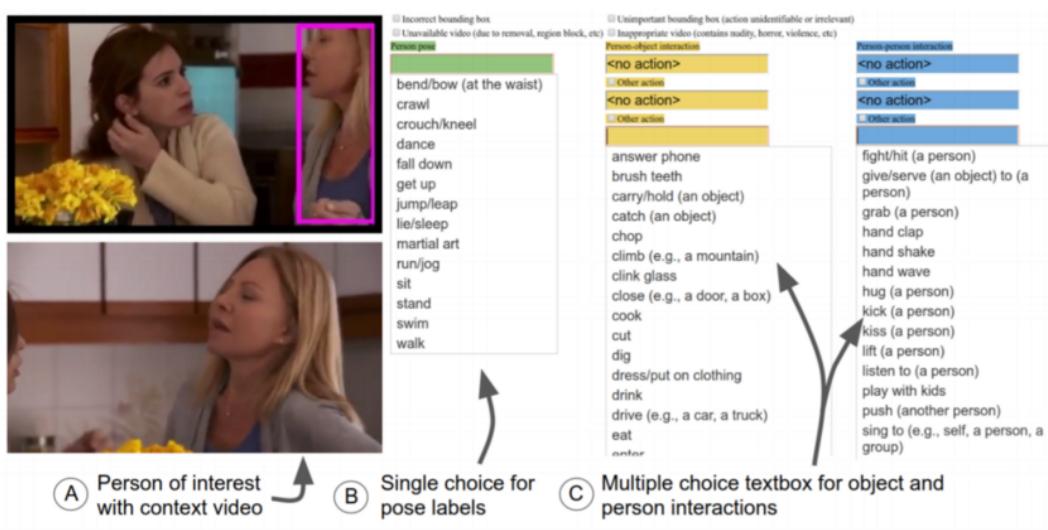


รูปที่ 2.8: แสดงขั้นตอนการทำงานของการเก็บข้อมูลทำชุดข้อมูล

ขั้นตอนการเก็บข้อมูลสำหรับการทำชุดข้อมูลมีขั้นตอนการทำ 5 ขั้น คือ

1. การสร้างคำศัพท์การกระทำ (verb generation) จะมีหลัก 3 ข้อในการรวบรวมคำศัพท์ คือ
 - (a) เก็บรวบรวมคำศัพท์ทั่วไปที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวัน
 - (b) จะต้องมีเอกสารภาษาญี่ปุ่นได้ชัดเจน เช่น การถือของ
 - (c) กำหนดรูปแบบของคำศัพท์ขึ้นมาและใช้ความรู้จากชุดข้อมูลอื่น ในการทำให้ได้ class การกระทำ ของมนุษย์ที่ครอบคลุมของชุดข้อมูล AVA
2. หนังและส่วนที่เลือกมาใช้ (Movie and segment selection) วิดิโอที่ใช้ทำชุดข้อมูล AVA ทั้งหมดจะถูกนำมากจาก youtube โดยเริ่มจากการรวบรวมรายการซึ่งของนักแสดงที่มีชื่อเสียง ซึ่งจะมีความหลากหลายของเชื้อชาติรวมกันอยู่ ซึ่งวิดิโอที่ถูกคัดเลือกจะมีเกณฑ์ดังนี้ คือ
 - (a) วิดิโอต้องอยู่ในหมวด หนัง และ ละครโทรทัศน์
 - (b) จะต้องมีความยาวมากกว่า 30 นาที
 - (c) อัพโหลดเป็นเวลาอย่างน้อย 1 ปี
 - (d) มียอดวิวคนดูมากกว่า 1000 วิว
 - (e) ลงทะเบียนวิดิโอบางประเภท เช่น ข่าว-ดำเนิน , ความลับเอี้ยดต่อ , การ์ตูน , วิดิโогame
 - (f) ในการเลือกวิดิโอที่มีข้อจำกัดจะต้องมีวิธีการเลือก คือ
 - i. ไม่ทำการกรองวิดิโอออกด้วย action keywords
 - ii. ไม่ทำให้เป็น uniform label distribution
 - iii. เลือกแค่ส่วนหนึ่งของหนัง คือ ช่วงนาทีที่ 15 - 30 เนื่องจากต้องการที่จะข้ามส่วนต้นของหนัง ซึ่งอาจเป็น ตัวอย่างของหนัง หรือ โฆษณา
3. การตีกรอบบุคคลที่อยู่ภายในภาพ(Person bounding box annotation) ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน
 - (a) สร้างกรอบสี่เหลี่ยม (bounding boxes) โดยใช้โมเดล Faster R-CNN สำหรับการตรวจจับมนุษย์
 - (b) นำมนุษย์มาใช้ในการตรวจสอบและแก้ไขกรอบสี่เหลี่ยม (bounding boxes) ที่พลาดไป หรือ ตรวจจับผิด
 - (c) การเชื่อมของบุคคลในช่วงระยะเวลาสั้นๆของเฟรม(Person link annotation) ทำการเชื่อมกรอบสี่เหลี่ยม (bounding boxes) ที่อยู่ในช่วงเวลาเดียวกัน ซึ่งใช้วิธีการ track โดยยึดมนุษย์เป็นศูนย์กลาง ซึ่งจะนำมาคำนวณความใกล้เคียงกันโดยการจับคู่กรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) และใช้ person embedding จากนั้นจะใช้ Hungarian algorithm ในการทำตัวเลือกที่ดีที่สุด

2. การสร้างคำอธิบาย (Action annotation)

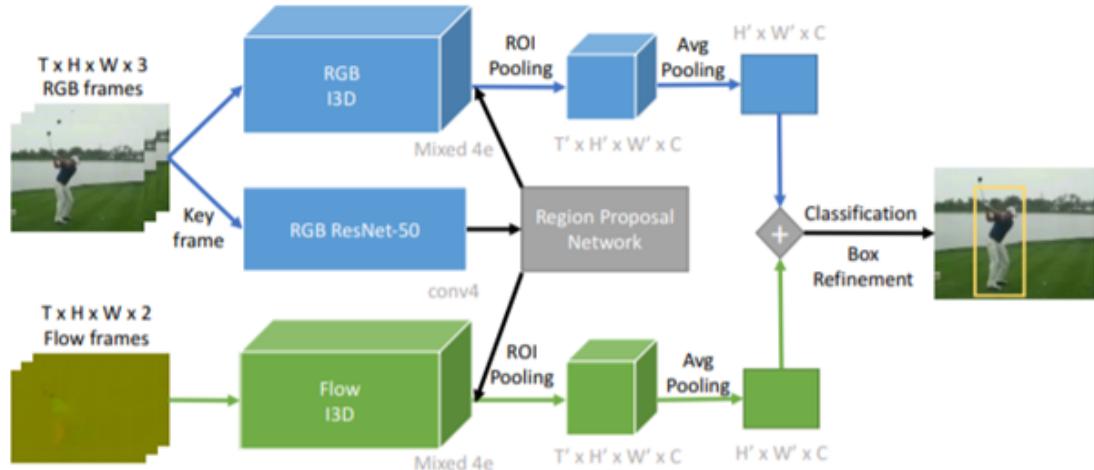


รูปที่ 2.9: แสดง interface สำหรับสร้าง action label

การสร้าง action labels จะถูกสร้างจากเหล่าคนที่เป็น annotators ซึ่งจะใช้ interface ใน การสร้าง ซึ่งใน 1 กรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) สามารถมี action labels ได้สูงสุดถึง 7 labels นอกจากนั้นสามารถตั้งสถานะบล็อก content ที่ไม่เหมาะสม หรือกรอบสี่เหลี่ยมที่ผิดพลาด (incorrect bounding box) ได้อีกด้วย ในทางปฏิบัติจะสังเกตได้วามันมีโอกาสผิดอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ เมื่อต้องได้รับคำสั่งให้หา action labels ที่ถูกต้อง จาก 80 class จึงแบ่งขั้นตอนออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

1. Action proposal สอบถามเหล่า annotator เพื่อสร้างข้อเสนอสำหรับ action labels จากนั้นจับกลุ่มเข้าด้วยกัน ซึ่งจะทำให้มีโอกาสถูกต้องมากกว่าเป็นข้อเสนอแยกเดี่ยว
2. Verification annotator จะตรวจสอบข้อเสนอที่ได้จากขั้นตอนแรก ซึ่งในแต่ละวิดีโอดิจิทัลจะใช้มนุษย์ในการตรวจสอบ 3 คน เมื่อ action label ถูก annotator อย่างน้อย 2 คน ตรวจสอบ action label นั้นจะถูกยึดเป็นคำอธิบายหลัก

3. การทดลองและวิเคราะห์ผล



รูปที่ 2.10: แสดง interface สำหรับสร้าง action label

สำหรับโมเดลที่บุกเบิกความ[2]นี้พูดถึงคือ two stream variant ซึ่งจะทำการประมวลผลทั้ง RGB flow และ optical flow และ เป็นโครงสร้างของ Faster RCNN ที่นำ Inception network เข้ามาใช้

1. การทดลองที่ 1 ทดสอบว่าโมเดลได้ให้ประสิทธิภาพการทำงานได้ดีที่สุด

- (a) รายละเอียดการทดลอง : นำชุดข้อมูล JHMDB และ UCF 101 มาเป็นชุดข้อมูลในการทดสอบ ซึ่งการทดลองจะทดสอบด้วย frame level และ video level และมี metrics ในการวัด คือ ใช้ค่า IOU (intersection over union)
- (b) สำหรับ video level จะคำนวณ 3D IOUs ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบระหว่าง ground truth tubes และ linked detection tubes (ground truth tube คือ การนำเอกสารอบสี่เหลี่ยม (bounding box) จริงของวัตถุในเฟรมที่ติดต่อกันมาเรียงต่อกันเป็น tube และ linked detection tube คือ การนำเอกสารอบสี่เหลี่ยม (bounding box) ที่ตรวจเจอมาระเบิดต่อ กันเป็น tube) โดยตั้งค่าเกณฑ์ (threshold) ที่ 0.5 และรายงานผลออกเป็น mean average precision

Frame-mAP	JHMDB	UCF101-24
Actionness	39.9	-
Peng w/o MR	56.9	64.8
Peng w/ MR	58.5	65.7
ACT	65.7	69.5
Out approach	73.3	76.3

ตารางที่ 2.5: ผลการทดลองของวิธีต่างๆบน Frame Level

- (c) ผลการทดลองของ frame level ส่วนตารางด้านล่าง คือ video level ซึ่งผลการทดลองได้ผลลัพธ์ คือ วิธี two stream ได้ค่า mAP มากกว่า วิธีการอื่นๆ ทั้ง frame level , video level

2. การทดลองที่ 2 นำโมเดล 2 stream มาทดลองกับชุดข้อมูล AVA ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังนี้

- (a) ผลการทดลองของ frame level ส่วนตารางด้านล่าง คือ video level ซึ่งผลการทดลองได้ผลลัพธ์ คือ วิธี two stream ได้ค่า mAP มากกว่า วิธีการอื่นๆ ทั้ง frame level , video level

	Video-mAP	JHMDB	UCF101-24
Peng w/ MR	73.1	35.9	
Singh	72.0	46.3	
ACT	73.7	51.4	
TCNN	76.9	-	
Out approach	78.6	59.9	

ตารางที่ 2.6: ผลการทดลองของวิธีต่างๆบน Video Level

Model	Temp + Mode	JHMDB	UCF101-24	AVA
2D	1 RGB + 5 Flow	52.1	60.1	13.7
3D	5 RGB + 5 Flow	67.9	76.1	13.6
3D	10 RGB + 10 Flow	73.4	78.0	14.6
3D	20 RGB + 20 Flow	76.4	78.3	15.2
3D	40 RGB + 40 Flow	76.7	76.0	15.6
3D	50 RGB + 50 Flow	-	73.2	15.5
3D	20 RGB	73.2	77.0	14.5
3D	20 Flow	67.0	71.3	9.9

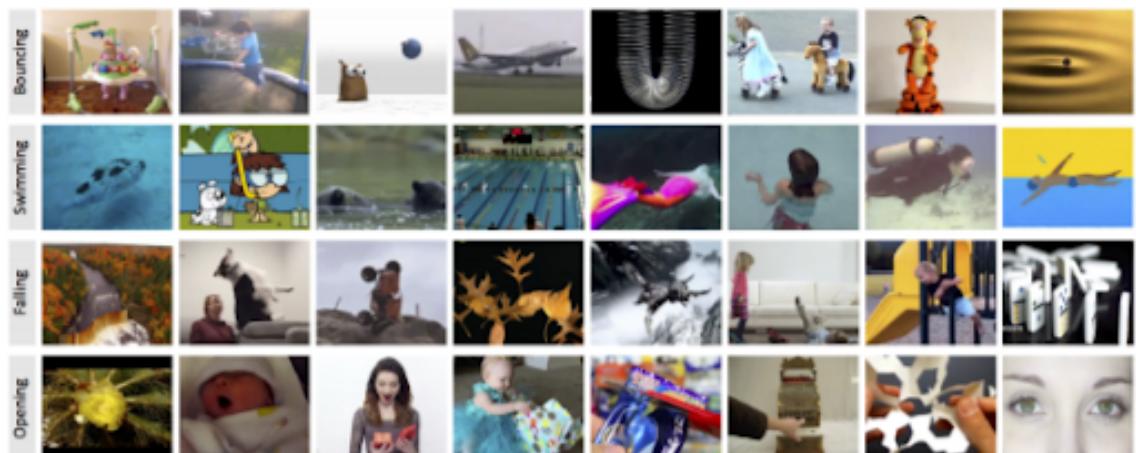
ตารางที่ 2.7: ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation

4. สรุปผลการทดลอง

1. สำหรับโมเดล 2 stream ที่เป็น 3D จะได้ประสิทธิภาพมากกว่า 2D
2. สำหรับ AVA 3D โมเดลจะทำงานได้ดีหลังจากผ่านไปมากกว่า 10 เฟรม
3. จะทำให้สังเกตได้ถึงการเพิ่มขึ้นของความยาวของ temporal window
4. การนำ RGB , optical flow มารวมกันจะทำงานได้มีประสิทธิภาพมากกว่าก่าว้าง input
5. JHMDB และ UCF101-24 ผลการทำงานจะ saturate ที่ 20 เฟรม

Moments in time

Moments in time⁷ คือชุดข้อมูลที่ใช้มนุษย์ในการ label ทั้งหมดให้กับวิดีโอสั้นถึง 1 ล้านวิดีโอ และมีจำนวน activity หรือกรรทำต่างกัน 339 class โดยแต่ละวิดีโอมีความยาวอยู่ที่ 3 วินาที เนื่องจากเป็นเวลาเฉลี่ยที่มนุษย์ใช้ในการเข้าใจกับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น (human working memory) รูปแบบของชุดข้อมูลจะมีอยู่ทั้งหมดอยู่ 3 รูปแบบ ได้แก่ ภายนอก (spatial) เสียง (auditory) และการเคลื่อนไหว (temporal) นอกจากนี้ชุดข้อมูลนี้นั้นไม่รวมเพียงแค่การกระทำของมนุษย์เท่านั้น ยังรวมไปถึง สัตว์ สิ่งของ และ ปรากฏการณ์ธรรมชาติ ทำให้ ชุดข้อมูลนี้เป็นการท้าทายรูปแบบใหม่ เพราะด้วยชุดข้อมูลที่มีความซับซ้อนมากขึ้น เช่น การสร้างโมเดลที่สามารถอักเสบการกระทำ (action) ได้ถึงแม้ว่าสิ่งที่เราสนใจ (มนุษย์ สัตว์ สิ่งของ หรือปรากฏการณ์ธรรมชาติ) จะแตกต่างกัน เป็นต้น



รูปที่ 2.11: ตัวอย่างของวิดีโอ class เดียวกันไม่จำเป็นต้องเป็น agents เดียวกัน

เป้าหมายของชุดข้อมูล Moments in time คือการออกแบบชุดข้อมูลให้มีความหลากหลาย ครอบคลุมความสมดุล และจำนวนข้อมูลที่สูง โดยที่แต่ละ activity หรือการกระทำนั้นจะประกอบไปด้วยวิดีโอมากกว่า 1,000 วิดีโอ และมีการออกแบบมาเพื่อให้สามารถพัฒนาต่อได้ เช่น จำนวน class และชุดข้อมูลภายใน class นั้น ๆ

⁷Moment, <http://moments.csail.mit.edu/TPAMI.2019.2901464.pdf>

1. วิธีการรวบรวมข้อมูล

เริ่มจากการรวมคำ (verb) ที่มีการใช้อยู่ทั่วไปในชีวิตประจำวันมา 4,500 คำ จาก VerbNet จากนั้นนำมาแบ่งกลุ่มคำ(verb) ที่มีความหมายใกล้เคียงกันโดยใช้ features จาก Propbank และ FrameNet โดยเก็บข้อมูลเป็นแบบ binary feature vector ซึ่งถ้าคำ (verb) ไหนมีความเกี่ยวข้องกับ feature ก็จะให้ค่าเป็น 1 ถ้าไม่เกี่ยวข้องกันจะให้ค่าเป็น 0 จากนั้นจึงใช้วิธี k-means clustering ในการแบ่งกลุ่ม เมื่อแบ่งกลุ่มแล้วจากนั้นจะเลือกคำ (verb) จากในแต่ละกลุ่มนั้น โดยคำ (verb) ที่เลือกมานั้นจะเป็นที่ใช้บ่อยที่สุดในกลุ่มนั้น และลบคำ (verb) นั้นออกจากกลุ่มทั้งหมด (คำ ๆ หนึ่งสามารถอยู่ได้หลายกลุ่ม) จากนั้นจะทำการบันการนี้ไปเรื่อย ๆ แต่คำ (verb) ที่เลือกมาจะต้องไม่มีความหมายคลุมเครือ ไม่สามารถมองเห็นหรือได้ยินได้ และต้องไม่มีความหมายเหมือนกับคำ (verb) ที่เคยเลือกมาก่อน จนสุดท้ายแล้วได้ออกมาที่ 339 class

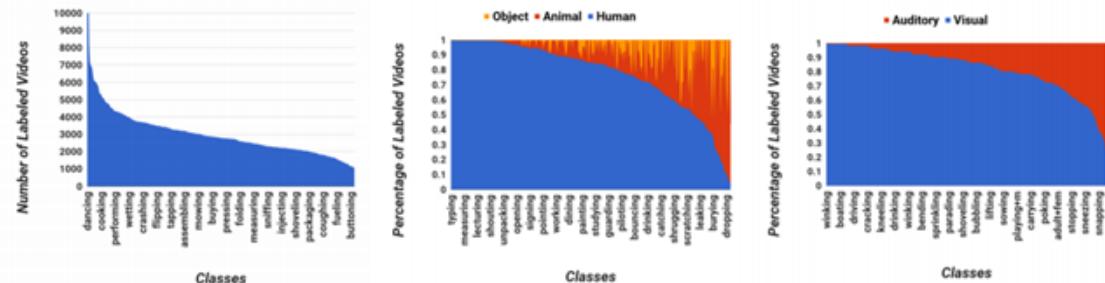
ต่อมาทำการหาชุดข้อมูลวิดีโอโดยจะตัดออกมาเพียง 3 วินาทีที่เกี่ยวข้องกับคำ (verb) ใน 339 class ที่เลือกมา จากวิดีโอ แหล่งต่างกัน 10 แหล่ง การตัดวิดีโอนั้นจะไม่ใช้พาก Video2Gif (โมเดลที่ระบุตำแหน่งของสิ่งที่น่าสนใจในวิดีโอ) เพราะจะทำให้เกิด bias ขึ้นจะเกิดขึ้นตอนสร้างโมเดลจากนั้นจะทำการส่งข้อมูลของคำ (verb) และวิดีโอที่ตัดไปยัง Amazon Mechanical Turk (AMT หรือตลาดแรงงาน) เพื่อทำการ label โดยพนักงานแต่ละคนของ AMT จะได้ 64 วิดีโอซึ่งเกี่ยวข้องกับคำ (verb) หนึ่ง และอีก 10 วิดีโอที่มีการทำ label อยู่แล้ว โดยวิดีโอที่มีการทำ label ถ้ามีพนักงานของ AMT ตอบเหมือนกันกับที่ทำ label ไว้เกิน 90% ถึงจะนำเข้าไปรวมกับชุดข้อมูลส่วนอีก 64 วิดีโอถ้าเป็นของ training set จะต้องผ่านพนักงานของ AMT อย่างน้อย 3 ครั้ง และต้อง label เหมือนกัน 75% ขึ้นไปถึงจะถือว่าเป็น label ที่ถูกต้อง ถ้าเป็นของ validation และ test set จะต้องผ่านพนักงานของ AMT อย่างน้อย 4 ครั้ง และต้อง label เหมือนกัน 85% ขึ้นไป ที่ไม่ต่างกันทั่วไป 100% เพราะจะทำให้วิดีโอน้ำมากเกินไปที่จะทำให้สามารถจำการกระทำได้



รูปที่ 2.12: User interface ของโปรแกรมทำ label

2. ข้อมูลของ Moments in time

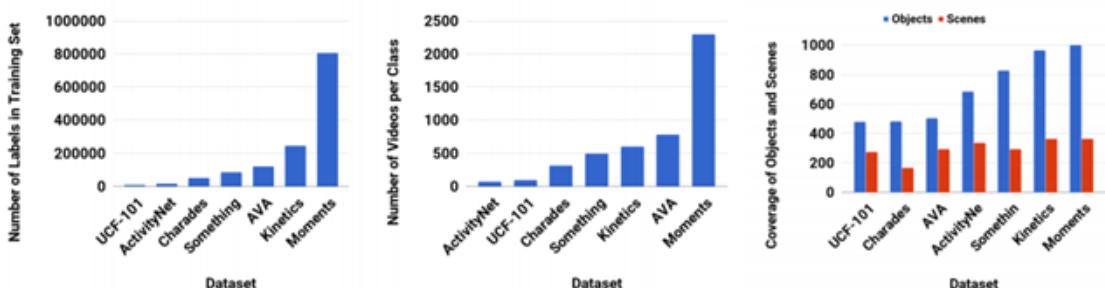
มีวิดีโอมากกว่า 1 ล้านวิดีโอ และมี class ถึง 339 class ที่แตกต่างกัน มีค่าเฉลี่ยวิดีโองแต่ละ class อยู่ที่ 1,757 และค่า median อยู่ที่ 2,775



รูปที่ 2.13: สถิติของชุดข้อมูลของ Moments in time

3. วิธีการทดสอบชุดข้อมูลและผลลัพธ์ที่ได้

โดยการทดสอบแรกจะเป็นการทดสอบเทียบกับชุดข้อมูลอื่นดังภาพด้านล่าง



รูปที่ 2.14: เปรียบเทียบข้อมูลระหว่าง Dataset

จากภาพจะเห็นได้ว่า Moments in time นั้นมีจากหรือสถานที่ที่เหมือน Places = 100% และมีวัตถุเหมือนกับ ImageNet ถึง 99.9 %. ส่วนชุดข้อมูลที่มีความได้เดียงกับ Moments in time มากที่สุดคือชุดข้อมูล Kinetics ที่มีจากหรือสถานที่ที่เหมือน Places = 99.5% และมีวัตถุเหมือน ImageNet ถึง 96.6%

การทดสอบต่อมาจะเป็นการนำ Moments in time มาทดสอบสร้างโมเดลด้วยวิธีต่าง ๆ โดยจะเริ่มจาก การเตรียมข้อมูลข้อมูลดังนี้

1. training set จะมี 802,264 วิดีโอ และมีวิดีโອในแต่ละ class อยู่ที่ 500 ถึง 5,000 วิดีโอ
2. validation set จะมี 33,900 วิดีโอ และมีวิดีโອในแต่ละ class อยู่ที่ 100 วิดีโอ
3. เริ่มการ preprocess จากแยกภาพRGB ออกมานาจิกวิดีโอ และทำการเปลี่ยนขนาดของภาพให้เป็น 340x256 pixel
4. ใช้ TVL1 optical flow algorithm จาก opencv เพื่อลดข้อมูลรบกวนที่จะเกิดขึ้น
5. ทำการแปลงค่าที่อยู่ใน optical flow ให้เป็นเลขจำนวนเต็ม(integer) เพื่อทำให้การคำนวนนั้นเร็วขึ้น
6. ปรับค่า displacement ใน optical flow ให้ค่าสูงสุดเป็น 15 ต่ำสุดเป็น 0 และทำการปรับขนาดให้เป็น ช่วง 0-255
7. เก็บข้อมูลออกมาในรูปแบบของ grayscale image เพื่อลดพื้นที่ ใช้เก็บข้อมูล

8. แก้ปัญหาเรื่องการเคลื่อนไหวของกล้อง(camera motion) โดยการนำค่าเฉลี่ยของ เวกเตอร์(vector) ไปลบกับ displacement
9. สุดท้ายจะเป็นสุ่มตัวภาพอ กมาเพื่อเพิ่มจำนวนข้อมูล

หลังจากการเตรียมข้อมูลเรียบร้อยแล้วจะนำข้อมูลเหล่านั้นมาสร้างโมเดลด้วยวิธีการต่าง ๆ ดังตารางด้านล่าง

Model	Modality	Top-1(%)	Top-5(%)
Chance	-	0.29	1.47
ResNet50-scratch	Spatial	23.65	46.76
ResNet50-Places	Spatial	26.44	50.56
ResNet50-ImageNet	Spatial	27.16	51.68
TSN-Spatial	Spatial	24.11	49.10
BNIception-Flow	Temporal	11.60	27.40
TSN-Flow	Temporal	15.71	34.65
SoundNet	Auditory	7.60	18.00
TSN-2stream	Spatial+Temporal	25.32	50.10
TRN-Multiscale	Spatial+Temporal	28.27	53.87
I3D	Spatial+Temporal	29.51	56.06
Ensemble(SVM)	S+T+A	31.16	57.67

ตารางที่ 2.8: Classification accuracy ของ TOP-1 และ TOP-5

จากภาพจะเห็นได้ว่าผลลัพท์ที่ดีสุดคือการทำ ensemble(SVM) ซึ่งเป็นรวมของโมเดล ResNet50-ImageNet, I3D และ SoundNet จากผลลัพท์จะเห็นค่าที่ได้ออกมาจาก ensemble(SVM) มีค่าใกล้เคียงกับรูปแบบ spatial เพราะประสิทธิภาพเคลื่อนไหว(temporal) และ เสียง(auditory) นั้นมีประสิทธิภาพต่ำ ซึ่งจุดนี้จะทำให้เห็นว่าตัว Moments in time ยังทำให้สามารถพัฒนาต่อไปได้อีก

ต่อมาจะทำการ cross dataset transfer โดยการนำโมเดล ResNet50 I3D pretrained ลงทั้งบน Kinetics และ Moments in time และนำมาเทียบกับชุดข้อมูลอื่น โดยชุดข้อมูลแต่ละชุดจะมีการปรับ frame rate ของวิดีโอให้เป็น 5 fps เมื่อกัน

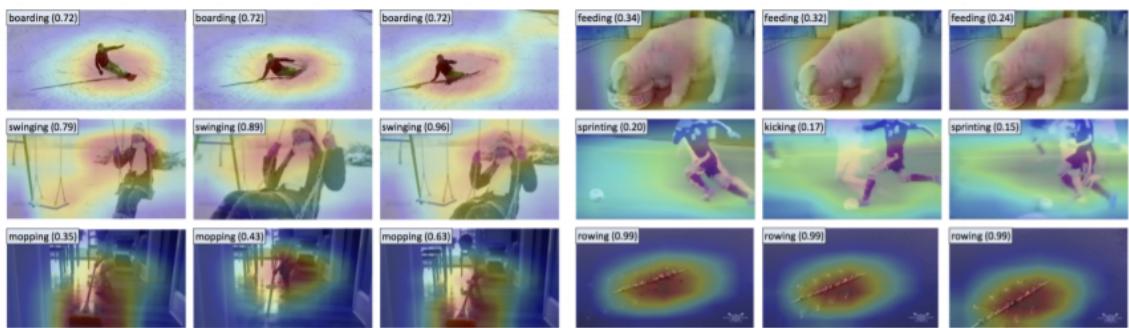
Pretrained	Fine-Tuned		
	UCF	HMDB	Something
Kinetics	Top-1 : 92.6	Top-1 : 62.0	Top-1 : 48.6
	Top-5 : 99.2	Top-5 : 88.2	Top-5 : 77.9
Moments	Top-1 : 91.9	Top-1 : 65.9	Top-1 : 50.0
	Top-5 : 98.6	Top-5 : 89.3	Top-5 : 78.8

ตารางที่ 2.9: Data transfer performance ของโมเดล Resnet50 I3D

จะเห็นได้ว่า Kinetics ให้ผลลัพท์ที่ดีกว่าใน UCF เพราะว่ามีการแชร์ class ด้วยกันอยู่หลายอย่าง ในขณะที่ HMDB นั้นมีการรวม source จากหลายแหล่ง และมีจำนวน class ที่หลากหลายจึงทำให้มีความใกล้เคียงกับตัวข้อมูลของ Moments in time ดังนั้นจึงเทียบผลลัพท์จาก Something ซึ่งจะทำให้เห็นว่า Moments in time มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าและวิดีโอมีความยาวมากกว่า 3 วินาทีจะไม่ส่งผลกระทบกับประสิทธิภาพของ Moments in time

4. ปัญหาที่พบ

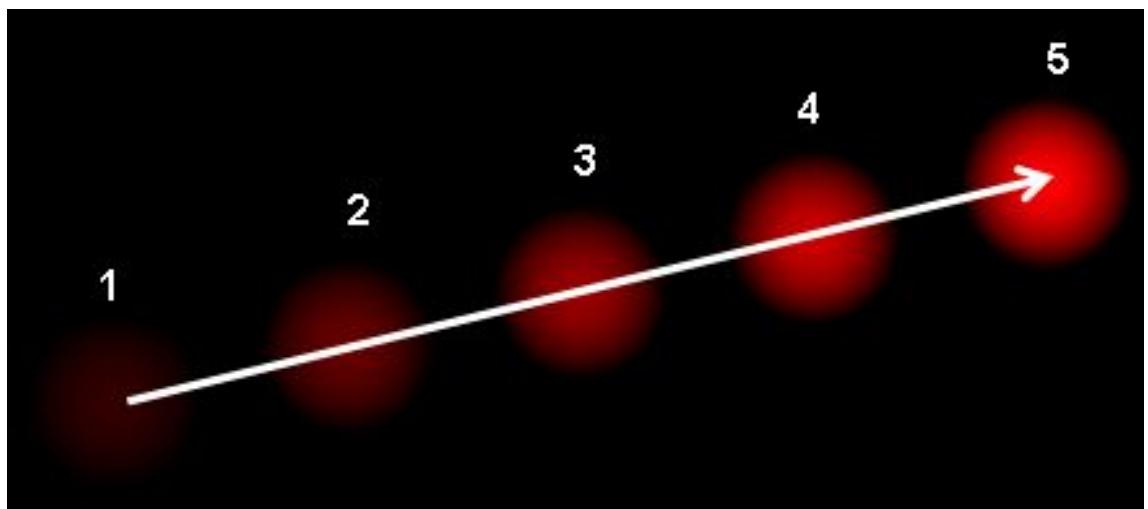
ผลลัพธ์จากการทำนายด้วยโมเดลถ้าผ่านรูปภาพที่มีรายละเอียดเบolare จะทำการ ทำนายโอกาสผิดนั้นค่อนข้างสูง ซึ่งปัญหานี้สามารถทำให้เกิดน้อยลงด้วยการนำวิธี Class Activation Mapping(CAM) จะเป็นการเน้นรูปภาพในส่วนที่มีข้อมูลมากที่สุดและ ทำนายผลออกมา แต่ก็ยังมีจุดที่เป็นปัญหาอยู่ เช่น การกระที่เกิดขึ้นเรื่องมาก (การลื่นล้ม) จะทำให้การทำนาย นั้นมีโอกาสผิดสูงขึ้น



รูปที่ 2.15: ภาพที่ได้จากการทำ CAM และผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยโมเดล resnet50-ImageNet

2.3 Optical flow

Optical flow⁸ คือรูปแบบของการเคลื่อนที่ของวัตถุในรูปภาพระหว่างภาพซึ่งอาจจากการจากเคลื่อนที่ของวัตถุหรือตัวกล้อง ออกมารูปแบบของ เวกเตอร์ 2 มิติ(vector2D) โดยที่เวกเตอร์(vector) แต่ละตัวจะแสดงถึงทิศทางการเคลื่อนที่ระหว่างภาพดังรูปด้านล่าง



รูปที่ 2.16: ตัวอย่างการเคลื่อนที่ของลูกบอล

จากรูปภาพจะแสดงให้เห็นถึงการเคลื่อนที่ของลูกบอลของภาพที่ต่อเนื่องกัน 5 ภาพโดยที่ลูกศรแสดงถึงทิศทางการเคลื่อนที่ของเวกเตอร์(vector)

⁸Optical flow,shorturl.at/mrtEZ

การทำงานของ optical flow อยู่บนสมมติฐานหลายประการได้แก่

1. ความเข้มของพิกเซล(pixel) ของวัตถุจะไม่เปลี่ยนแปลงระหว่างภาพที่ต่อเนื่องกัน
2. พิกเซล(pixel) ที่อยู่ใกล้กันจะมีการเคลื่อนไหวที่คล้ายกัน

เมื่อพิจารณาพิกเซล(pixel) $I(x,y,t)$ จากภาพแรกจะเคลื่อนไหวเป็นระยะทาง (dx,dy) ไปยังภาพต่อไปหลังจากผ่านไปแล้ว dt เวลา ดังนั้นเมื่อจาก pixel เหล่านี้เหมือนกันและความเข้มไม่มีการเปลี่ยนแปลง จึงทำให้พูดได้ว่า

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt)$$

I คือ พิกเซล(pixel) จากภายในภาพ

x คือ ตำแหน่งของพิกเซล(pixel) ในแกน x

dx คือ ระยะทางที่เคลื่อนที่ในแกน x

y คือ ตำแหน่งของพิกเซล(pixel) ในแกน y

dy คือ ระยะทางที่เคลื่อนที่ในแกน y

t คือ เวลา

dt คือ ระยะเวลาที่เปลี่ยนไประหว่างภาพ

จากนั้นใช้การประมาณค่าของ taylor series ทางฝั่งขวาเมื่อและ ลบค่า common term และหารด้วย dt เพื่อให้ได้สมการดังต่อไปนี้

$$f_x u + f_y v + f_t$$

โดยที่

$$f_x = \frac{\delta f}{\delta x}; f_y = \frac{\delta f}{\delta y}$$

$$u = \frac{\delta x}{\delta t}; v = \frac{\delta y}{\delta t}$$

f_x คือ เกรเดียน(gradient) ในแกน x

f_y คือ เกรเดียน(gradient) ในแกน y

f_t คือ เกรเดียน(gradient) ของเวลา

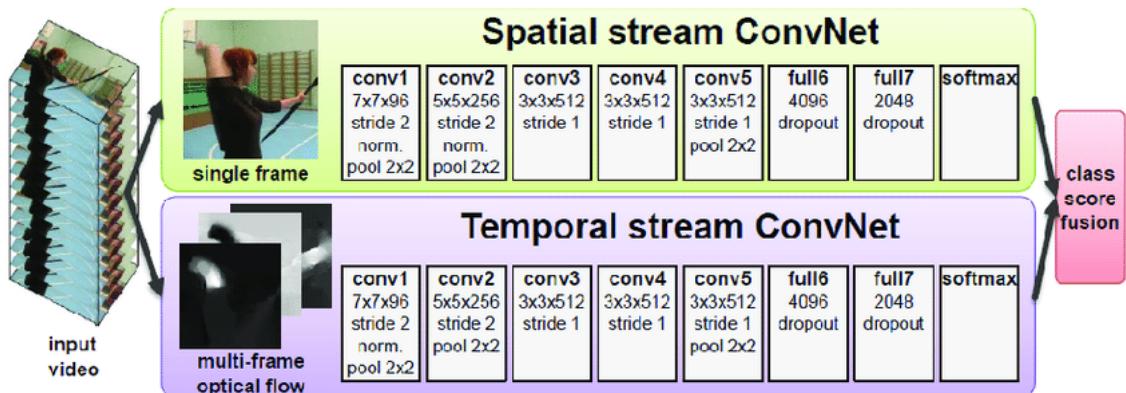
u คือ เวกเตอร์(vector)การเคลื่อนที่ของแกน x

v คือ เวกเตอร์(vector)การเคลื่อนที่ของแกน y

สมการข้างบนนี้จะเรียกว่าสมการ optical flow จากสมการทำให้สามารถหา f_x และ f_y โดยเป็น เกรเดียน(gradient)ของภาพ และ f_t เป็นเกรเดียน(gradient)ของเวลา แต่ u กับ v เป็นตัวแปรที่ไม่ทราบ ทำให้สมการนี้ไม่สามารถแก้ไขโดยมีตัวแปรที่ไม่ทราบถึง 2 ตัว จึงมีการนำวิธีการต่าง ๆ เข้ามาใช้ในการแก้ปัญหานี้ เช่น Lucas-Kanade ⁹

⁹Optical flow,shorturl.at/mrEZ

2.4 Two-Stream CNN



รูปที่ 2.17: แสดงโครงสร้างการทำงานของ two stream

Two-Stream CNN¹⁰ เป็นวิธีการหนึ่งในการทำ video classification โดยจะแบ่งออกเป็นสองกระบวนการทำไปพร้อมกัน คือ กระบวนการเรียนรู้รูปภาพเดี่ยวๆ มาใช้ซึ่งจะทำให้ได้ข้อมูลจากรูปภาพคือ ฉากรและวัตถุต่างๆ และ กระบวนการที่สองนำลำดับของรูปภาพมาเพื่อถูกการเคลื่อนไหวของวัตถุ และสุดท้ายจะนำข้อมูลที่ได้จากทั้งสองกระบวนการมารวมกันโดยใช้การ averaging หรือนำไปผ่าน linear SVM

¹⁰2steamCNN,<https://papers.nips.cc/paper/5353-two-stream-convolutional-networks-for-action-recognition-in-videos.pdf>

บทที่ 3

ระเบียบวิธีวิจัย

ในการทำโครงการวิจัยแอพพลิเคชันสำหรับวิเคราะห์วิดีโอ(video analytics) จะมีการทำงานหลากหลายส่วนมาทำงานร่วมกัน ซึ่งต้องมีระเบียบวิธีวิจัยอย่างถูกต้อง การดำเนินงานตั้งแต่เริ่มศึกษาข้อมูลจนไปถึงสิ้นสุดกระบวนการวิจัย โดยใช้ภาษาไพธอน(Python) เป็นภาษาหลักในการเขียนโปรแกรม

3.1 หน้าที่ความรับผิดชอบ

ปฐมพงศ์ สินธุรุจาม สร้างและทดสอบโมเดล จดจำการกระทำมนุษย์ 3D และออกแบบพร้อมทั้งสร้างระบบ Tracker

ศุภกร เบณฑิกรรัย รวบรวมฟังก์ชันต่างๆของแอพพลิเคชัน และออกแบบพร้อมทั้งสร้างระบบแอพพลิเคชันในส่วน Selection และ Detection

อุกฤษฎ์ เลิศวรรณาการ สร้างและทดสอบโมเดลจดจำการกระทำมนุษย์ Resnet-50 และออกแบบพร้อมทั้งสร้างระบบ Person ReID

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

ในทั้งหมดจะกล่าวถึงซอฟต์แวร์ ภาษาและ program library ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ รวมถึงข้อมูลจำเพาะของคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

Pycharm community 2017.1.2

เป็นโปรแกรมໄwake สำหรับเขียนและแก้ไขโค้ดซึ่งข้อดีของโปรแกรมนี้ คือ มีคุณสมบัติต่างๆที่สามารถอำนวยความสะดวกในการเขียนโปรแกรมได้ เช่น syntax highlighting ,Auto-completion ฯลฯ และสามารถประมวลผล(compile)โปรแกรมทดสอบแอพพลิเคชันได้

Jupyter 2017.1.2

เป็นโปรแกรมสำหรับเขียนโปรแกรม ที่เหมาะสมสำหรับใช้ในการทดสอบโปรแกรมแต่ละส่วนได้ ซึ่งมีข้อดีคือ หากมีการแก้ไขโปรแกรมเพียงแค่บางส่วน ก็สามารถประมวลผลเฉพาะส่วนที่ต้องการได้ มักจะใช้ในการสร้างโมเดล

Qt Creator 4.9.2 (Community)

เป็นเครื่องมือสำหรับออกแบบแบบหน้าต่าง UI ของ pyqt ซึ่งมีข้อดีคือ เรียกใช้ง่ายมีวิวเดเจ็ต(widget)ที่สามารถใช้ได้หลากหลายเมนูสำหรับการออกแบบ

3.3 ภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

ใช้ภาษาไพธอนในการพัฒนาเป็นหลัก เพราะเป็นภาษาที่ปัจจุบันมีการใช้กันอย่างแพร่ มีเครื่องมือและ library ที่อำนวยความสะดวกในการพัฒนา ทั้งยังเป็นภาษาที่สามารถเข้าใจได้ง่าย ไม่ซับซ้อนจนเกินไป โดยในการทำวิจัยครั้งนี้ได้เลือก python 3.6.8 มาใช้ในการพัฒนา เนื่องจากเป็นรุ่นที่รองรับการทำงานของ library Tensorflow 1.12 และ CUDA 9

3.4 Program library ที่ใช้ในการพัฒนาระบบและแอพพลิเคชั่น

Library	Version	Description
numpy	1.16.4	library ใช้สำหรับการคำนวณและ array
pandas	0.24.2	library ใช้สำหรับการจัดการข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบของโปรแกรม Excel
opencv	4.1.0.25	library ใช้สำหรับการจัดการข้อมูลที่เป็นรูปภาพและวิดีโอ
pillow	6.0.0	library ใช้สำหรับการจัดการข้อมูลที่เป็นรูปภาพ
torchsummary	1.5.1	library ใช้สำหรับการวิเคราะห์โครงสร้างของโมเดล
pytorch	1.10.0	library ใช้สำหรับการสร้างปัญญาประดิษฐ์
torchvision	0.3.0	library ใช้สำหรับการสร้างปัญญาประดิษฐ์
scikit-learn	0.21.2	library ใช้สำหรับการสร้างปัญญาประดิษฐ์
scipy	1.3.0	library ใช้สำหรับการสร้างปัญญาประดิษฐ์
sklearn	0.0	library ใช้สำหรับการสร้างปัญญาประดิษฐ์
pickleshare	0.7.5	library ใช้สำหรับการทำ encoding โมเดล
tqdm	4.32.1	library ใช้สำหรับจัดการการทำงานซ้ำ(loop)
pyqt5	5.9.2	library ใช้สำหรับการทำแอพพลิเคชั่น

3.5 แผนการดำเนินงาน

โดยจากที่กล่าวไปตอนต้นในบทนำการดำเนินงานและการออกแบบการสร้าง labeling tool และระบบวิเคราะห์การทำของมนุษย์ในวิดีโอ มีแผนการทำงานซึ่งถูกแบ่งออกเป็นสามขั้นตอนดังนี้ ขั้นตอนแรกคือ ขั้นตอนของการศึกษาความเป็นไปได้ รวมถึงเทคโนโลยีปัจจุบันที่เกี่ยวกับการสร้างแอพพลิเคชั่น และการจะทำการกระทำของมนุษย์ด้วยปัญญาประดิษฐ์ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยนี้ ขั้นตอนที่สองคือ ขั้นตอนของการออกแบบและสร้างแอพพลิเคชั่นที่ใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการ trennโมเดลจากวิดีโอ ขั้นตอนที่สามคือ ขั้นตอนของการออกแบบและสร้างระบบวิเคราะห์การทำของมนุษย์โดยมีข้อกำหนดตามที่กล่าวไว้ในบทนำ

ในการเริ่มทำงานวิจัยนี้นั้นสิ่งจำเป็นที่ต้องทำในอันดับแรกคือการศึกษาข้อมูลในหัวข้อที่เกี่ยวข้อง หรืองานวิจัยอื่นที่ทำเอาระบบ ให้สามารถเข้าใจ ข้อดี-ข้อเสีย ของเทคนิคหรือกระบวนการต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยนี้ ในการศึกษาเกี่ยวกับการออกแบบและการสร้างแอพพลิเคชั่นที่ใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างโมเดลจากวิดีโอ สิ่งที่ต้องให้ความสนใจคือฟังก์ชันการทำงาน การออกแบบและการจัดวางองค์ประกอบต่างๆในหน้าต่าง UI และความสะดวกในการใช้งาน จากนั้นจึงเริ่มศึกษาเกี่ยวกับ library ที่ใช้ในการสร้างแอพพลิเคชั่น ส่วนการศึกษาเกี่ยวกับการสร้างระบบวิเคราะห์การทำของมนุษย์ จะมุ่งความสนใจไปที่ชุดข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์วิดีโอ โมเดลสำหรับการวิเคราะห์วิดีโอ เทคนิคในการสร้างโมเดล เทคโนโลยีในการระบบวิเคราะห์วิดีโอ เพื่อใช้ในการออกแบบและสร้างระบบวิเคราะห์การทำของมนุษย์ในวิดีโอด้วยมีประสิทธิภาพ ในบทนี้ก็จะกล่าวถึงกระบวนการออกแบบและการดำเนินการตามแผนที่วางแผนไว้

3.6 การออกแบบแอพพลิเคชัน labeling tool

การออกแบบ labeling tool นั้น ผู้วิจัยได้เลือกใช้ library PyQt และภาษา Pythonในการพัฒนา เนื่องจาก PyQt นั้นเป็น library ที่มีผู้พัฒนาใช้กันอย่างแพร่หลาย จึงสะดวกในการศึกษา หาข้อมูลในการสร้างหรือแก้ไข อีกทั้งยังเป็น library ที่สามารถพัฒนาด้วยภาษา Pythonได้ และใช้งานง่าย สามารถปรับปรุงแก้ไขได้สะดวก

3.6.1 แอพพลิเคชัน labeling tool

แอพพลิเคชันแบ่งการทำงานออกเป็นสี่ส่วนประกอบด้วยส่วน Select, Detect, Track และ Action label เพื่อช่วยแบ่งเบาภาระของผู้พัฒนาในการสร้าง label สำหรับสร้างโมเดลจากข้อมูลประเทวิดิโอ โดยส่วน Select จะต้องสามารถตัดวิดิโอส่วนที่ไม่มีมนุษย์อยู่ออกจากวิดิโอได้ Detect ต้องสามารถหาตำแหน่งของมนุษย์ภายในวิดิโอได้ Track ต้องสามารถทำนายตำแหน่งต่อไปของมนุษย์ข้อมูลตำแหน่งของมนุษย์จาก Detect ได้ Action label ต้องสามารถทำนายการกระทำการของมนุษย์ได้ในระดับหนึ่ง โดยทุกส่วนการทำงานมนุษย์ต้องสามารถทำงานร่วมกับระบบได้ ดังรูปที่ 3.1

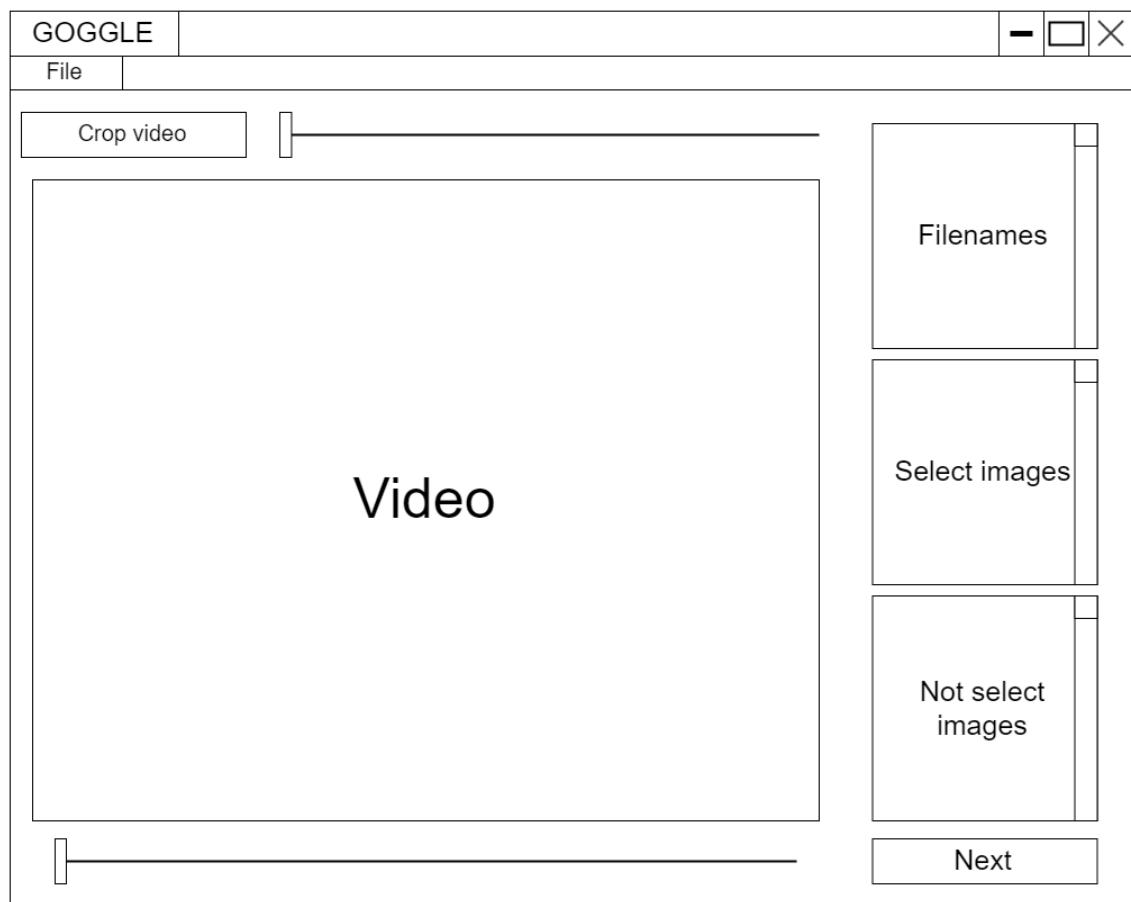


รูปที่ 3.1: ภาพรวมระบบของแอพพลิเคชัน labeling tool

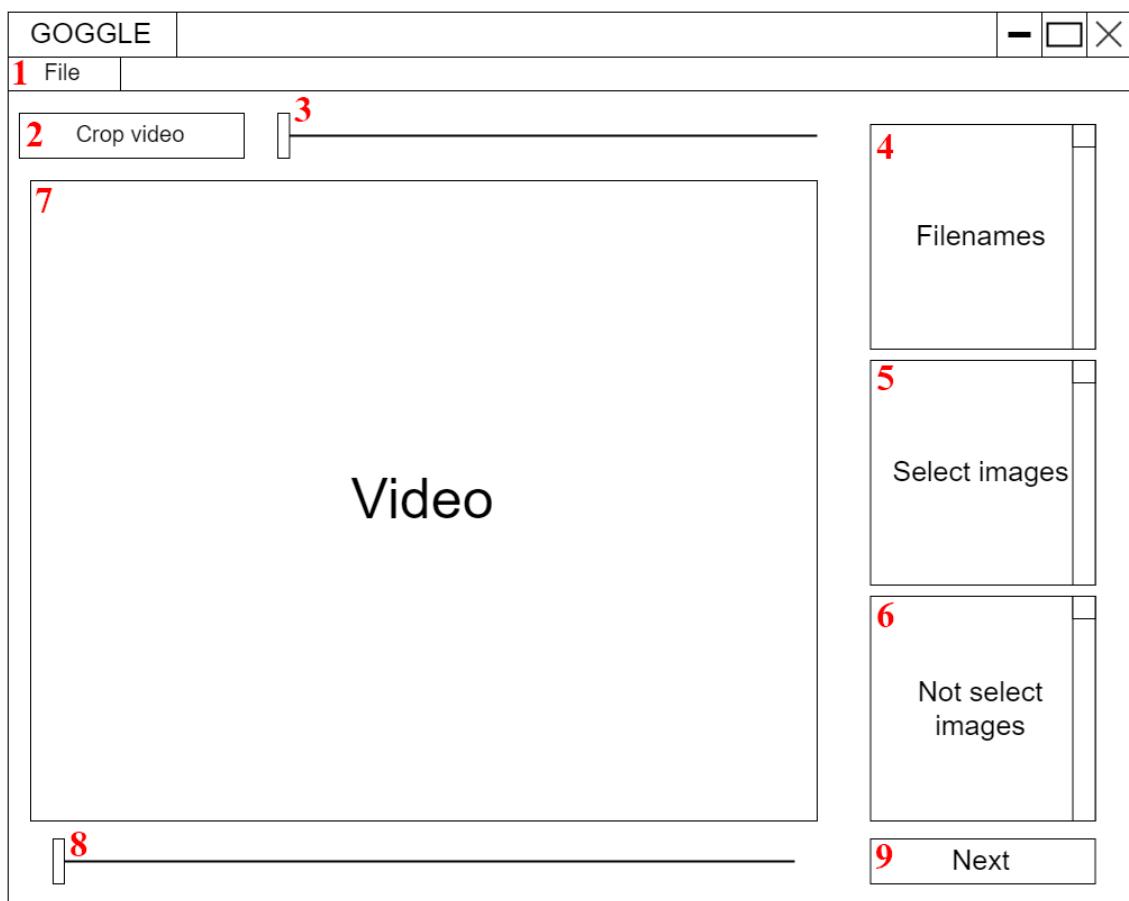
โดยแต่ละส่วนจะมีรายละเอียดดังนี้

3.6.1.1 Select

หน้าต่าง Select จะต้องสามารถรับวิดีโอเข้ามา แล้วตัดวิดีโອในช่วงที่ไม่มีมนุษย์อยู่ในเฟรม(frame)ออกได้ อัตโนมัติด้วยปัญญาประดิษฐ์ แต่เนื่องจากการประมวลผลทุกเฟรมในวิดีโอนั้นจะทำให้เสียเวลามากเกินไป จึงใช้วิธีการเลือกตัวอย่างเฟรมด้วยอัตราคงที่(สามารถกำหนดได้) ซึ่งเรียกว่าเฟรมเหล่านี้ว่า คีย์เฟรม(keyframe) จากนั้นใช้ปัญญาประดิษฐ์ประมวลผลคีย์เฟรมที่เหล่านั้น เพื่อลดระยะเวลาในการประมวลผลลง และมนุษย์จะต้องสามารถแก้ไขข้อผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ได้ เพื่อเพิ่มคุณภาพของชุดข้อมูล จึงออกแบบหน้าต่างได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2: หน้าต่างหน้าต่าง Select ของแอพพลิเคชัน labeling tool



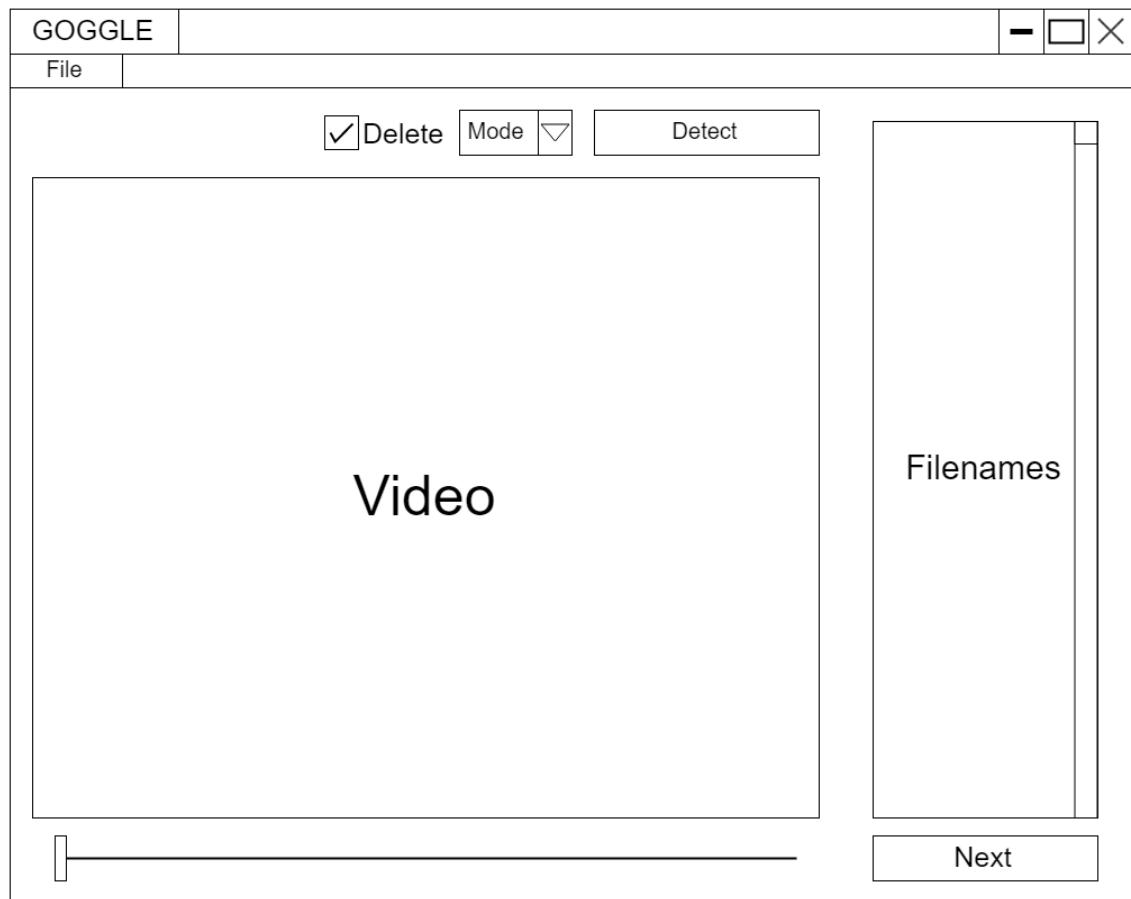
รูปที่ 3.3: ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Select

โดยที่แต่ละวิดเจ็ตตามเลขที่กำหนดตามรูปที่ 3.3 มีรายละเอียดดังนี้

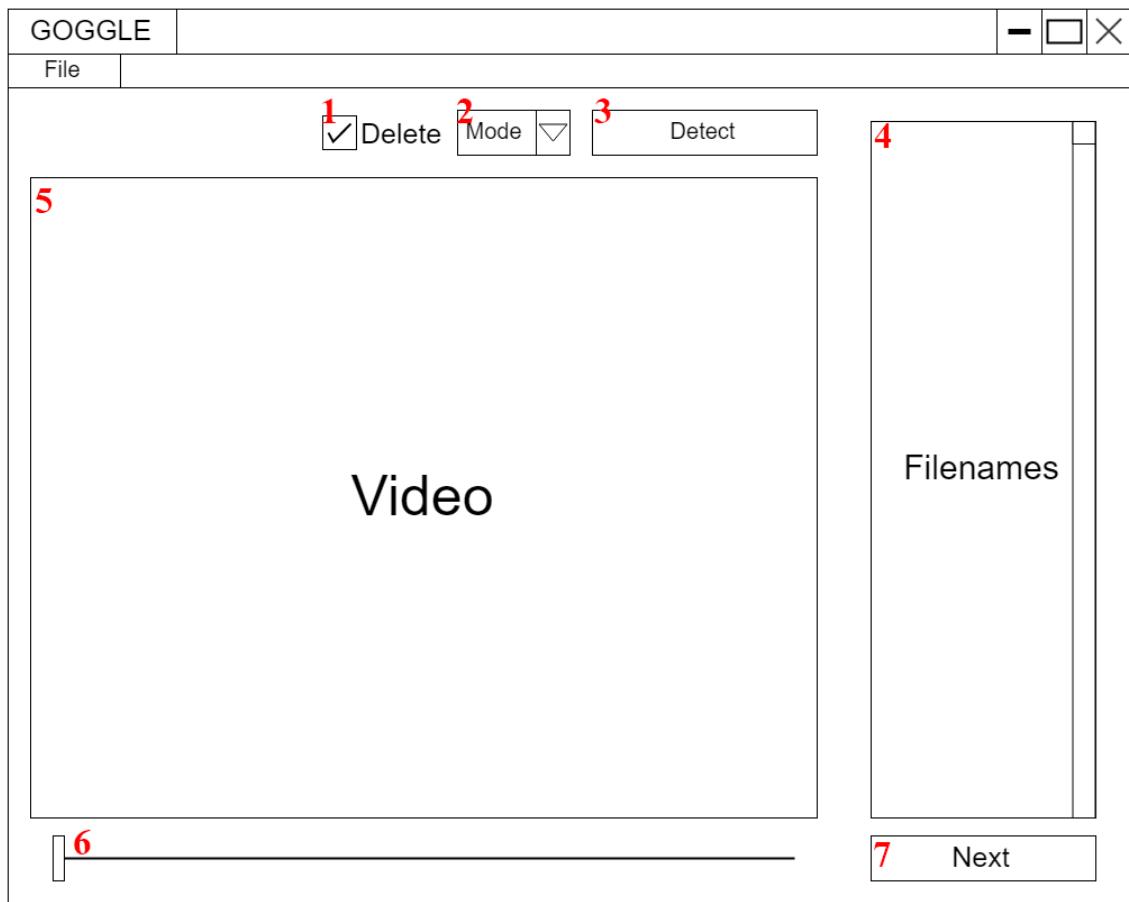
1. หมายเลข 1 คือปุ่มสำหรับเลือกไฟล์วิดีโอที่ต้องการจากในคอมพิวเตอร์เข้ามาในโปรแกรม
2. หมายเลข 2 คือปุ่มสำหรับสั่งให้ระบบทำการสร้างคีย์เฟรมขึ้นมา แล้วใช้ปัญญาประดิษฐ์ประมวลผลเพื่อแยกคีย์เฟรมในหนีมีคนอยู่ และคีย์เฟรมในไม่มีคนอยู่ แบบอัตโนมัติ(Auto mode)
3. หมายเลข 3 คือแถบเลื่อนเพื่อกำหนดความถี่ในการหยิบคีย์เฟรม โดยจะมีช่วงอยู่ที่ 1 เฟรมต่อวินาที จนถึงเฟรมต่อวินาทีสูงสุดของวิดีโอที่รับเข้ามา
4. หมายเลข 4 คือกล่องสำหรับแสดงชื่อวิดีโอที่รับเข้ามาในโปรแกรมเพื่อเลือกเข้ามาใช้ในการประมวลผล
5. หมายเลข 5 คือกล่องสำหรับแสดงว่าคีย์เฟรมได้มีมนุษย์อยู่ในเฟรม โดยที่ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบความถูกต้องและแก้ไขข้อผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ได้
6. หมายเลข 6 คือกล่องสำหรับแสดงว่าคีย์เฟรมได้มีมนุษย์อยู่ในเฟรม โดยที่ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบความถูกต้องและแก้ไขข้อผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ได้
7. หมายเลข 7 คือหน้าต่างสำหรับแสดงเฟรมที่เลือกจากหมายเลข 5 หมายเลข 6 หรือหมายเลข 8
8. หมายเลข 8 คือแถบเลื่อนสำหรับเลือนคุณคีย์เฟรมทั้งหมดที่ระบบสร้างขึ้น
9. หมายเลข 9 คือปุ่มสำหรับไปกระบวนการต่อไปหลังจากระบบประมวลผลเสร็จแล้ว

3.6.1.2 Detect

หน้าต่าง Detect จะต้องสามารถรับคีย์เฟรมจากกระบวนการ Select มาประมวลผลด้วยปัญญาประดิษฐ์ เพื่อหาตำแหน่งของมนุษย์ที่อยู่ในคีย์เฟรม และสร้างกรอบสีเหลี่ยมครอบบริเวณดังกล่าวได้ในแบบอัตโนมัติ เพื่อแบ่งเบาภาระผู้ใช้ในการที่ต้องสร้างกรอบสีเหลี่ยมครอบตำแหน่งของมนุษย์ด้วยตัวเอง และผู้ใช้ต้องสามารถสร้างหรือลบกรอบสีเหลี่ยมได้ด้วยตัวเองสำหรับแก้ไขความผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ เพื่อเพิ่มคุณภาพของชุดข้อมูล จึงออกแบบหน้าต่างได้ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4: หน้าต่าง Detect ของแอพพลิเคชัน labeling tool



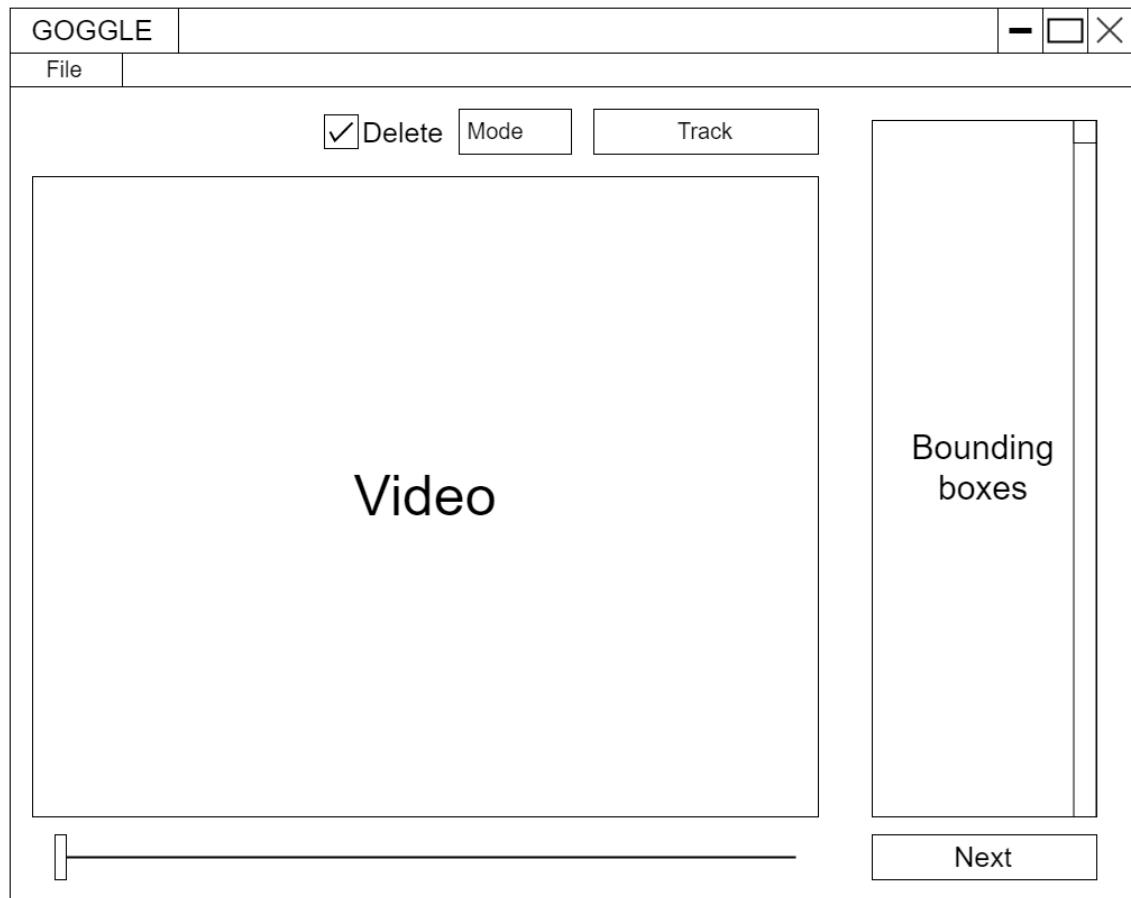
รูปที่ 3.5: ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Detect

โดยที่แต่ละวิดเจ็ตตามเลขที่กำหนดตามรูปที่ 3.5 มีรายละเอียดดังนี้

1. หมายเลข 1 คือช่องสำหรับกดเพื่อเปลี่ยนระบบจากสร้างกรอบสี่เหลี่ยมในแบบแก้ไขด้วยตนเอง(Manual mode) เป็นลบรอบสี่เหลี่ยมแทน
2. หมายเลข 2 คือช่องสำหรับเลือกว่าจะใช้ระบบแบบใด ระหว่างแบบอัตโนมัติและแบบแก้ไขด้วยตนเอง
3. หมายเลข 3 คือปุ่มสำหรับสั่งให้ระบบทำการตรวจหาตำแหน่งของมนุษย์ในคิร์เฟรมทั้งหมดแล้วสร้างกรอบสี่เหลี่ยมขึ้นมาครอบบริเวณที่กำหนด
4. หมายเลข 4 คือกล่องสำหรับแสดงคิร์เฟรมทั้งหมด
5. หมายเลข 5 คือหน้าต่างสำหรับแสดงเฟรมที่เลือกจากหมายเลข 4 หรือหมายเลข 6
6. หมายเลข 6 คือแบบเลื่อนสำหรับเลื่อนดูคิร์เฟรมทั้งหมดที่มี เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของปัญญาประดิษฐ์
7. หมายเลข 7 คือปุ่มสำหรับไปกระบวนการต่อไปหลังจากระบบประมวลผลเสร็จแล้ว

3.6.1.3 Track

ในส่วนของหน้าต่าง Track จะมีหน้าต่างเป็นดังรูปที่ 3.6 โดยในส่วนนี้มีหน้าที่ในการทำนายตำแหน่งต่อไปของการครอบสี่เหลี่ยมที่ได้จากคิร์เฟรมก่อนหน้านั้นถึงคิร์เฟรมถัดไป และสร้างกรอบสี่เหลี่ยมเพื่อแสดงถึงบริเวณที่มีคาดว่าจะมีมนุษย์อยู่ สามารถทำได้สองแบบ คือแบบอัตโนมัติ(Auto mode) และแบบทำด้วยมือ(Manual mode) ซึ่งในแบบอัตโนมัตินั้นจะใช้อัลกอริทึมของ dlib ในการทำนายตำแหน่งของมนุษย์ในเฟรมถัดไป และแบบทำด้วยมือจะสามารถเพิ่ม หรือลบกรอบสี่เหลี่ยมในเฟรมได้ สามารถใช้ในการแก้ไขความผิดพลาดของแบบอัตโนมัติได้



รูปที่ 3.6: หน้าต่าง Track ของแอพพลิเคชัน labeling tool

3.7 การออกแบบระบบปฏิเคราะห์การกระทำข่องมนุษย์

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

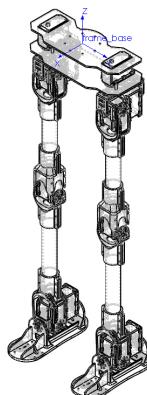
ข้อมูลเบื้องต้นของหุ่นยนต์อิวามานอยด์ UTHAI

ก.1 ค่าคุณสมบัติทางพลศาสตร์

ข้อมูลพลศาสตร์ของหุ่นยนต์อิวามานอยด์ UTHAI ซึ่งจะนำไปใช้ในการทำระบบจำลองด้วยโปรแกรม Gazebo ใน ROS และใช้ในการคำนวณทางคณิตศาสตร์เพื่อทำให้การเดินมีเสถียรภาพ โดยข้อมูลชุดนี้ได้มาจากการฟังก์ชัน Mass Properties ในโปรแกรม SolidWorks และปรับมีค่าใกล้เคียงกับของจริงโดยการเทียบกับเครื่องซึ่งน้ำหนัก

ข้อมูลชุดนี้ประกอบไปด้วย มวล จุดศูนย์กลางมวล และโมเมนต์ความเฉื่อย อีกทั้งข้อมูลยังบอกในมาตรฐาน URDF กับ DH-Parameter ซึ่งทำให้ใช้งานในระบบการคำนวณที่ต่างกันได้

Overall Humanoid

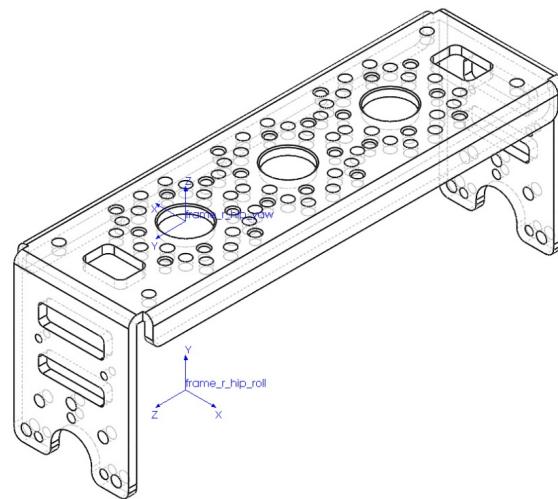


รูปที่ ก.1: ภาพแสดงช่วงล่างทั้งตัว

Link	All Link
Mass (kg)	3.31477475
CoM X (m)	-0.00855772
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	-0.33375492
Inertia Ixx	0.28641029
Inertia Ixy	-0.00000302
Inertia Ixz	-0.00048106
Inertia Iyy	0.26207601
Inertia Iyz	-0.00061103
Inertia Izz	0.02925799

ตารางที่ ก.1: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ทั้งตัว

Right Hip Yaw



รูปที่ ก.2: ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Yaw

Link	r_hip_yaw
Mass (kg)	0.09100000
CoM X (m)	0.00000000
CoM Y (m)	0.02864983
CoM Z (m)	-0.02500000
Inertia Ixx	0.00014158
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00014316
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00002022

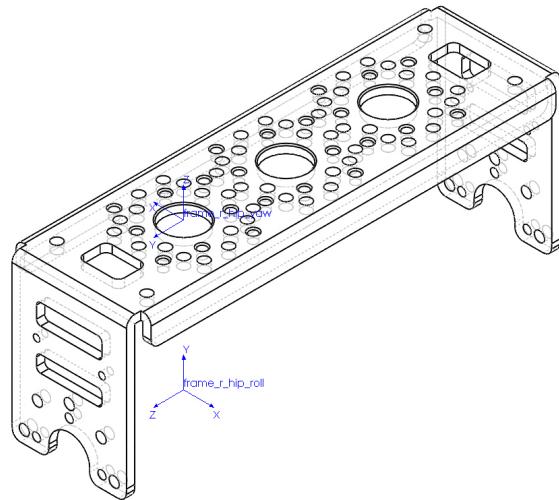
(ก) DH Parameter

Link	r_hip_yaw
Mass (kg)	0.09100000
CoM X (m)	0.00000000
CoM Y (m)	-0.02500000
CoM Z (m)	-0.00735017
Inertia Ixx	0.00014158
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00002022
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00014316

(ข) URDF

ตารางที่ ก.2: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Yaw

Left Hip Yaw



รูปที่ ก.3: ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Yaw

Link	l_hip_yaw
Mass (kg)	0.09100000
CoM X (m)	0.00000000
CoM Y (m)	0.02864983
CoM Z (m)	-0.02500000
Inertia Ixx	0.00014158
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00014316
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00002022

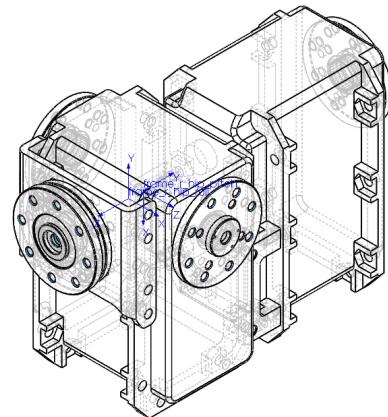
(ก) DH Parameter

Link	l_hip_yaw
Mass (kg)	0.09100000
CoM X (m)	0.00000000
CoM Y (m)	0.02500000
CoM Z (m)	-0.00735017
Inertia Ixx	0.00014158
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00002022
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00014316

(ข) URDF

ตารางที่ ก.3: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Yaw

Right Hip Roll



รูปที่ ก.4: ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Roll

Link	r_hip_roll
Mass (kg)	0.34300000
CoM X (m)	0.01526237
CoM Y (m)	0.02152630
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00026846
Inertia Ixy	0.00000219
Inertia Ixz	-0.00000081
Inertia Iyy	0.00014760
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00032448

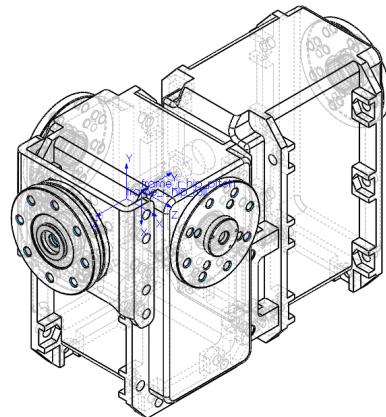
(ก) DH Parameter

Link	r_hip_roll
Mass (kg)	0.34300000
CoM X (m)	0.00000000
CoM Y (m)	-0.01526237
CoM Z (m)	-0.02652630
Inertia Ixx	0.00032448
Inertia Ixy	0.00000081
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00026846
Inertia Iyz	0.00000219
Inertia Izz	0.00014760

(ข) URDF

ตารางที่ ก.4: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Roll

Left Hip Roll



รูปที่ ก.5: ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Roll

Link	l_hip_roll
Mass (kg)	0.34300000
CoM X (m)	0.01526237
CoM Y (m)	0.02152630
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00026846
Inertia Ixy	0.00000219
Inertia Ixz	-0.00000081
Inertia Iyy	0.00014760
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00032448

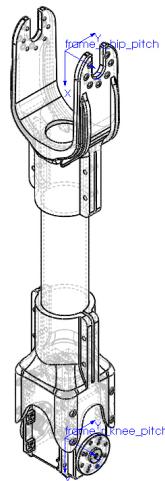
(ก) DH Parameter

Link	l_hip_roll
Mass (kg)	0.34300000
CoM X (m)	0.00000000
CoM Y (m)	-0.01526237
CoM Z (m)	-0.02652630
Inertia Ixx	0.00032448
Inertia Ixy	0.00000081
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00026846
Inertia Iyz	0.00000219
Inertia Izz	0.00014760

(ข) URDF

ตารางที่ ก.5: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Roll

Right Hip Pitch



รูปที่ ก.6: ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Pitch

Link	r_hip_pitch
Mass (kg)	0.31800000
CoM X (m)	-0.07862011
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00011525
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000078
Inertia Iyy	0.00254669
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00250848

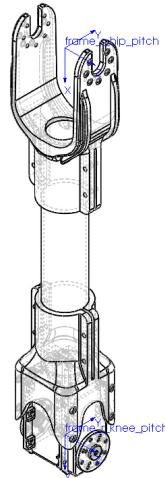
(ก) DH Parameter

Link	r_hip_pitch
Mass (kg)	0.31800000
CoM X (m)	0.22137989
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00011525
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000078
Inertia Iyy	0.00254669
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00250848

(ข) URDF

ตารางที่ ก.6: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Pitch

Left Hip Pitch



รูปที่ ก.7: ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Pitch

Link	l_hip_pitch
Mass (kg)	0.31800000
CoM X (m)	-0.07862011
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00011525
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000078
Inertia Iyy	0.00254669
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00250848

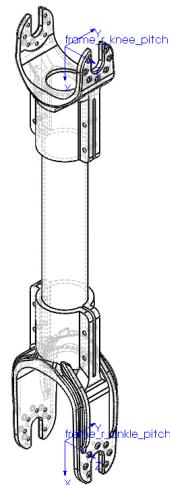
(ก) DH Parameter

Link	l_hip_pitch
Mass (kg)	0.31800000
CoM X (m)	0.22137989
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00011525
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000078
Inertia Iyy	0.00254669
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00250848

(ข) URDF

ตารางที่ ก.7: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Pitch

Right Knee Pitch



รูปที่ ก.8: ภาพแสดงก้านต่อ Right Knee Pitch

Link	r_knee_pitch
Mass (kg)	0.13800000
CoM X (m)	-0.15211782
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00011525
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00127592
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00124960

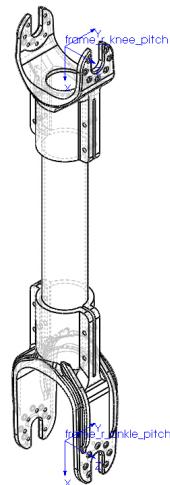
(ก) DH Parameter

Link	r_knee_pitch
Mass (kg)	0.13800000
CoM X (m)	0.16288218
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00005794
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00127592
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00124960

(ข) URDF

ตารางที่ ก.8: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Knee Pitch

Left Knee Pitch



รูปที่ ก.9: ภาพแสดงก้านต่อ Left Knee Pitch

Link	l_knee_pitch
Mass (kg)	0.13800000
CoM X (m)	-0.15211782
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00011525
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00127592
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00124960

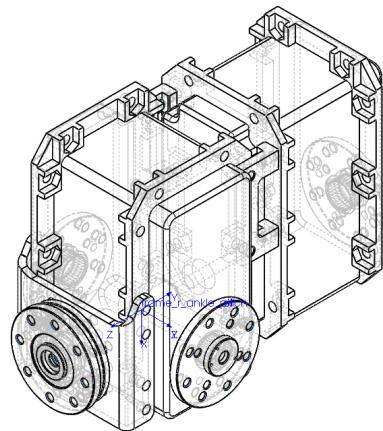
(ก) DH Parameter

Link	l_knee_pitch
Mass (kg)	0.13800000
CoM X (m)	0.16288218
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00005794
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000000
Inertia Iyy	0.00127592
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00124960

(ข) URDF

ตารางที่ ก.9: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Knee Pitch

Right Ankle Pitch



รูปที่ ก.10: ภาพแสดงก้านต่อ Right Ankle Pitch

Link	r_ankle_pitch
Mass (kg)	0.33138738
CoM X (m)	-0.01526237
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	-0.02152630
Inertia Ixx	0.00025937
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000079
Inertia Iyy	0.00031349
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00014261

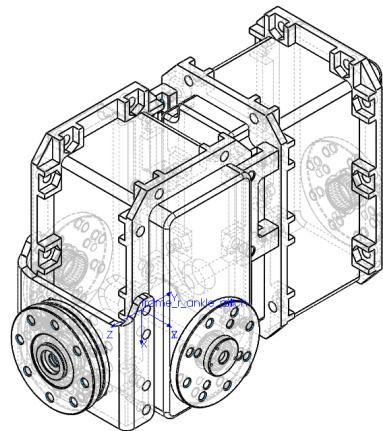
(ก) DH Parameter

Link	r_ankle_pitch
Mass (kg)	0.33138738
CoM X (m)	-0.01526237
CoM Y (m)	0.02152630
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00025937
Inertia Ixy	0-0.00000212
Inertia Ixz	0.00000079
Inertia Iyy	0.00014261
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00031349

(ข) URDF

ตารางที่ ก.10: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Ankle Pitch

Left Ankle Pitch



รูปที่ ก.11: ภาพแสดงก้านต่อ Left Ankle Pitch

Link	l_ankle_pitch
Mass (kg)	0.33138738
CoM X (m)	-0.01526237
CoM Y (m)	0.00000000
CoM Z (m)	-0.02152630
Inertia Ixx	0.00025937
Inertia Ixy	0.00000000
Inertia Ixz	0.00000079
Inertia Iyy	0.00031349
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00014261

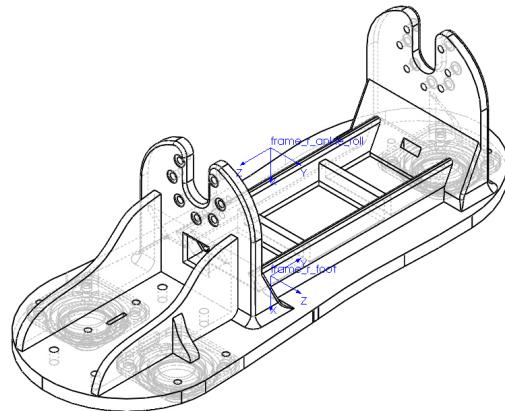
(ก) DH Parameter

Link	l_ankle_pitch
Mass (kg)	0.33138738
CoM X (m)	-0.01526237
CoM Y (m)	0.02152630
CoM Z (m)	0.00000000
Inertia Ixx	0.00025937
Inertia Ixy	0-0.00000212
Inertia Ixz	0.00000079
Inertia Iyy	0.00014261
Inertia Iyz	0.00000000
Inertia Izz	0.00031349

(ข) URDF

ตารางที่ ก.11: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Ankle Pitch

Right Ankle Roll



รูปที่ ก.12: ภาพแสดงก้านต่อ Right Ankle Roll

Link	r_ankle_roll
Mass (kg)	0.10500000
CoM X (m)	-0.01454118
CoM Y (m)	-0.00034576
CoM Z (m)	-0.00019548
Inertia Ixx	0.00034591
Inertia Ixy	-0.00000857
Inertia Ixz	-0.00000013
Inertia Iyy	0.00004813
Inertia Iyz	-0.00000120
Inertia Izz	0.00032705

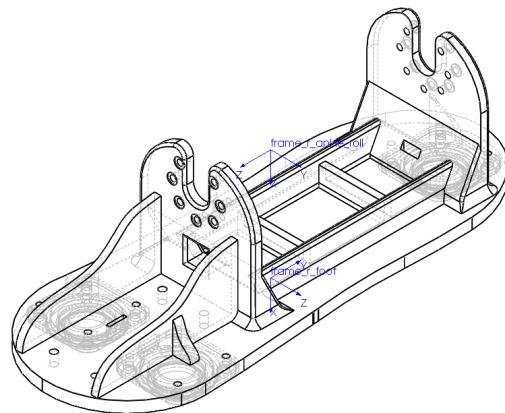
(ก) DH Parameter

Link	r_ankle_roll
Mass (kg)	0.10500000
CoM X (m)	0.03625882
CoM Y (m)	-0.00019548
CoM Z (m)	0.00034576
Inertia Ixx	0.00034591
Inertia Ixy	-0.00000013
Inertia Ixz	0.00000857
Inertia Iyy	0.00032705
Inertia Iyz	0.00000120
Inertia Izz	0.00004813

(ข) URDF

ตารางที่ ก.12: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Ankle Roll

Left Ankle Roll



รูปที่ ก.13: ภาพแสดงก้านต่อ Left Ankle Roll

Link	l_ankle_roll
Mass (kg)	0.10500000
CoM X (m)	-0.01454118
CoM Y (m)	-0.00034576
CoM Z (m)	-0.00019548
Inertia Ixx	0.00034591
Inertia Ixy	-0.00000857
Inertia Ixz	-0.00000013
Inertia Iyy	0.00004813
Inertia Iyz	-0.00000120
Inertia Izz	0.00032705

(ก) DH Parameter

Link	l_ankle_roll
Mass (kg)	0.10500000
CoM X (m)	0.03625882
CoM Y (m)	-0.00019548
CoM Z (m)	0.00034576
Inertia Ixx	0.00034591
Inertia Ixy	-0.00000013
Inertia Ixz	0.00000857
Inertia Iyy	0.00032705
Inertia Iyz	0.00000120
Inertia Izz	0.00004813

(ข) URDF

ตารางที่ ก.13: ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Ankle Roll

ประวัติผู้เขียน

นายจิรภูร์ ศรีรัตนอาภรณ์



ชื่อ สกุล	นายจิรภูร์ ศรีรัตนอาภรณ์
รหัสนักศึกษา	57340500067
บุณฑิกการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
ชื่อสถานบัน	วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ
ปีที่สำเร็จการศึกษา	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี 2560

ประวัติผู้เขียน

นายเจษฎากร ท่าไชยวงศ์



ชื่อ สกุล
รหัสนักศึกษา
บุณิการศึกษา
ชื่อสถานบัน
ปีที่สำเร็จการศึกษา

นายเจษฎากร ท่าไชยวงศ์
57340500067
วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
2560

ประวัติผู้เขียน

นายวุฒิภัทร โชคอนันตทรัพย์



ชื่อ สกุล

รหัสนักศึกษา

วุฒิการศึกษา

ชื่อสถานบัน

ปีที่สำเร็จการศึกษา

นายวุฒิภัทร โชคอนันตทรัพย์

57340500067

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

2560