



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 นายอุกฤษฎ์ เลิศวรรณการ
อาจารย์ที่ปรึกษา	ทีปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ดร.วราสินี ฉายแสงมงคล
หลักสูตร	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ
คณะ	สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม
ปีการศึกษา	2562

บทคัดย่อ

งานวิทยานิพนธ์นี้เป็นงานที่เกี่ยวกับการออกแบบและจัดทำแอพพลิเคชัน labeling tool และระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์ โดยใช้ชื่อว่า Goggle แพลตฟอร์มการเรียนรู้เชิงลึกและระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์ ซึ่งมีจุดประสงค์เพื่อให้ผู้พัฒนาสามารถใช้งาน labeling tool ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับสร้างปัญญาประดิษฐ์ได้ง่ายและสะดวกขึ้น ภาพรวมของวิทยานิพนธ์นี้จะแบ่งออกเป็นทั้งหมดสองส่วน คือ ส่วนแรกเป็นส่วนของการออกแบบและสร้างแอพพลิเคชันที่ใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการ tren โนเมเดลจากวิดีโอ และส่วนที่สอง เป็นส่วนของการออกแบบและสร้างระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์ได้ในขอบเขตที่กำหนดไว้ในบทนำ

คำสำคัญ : ระบบบุคลากรที่การกระทำของมนุษย์ / 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	๑
สารบัญ	๒
รายการรูปภาพ	๗
รายการตาราง	๙
รายการสัญลักษณ์	๑๐
ประมวลศัพท์และตัวย่อ	๑๑
บทที่ ๑ บทนำ	๑
1.1 ที่มาและความสำคัญ	๑
1.2 วัตถุประสงค์	๑
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	๑
1.4 ขอบเขตการดำเนินงาน	๒
1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน	๒
บทที่ ๒ ทฤษฎี/การวิจัยที่เกี่ยวข้อง	๔
2.1 การวิเคราะห์ผลวิดีโอ	๔
2.2 Labeling tools	๑๐
2.3 ชุดข้อมูล	๑๒
2.4 Optical flow	๒๗
2.5 Two-Stream CNN	๒๙
บทที่ ๓ ระเบียบวิธีวิจัย	๓๐
3.1 ความต้องการของระบบ	๓๐
3.1.1 ความต้องการเชิงการใช้งาน (Functional Requirements)	๓๐
3.1.2 ความต้องการเชิงวิศวกรรม (Non-Functional Requirements)	๓๐
3.2 หน้าที่ความรับผิดชอบ	๓๑
3.3 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย	๓๑
3.4 ภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ	๓๒
3.5 Program library ที่ใช้ในการพัฒนาระบบและแอพพลิเคชัน	๓๒

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
3.6 แผนการดำเนินงาน	32
3.7 ภาพรวมระบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์.....	33
3.8 การออกแบบหน้าต่างแอพพลิเคชั่นของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์.....	34
3.8.1 เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์.....	34
3.9 การออกแบบระบบวิเคราะห์การกระทำของมนุษย์.....	44
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน.....	45
4.1 Labeling tool	45
4.1.1 หน้าต่างแสดงผลของแอพพลิเคชั่น	45
4.1.2 ผลลัพธ์การทำงานในแต่ละหน้าต่างของแอพพลิเคชั่น.....	49
เอกสารอ้างอิง.....	52
ภาคผนวก ก ข้อมูลเบื้องต้นของหุ่นยนต์อิมามานอยด์ UTHAI.....	53
ก.1 ค่าคุณสมบัติทางพลศาสตร์.....	53
ประวัติผู้เขียน	66

รายการรูปภาพ

รูป	หน้า
รูปที่ 2.1 Track concept.....	5
รูปที่ 2.2 UI ของโปรแกรม DarkLabel	10
รูปที่ 2.3 UI ของโปรแกรม OpenLabeling	11
รูปที่ 2.4 ตัวอย่าง catagories ต่างๆของ YouTube-8M.....	12
รูปที่ 2.5 ขั้นตอนกระบวนการลดขนาดของชุดข้อมูลให้สามารถใช้งานได้ง่ายยิ่งขึ้น.....	13
รูปที่ 2.6 โครงสร้างของโมเดล DBoF.....	14
รูปที่ 2.7 (ซ้าย) โครงสร้างจาก Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification, (ขวา) ส่วนที่สามารถใช้งานกับ YouTube-8M ได้	15
รูปที่ 2.8 ด้านซ้าย แสดงการสุ่มตัวอย่าง (sampling)วิดีโอ เป็นคีย์เฟรม(keyframes) , ด้านขวา แสดง คีย์เฟรม (keyframes) ที่ถูก labels ซึ่งเป็น Multiple label annotation.....	18
รูปที่ 2.9 แสดงขั้นตอนการทำงานของการเก็บข้อมูลทำชุดข้อมูล.....	18
รูปที่ 2.10 แสดง interface สำหรับสร้าง action label	20
รูปที่ 2.11 แสดง interface สำหรับสร้าง action label	21
รูปที่ 2.12 ตัวอย่างของวิดีโอ class เดียวกันไม่จำเป็นต้องเป็น agents เดียวกัน.....	23
รูปที่ 2.13 User interface ของโปรแกรมทำ label	24
รูปที่ 2.14 สถิติของชุดข้อมูลของ Moments in timel.....	25
รูปที่ 2.15 เปรียบเทียบข้อมูลระหว่างชุดข้อมูล.....	25
รูปที่ 2.16 ภาพที่ได้จากการทำ CAM และผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยโมเดล resnet50-ImageNet ..	27
รูปที่ 2.17 ตัวอย่างการเคลื่อนที่ของลูกบอล	27
รูปที่ 2.18 แสดงโครงสร้างการทำงานของ two stream	29
รูปที่ 3.1 ภาพรวมระบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์	33
รูปที่ 3.2 กระบวนการหลักของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์.....	34
รูปที่ 3.3 หน้าต่าง Select ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์.....	35
รูปที่ 3.4 ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Select	36
รูปที่ 3.5 หน้าต่าง Detect ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์	37
รูปที่ 3.6 ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Detect.....	38
รูปที่ 3.7 หน้าต่าง Track ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์	39

รายการรูปภาพ (ต่อ)

รูป	หน้า
รูปที่ 3.8 ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Track.....	40
รูปที่ 3.9 หน้าต่าง Action label ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์	41
รูปที่ 3.10 ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Action label	42
รูปที่ 3.11 ตัวอย่างข้อมูลภายในไฟล์ XML	43
รูปที่ 4.1 รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Select	45
รูปที่ 4.2 รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Detect	46
รูปที่ 4.3 รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Track.....	47
รูปที่ 4.4 รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Label	48
รูปที่ 4.5 รูปผลลัพธ์การแยกเฟรมที่มีมนุษย์อยู่และไม่มีมนุษย์อยู่ภายในเฟรม.....	49
รูปที่ 4.6 รูปคิริ์เฟรมที่ถูกตัดรอบสี่เหลี่ยมในส่วนที่มีมนุษย์อยู่	49
รูปที่ 4.7 รูปผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Track	50
รูปที่ 4.8 รูปผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Label	51
รูปที่ ก.1 ภาพแสดงช่วงล่างทั้งตัว	53
รูปที่ ก.2 ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Yaw.....	54
รูปที่ ก.3 ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Yaw	55
รูปที่ ก.4 ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Roll.....	56
รูปที่ ก.5 ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Roll	57
รูปที่ ก.6 ภาพแสดงก้านต่อ Right Hip Pitch	58
รูปที่ ก.7 ภาพแสดงก้านต่อ Left Hip Pitch.....	59
รูปที่ ก.8 ภาพแสดงก้านต่อ Right Knee Pitch.....	60
รูปที่ ก.9 ภาพแสดงก้านต่อ Left Knee Pitch	61
รูปที่ ก.10 ภาพแสดงก้านต่อ Right Ankle Pitch	62
รูปที่ ก.11 ภาพแสดงก้านต่อ Left Ankle Pitch.....	63
รูปที่ ก.12 ภาพแสดงก้านต่อ Right Ankle Roll.....	64
รูปที่ ก.13 ภาพแสดงก้านต่อ Left Ankle Roll	65

รายการตาราง

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินงาน	3
ตารางที่ 2.1 ข้อมูลเชิงสถิติของ YouTube-8M.....	12
ตารางที่ 2.2 ประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างจาก YouTube-8M ด้วยวิธีต่างๆตามหัวข้อที่ 1 และ 2 โดย แก้วที่ 1 คือ frame-level โมเดลและแก้วที่ 2 คือ video-level โมเดล	16
ตารางที่ 2.3 ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล Sports-1M โดยใช้ video-level presentation	17
ตารางที่ 2.4 ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation	17
ตารางที่ 2.5 ผลการทดลองของวิธีต่างๆบน Frame Level	21
ตารางที่ 2.6 ผลการทดลองของวิธีต่างๆบน Video Level	22
ตารางที่ 2.7 ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation	22
ตารางที่ 2.8 Classification accuracy ของ TOP-1 และ TOP-5	26
ตารางที่ 2.9 Data transfer performance ของโมเดล Resnet50 I3D	26
ตารางที่ ก.1 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ทั้งตัว	53
ตารางที่ ก.2 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Yaw	54
ตารางที่ ก.3 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Yaw	55
ตารางที่ ก.4 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Roll	56
ตารางที่ ก.5 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Roll	57
ตารางที่ ก.6 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Hip Pitch	58
ตารางที่ ก.7 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Hip Pitch	59
ตารางที่ ก.8 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Knee Pitch	60
ตารางที่ ก.9 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Knee Pitch	61
ตารางที่ ก.10 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Ankle Pitch	62
ตารางที่ ก.11 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Ankle Pitch	63
ตารางที่ ก.12 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Right Ankle Roll	64
ตารางที่ ก.13 ตารางแสดงค่าพารามิเตอร์ Left Ankle Roll	65

รายการสัญลักษณ์

θ	เซ็ต้า
d	distance
kg	Kilogram
m^2	Square Metre

ประมวลศัพท์และตัวย่อ

AVA	Atomic Visual Actions
Machine learning	การเรียนรู้ของเครื่อง
Artificial intelligence	ปัญญาประดิษฐ์
Label	คำอธิบายที่บ่งบอกถึงคุณลักษณะของสิ่งที่เราสนใจ
Labeling	การสร้างคำอธิบายคุณลักษณะ
Action recognition	การจดจำการกระทำ
Video labeling	การสร้างคำอธิบายคุณลักษณะภายในวิดีโอ
Video analytics	การวิเคราะห์ผลวิดีโอ
Video analytics platform	ระบบปฏิบัติการสำหรับช่วยวิเคราะห์ผลวิดีโอ
Goggle labeling tool	เครื่องมือของโครงการ Goggle สำหรับช่วยสร้างคำอธิบายที่บ่งบอกถึงคุณลักษณะของสิ่งที่เราสนใจ
Uniform label distribution	การที่มีจำนวนตัวอย่างภายในคลาสเท่ากันทุกคลาส
KMUTT	King Mongkut's University of Technology Thonburi

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

บริษัท เพอเซปท์ ได้เน้นธุรกิจเกี่ยวกับการให้บริการและคำปรึกษาเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) เนื่องจากปัจจุบันนั้นความสามารถและประสิทธิภาพของปัญญาประดิษฐ์มีความก้าวหน้าขึ้นอย่างมากจนสามารถก้าวข้ามความสามารถของมนุษย์ในบางงาน ทำให้ลูกค้าต้องมีความต้องการที่จะให้ทางบริษัทสร้างปัญญาประดิษฐ์เพื่อนำไปใช้งานหรือแก้ปัญหาที่ต่างกันออกไป เช่น ด้านความปลอดภัย โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์มาช่วยประมวลผลภาพจากกล้องวงจรปิด เพื่อหาบุคคลที่มีท่าทางน่าสงสัย เป็นต้น ซึ่งการจะสร้างปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะสมกับการแก้ปัญหาเหล่านั้น จะเป็นต้องมีชุดข้อมูล (dataset) ที่เหมาะสม บางครั้งอาจต้องใช้มนุษย์ในการสร้างขึ้นมาโดยการเก็บข้อมูลวิดีโอ และลงมือสร้างชุดข้อมูลจากวิดีโอที่ได้ด้วยตัวเอง ซึ่งหนึ่งในปัจจัยสำคัญในการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ให้มีประสิทธิภาพสูงคือจำนวนข้อมูล ซึ่งหากมีจำนวนวิดีโอดีกว่ามาก การใช้มนุษย์ในการสร้างชุดข้อมูลนั้นอาจจะต้องใช้มนุษย์เป็นจำนวนมาก และใช้เวลานาน

ทางคณะผู้วิจัยจึงมีความต้องการที่จะออกแบบและพัฒนาระบบทันแบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูล ด้วยปัญญาประดิษฐ์ (A.I.-assisted video labeling tool) สำหรับสร้างชุดข้อมูลจากวิดีโอ เพื่อช่วยแบ่งเบาภาระของผู้พัฒนาในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ในการใช้แก้ปัญหาที่ลูกค้าต้องการ โดยโครงการสหกิจนี้เน้นศึกษาเกี่ยวกับการวิเคราะห์และจัดการกระทำของมนุษย์ภายในสำนักงานจากภาพเคลื่อนไหวเป็นหลัก

1.2 วัตถุประสงค์

- เพื่อพัฒนาระบบทันแบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ ที่ทำให้มนุษย์กับปัญญาประดิษฐ์ทำงานร่วมกันเพื่อสร้างชุดข้อมูลในการนำมาพัฒนาปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ ที่เหมาะสมกับปัญหาที่ต้องการ
- เพื่อออกแบบและสร้างระบบตันแบบวิเคราะห์วิดีโอที่สามารถตรวจสอบจับมนุษย์และจำแนกการกระทำพื้นฐานของมนุษย์ภายในสำนักงาน ประกอบด้วย ยืน นั่ง เดิน เล่นโทรศัพท์ กินข้าว พูดคุย นอน โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์
- เพื่อพัฒนาเครื่องมือที่สามารถสร้างชุดข้อมูลสำหรับการจัดการกระทำของมนุษย์ให้สามารถใช้งานได้ง่าย สะดวกสบายมากขึ้น และมีประสิทธิภาพที่สูงกว่าเครื่องมือตัวอื่นในปัจจุบัน

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- เพิ่มความสะดวกในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์จากวิดีโอ
- ตันแบบระบบวิเคราะห์วิดีโอที่สามารถจำแนกการกระทำของมนุษย์

1.4 ขอบเขตการดำเนินงาน

1. สร้างระบบต้นแบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ โดยระบบจะประกอบไปด้วยสีส่วนต่างนี้
 - (a) หน้าต่างของแอพพลิเคชัน (user interface)
 - (b) ระบบตรวจจับมนุษย์ในภาพ
 - (c) ระบบท่านายตำแหน่งต่อไปของมนุษย์ในภาพเคลื่อนไหว
 - (d) ระบบจำแนกการกระทำการของมนุษย์ซึ่งประกอบไปด้วย ยืน นั่ง นอน เล่นโทรศัพท์ เต้น กินข้าว พูด คุย
2. ทดสอบโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับจำแนกการกระทำการของมนุษย์กับชุดข้อมูลที่ได้จากเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ เพื่อที่จะทดสอบว่าสามารถใช้งานจริงได้หรือไม่
3. ปรับปรุงโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับจำแนกการกระทำการของมนุษย์ภายในสำนักงานอย่างน้อย 2 โมเดล

1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน

งานวิจัยนี้การดำเนินงานวิจัยถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน โดยส่วนแรกคือการศึกษาเทคโนโลยีในปัจจุบันเพื่อหาความเป็นไปได้และกำหนดขอบเขตของงาน ส่วนที่สองคือเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ เป็นส่วนที่ออกแบบและพัฒนาเครื่องมือสำหรับช่วยผู้พัฒนาในการสร้างชุดข้อมูล และส่วนที่สุดท้ายคือการนำชุดข้อมูลที่ได้จากการใช้เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ไปพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกการกระทำการของมนุษย์ภายในสำนักงาน

ศึกษาค้นคว้าเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

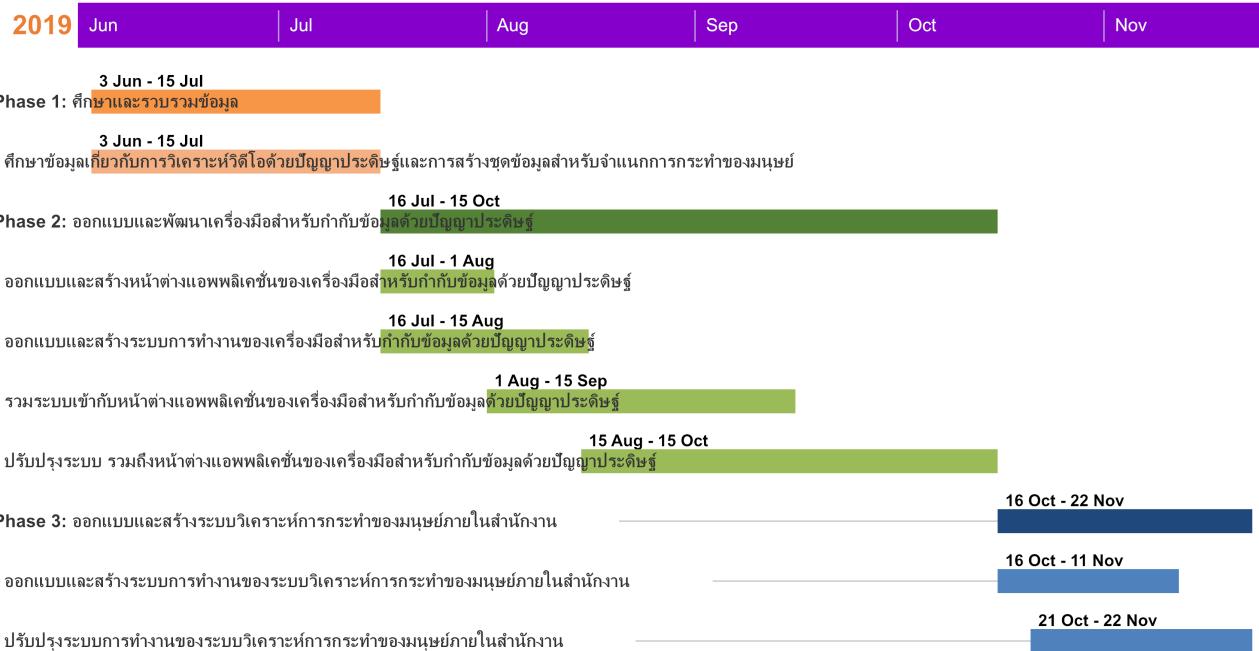
1. ศึกษาเกี่ยวกับการวิเคราะห์วิดีโอ (video analytics)
2. ศึกษาเกี่ยวกับชุดข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ผลวิดีโอ
3. ศึกษาเกี่ยวกับโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้ในการวิเคราะห์วิดีโอ
4. ศึกษาเครื่องมือที่ใช้ในการช่วยสร้างชุดข้อมูลจากวิดีโอ

เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์

1. ออกแบบและสร้างหน้าต่างของแอพพลิเคชัน เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์
2. ออกแบบและสร้างระบบของแอพพลิเคชัน เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์
3. ทดสอบและปรับปรุงการทำงานของแอพพลิเคชัน เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์

โมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกการกระทำการของมนุษย์ภายในสำนักงาน

1. สร้างชุดข้อมูลสำหรับสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์จากเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์
2. สร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกการกระทำการของมนุษย์ภายในสำนักงาน
3. ทดสอบโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกการกระทำการของมนุษย์ภายในสำนักงาน



ตารางที่ 1.1: แผนการดำเนินงาน

บทที่ 2

ทฤษฎี/การวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนของงานที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์วิดีโອในปัจจุบันนี้มีความหลากหลายของวิธีในการทำ ผู้วิจัย จึงจำเป็นต้องศึกษาองค์ความรู้และงานวิจัยที่ตรงกับวัตถุประสงค์ของงาน เพื่อศึกษาและเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้สร้าง Video analytics platform ซึ่งหัวข้อที่ผู้วิจัยได้ไปศึกษามา มีดังต่อไปนี้

1. การวิเคราะห์ผลวิดีโอ

- (a) การตรวจจับวัตถุ
- (b) การนำযำตำแหน่งถัดไปของวัตถุ
- (c) การระบุตัวตนของบุคคล
- (d) การจดจำการกระทำ

2. เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์ผลวิดีโอ

- (a) Machine learning model
- (b) เครื่องมือสำหรับสร้างชุดข้อมูล

2.1 การวิเคราะห์ผลวิดีโอ

ในส่วนของงานวิจัยสิ่งที่เราให้ความสนใจ คือ ข้อมูลการกระทำของมนุษย์แต่ละคนภายในวิดีโอด้วยที่เราจะได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพอกรากมาเป็นข้อมูลของสิ่งที่เราสนใจและสามารถนำไปใช้ต่อได้ เราจึงจำเป็นจะต้องใช้การวิเคราะห์ผลวิดีโอด้วยที่จะสกัดสิ่งที่เราสนใจอกรากจากวิดีโอด้วย การวิเคราะห์ผลวิดีโอมีหลากหลายกระบวนการในการทำ จะทำทีละขั้นตอน โดยในแต่ละกระบวนการจะมีจุดประสงค์ของการทำและผลลัพธ์หลังการทำทีแต่ก็ต่างกัน ในหัวข้อนี้จะมาอธิบายถึงกระบวนการในการวิเคราะห์ผลของวิดีโอด้วยผลลัพธ์ของการทำกระบวนการนั้น

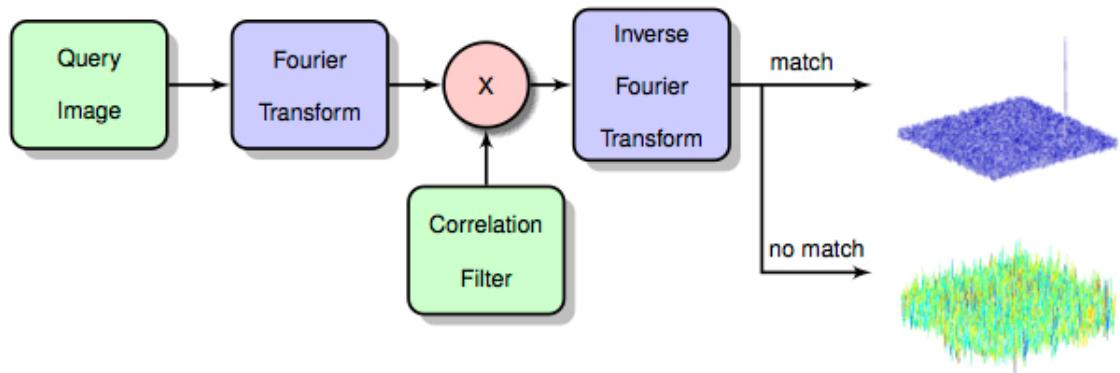
2.1.1 การตรวจจับวัตถุ

การตรวจจับวัตถุเป็นสิ่งที่สำคัญเป็นอันดับต้นๆของการวิเคราะห์ผลของวิดีโอด้วย คือ การตรวจจับวัตถุ กล่าวคือกระบวนการที่ผู้วิจัยจะต้องทำการคำนวณว่าตัววัตถุที่สนใจอยู่คืออะไร อยู่ตำแหน่งใด ซึ่งในปัจจุบันการทำการตรวจจับวัตถุมักนำ Machine learning model มาใช้เพื่อช่วยตรวจจับวัตถุที่เราสนใจ ซึ่ง Machine learning model ที่เราเลือกใช้คือ YOLO v3 โดยเหตุผลที่เราเลือกใช้ Machine learning model YOLO v3 จะถูกกล่าวไว้อยู่ในหัวข้อ Machine learning model ในหัวข้อถัดไป

YOLO v3 เป็น Machine learning model ที่ในปัจจุบันนิยมนำมาใช้ตรวจจับวัตถุในงานวิเคราะห์ผลของวิดีโอด้วยความสามารถตรวจจับวัตถุได้แบบเรียลไทม์ และมีความแม่นยำ โดยหลักการของ YOLO v3 คือ นำรูปภาพที่ต้องการตรวจจับตำแหน่งของวัตถุผ่าน neural network โดยโครงข่ายจะแบ่งรูปภาพเป็นพื้นที่ และจะทำนายกรอบสี่เหลี่ยมพร้อมกับทำนายความน่าจะเป็นของแต่ละหมวดหมู่ในแต่ละพื้นที่ สุดท้ายจะเลือกรอบสี่เหลี่ยมและหมวดหมู่ที่มีค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด

2.1.2 การทำนายตำแหน่งตัวต่อไปของวัตถุ (Tracking)

Tracking¹ คือระบบที่ใช้สำหรับการติดตามการเคลื่อนไหวของวัตถุที่สนใจที่อยู่ในรูปภาพ นำมาใช้ในการแก้ปัญหาด้านการคำนวณของคอมพิวเตอร์ ทำให้โปรแกรมสามารถงานได้เร็วมากขึ้น



รูปที่ 2.1: Track concept

จากภาพ 2.1 จะเป็นหลักการในการทำนายตำแหน่งต่อไป เริ่มจากการนำภาพมาแปลงให้อยู่ในรูปของฟูรีเย (fourier transform) และนำมาร่วมกับ correlation filter ซึ่งเป็นฟิลเตอร์ที่ใช้สำหรับการหาความสัมพันธ์กับวัตถุในภาพ ต่อมาทำการอินเวอร์สฟูรีเย (inverse fourier transform) เพื่อตรวจสอบว่าวัตถุในภาพนั้นอยู่ที่ตำแหน่งใด โดยมีการคำนวณเริ่มจากหา correlation filter ที่ดีที่สุดโดยใช้วิธี minimizing the sum of square errors ดังนี้

$$\epsilon = \left\| \sum_{l=1}^d h^l \star f^l - g \right\| + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2 \quad (2.1)$$

โดยที่

ϵ = ค่าความคลาดเคลื่อน

d = จำนวนมิติของผังคุณลักษณะ (feature map) ของภาพ

h = correlation filter

\star = circular correlation

f = พื้นที่สีเหลี่ยมของวัตถุที่สนใจที่ได้จากการทำผังคุณลักษณะ

g = ผลลัพธ์ correlation ที่ต้องการของ f

λ = regularization term

เมื่อพิจารณาจากรูปภาพเดียวกันในกรณีเวลา(t) เท่ากับ 1 จะสามารถจัดรูปสมการด้านบนได้ดังนี้

$$H^l = \frac{\bar{G}F^l}{\sum_{k=1}^d \bar{F}^k F^k + \lambda} \quad (2.2)$$

$$H_t^l = \frac{A_t^l}{B_t} \quad (2.3)$$

¹Tracking, <http://www.bmva.org/bmvc/2014/files/paper038.pdf>

$$A_t^l = (1 - \eta) A_{t-1}^l + \eta \bar{G}_t F_t^l \quad (2.4)$$

$$B_t = (1 - \eta) B_{t-1} + \eta \sum_{k=1}^d \bar{F}_t^k F_t^k \quad (2.5)$$

โดยที่

H = correlation filter

η = อัตราการเรียนรู้

\bar{G} = คือ g ที่ทำการทำ complex conjugation

F = พื้นที่สี่เหลี่ยมของวัตถุที่สนใจที่ได้จากการทำผังคุณลักษณะ

\bar{F} = f ที่ทำการทำ complex conjugation

t = เวลา

จากสมการที่ได้มาจะสามารถทำให้หาตำแหน่งต่อไปของวัตถุที่สนใจจากสมการต่อไปนี้

$$y = F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{l=1}^d \bar{A}^l Z^l}{B + \lambda} \right\} \quad (2.6)$$

โดยที่

y = correlation score

F^{-1} = การทำ inverse discrete fourier transform

Z = พื้นที่สี่เหลี่ยมของวัตถุที่สนใจที่ได้จากการหาผังคุณลักษณะของภาพใหม่

โดยค่าของ y ที่ได้ออกมาจะทำให้รู้ถึงตำแหน่งของวัตถุที่สนใจได้ ณ ตำแหน่งที่ y มีค่าสูงสุด

2.1.3 การระบุตัวตนของบุคคล (ReID)

การระบุตัวตนของบุคคล คือการระบุตัวตนของบุคคลภายในวิดีโอหรือระหว่างรูปภาพ สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในด้านของการรักษาความปลอดภัย การตามหาบุคคล หรือการตรวจสอบการกระทำการของบุคคลนั้นในวิดีโอด้วย

การทำ การระบุตัวตนของบุคคล นั้นเป็นปัญหาที่ท้าทาย เนื่องจากคุณลักษณะทั่วไปของบุคคลในรูปภาพไม่เพียงพอต่อการระบุบุคคลภายในภาพว่าเป็นบุคคลคนเดียวกันได้ ซึ่งวิธีการที่ใช้สำหรับในการทำ การระบุตัวตนของบุคคล คือวิธีการที่เรียกว่า Dynamically Matching Local Information (DMLI) ที่สามารถจัดลายละเอียดข้อมูลของภาพที่เหมือนกันได้ และได้ประสิทธิภาพที่สูงอกรถ

โดยเริ่มต้นของการทำ การระบุตัวตนของบุคคล จะแบ่งภาพออกเป็นพังหมุด 8 ส่วนและใช้คุณลักษณะของภาพมาทำ normalize ซึ่งจะช่วยในการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล ต่อมาข้อมูลที่ทำการ normalize มาใช้เปรียบเทียบความแตกต่างของคุณลักษณะของรูป หลังจากนั้นหากค่าเฉลี่ยของความแตกต่างของมาถูกค่าที่ออกมากำลังต้องเป็น 0 จะพูดได้ว่าบุคคลในรูปนั้นเป็นบุคคลเดียวกัน

2.1.4 การจัดลำการกระทำ

การจัดลำการกระทำ เป็นกระบวนการในการทำนายการกระทำการของมนุษย์หรือสิ่งที่สนใจอื่นๆ ที่เกิดการกระทำขึ้นภายในวิดีโอ โดยในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงตั้งแต่ขั้นตอนแรกของการทำการจัดลำการกระทำซึ่งก็คือ การ

ได้มาซึ่งชุดข้อมูลมีกระบวนการอย่างไร นอกจากนั้นจะกล่าวถึงการนำ Machine learning model มาใช้ในการจัดการกระทำ และ การวัดผลของ Machine learning model โดยชุดข้อมูลที่ผู้วิจัยได้เลือกนำมาศึกษาจากชุดข้อมูลที่ถูกเป็นที่กล่าวถึงในปัจจุบัน และ มีขนาดของชุดข้อมูลที่ใหญ่

จากบทความข้างต้นชุดข้อมูลที่เราได้เลือกนำมาใช้ได้แก่ ชุดข้อมูล Youtube-8M , AVA , Moment in Time โดยแต่ละชุดข้อมูลจะมีความแตกต่างกันในหลายๆด้าน แต่จะมีสิ่งที่แต่ละชุดข้อมูลมีเหมือนกัน คือ เป็นชุดข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ผลวิดีโอที่มีการสนับสนุนจากการกระทำการของมนุษย์ โดยในบทความนี้จะกล่าวถึงความแตกต่างในด้านต่างๆ เช่น เป้าหมายของแต่ละชุดข้อมูล , วิธีการเก็บข้อมูลสำหรับชุดข้อมูล , วิธีการสร้างคำอธิบาย และรายละเอียดของชุดข้อมูล โดยจะสรุปข้อมูลของแต่ละชุดข้อมูลด้านล่าง

1. Youtube-8M

- (a) เป้าหมายของชุดข้อมูล :ใช้ทำนายรีมของวิดีโอด้วย
- (b) กฎในการรวบรวมข้อมูลดังนี้

- i. ทุกๆ หัวข้อต้องเป็นรูปธรรม
- ii. ในแต่ละหัวข้อต้องมีจำนวนวิดีโอมีน้อยกว่า 200 วิดีโอด้วย
- iii. ความยาวของวิดีโอด้วยอยู่ระหว่าง 120 - 500 วินาที

หลังจากได้กฎในการรวบรวมข้อมูลแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการสร้างคำศัพท์ที่ใช้ในการค้นหาข้อมูลวิดีโอด้วยใน YouTube

- (c) ขั้นตอนในการสร้างคำศัพท์มีดังนี้

- i. กำหนด whitelist หัวข้อที่เป็นรูปธรรมมา 25 ชนิด เช่น เกมส์ เป็นต้น
- ii. กำหนด blacklist หัวข้อที่คิดว่าไม่เป็นรูปธรรมไว้ เช่น software เป็นต้น
- iii. รวบรวมหัวข้อที่มีอยู่ใน whitelist อย่างน้อย 1 หัวข้อ และต้องไม่มีอยู่ใน blacklist ซึ่งจะ

ทำให้ได้หัวข้อที่ต้องการมาประมาณ 50,000 หัวข้อ

- iv. จากนั้นใช้ผู้ประเมินจำนวน 3 คน ในการตัดหัวข้อที่คิดว่าเป็นรูปธรรม และสามารถจดจำหรือเข้าใจได้ง่ายโดยไม่ต้องเชี่ยวชาญในด้านนั้นๆ ซึ่งผู้ประเมิน ก็จะมีคำถามว่า “ มันยกขนาดไหนถึงจะระบุได้ว่ามีหัวข้อดังกล่าวอยู่ในรูปหรือวิดีโอด้วยใช้เพียงแค่การมองรูปภาพเท่านั้น? ” โดยแบ่งเป็นระดับดังนี้

- A. บุคคลทั่วไปสามารถเข้าใจได้
- B. บุคคลทั่วไปที่ผ่านการอบรมที่เกี่ยวข้องมากแล้วสามารถเข้าใจได้
- C. ต้องเชี่ยวชาญในด้านใดซักด้านจึงจะเข้าใจได้
- D. เป็นไปไม่ได้ ถ้าไม่มีความรู้ที่ไม่ได้เป็นรูปธรรม
- E. ไม่เป็นรูปธรรม

- v. หลังจากคำนึงข้างบนและการให้คะแนน จะทำการเก็บไว้เฉพาะหัวข้อที่มีคะแนนเฉลี่ยมากที่สุดอยู่ที่ประมาณ 2.5 คะแนนเท่านั้น

- vi. ทำให้สุดท้ายเหลือเพียงประมาณ 10,000 หัวข้อที่สามารถใช้ได้

- vii. หลังจากได้หัวข้อที่คิดว่าเป็นรูปธรรมแล้วก็นำไปค้นหาและรวบรวมด้วย YouTube annotation system โดยมีขั้นตอนดังนี้

- A. สุ่มเลือกวิดีโอมาก 10 ล้านวิดีโอด้วย พร้อมกับหัวข้อของวิดีโอด้วยใช้กฎที่กำหนดไว้ เอาหัวข้อที่มีจำนวนวิดีโอน้อยกว่า 200 วิดีโอด้วย
- B. ทำให้เหลือจำนวนวิดีโอด้วย 8,264,650 วิดีโอด้วย
- C. แยกออกเป็น 3 ส่วน Train set, Validate set และ Test set ในอัตราส่วน 70:20:10 ตามลำดับ

2. AVA

- (a) เป้าหมายของชุดข้อมูล : สนับสนุนการกระทำของมนุษย์เป็นศูนย์กลาง
- (b) ขั้นตอนการเก็บข้อมูลสำหรับการทำชุดข้อมูลมีขั้นตอนการทำ 5 ขั้น คือ
- การสร้างคำศัพท์การกระทำ จะมีหลัก 3 ข้อในการรวมคำศัพท์ คือ
 - เก็บรวมคำศัพท์ที่นำไปที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวัน
 - จะต้องมีเอกสารแน่น สามารถเห็นได้ชัดเจน เช่น การถือของ
 - กำหนดรูปแบบของคำศัพท์ขึ้นมาและใช้ความรู้จากชุดข้อมูลอื่น ในการทำให้ได้หมวดหมู่ของการกระทำของมนุษย์ที่ครอบคลุมของชุดข้อมูล AVA
 - หนังและส่วนที่เลือกมาใช้วิดีโอด้วยชุดข้อมูล AVA ทั้งหมดจะถูกนำมาจาก youtube โดยเริ่มจากการรวมเอารายชื่อของนักแสดงที่มีเชือเสียง ซึ่งจะมีความหลากหลายของเชื้อชาติ รวมกันอยู่ ซึ่งวิดีโอด้วยคัดเลือกจะมีเกณฑ์ดังนี้ คือ
 - วิดีโอด้วยในหมวด หนัง และ ละครโทรทัศน์
 - จะต้องมีความยาวมากกว่า 30 นาที
 - อัพโหลดเป็นเวลาอย่างน้อย 1 ปี
 - มียอดวิวค่อนข้างมากกว่า 1000 วิว
 - ผลงานวิดีโอของประเภท เช่น ขาว-ดำ , ความละเอียดต่ำ , การ์ตูน , วิดีโогame
 - การตีกรอบบุคคลที่อยู่ภายในภาพ ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน
 - สร้างกรอบสี่เหลี่ยม โดยใช้โมเดล Faster R-CNN สำหรับการตรวจจับมนุษย์
 - นำมนุษย์มาใช้ในการตรวจสอบและแก้ไขกรอบสี่เหลี่ยมที่พลาดไป หรือ ตรวจจับผิด
 - การใช้มาร์คบุคคลในช่วงระยะเวลาสั้นๆของเฟรม ทำการเชื่อมกรอบสี่เหลี่ยมที่อยู่ในช่วงเวลาเดียวกัน ซึ่งใช้วิธีการ track โดยยึดมนุษย์เป็นศูนย์กลาง ซึ่งจะนำมาคำนวณความใกล้เคียงกันโดยการจับคู่กรอบสี่เหลี่ยม และใช้ person embedding จากนั้นจะใช้ Hungarian algorithm ในการหาตัวเลือกที่ดีที่สุด
 - การสร้างคำอธิบาย

การสร้างคำอธิบายของการกระทำจะถูกสร้างจากเหล่าคนที่เป็นผู้สร้างคำอธิบาย ซึ่งจะใช้หน้าต่างโปรแกรมสำหรับช่วยเหลือในการสร้างซึ่งใน 1 กรอบสี่เหลี่ยม สามารถมีคำอธิบายของการกระทำได้สูงสุดถึง 7 labels นอกจากนั้นสามารถตั้งสถานะบล็อกเนื้อหาที่ไม่เหมาะสม หรือ กรอบสี่เหลี่ยมที่ผิดพลาดได้อีกด้วย ในทางปฏิบัติจะสังเกตได้ว่ามันมีโอกาสผิดอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ เมื่อต้องได้รับคำสั่งให้หาคำอธิบายของการกระทำที่ถูกต้องจาก 80 หมวดหมู่ จึงแบ่งขั้นตอนออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

 - ข้อเสนอของการกระทำสอบถามเหล่าผู้สร้างคำอธิบาย เพื่อสร้างข้อเสนอสำหรับคำอธิบายของการกระทำจากนั้นจับกลุ่มเข้าด้วยกัน ซึ่งจะทำให้มีโอกาสสูงต้องมากกว่าเป็นข้อเสนอแยกเดียว
 - ผู้ตรวจสอบข้อเสนอจะตรวจสอบข้อเสนอที่ได้จากขั้นตอนแรก ซึ่งในแต่ละวิดีโอลิปจะใช้มนุษย์ในการตรวจสอบ 3 คน เมื่อคำอธิบายของการกระทำ ถูกตรวจสอบด้วยผู้ตรวจสอบข้อเสนออย่างน้อย 2 คน คำอธิบายของการกระทำนั้นจะถูกยึดเป็นคำอธิบายหลัก

3. Moment in Time

- (a) เป้าหมายของชุดข้อมูล : สนับสนุนการกระทำทุกการกระทำในวิดีโอ เช่น การกระทำของ คน สัตว์ สิ่งของ และ ปรากฏการณ์ธรรมชาติ
- (b) วิธีการเก็บรวมข้อมูล :

- i. เริ่มจากการรวมคำ (verb) ที่มีการใช้อยู่ทั่วไปในชีวิตประจำวันมา 4,500 คำจาก VerbNet จากนั้นนำมาแบ่งกลุ่มคำ(verb) ที่มีความหมายใกล้เคียงกันโดยใช้ features จาก Propbank และ FrameNet โดยเก็บข้อมูลเป็นแบบ binary feature vector ซึ่งถ้าคำ (verb) ในมีความเกี่ยวข้องกับ feature ก็จะให้ค่าเป็น 1 ถ้าไม่เกี่ยวข้องกันจะให้ค่าเป็น 0 จากนั้นจึงใช้ วิธี k-means clustering ในการแบ่งกลุ่ม เมื่อแบ่งกลุ่มแล้วจากนั้นจะเลือกคำ (verb) จากในแต่ละกลุ่มนั้น โดยคำ (verb) ที่เลือกนั้นจะเป็นที่ใช้บ่อยที่สุดในกลุ่มนั้น และลบคำ (verb) นั้นออกจากกลุ่มทั้งหมด (คำ ๆ หนึ่งสามารถอยู่ได้หลายกลุ่ม) จากนั้นจะทำกระบวนการนี้ไปเรื่อย ๆ แต่คำ (verb) ที่เลือกมาจะต้องไม่มีความหมายคลุมเครือ ไม่สามารถมองเห็นหรือได้ยินได้ และต้องไม่มีความหมายเหมือนกับคำ (verb) ที่เคยเลือกมาก่อน จนสุดท้ายแล้วได้ออกมาที่ 339 class
- ii. 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 เมื่อถูกต้อง 75% ขึ้นไปถึงจะถือว่าเป็น label ที่ถูกต้อง ถ้าเป็นของ validation และ test set จะต้องผ่านพนักงานของ AMT อย่างน้อย 4 ครั้ง และต้อง label เมื่อถูกต้อง 85% ขึ้นไป ที่ไม่ตั้งเกณฑ์ไว้ที่ 100% เพราะจะทำให้วิดีโอนั้นยากเกินไปที่จะทำให้สามารถจำการกระทำได้

2.2 Labeling tools

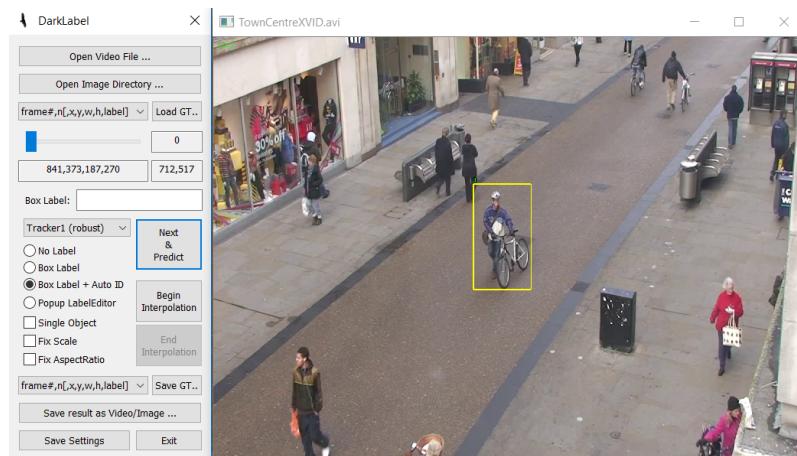
จากการค้นคว้าหาเครื่องมือในการ labeling เพื่อใช้เป็นแนวทางในการทำ Goggle labeling tool พบเครื่องมือที่เป็น open source เปิดให้ทดลองใช้อยู่ 2 เครื่องมือ คือ DarkLabel และ OpenLabeling โดยสรุปข้อสำคัญได้ดังนี้

2.1.1 โปรแกรม DarkLabel

เป็นโปรแกรมที่ช่วยในการทำนายคำอธิบายและบันทึกในรูปแบบต่างๆ รองรับข้อมูลอินพุทในรูปแบบไฟล์วิดีโอ avi , mpq หรือ กลุ่มรูปภาพ มีขั้นตอนการ labeling ดังนี้

1. สร้างกรอบสี่เหลี่ยม(boundary box)ครอบบริเวณวัตถุที่สนใจ โดยใช้มนุษย์เป็นคนสร้าง
2. กดปุ่ม Next และ Predict อย่างต่อเนื่อง เพื่อ track กรอบสี่เหลี่ยม ในเฟรมถัดๆไป จนกระทั่งการ track เกิดพลาดไป
3. ลบกรอบสี่เหลี่ยมที่พลาด และเริ่มทำขั้นตอนที่ 1 ใหม่ อีกครั้งจนครบทุกเฟรมในวิดีโอ

หลังจากที่ผู้วิจัยได้ทดลองใช้โปรแกรม DarkLabel พบร่วมกับเป็นโปรแกรมที่ค่อนข้างมีการทำงานส่วนใหญ่ที่เป็นการสร้างคำอธิบายแบบใช้มนุษย์เป็นคนกำหนดเองเป็นส่วนใหญ่ ซึ่งทำให้ใช้เวลาในการทำงาน และเสียพลังงานในการทำเป็นอย่างมาก



รูปที่ 2.2: UI ของโปรแกรม DarkLabel

2.1.2 โปรแกรม OpenLabeling

ที่ช่วยในการทำนายคำอธิบาย โดยโปรแกรมจะมีการทำงานอยู่ 2 โหมดการทำงาน คือ แบบทำด้วยมือ และ แบบอัตโนมัติ ซึ่งมีการทำงานแยกกันอย่างชัดเจน

1. Mode Auto

หลังจากอินพุตวิดีโอเข้าไปในโปรแกรมแล้วมีขั้นตอนการ labeling ดังนี้

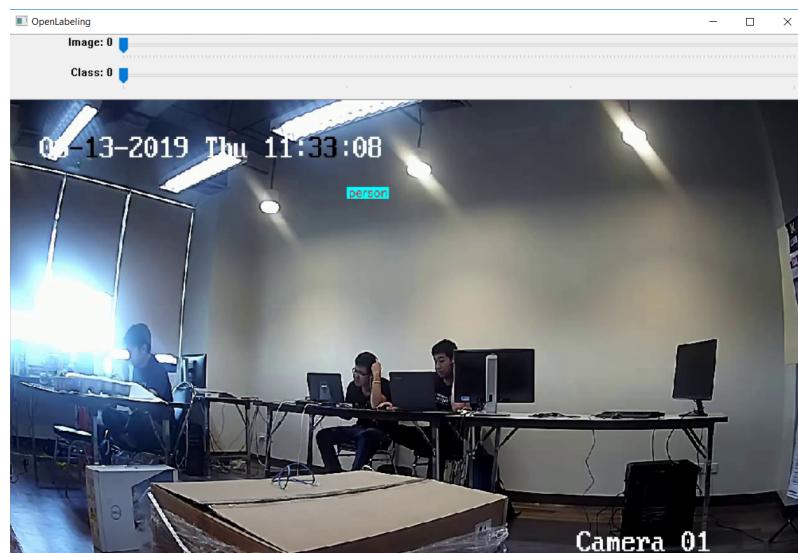
- (a) โปรแกรมจะทำงานอัตโนมัติ โดยใช้โมเดลในการทำนายคีย์เฟรม (predict keyframe) และ track ในภาพที่เหลือ ผลลัพธ์ที่ได้คือ ข้อมูลของชุดข้อมูล

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

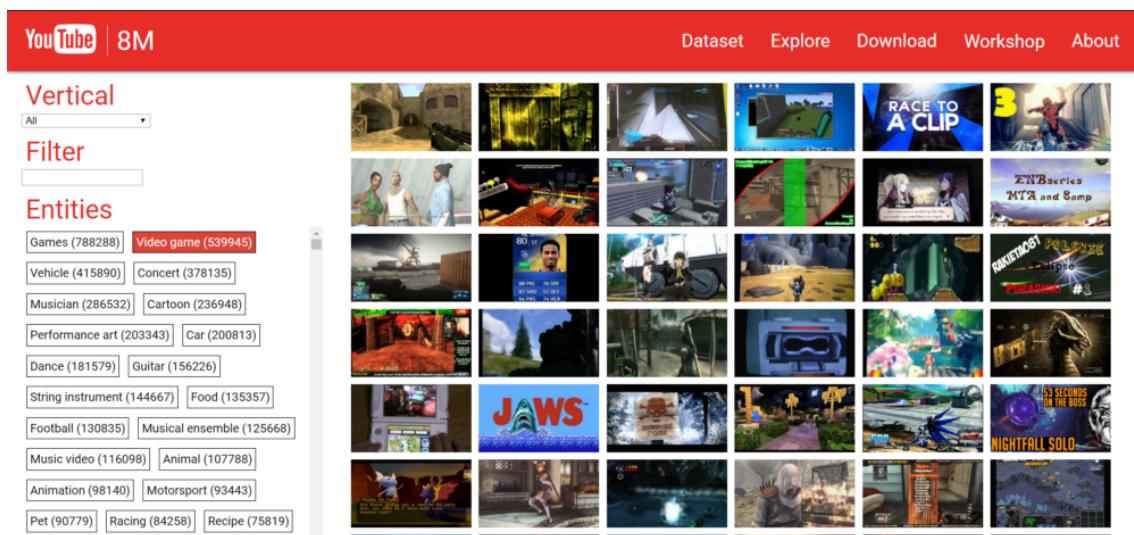


รูปที่ 2.3: UI ของโปรแกรม OpenLabeling

2.3 ชุดข้อมูล

Youtube-8M

YouTube-8M คือชุดข้อมูลวิดีโอที่เป็น multi-label ที่มีจำนวนวิดีโอย่อยที่สุด ซึ่งมีจำนวนมากถึง 8 ล้านวิดีโอด้วยในปี 2016 โดยมีจุดมุ่งหมายหลักในการอธิบายรูปแบบของวิดีโอด้วยคำสั้นๆ เช่น ถ้าวิดีโอนั้นเป็นวิดีโอที่มีมนุษย์กำลังปั่นจักรยานบนถนนกับหน้าผา ชุดข้อมูลนี้จะอธิบายวิดีโอนี้ว่า mountain biking ซึ่งทำให้ YouTube-8M แตกต่างจากชุดข้อมูลวิดีโອื่นๆ ส่วนใหญ่ที่จะเน้น action หรือ activity ของมนุษย์ ซึ่งข้อมูลเชิงสถิติจะเป็นดังตารางที่ 1



รูปที่ 2.4: 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

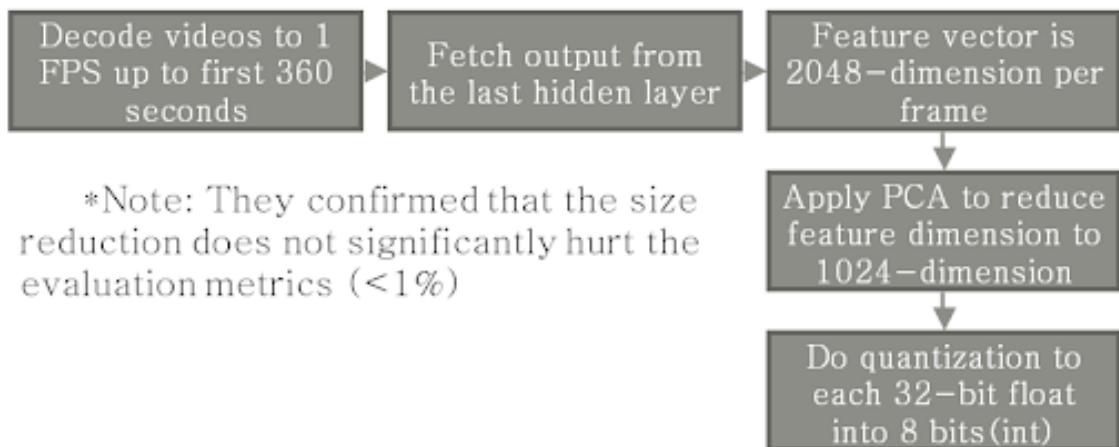
- (a) ทุกๆ หัวข้อต้องเป็นรูปธรรม
- (b) ในแต่ละหัวข้อต้องมีจำนวนวิดีโอมากกว่า 200 วิดีโ'o
- (c) ความยาวของวิดีโอต้องอยู่ระหว่าง 120 - 500 วินาที

หลังจากได้กฎในการรวบรวมข้อมูลแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการสร้างคำศัพท์(vocabulary)ที่ใช้ในการค้นหาข้อมูลวิดีโอด้วยใน 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. สุมเลือกวิดีโอมาก 10 ล้านวิดีโอ พร้อมกับหัวข้อของวิดีโอ โดยใช้กฎที่กำหนดไว้ 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 2.5: ขั้นตอนกระบวนการกรารลดขนาดของชุดข้อมูลให้สามารถใช้งานได้ง่ายยิ่งขึ้น

2. การทดลองและวิเคราะห์ผล

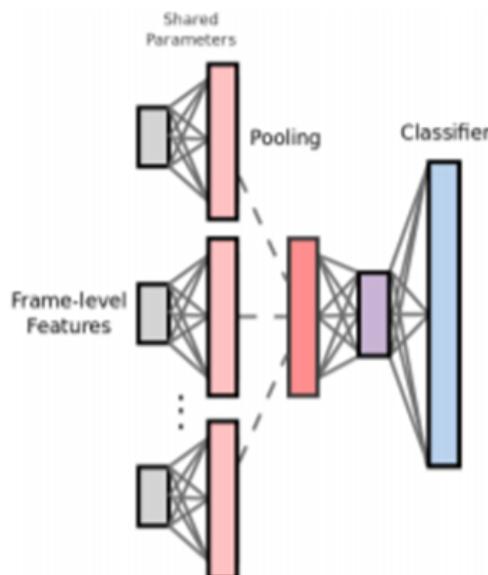
ในบทความ² นั้นได้นำเสนอวิธีการในการจัดการข้อมูลซึ่งแบ่งเป็น 2 รูปแบบตามลักษณะของข้อมูลที่ใช้ และอัลกอริทึมหรือเทคนิคที่ใช้ในการสร้างโมเดล ดังนี้

1. คุณลักษณะระดับเฟรม (Frame-level feature)

(a) Frame-Level Models and Average Pooling

อันดับแรกเนื่องจากว่าชุดข้อมูลนี้ไม่มีการระบุหัวข้อในระดับเฟรม จึงใช้วิธีการนำหัวข้อในระดับวิดีโอ มากำหนดให้กับทุกๆเฟรมในวิดีโอแทน จากนั้นสุมเฟรมมา 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



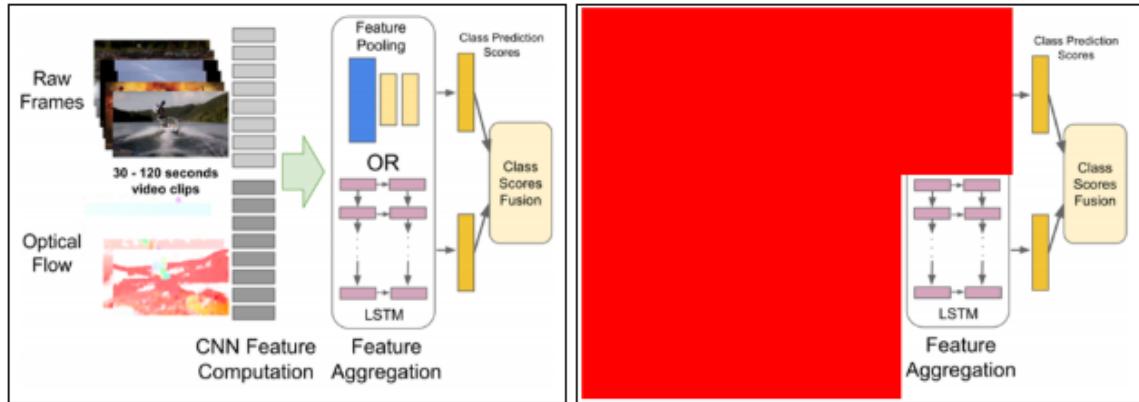
รูปที่ 2.6: โครงสร้างของโมเดล DBoF

หลักการคล้ายๆกับ Deep Bag of Words โดยที่จะสุมเฟรม 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)

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

(c) Long short-term memory(LSTM)

ในบทความ ⁴[YouTube-8M,https://arxiv.org/pdf/1705.08421.pdf](https://arxiv.org/pdf/1705.08421.pdf) นี้ได้ใช้ LSTM แบบเดียว กับของ Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification ³ แต่เนื่องจาก YouTube-8M นั้นผ่านการทำ preprocess มาแล้วทำให้มีความสามารถใช้ raw video frame ได้ จึงทำได้เฉพาะ LSTM และ softmax layer เท่านั้น ตามรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7: (ซ้าย) โครงสร้างจาก Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification, (ขวา) ส่วนที่สามารถใช้งานกับ YouTube-8M ได้

2. คุณลักษณะระดับวิดีโอ (Video-level feature)

(a) Video-level representation

ในบทความ ⁴[นี้ได้สำรวจวิธีการแยกเกกเตอร์คุณลักษณะระดับวิดีโอความยาวคงที่จากคุณลักษณะระดับเฟรมซึ่งการทำแบบนี้ทำให้ได้ประโยชน์ 3 ข้อ คือ 1\) โมเดลทั่วไปที่ไม่ใช่ neural network สามารถนำไปใช้งานได้ 2\) ขนาดข้อมูลเล็กลง 3\) เหมาะกับการนำไปสร้างโมเดล domain adaptive มากขึ้น](https://arxiv.org/pdf/1705.08421.pdf)

i. First, Second order and ordinal statistic

จากคุณลักษณะในระดับเฟรม $x_{1:F_v}^v$ โดยที่ x_j^v คือคุณลักษณะระดับเฟรมในเฟรมที่ j ของ วิดีโอ v และ F_v คือจำนวนเฟรมทั้งหมดของวิดีโอ 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) $\varphi_{1:F_v}^v$ ของ วิดีโอเป็นดังนี้

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

ii. Feature normalization

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

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

⁴ YouTube-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

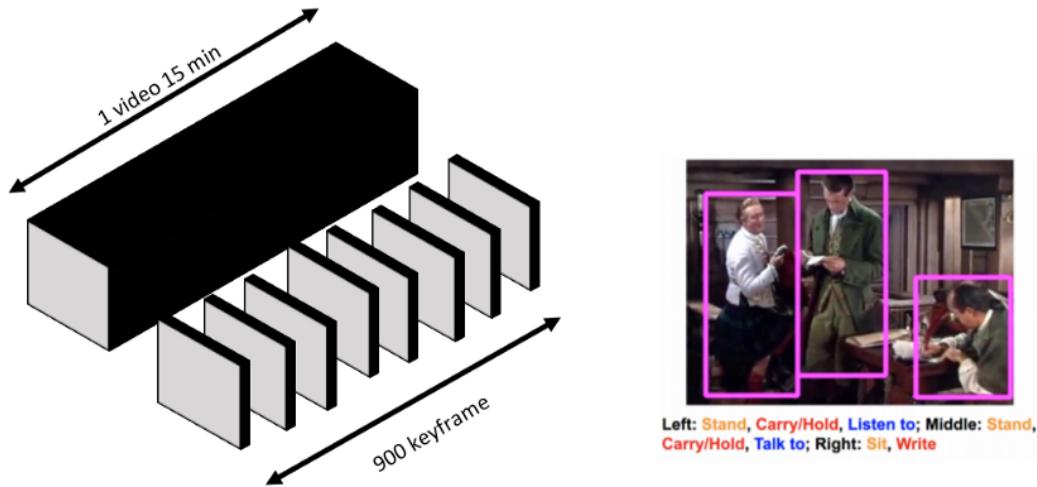
จากตารางที่ 2.7 จะเห็นว่าโมเดลที่ถูก pretrained จาก YouTube-8M นั้นมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น มากเมื่อเทียบกับ benchmark ก่อนหน้า

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>

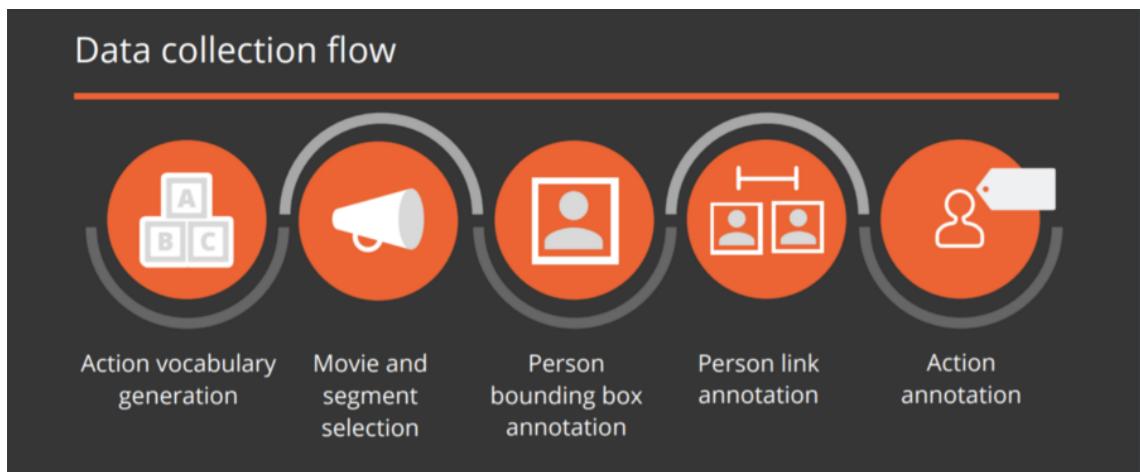
AVA (Atomic Visual Action)



รูปที่ 2.8: ด้านซ้าย แสดงการสุ่มตัวอย่าง (sampling) วิดีโอ เป็นคีย์เฟรม(keyframes) , ด้านขวา แสดงคีย์เฟรม (keyframes) ที่ถูก labels ซึ่งเป็น Multiple label annotation

AVA คือ ชุดข้อมูลที่รวมวิดีโอที่มีความยาว 15 นาทีและจะถูกแบ่งด้วยความถี่ 1 hz (900 keyframes) จากในหนังโดยยึดการกระทำของมนุษย์เป็นศูนย์กลาง เพื่อใช้สำหรับสร้างโมเดลที่เข้าใจกรรมของมนุษย์ในวิดีโอ ว่ามนุษย์กำลังทำอะไรอยู่ ซึ่งข้อดีของ AVA คือ ชุดข้อมูลจะมีคำอธิบาย (label) เป็นแบบ multiple label (ในหนึ่งกรอบสี่เหลี่ยม (bounding box) สามารถมีคำอธิบายได้หลายคำอธิบาย) และคำอธิบายของ AVA (label) มีจำนวน 80 class สามารถแบ่งได้เป็น 3 หมวดหมู่คือ ท่าทาง (Pose), ปฏิสัมพันธ์กับวัตถุ (Interaction with object) และ ปฏิสัมพันธ์กับบุคคล (Interaction with people) ซึ่งสามารถมีคำอธิบายได้มากสูงสุดถึง 7 คำ อธิบาย

1. วิธีการรวบรวมข้อมูล

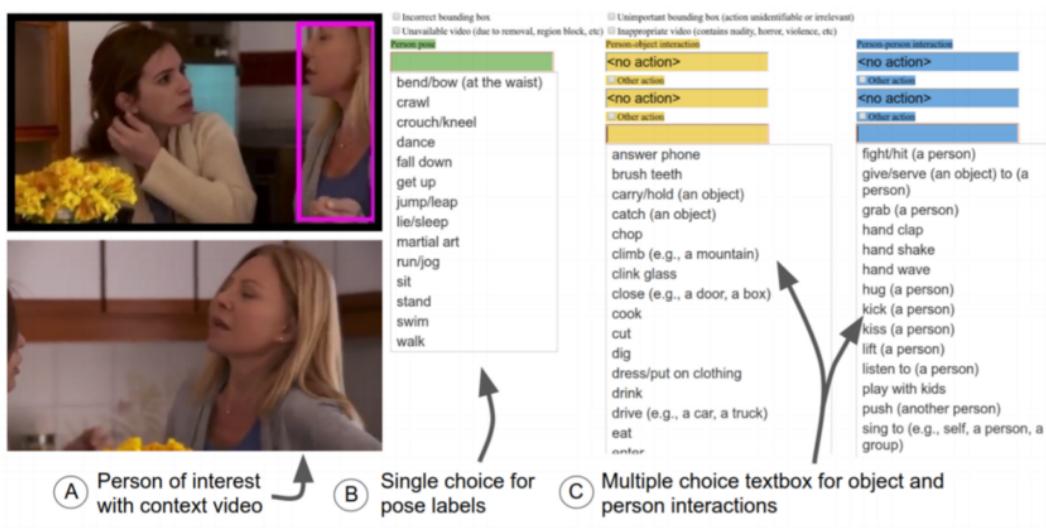


รูปที่ 2.9: แสดงขั้นตอนการทำงานของการเก็บข้อมูลทำชาดข้อมูล

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)

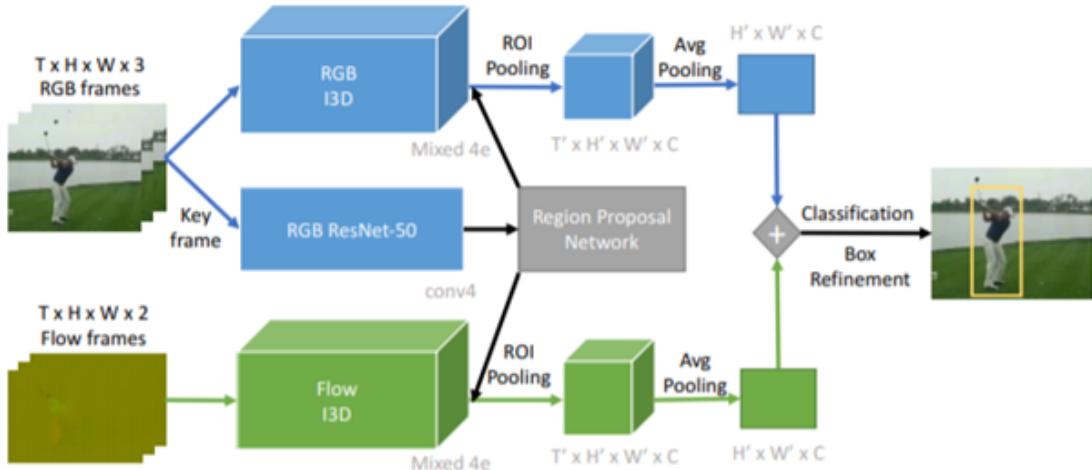


รูปที่ 2.10: แสดง interface สำหรับสร้าง action label

การสร้าง action labels จะถูกสร้างจากเหล่าคนที่เป็น annotators ซึ่งจะใช้ interface ในการสร้าง 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 2.11: 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 ซึ่ง การทดลองจะทดสอบด้วย 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

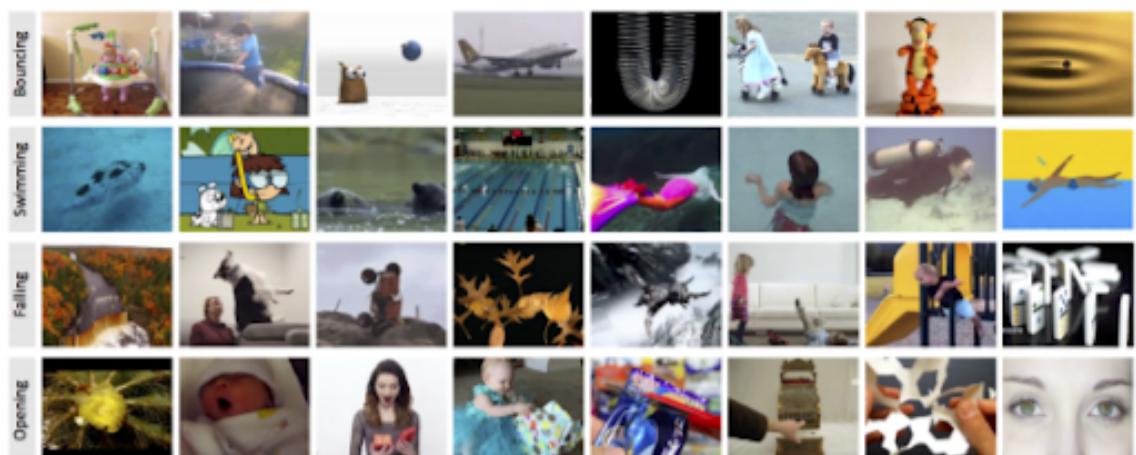
ตารางที่ 2.7: ประสิทธิภาพของโมเดลเมื่อถูก transfer learning ด้วยชุดข้อมูล ActivityNet โดยใช้ video-level presentation

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 การสร้างโมเดลที่สามารถบอกถึงการกระทำ (action) ได้ถึงแม้ว่าสิ่งที่เราสนใจ (มนุษย์ สัตว์ สิ่งของ หรือปรากฏการณ์ธรรมชาติ) จะแตกต่างกัน เป็นต้น



รูปที่ 2.12: 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

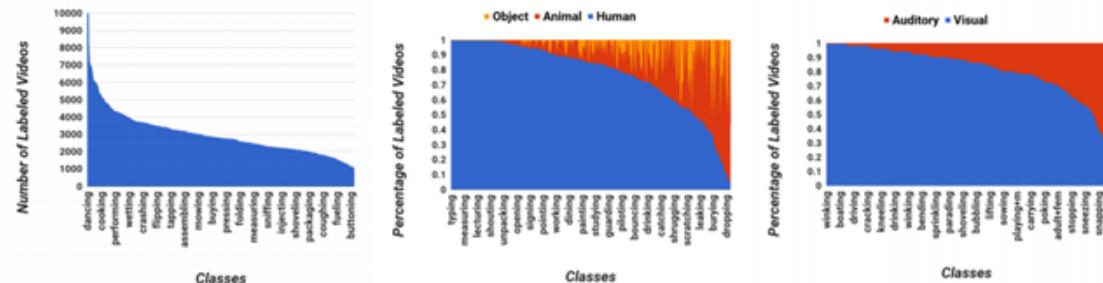
ต่อมาทำการหาชุดข้อมูลวิดีโอด้วยจะตัดออกมาเพียง 3 วินาทีที่เกี่ยวข้องกับคำ (verb) ใน 339 class ที่เลือกมา จากวิดีโอ แหล่งต่างกัน 10 แหล่ง การตัดวิดีโอนั้นจะไม่ใช้พาก Video2Gif (โมเดลที่ระบุตำแหน่งของสิ่งที่น่าสนใจในวิดีโอ) เพราะจะทำให้เกิด bias ขึ้นจะเกิดขึ้นตอนสร้างโมเดลจากนั้นจะทำการส่งข้อมูลของคำ (verb) 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 ที่ไม่ตั้งเกณฑ์ไว้ที่ 100% เพราะจะทำให้วิดีโอน้ำมากเกินไปที่จะทำให้สามารถจำการกระทำได้



รูปที่ 2.13: User interface ของโปรแกรมทำ label

2. ข้อมูลของ Moments in time

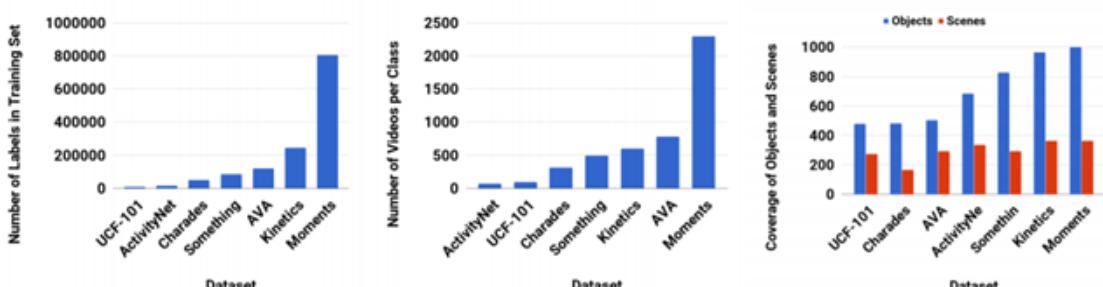
มีวิดีโอมากกว่า 1 ล้านวิดีโอ และมี class ถึง 339 class ที่แตกต่างกัน มีค่าเฉลี่ยวิดีโອอกของแต่ละ class อยู่ที่ 1,757 และค่า median อยู่ที่ 2,775



รูปที่ 2.14: สถิติของชุดข้อมูลของ Moments in time

3. วิธีการทดสอบชุดข้อมูลและผลลัพธ์ที่ได้

โดยการทดสอบแรกจะเป็นการทดสอบเทียบกับชุดข้อมูลอื่นดังภาพด้านล่าง



รูปที่ 2.15: เปรียบเทียบข้อมูลระหว่างชุดข้อมูล

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 ออกมานาจกิ๊ดโอ 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

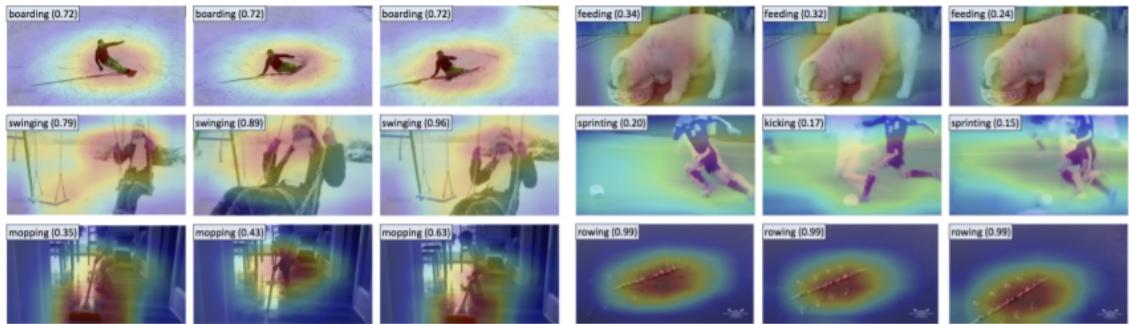
Pretrained	Fine-Tuned		
	UCF	HMDB	Something
Kinetics	Top-1 : 92.6	Top-1 : 62.0	Top-1 : 48.6
	Top-5 : 99.2	Top-5 : 88.2	Top-5 : 77.9
Moments	Top-1 : 91.9	Top-1 : 65.9	Top-1 : 50.0
	Top-5 : 98.6	Top-5 : 89.3	Top-5 : 78.8

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

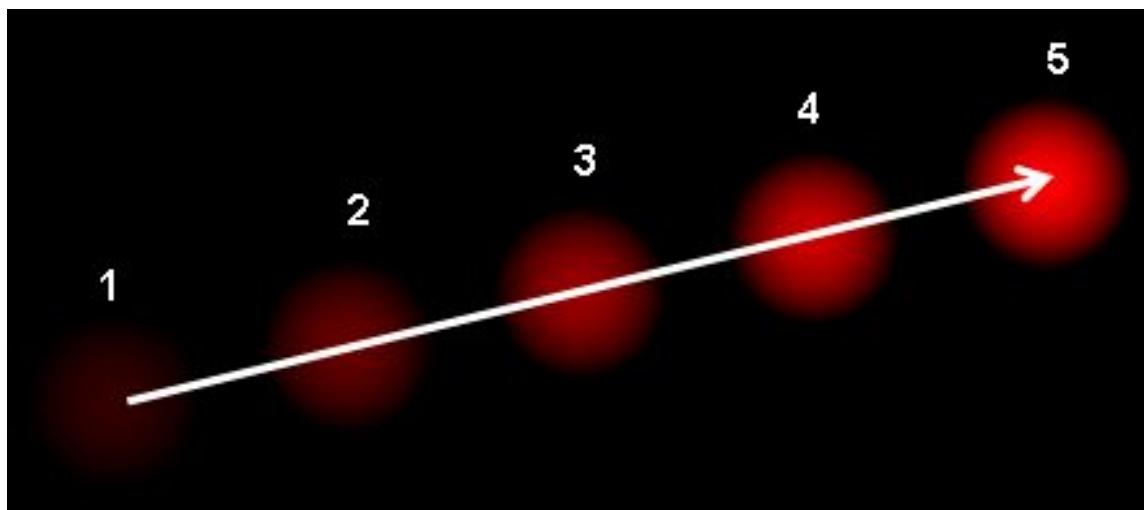
ผลลัพธ์จากการทำนายด้วยโมเดลถ้าผ่านรูปภาพที่มีรายละเอียดเบolare จะทำการ ทำนายโอกาสผิดนั้นค่อนข้างสูง ซึ่งปัญหานี้สามารถทำให้เกิดน้อยลงด้วยการนำวิธี Class Activation Mapping(CAM) จะเป็นการเน้นรูปภาพในส่วนที่มีข้อมูลมากที่สุดและ ทำนายผลออกมา แต่ก็ยังมีจุดที่เป็นปัญหาอยู่ เช่น การกระที่เกิดขึ้นเร็วมาก (การลื่นล้ม)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



รูปที่ 2.16: ภาพที่ได้จากการทำ CAM และผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายด้วยโมเดล resnet50-ImageNet

2.4 Optical flow

Optical flow⁸ คือรูปแบบของการเคลื่อนที่ของวัตถุในรูปภาพระหว่างภาพซึ่งอาจจะการจากเคลื่อนที่ของวัตถุหรือตัวกล้อง ออกมายื่นรูปแบบของ เวกเตอร์(vector) 2 มิติ โดยที่เวกเตอร์แต่ละตัวจะแสดงถึงทิศทาง การเคลื่อนที่ระหว่างภาพดังรูปด้านล่าง



รูปที่ 2.17: ตัวอย่างการเคลื่อนที่ของลูกบอล

จากรูปภาพจะแสดงให้เห็นถึงการเคลื่อนที่ของลูกบอลของภาพที่ต่อเนื่องกัน 5 ภาพโดยที่ลูกศรแสดงถึงทิศทางการเคลื่อนที่ของเวกเตอร์

การทำงานของ optical flow อยู่บนสมมติฐานหลายประการได้แก่

- ความเข้มของพิกเซล(pixel) ของวัตถุจะไม่เปลี่ยนแปลงระหว่างภาพที่ต่อเนื่องกัน

⁸Optical flow, shorturl.at/mrtEZ

2. พิกเซลที่อยู่ใกล้กันจะมีการเคลื่อนไหวที่คล้ายกัน

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

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (2.7)$$

โดยที่

- I = พิกเซลจากภายในภาพ
- x = ตำแหน่งของพิกเซล ในแกน x
- dx = ระยะทางที่เคลื่อนที่ในแกน x
- y = ตำแหน่งของพิกเซล ในแกน y
- dy = ระยะทางที่เคลื่อนที่ในแกน y
- t = เวลา
- dt = ระยะเวลาที่เปลี่ยนไประหว่างภาพ

จากนั้นใช้การประมาณค่าของ taylor series ทางฝั่งขวามือและ ลบค่า common term และหารด้วย dt เพื่อให้ได้สมการดังต่อไปนี้

$$f_x u + f_y v + f_t \quad (2.8)$$

$$f_x = \frac{\delta f}{\delta x}; f_y = \frac{\delta f}{\delta y} \quad (2.9)$$

$$u = \frac{\delta x}{\delta t}; v = \frac{\delta y}{\delta t} \quad (2.10)$$

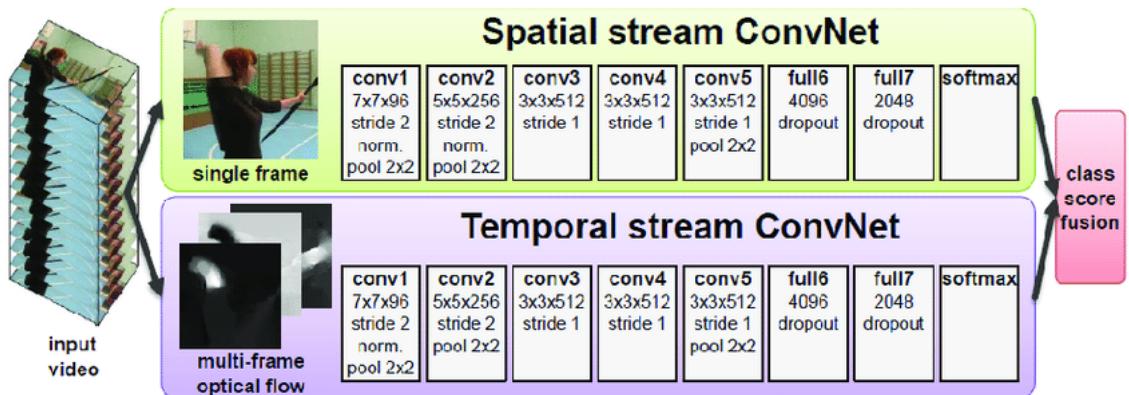
โดยที่

- f_x = เกรเดียน(gradient) ในแกน x
- f_y = เกรเดียนในแกน y
- f_t = เกรเดียนของเวลา
- u = เวกเตอร์การเคลื่อนที่ของแกน x
- v = เวกเตอร์การเคลื่อนที่ของแกน y

สมการข้างบนนี้จะเรียกว่าสมการ optical flow จากสมการทำให้สามารถหา f_x และ f_y โดยเป็นเกรเดียนของภาพ และ f_t เป็นเกรเดียน(gradient)ของเวลา แต่ u กับ v เป็นตัวแปรที่ไม่ทราบ ทำให้สมการนี้ไม่สามารถแก้ไขโดยมีตัวแปรที่ไม่ทราบถึง 2 ตัว จึงมีการนำวิธีการต่าง ๆ เข้ามาใช้ในการแก้ปัญหานี้ โดยวิธีการที่นำเข้ามาใช้ในการแก้ปัญหาก็คือ dense optical flow ซึ่งใช้อัลกอริทึมของ Gunner Farneback ซึ่งจะใช้วิธีการขยายพุน้ำมัน⁹ (polynomial expansion)

⁹polynomial expansion file: <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:273847/FULLTEXT01.pdf>

2.5 Two-Stream CNN



รูปที่ 2.18: 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

ระบบวิธีวิจัย

ในการทำโครงการวิจัยและพัฒนาชั้นสำหรับวิเคราะห์วิดีโอ จะมีการทำงานหลากหลายส่วนมาทำงานร่วมกัน ซึ่งต้องมีระเบียบวิธีวิจัยอย่างเป็นขั้นตอนการดำเนินงานตั้งแต่เริ่มศึกษาข้อมูลจนไปถึงสิ้นสุดกระบวนการวิจัย โดยใช้ภาษาไทยอันเป็นภาษาหลักในการเรียนรู้และปรับเปลี่ยนโปรแกรม

3.1 ความต้องการของระบบ

3.1.1 ความต้องการเชิงการใช้งาน (Functional Requirements)

- เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ต้องสามารถตัดวิดีโอช่วงเวลาที่ไม่มีมนุษย์อยู่ออกได้อัตโนมัติโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์
 - เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์สามารถระบุตำแหน่งมนุษย์แต่ละคนในวิดีโอและจำแนกการกระทำของมนุษย์ในวิดีโอได้ โดยการกระทำที่กำหนดจะประกอบไปด้วยการทำได้แก่ ยืน นั่ง นอน เล่นโทรศัพท์ เถิน กินข้าว พูดคุย
 - ชุดข้อมูลที่ได้จากเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ต้องสามารถนำไปใช้ในการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ต่อได้
 - สร้างระบบต้นแบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ที่มีมนุษย์สามารถทำงานร่วมกับปัญญาประดิษฐ์ได้
 - ระบบวิเคราะห์การกระทำมนุษย์ต้องสามารถนำวิดีโอมาวิเคราะห์ข้อมูลการกระทำและตำแหน่งของมนุษย์แต่ละคน และนำข้อมูลเหล่านั้นไปสร้างรายงานออกมาได้ โดยรายละเอียดรายงานจะมีดังนี้
 - เวลา (Time stamp)
 - รหัสระบุตัวตน (ID)
 - การกระทำ
 - ตำแหน่ง โดยจะบอกในลักษณะของกรอบสี่เหลี่ยมครอบพื้นที่ที่มีมนุษย์คนนั้นๆอยู่

3.1.2 ความต้องการเชิงวิศวกรรม (Non-Functional Requirements)

1. สร้างเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ด้วยภาษา Python
 2. ความละเอียดอย่างต่ำของวิดีโอด้วยมากกว่า 640×480 (กว้าง x สูง)
 3. วิดีโอจะต้องมีเฟรมเรทต่อวินาที(fps) อย่างต่ำ 10 fps

3.2 หน้าที่ความรับผิดชอบ

ปฐมพงศ์ สินธุ์งาม สร้างและทดสอบโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับจัดการกระทำมนุษย์ 3D รวมถึงออกแบบและสร้างระบบ Tracker

ศุภกร เบญจวิกรัย รวมฟังก์ชันและระบบต่างๆของแอพพลิเคชัน รวมถึงออกแบบและสร้างระบบ Select และ Detect

อุกฤษฎ์ เลิศวรรณาการ สร้างและทดสอบโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับจัดการกระทำมนุษย์ Resnet-50 รวมถึงออกแบบและสร้างระบบ Person ReID

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

ในหัวข้อจะกล่าวถึงซอฟต์แวร์ ภาษาและ program library ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ รวมถึงข้อมูลจำเพาะของคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

Pycharm community 2017.1.2

เป็นโปรแกรมໄwakeใช้สำหรับเขียนและแก้ไขโค้ดซึ่งข้อดีของโปรแกรมนี้ 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)

เป็นเครื่องมือสำหรับออกแบบหน้าต่างแอพพลิเคชันของ library PyQt ซึ่งมีข้อดีคือ เรียกใช้ง่ายมีวิดเจ็ต(widget)ที่สามารถใช้ได้หลากหลายหมายเหตุสำหรับการออกแบบ

3.4 ภาษาที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

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

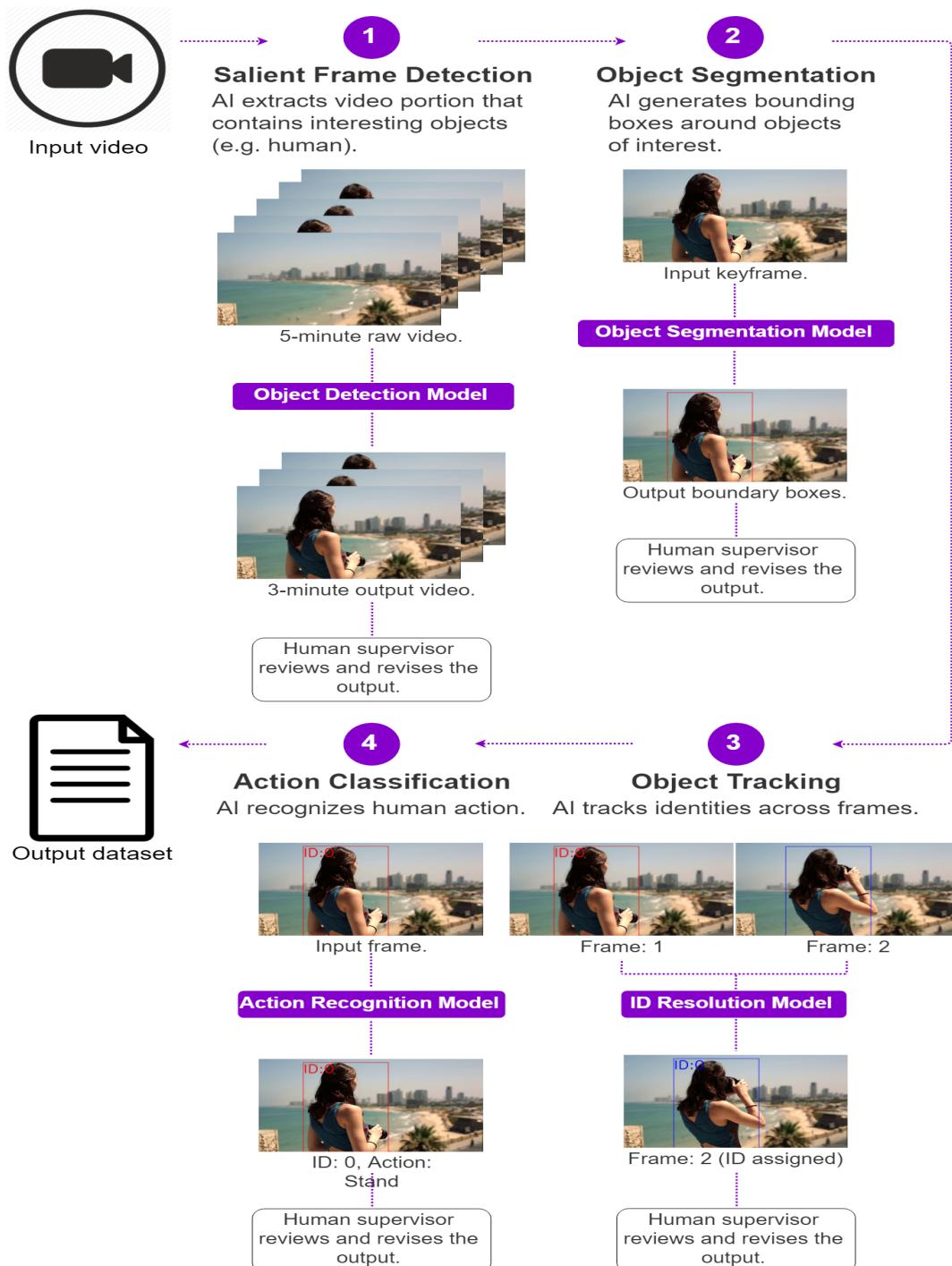
3.5 Program library ที่ใช้ในการพัฒนาระบบและแอปพลิเคชัน

Library	Version	Description
numpy	1.16.4	library ใช้สำหรับการคำนวณและ array
pandas	0.24.2	library ใช้สำหรับการจัดการข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบของ 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 ใช้สำหรับการทำแอปพลิเคชัน

3.6 แผนการดำเนินงาน

โดยจากที่กล่าวไปตอนต้นในบทนำการดำเนินงานและการออกแบบการสร้างเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูล ด้วยปัญญาประดิษฐ์ และระบบบิเคราะห์การกระทำการของมนุษย์ในวิดีโอ มีแผนการทำงานซึ่งถูกแบ่งออกเป็นสาม ขั้นตอนดังนี้ ขั้นตอนแรกคือ ขั้นตอนของการศึกษาทำความเป็นไปได้ รวมถึงเทคโนโลยีปัจจุบันที่เกี่ยวกับการ สร้างแอปพลิเคชัน และการจัดการกระทำการของมนุษย์ด้วยปัญญาประดิษฐ์ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัย นี้ ขั้นตอนที่สองคือ ขั้นตอนของการออกแบบและสร้างแอปพลิเคชันที่ใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการเทรน โมเดลจากวิดีโอ ขั้นตอนที่สามคือ ขั้นตอนของการออกแบบและสร้างระบบบิเคราะห์การกระทำการของมนุษย์ได้โดย มีข้อกำหนดตามที่กล่าวไว้ในบทนำ ในการเริ่มทำงานวิจัยนี้นั้นสิ่งจำเป็นที่ต้องทำในอันดับแรกคือการศึกษาข้อมูล ในหัวข้อที่เกี่ยวข้อง หรืองานวิจัยอื่นที่ทำเอาระบบแล้ว เพื่อศึกษาและทำความเข้าใจ ข้อดี-ข้อเสีย ของเทคนิคหรือ กระบวนการต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานวิจัยนี้ ในการศึกษาเกี่ยวกับการออกแบบและ การสร้างแอปพลิ เคชันที่ใช้ในการสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างโมเดลจากวิดีโอ สิ่งที่ต้องให้ความสนใจคือฟังก์ชันการทำงาน การ ออกแบบและการจัดวางองค์ประกอบต่างๆในหน้าต่างแอปพลิเคชัน และความสะดวกในการใช้งาน จากนั้นจึงเริ่ม ศึกษาเกี่ยวกับ library ที่ใช้ในการสร้างแอปพลิเคชัน ส่วนการศึกษาเกี่ยวกับการสร้างระบบบิเคราะห์การกระทำ มนุษย์ จะมุ่งความสนใจไปที่ชุดข้อมูลสำหรับการบิเคราะห์วิดีโอ โมเดลสำหรับการบิเคราะห์วิดีโอ เทคนิคในการ สร้างโมเดล เทคโนโลยีในการระบบบิเคราะห์วิดีโอ เพื่อใช้ในการออกแบบและสร้างระบบบิเคราะห์การกระทำ ของมนุษย์ในวิดีโอด้วยมีประสิทธิภาพ ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวนการออกแบบและการดำเนินการตามแผนที่วาง เอาไว้

3.7 ภาพรวมระบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์



รูปที่ 3.1: ภาพรวมระบบของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์

3.8 การออกแบบหน้าต่างแอพพลิเคชันของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์

การออกแบบเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์ ผู้วิจัยได้เลือกใช้ library PyQt และภาษา Pythonในการพัฒนา เนื่องจาก PyQt นั้นเป็น library ที่มีผู้พัฒนาใช้กันอย่างแพร่หลาย จึงสะดวกในการศึกษา หาข้อมูลในการสร้างหรือแก้ไข อีกทั้งยังเป็น library ที่สามารถพัฒนาด้วยภาษา Python ได้ และใช้งานง่าย สามารถปรับปรุงแก้ไขได้สะดวก

3.8.1 เครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์

แอพพลิเคชันแบ่งการทำงานออกเป็นสี่ส่วนประกอบด้วยกระบวนการ Select, Detect, Track และ Action label เพื่อช่วยแบ่งเบ้าภาระของผู้พัฒนาในการสร้าง label สำหรับสร้างโมเดลจากข้อมูลประเทวิดีโอ โดยกระบวนการ Select จะต้องสามารถตัดวิดีโอ่ว่าที่ไม่มีมนุษย์อยู่ออกจากวิดีโอด้วย กระบวนการ Detect จะต้องหาตำแหน่งของมนุษย์ภายในวิดีโอด้วย แล้วใช้กระบวนการ Track นำรายตำแหน่งต่อไปของมนุษย์ข้อมูลตำแหน่งของมนุษย์ที่ได้จากการกระบวนการ Detect และกระบวนการ Action label นั้นต้องสามารถทำงานร่วมกับปัญญาประดิษฐ์ได้ ดังรูปที่ 3.2

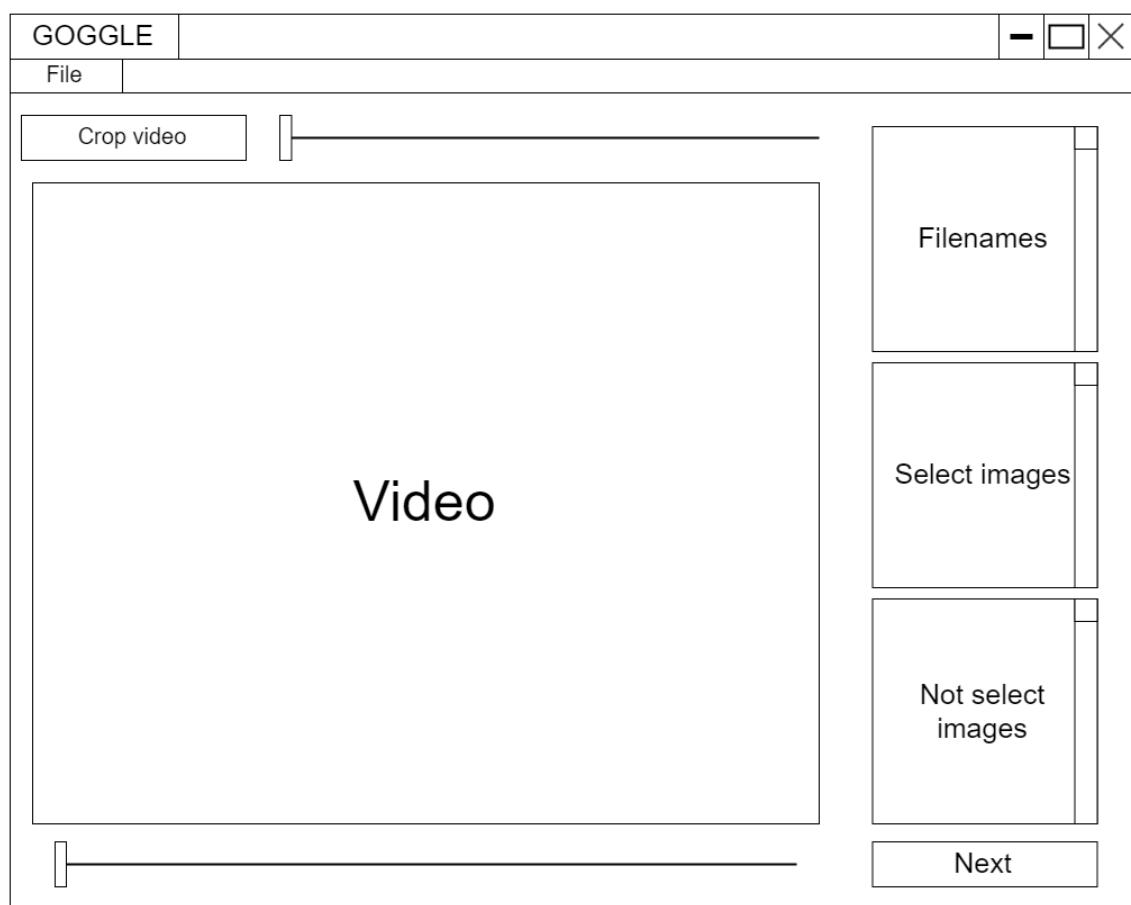


รูปที่ 3.2: กระบวนการหลักของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์

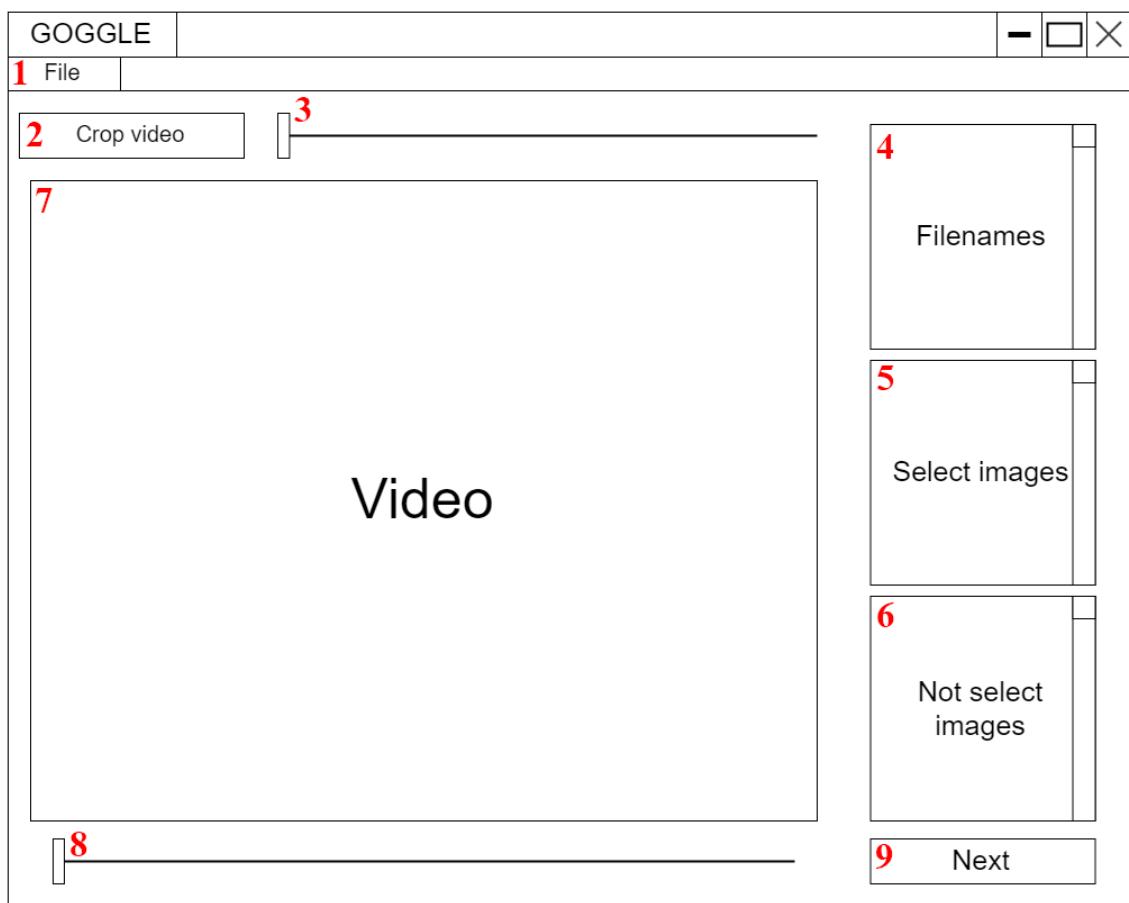
โดยแต่ละส่วนจะมีรายละเอียดดังนี้

3.8.1.1 Select

กระบวนการ Select จะต้องสามารถรับวิดีโอเข้ามา แล้วตัดวิดีโອนในช่วงที่ไม่มีมนุษย์อยู่ในเฟรม(frame)ออกได้อัตโนมัติด้วยปัญญาประดิษฐ์ แต่เนื่องจากการประมวลผลทุกเฟรมในวิดีโอนั้นจะทำให้เสียเวลามากเกินไป จึงใช้วิธีการเลือกตัวอย่างเฟรมด้วยอัตราคงที่(สามารถกำหนดได้) ซึ่งเรียกว่าเฟรมเหล่านี้ว่า คีย์เฟรม(keyframe) จากนั้นใช้ปัญญาประดิษฐ์ประมวลผลคีย์เฟรมที่เหล่านั้น เพื่อลดระยะเวลาในการประมวลผลลง และมนุษย์จะต้องสามารถแก้ไขข้อผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ได้ เพื่อเพิ่มคุณภาพของชุดข้อมูล จึงออกแบบหน้าต่างได้ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3: หน้าต่าง Select ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์



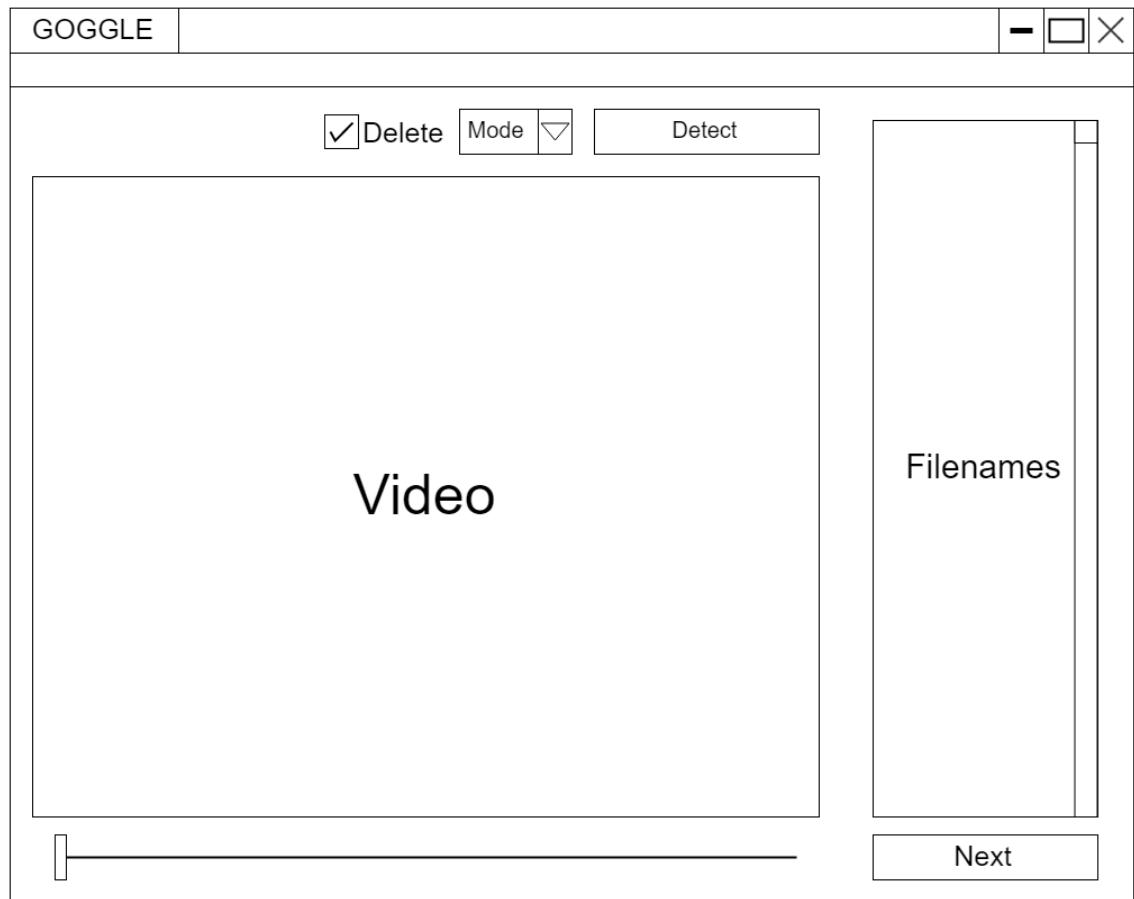
รูปที่ 3.4: ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Select

โดยที่แต่ละวิดเจ็ตตามหมายเลขที่กำหนดตามรูปที่ 3.4 มีรายละเอียดดังนี้

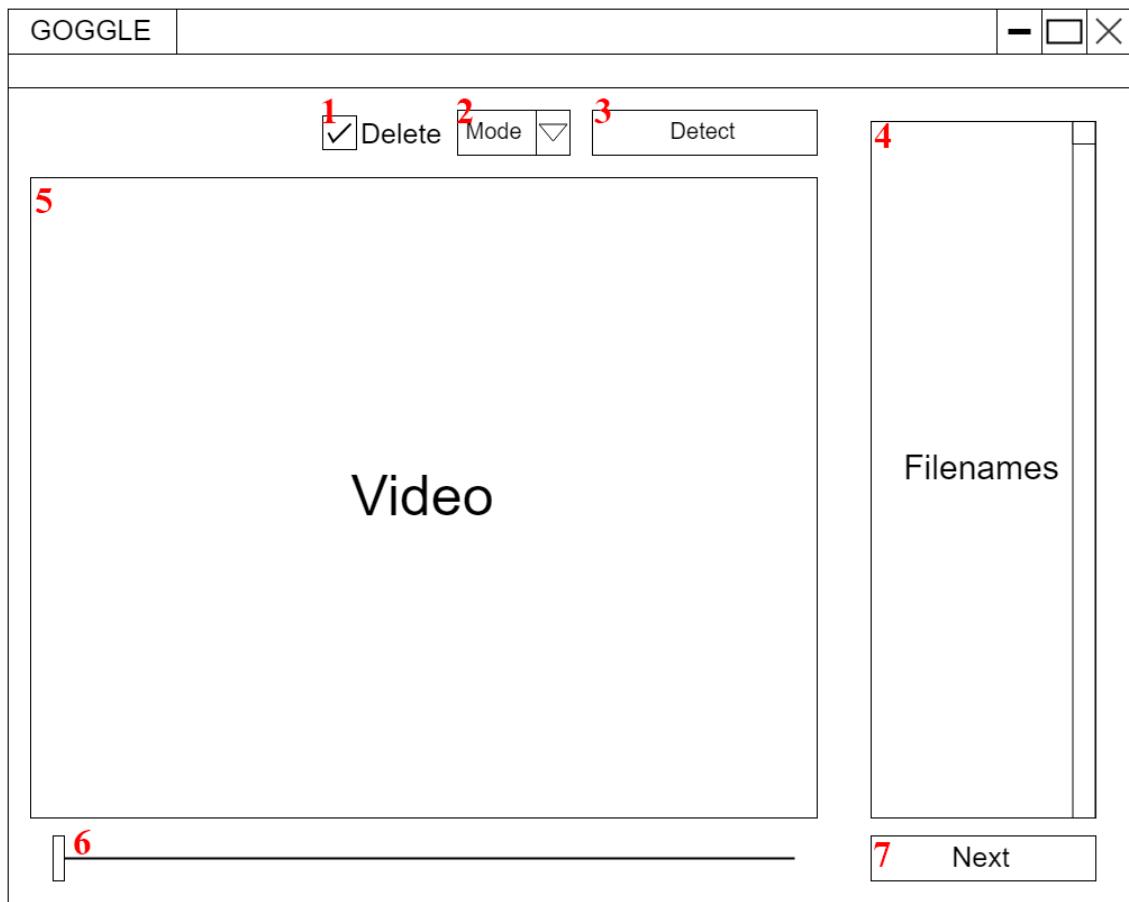
1. หมายเลข 1 คือปุ่มสำหรับเลือกไฟล์วิดีโอที่ต้องการจากในคอมพิวเตอร์เข้ามาในโปรแกรม
2. หมายเลข 2 คือปุ่มสำหรับสั่งให้ระบบทำการสร้างคีย์เฟรมขึ้นมา แล้วใช้ปัญญาประดิษฐ์ประมวลผลเพื่อแยกคีย์เฟรมในหนีมีคนอยู่ และคีย์เฟรมในไม่มีคนอยู่ แบบอัตโนมัติ(Auto mode)
3. หมายเลข 3 คือแถบเลื่อนเพื่อกำหนดความถี่ในการหยิบคีย์เฟรม 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 คือแถบเลื่อนสำหรับเลือนดูคีย์เฟรมทั้งหมดที่ระบบสร้างขึ้น
9. หมายเลข 9 คือปุ่มสำหรับไปกระบวนการต่อไปหลังจากระบบประมวลผลเสร็จแล้ว

3.8.1.2 Detect

กระบวนการ Detect จะต้องสามารถรับคีย์เฟรมจากการบันทึกการ Select มาประมวลผลด้วยปัญญาประดิษฐ์เพื่อหาตำแหน่งของมนุษย์ที่อยู่ในคีย์เฟรม และสร้างกรอบสีเหลี่ยมครอบบริเวณดังกล่าวได้ในแบบอัตโนมัติ เพื่อแบ่งเบาภาระผู้ใช้ในการที่ต้องสร้างกรอบสีเหลี่ยมครอบตำแหน่งของมนุษย์ด้วยตัวเอง และผู้ใช้ต้องสามารถสร้างหรือลบกรอบสีเหลี่ยมได้ด้วยตัวเองสำหรับแก้ไขความผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ เพื่อเพิ่มคุณภาพของชุดข้อมูล จึงออกแบบหน้าต่างได้ดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5: หน้าต่าง Detect ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์



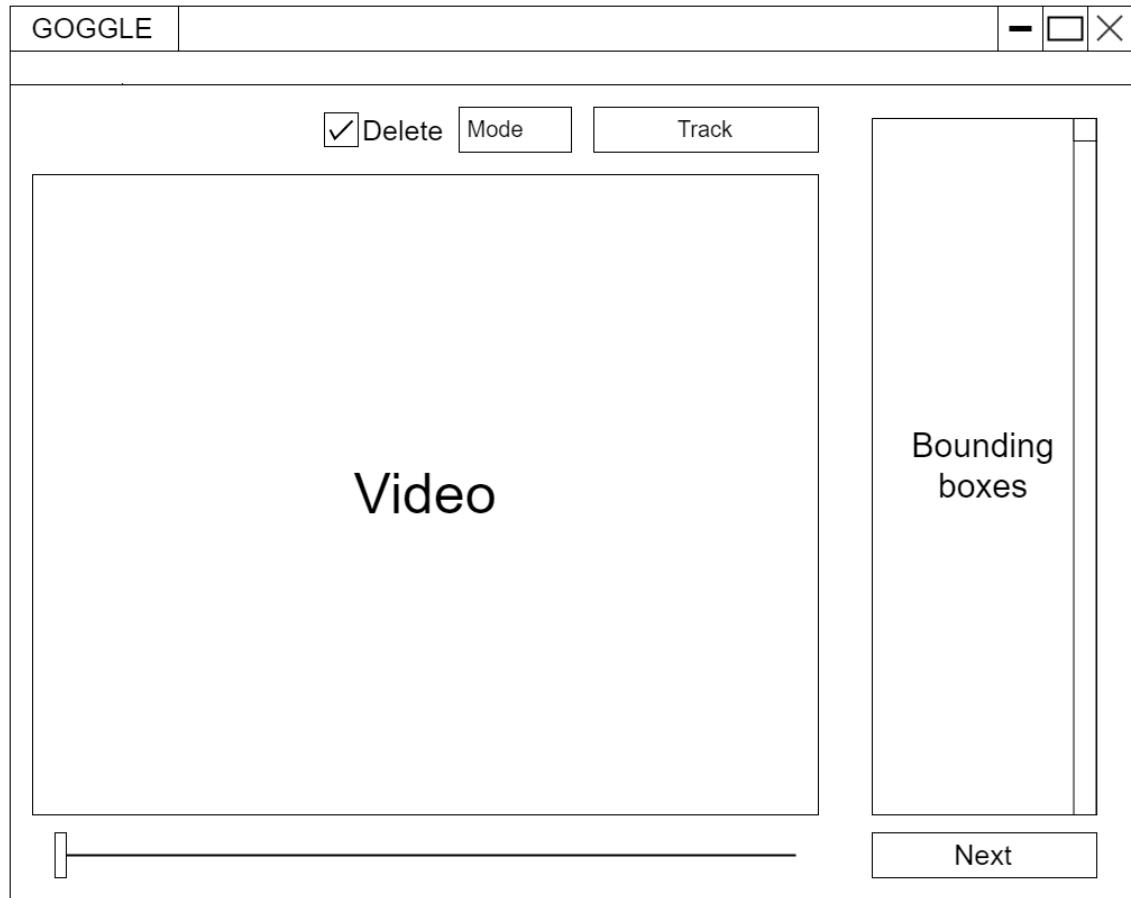
รูปที่ 3.6: ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Detect

โดยที่แต่ละวิดเจ็ตตามหมายเลขที่กำหนดตามรูปที่ 3.6 มีรายละเอียดดังนี้

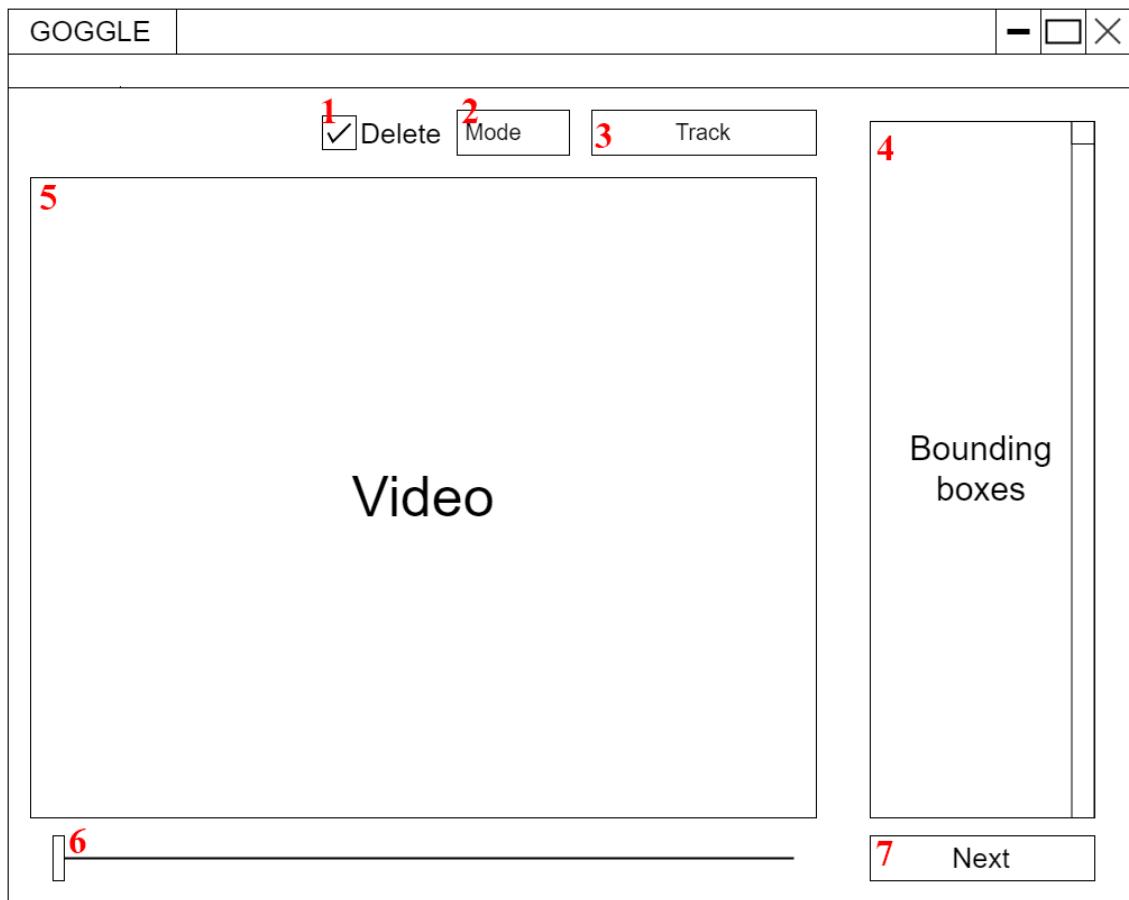
1. หมายเลข 1 คือช่องสำหรับกดเพื่อเปลี่ยนระบบจากสร้างกรอบสี่เหลี่ยมในแบบแก้ไขด้วยตนเอง(Manual mode) เป็นลบรอบสี่เหลี่ยมแทน
2. หมายเลข 2 คือช่องสำหรับเลือกว่าจะใช้ระบบแบบใด ระหว่างแบบอัตโนมัติและแบบแก้ไขด้วยตนเอง
3. หมายเลข 3 คือปุ่มสำหรับสั่งให้ระบบทำการตรวจหาตำแหน่งของมนุษย์ในคิร์เฟรมทั้งหมดแล้วสร้างกรอบสี่เหลี่ยมขึ้นมาครอบบริเวณที่กำหนด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

3.8.1.3 Track

เนื่องจากกระบวนการ Detect นั้นจะทำเฉพาะในคีย์เฟรมทำให้ในเฟรมอื่นๆ นอกเหนือจากนั้นจะไม่มีกรอบสี่เหลี่ยมอยู่ ดังนั้นกระบวนการ Track จึงต้องสามารถทำนายตำแหน่งต่อไปของมนุษย์แล้วสร้างกรอบสี่เหลี่ยมขึ้นมาบนเฟรมระหว่างคีย์เฟรมทั้งหมดได้โดยอัตโนมัติ เพื่อสร้างข้อมูลตำแหน่งของมนุษย์ในเฟรมเหล่านั้น และผู้ใช้ต้องสามารถสร้างหรือลบกรอบสี่เหลี่ยมได้ด้วยตัวเองสำหรับแก้ไขความผิดพลาดของอัลกอริทึม จึงออกแบบหน้าต่างได้ดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7: หน้าต่าง Track ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์



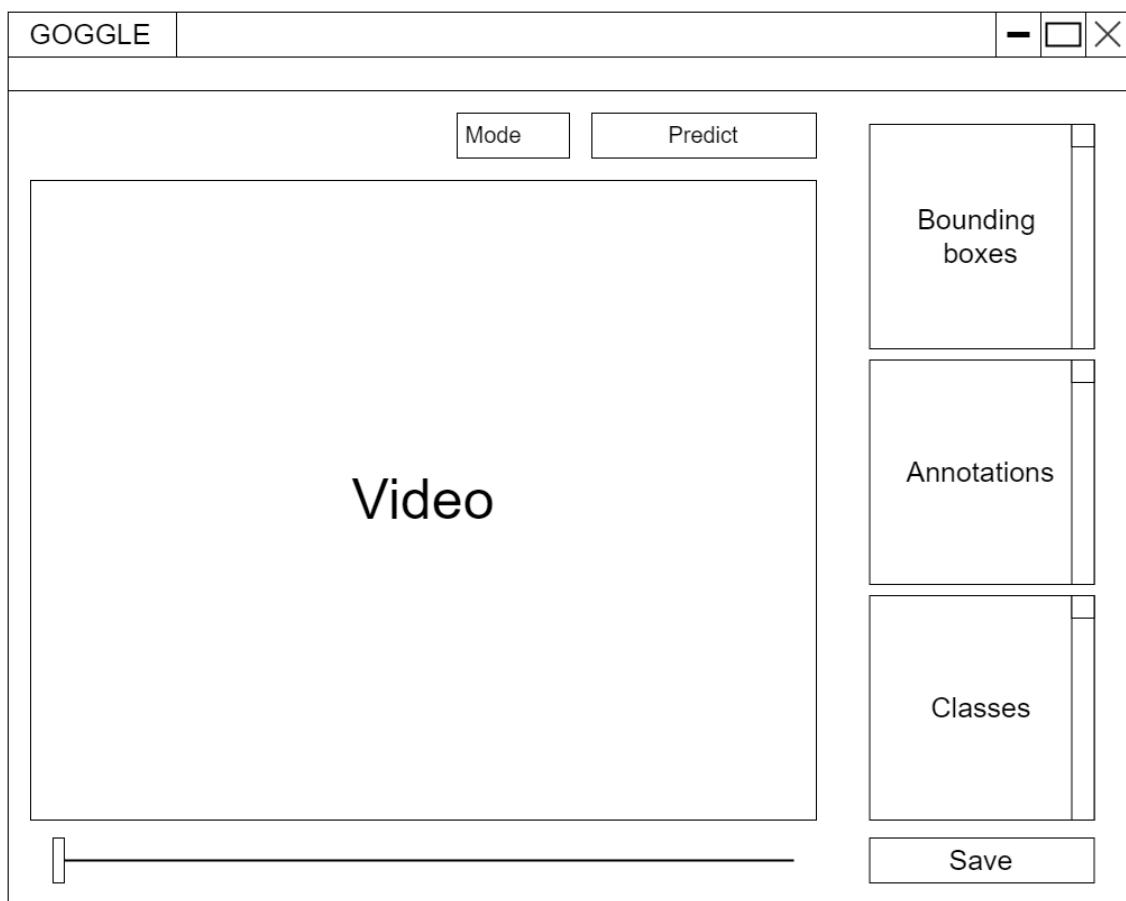
รูปที่ 3.8: ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Track

โดยที่แต่ละวิดเจ็ตตามหมายเลขที่กำหนดตามรูปที่ 3.8 มีรายละเอียดดังนี้

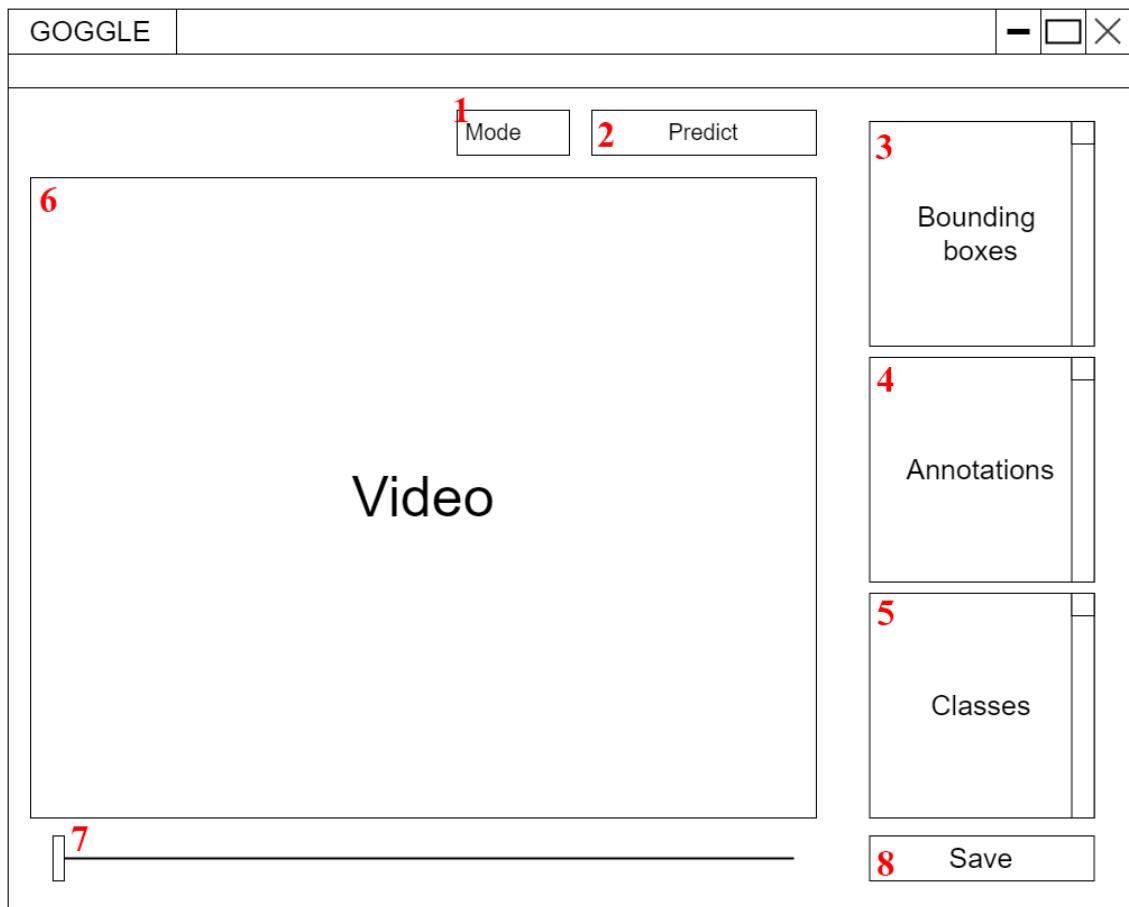
1. หมายเลข 1 คือช่องสำหรับกดเพื่อเปลี่ยนระบบจากสร้างกรอบสี่เหลี่ยมในแบบแก้ไขด้วยตนเอง(Manual mode) เป็นลับกรอบสี่เหลี่ยมแทน
2. หมายเลข 2 คือช่องสำหรับเลือกว่าจะใช้ระบบแบบใด ระหว่างแบบอัตโนมัติและแบบแก้ไขด้วยตนเอง
3. หมายเลข 3 คือปุ่มสำหรับสั่งให้ระบบทำการตรวจสอบตำแหน่งของมนุษย์ในเฟรมระหว่างคิ้ยวเฟรมทั้งหมด แล้วสร้างกรอบสี่เหลี่ยมขึ้นมาครอบบริเวณที่กำหนด
4. หมายเลข 4 คือกล่องสำหรับแสดงกรอบสี่เหลี่ยมทั้งหมดที่อยู่ในเฟรม
5. หมายเลข 5 คือหน้าต่างสำหรับแสดงเฟรมที่เลือกจากหมายเลข 6
6. หมายเลข 6 คือแถบเลื่อนสำหรับเลื่อนดูเฟรมทั้งหมดที่มี เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของอัลกอริทึม
7. หมายเลข 7 คือปุ่มสำหรับไปกระบวนการต่อไปหลังจากระบบประมวลผลเสร็จแล้ว

3.8.1.4 Action label

กระบวนการ Action label นั้นต้องสามารถทำนายว่าการกระทำ(Action)ของมนุษย์ที่อยู่ในแต่ละเฟรมว่าคืออะไร ได้โดยอัตโนมัติด้วยปัญญาประดิษฐ์ และผู้ใช้จะต้องสามารถแก้ไขข้อผิดพลาดของปัญญาประดิษฐ์ได้หากมีการทำนายที่ผิดพลาดเกิดขึ้น หรือถ้าหากผู้ใช้ต้องการเพิ่มการกระทำที่ไม่ได้มีอยู่ในชุดการกระทำพื้นฐานที่มีอยู่แล้วของปัญญาประดิษฐ์ ผู้ใช้ก็สามารถเพิ่มการกระทำนั้นเข้ามาได้ จึงออกแบบหน้าต่างเดี๋ยวๆ รูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9: หน้าต่าง Action label ของเครื่องมือสำหรับกำกับข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์



รูปที่ 3.10: ตำแหน่งของแต่ละวิดเจ็ตในหน้าต่าง Action label

โดยที่แต่ละวิดเจ็ตตามหมายเลขที่กำหนดตามรูปที่ 3.8 มีรายละเอียดดังนี้

1. หมายเลข 1 คือช่องสำหรับเลือกว่าจะใช้ระบบแบบใด ระหว่างแบบอัตโนมัติและแบบแก้ไขด้วยตนเอง
2. หมายเลข 2 คือปุ่มสำหรับสั่งให้ระบบคำนวณการทำงานของมนุษย์ในทุกๆเฟรม
3. หมายเลข 3 คือกล่องสำหรับแสดงกรอบสี่เหลี่ยมทั้งหมดที่อยู่ในเฟรมที่เลือก
4. หมายเลข 4 คือกล่องสำหรับแสดงการกระทำการของมนุษย์แต่ละคนที่อยู่ในเฟรมที่เลือก โดยจะเรียงลำดับคู่กับกรอบสี่เหลี่ยมที่อยู่ในช่องหมายเลข 3
5. หมายเลข 5 คือกล่องสำหรับแสดงชุดการกระทำการที่ปัญญาประดิษฐ์มีอยู่แล้ว ซึ่งในการทำงานแบบแก้ไขด้วยตนเองนั้น จะสามารถค้นหาการกระทำการที่มีอยู่แล้วได้ และหากคำที่ใส่เขามานั้นมีอยู่ในชุดการกระทำการที่จะเป็นการเพิ่มการกระทำนั้นเข้ามาแทน
6. หมายเลข 6 คือหน้าต่างสำหรับแสดงเฟรมที่เลือกจากหมายเลข 7
7. หมายเลข 7 คือແຄบเลื่อนสำหรับเลื่อนดูเฟรมทั้งหมดที่มี เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของปัญญาประดิษฐ์
8. หมายเลข 8 คือปุ่มสำหรับสร้างไฟล์ XML ของทุกๆเฟรมสำหรับใช้ในการสร้างโมเดลโดยรายละเอียดข้อมูลภายในไฟล์ XML จะอยู่ในหัวข้อ 3.8.1.5

3.8.1.5 รายละเอียดข้อมูลภายในไฟล์ XML

ไฟล์ XML นั้นเป็นรูปแบบที่นิยมใช้ในการเก็บข้อมูลสำหรับการสร้างโมเดลประมวลผลจับวัตถุ(object detection) โดยจะเก็บข้อมูลในรูปแบบของ PASCAL VOC ที่นิยมใช้ในการสร้างโมเดลด้วย library Tensorflow โดยภายในไฟล์จะมีข้อมูลดังรูปที่ 3.11 โดยข้อมูลส่วนสำคัญของรูปแบบนี้นั้นจะถูกใส่หมายเลขกำกับไว้ซึ่งแต่ละ

```

<annotation>
    <folder>GeneratedData_Train</folder>1
    <filename>000001.png</filename>2
    <path>/my/path/GeneratedData_Train/000001.png</path>3
    <source>
        <database>Unknown</database>
    </source>
    <size>4
        <width>224</width>
        <height>224</height>
        <depth>3</depth>
    </size>
    <segmented>0</segmented>
    <object>
        <name>21</name>5
        <pose>Frontal</pose>
        <truncated>0</truncated>
        <difficult>0</difficult>
        <occluded>0</occluded>
        <bndbox>6
            <xmin>82</xmin>
            <xmax>172</xmax>
            <ymin>88</ymin>
            <ymax>146</ymax>
        </bndbox>
    </object>
</annotation>
```

รูปที่ 3.11: ตัวอย่างข้อมูลภายในไฟล์ XML

หมายเลขนั้นหมายถึง

1. หมายเลข 1 คือชื่อโฟลเดอร์ที่เก็บไฟล์รูปภาพที่เกี่ยวข้องกับไฟล์ XML นี้อยู่
2. หมายเลข 2 คือชื่อไฟล์ที่เกี่ยวข้องกับไฟล์ XML นี้
3. หมายเลข 3 คือเส้นทางในคอมพิวเตอร์(directory path)ของไฟล์รูปภาพที่เกี่ยวข้องกับไฟล์ XML นี้
4. หมายเลข 4 คือขนาดและมิติของรูปภาพ ซึ่งจะประกอบด้วยความกว้าง(width) ความยาว(height) และ จำนวนช่องสี(depth) โดยที่จำนวนช่องสีที่มีความลึก 3 มักจะหมายถึงภาพสี RGB และจำนวนช่องสีที่มีความลึก 2 จะหมายถึงภาพขาวดำ(gray scale)
5. หมายเลข 5 คือ label ของวัตถุหรืออย่างอื่น ที่อยู่ในกรอบสีเหลี่ยมที่ถูกกำหนดไว้ในส่วนของหมายเลข 6
6. หมายเลข 6 คือ กรอบสีเหลี่ยมที่ครอบวัตถุที่สนใจ เช่นมนุษย์ เป็นต้น

3.9 การออกแบบระบบวิเคราะห์การกระทำของมนุษย์

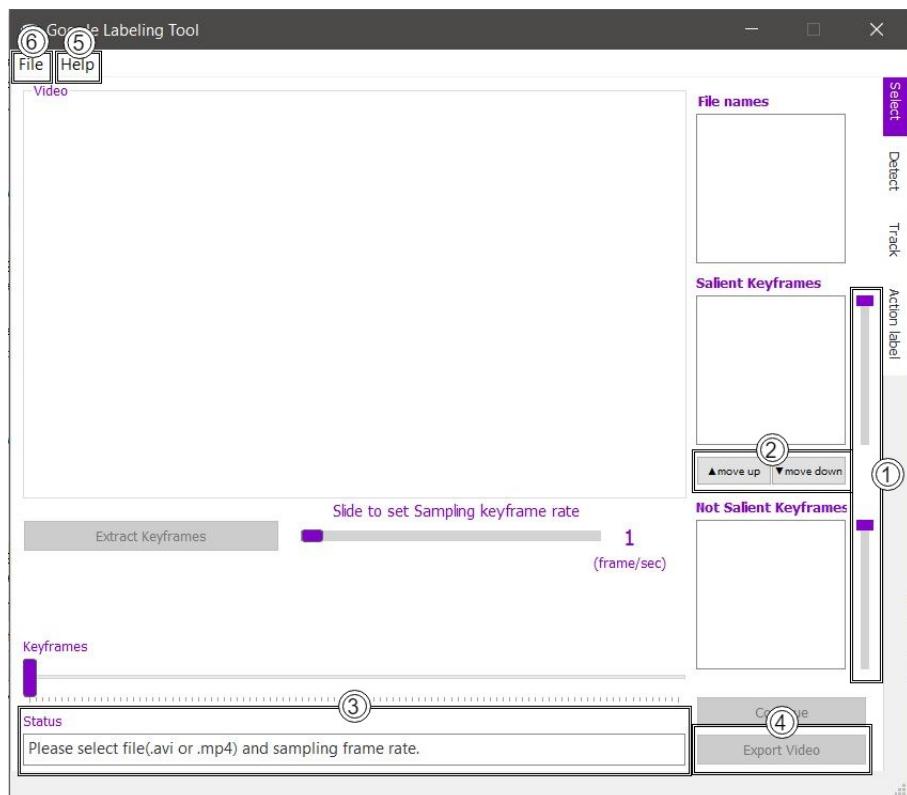
บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

4.1 Labeling tool

4.1.1 หน้าต่างแสดงผลของแอพพลิเคชัน

หน้าต่าง Select

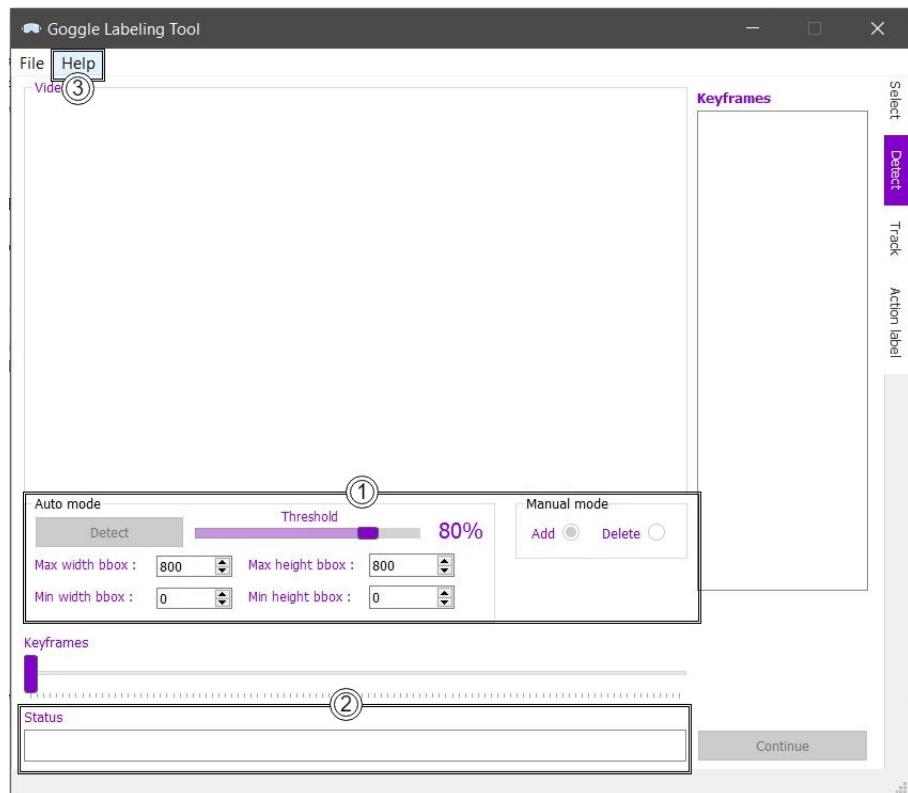


รูปที่ 4.1: รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Select

จากรูปที่ 4.1 แสดงหน้าต่าง Select ของแอพพลิเคชัน ซึ่งเมื่อเทียบกันกับหน้าต่าง Select ในฉบับร่าง (??) จะมีส่วนที่เพิ่มเติมขึ้นมาดังนี้

1. แถบเลื่อนสำหรับเลื่อนคุณูปกรณ์ที่มีมนุษย์ หรือ ไม่มีมนุษย์ เพื่อเพิ่มความสะดวกในการเลือกคุณูปกรณ์
2. ปุ่มสำหรับแก้ไขคุณูปกรณ์ที่มีมนุษย์หรือไม่มีมนุษย์
3. แถบแสดงสถานะกระบวนการทำงาน
4. ปุ่มสำหรับนำผลลัพธ์ออกเป็นไฟล์วิดีโอด้วยไฟล์ในช่วงที่มีมนุษย์อยู่
5. แถบสำหรับคำแนะนำช่วยเหลือ
6. ปุ่มสำหรับเปิดไฟล์

หน้าต่าง Detect

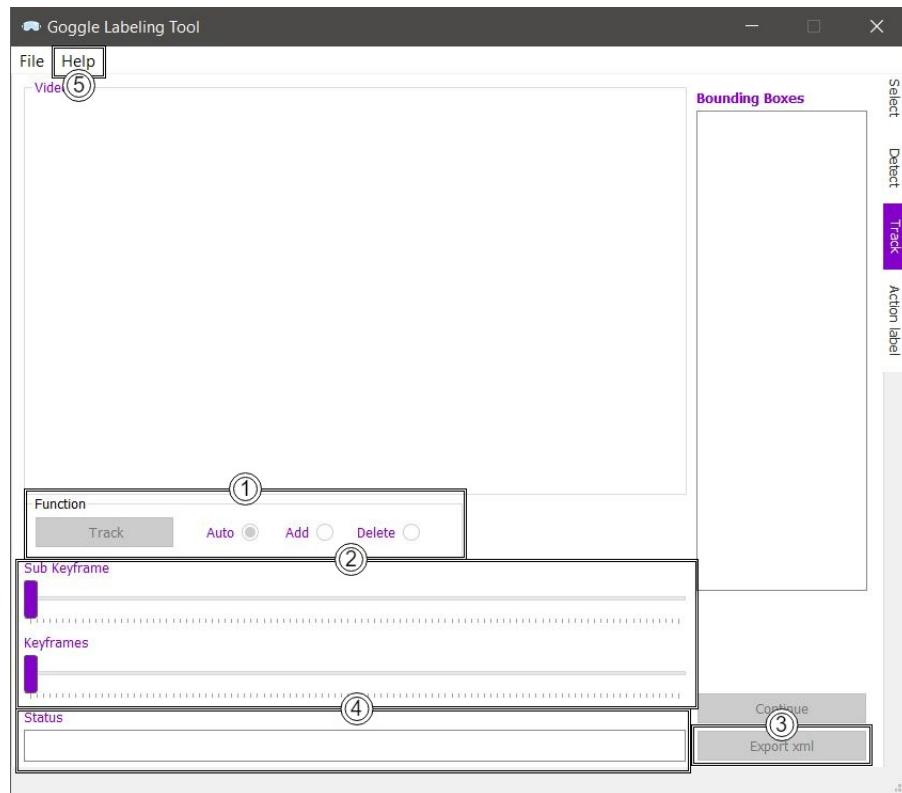


รูปที่ 4.2: รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Detect

จากรูปที่ 4.2 แสดงหน้าต่าง Detect ของแอพพลิเคชัน ซึ่งเมื่อเทียบกับหน้าต่าง Detect ในฉบับร่าง (??) จะมีส่วนที่เพิ่มเติมขึ้นมาดังนี้

1. ปรับหน้าตาใหม่ด้วยการทำงานแบบอัตโนมัติและกำหนดเองสามารถใช้งานได้สะดวกขึ้น และ เพิ่มความหลากหลายในการปรับแก้จากการทำงานอัตโนมัติ
2. แถบแสดงสถานะกระบวนการทำงาน
3. แถบสำหรับคำแนะนำช่วยเหลือ

หน้าต่าง Track

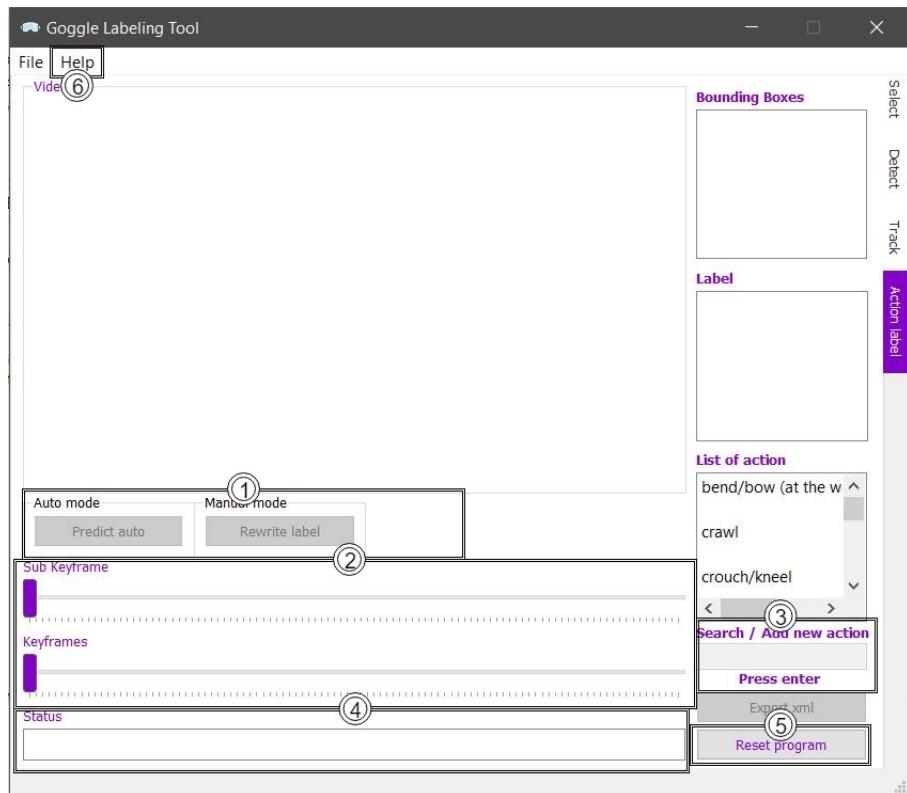


รูปที่ 4.3: รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Track

จากรูปที่ 4.3 แสดงหน้าต่าง Track ของแอพพลิเคชัน ซึ่งเมื่อเทียบกับหน้าต่าง Track ในฉบับร่าง (??) จะมีส่วนที่เพิ่มเติมขึ้นมาดังนี้

1. ปรับหน้าตาใหม่จากการทำงานแบบอัตโนมัติและกำหนดเองจากฉบับร่างเพื่อให้สามารถใช้งานได้สะดวกขึ้น
2. เพิ่มແຄບເລືອນ ເປັນ 2 ແຄບເລືອນທຳໃຫ້ສາມາດຄຸ້ມືກິງໄຟຣ໌ແລະແຄບເລືອນທີ່ອູ່ຮ່ວ່າງໜີ່ມີກິງໄຟຣ໌ໄດ້ສະດວກขື້ນ
3. เพิ่ມປຸ່ມສໍາຮັບນຳພລັດພົບອອກເປັນໄຟລ໌ XML
4. ແຄບແສດງສຕານະກະບວນການທຳຈານ
5. ແຄບສໍາຮັບຄໍາແນະນຳໜ່ວຍເຫຼືອ

หน้าต่าง Label



รูปที่ 4.4: รูปหน้าต่างแสดงผลของหน้าต่าง Label

จากรูปที่ 4.4 แสดงหน้าต่าง Label ของแอพพลิเคชัน ซึ่งเมื่อเทียบกับหน้าต่าง Label ในฉบับร่าง (??) จะมีส่วนที่เพิ่มเติมขึ้นมาดังนี้

1. ปรับหน้าตาใหม่ด้วยการทำงานแบบอัตโนมัติและกำหนดเองจากฉบับร่างเพื่อให้สามารถใช้งานได้สะดวกขึ้น
 2. เพิ่มແນບເລື່ອນ ເປັນ 2 ແນບເລື່ອນທຳໃຫ້ສາມາຮັດຄູ່ຄົງເພຣມແລະເພຣມທີ່ອຸ່ຽນຮ່ວງຈ່າຍຄົງເພຣມໄດ້ສະດວກຂຶ້ນ
 3. ເຄື່ອງມື່ອສໍາຫຼວກຄັນຫາຫຼືເພີ່ມໝາດໜຸ່ງຂອງການຮະທຳ
 4. ແນບແສດງສະຖານະກະບວນການທຳງານ
 5. ປຸ່ມສໍາຫຼວກເປັນຕົ້ນການທຳງານໃໝ່
 6. ແນບສໍາຫຼວກຄໍາແນະນຳຊ່ວຍເຫຼືອ

4.1.2 ผลลัพธ์การทำงานในแต่ละหน้าต่างของแอปพลิเคชัน

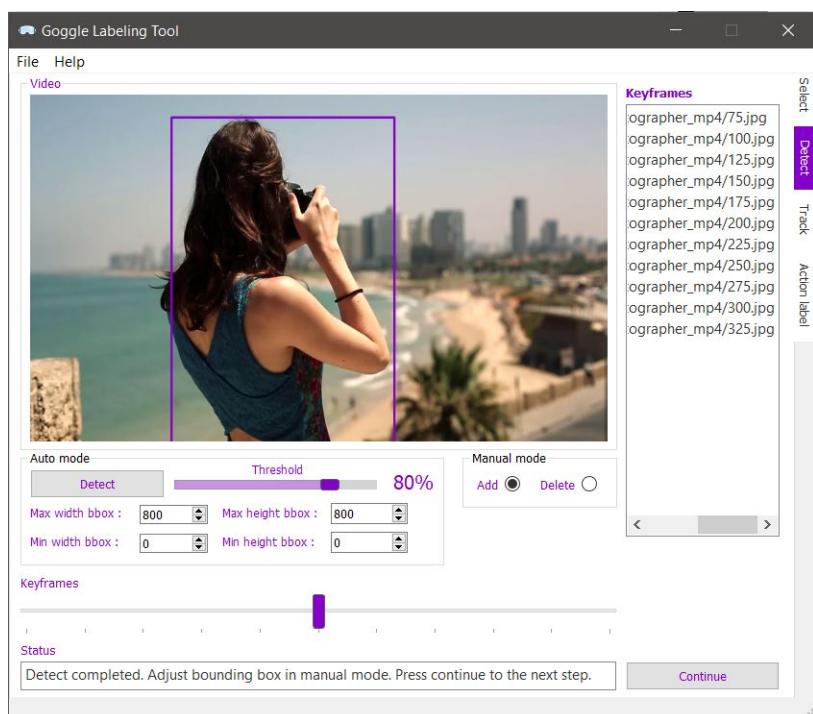
ผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Select



รูปที่ 4.5: รูปผลลัพธ์การแยกเฟรมที่มีมนุษย์อยู่ และไม่มีมนุษย์อยู่ภายในเฟรม

ขั้นตอนแรกแอปพลิเคชันจะสกัดแยกวิดีโอออกเป็นเฟรมทั้งหมด และ ทำการสัมคัญเฟรมอ กมาตามความถี่ที่ผู้ใช้งานตั้งไว้ จากนั้นแอปพลิเคชันจะนำโมเดล yolo-v3 มาตรวจสอบว่าแต่ละคัญเฟรมมีเฟรมใดบ้างที่มีมนุษย์อยู่ภายในเฟรม จากนั้นจะทำการแยกเฟรมที่มีมนุษย์อยู่ และ ไม่มีมนุษย์อยู่ ดังรูป 4.5

ผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Detect



รูปที่ 4.6: รูปคัญเฟรมที่ถูกตีกรอบสีเหลืองในส่วนที่มีมนุษย์อยู่

แอ��พลิเคชันจะนำคีย์เฟรมที่มีนุชย์ที่ได้จากหน้าต่าง Select นำมาตีกรอบสี่เหลี่ยมในส่วนของเฟรมที่มีมนุชย์อยู่โดยสามารถใช้โหมดการทำงานแบบบอตโนมัติหรือแบบแก้ไขเองก็ได้ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะได้คีย์เฟรมที่มีกรอบสี่เหลี่ยม ดังรูป 4.6 จากนั้นจะบันทึกข้อมูลในไฟล์ .txt

ผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Track



(ก) ตัวอย่างเฟรมที่ถูกตีกรอบสี่เหลี่ยม

```
<?xml version="1.0"?>
- <annotation>
  <folder>D:/Goggle/Goggle_team/out/Photographer_mp4/img</folder>
  <filename>75.jpg.txt</filename>
  <path>D:/Goggle/Goggle_team/out/Photographer_mp4/img/75.jpg</path>
  - <source>
    <database>Unknown</database>
  </source>
  - <size>
    <width>1280</width>
    <height>720</height>
    <depth>3</depth>
  </size>
  <segmented>0</segmented>
  - <object>
    <name>person</name>
    <pose>Unspecified</pose>
    <truncated>0</truncated>
    <difficult>0</difficult>
    - <bndbox>
      <xmin>2</xmin>
      <ymin>35</ymin>
      <xmax>368</xmax>
      <ymax>714</ymax>
    </bndbox>
  </object>
</annotation>
```

(ข) ตัวอย่างไฟล์ XML

รูปที่ 4.7: รูปผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Track

แอ��พลิเคชันจะนำคีย์เฟรมที่ถูกตีกรอบสี่เหลี่ยมจากหน้าต่าง Detect มาทำนายกรอบสี่เหลี่ยมในเฟรมที่เหลือระหว่างช่วงคีย์เฟรม ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะได้เฟรมทุกเฟรมที่มีมนุชย์อยู่ จะถูกตีกรอบสี่เหลี่ยม ดังรูป 4.8 จากนั้นสามารถบันทึกข้อมูลออกเป็นไฟล์ XML ได้ดังรูป

ผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Label



(ก) ตัวอย่างเฟรมที่ถูกตีกรอบสีเหลืองและคำทำนายการกระทำ

```
<?xml version="1.0"?>
- <annotation>
  <folder>D:/Goggle/Goggle_team/out/Photographer_mp4/Photographer_mp4/img</folder>
  <filename>75.jpg.txt</filename>
  <path>D:/Goggle/Goggle_team/out/Photographer_mp4/Photographer_mp4/img/75.jpg</path>
- <source>
  <database>Unknown</database>
</source>
- <size>
  <width>1280</width>
  <height>720</height>
  <depth>3</depth>
</size>
<segmented>0</segmented>
- <object>
  <name>carry/hold (an object)</name>
  <pose>Unspecified</pose>
  <truncated>0</truncated>
  <difficult>0</difficult>
- <bndbox>
  <xmin>2</xmin>
  <ymin>35</ymin>
  <xmax>368</xmax>
  <ymax>714</ymax>
</bndbox>
</object>
</annotation>
```

(ก) ตัวอย่างไฟล์ XML

รูปที่ 4.8: รูปผลลัพธ์การทำงานของหน้าต่าง Label

แอพพลิเคชันจะนำกรอบสีเหลืองของทุกเฟรมที่มีมนุษย์อยู่มาทำนายมนุษย์ในกรอบสีเหลืองนั้นกำลังมีการกระทำการอะไรอยู่ โดยสามารถทำงานได้ทั้งหมดอัตโนมัติหรือแบบแก้ไขเอง และสามารถบันทึกข้อมูลออกเป็นไฟล์ XML ได้ดังรูป

เอกสารอ้างอิง

- [1] Discover nao.
- [2] นายชาญชัย ชัยสุขโภศล. การสังเคราะห์โปรแกรมควบคุมหุ่นยนต์เดินสองขา แบบสมดุลสถิตโดยอัตโนมัติ ด้วยการคำนวณเชิงวิวัฒน์. <http://ezproxy.car.chula.ac.th:2074/bitstream/123456789/11758/1/chanchai.pdf>, 2544.
- [3] นายปรีดา เลิศพงศ์วิภูษณะ. การออกแบบและสร้างหุ่นยนต์สองขาและการสังเคราะห์โปรแกรมการเดิน. <http://ezproxy.car.chula.ac.th:2074/bitstream/123456789/6246/1/Preeda.pdf>, 2546.
- [4] ยศวีร์ แก้วมณี. การสร้างรูปแบบการเดินส่วนขาของหุ่นยนต์คล้ายมนุษย์โดยเลียนแบบจากภาพท่าทางของมนุษย์. <http://kb.psu.ac.th/psukb/bitstream/2010/5569/1/307650.pdf>, 2552.
- [5] นส.สุนัณญา จริยาวัฒนากุล. การควบคุมหุ่นยนต์เชมิชิวามอยด์ระยะไกล. doi.nrct.go.th, 2556.
- [6] Humanoid history - wabot-, 9 1970.
- [7] Darwin-op, 9 2010.
- [8] Antoine Petit Chairman. Poppy-project, 9 2016.
- [9] Antoine Petit Chairman and CEO of Inria. Poppy-project, 9 2016.
- [10] Albert Einstein. Zur elektrodynamik bewegter körper. (german) [on the electrodynamics of moving bodies]. 322(10):891–921, 1905.
- [11] Michel Goossens, Frank Mittelbach, and Alexander Samarin. The \LaTeX Companion. Addison-Wesley, 1993.
- [12] Seward D.W. A. Bradshaw F. Margrave. The anatomy of a humanoid robot. pages 437–443, 1995.
- [13] None. Darpa web site, June 2015.
- [14] Ng Buck Sin. Robo-erectus tr-2010 teensize team description paper. 2010.
- [15] Consortium the RobotCub. icub.org - an opensource cognitive humanoid robotic platform, 9 2017.
- [16] Hayashibara Yasuo. Cit brains (kid size league). 2015.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

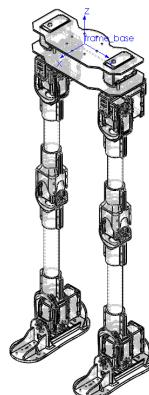
ข้อมูลเบื้องต้นของหุ่นยนต์ชีวมานอยด์ UTHAI

ก.1 ค่าคุณสมบัติทางพลศาสตร์

ข้อมูลพลศาสตร์ของหุ่นยนต์ชีวมานอยด์ UTHAI ซึ่งจะนำไปใช้ในการทำระบบจำลองด้วยโปรแกรม Gazebo ใน ROS และใช้ในการคำนวณทางคณิตศาสตร์เพื่อทำให้การเดินมีเสถียรภาพ โดยข้อมูลดูดันนี้ได้มาจากการคำนวณ Mass Properties ในโปรแกรม SolidWorks และปรับมีค่าใกล้เคียงกับของจริงโดยการเทียบกับเครื่องซึ่งน้ำหนัก

ข้อมูลดูดันนี้ประกอบไปด้วย มวล จุดศูนย์กลางมวล และโมเมนต์ความเฉื่อย อีกทั้งข้อมูลยังบอกในมาตรฐาน URDF กับ DH-Parameter ซึ่งทำให้ใช้งานในระบบการคำนวณที่ต่างกันได้

Overall Humanoid

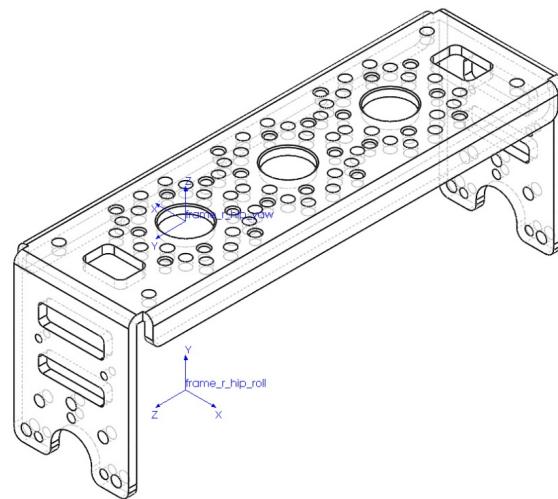


รูปที่ ก.1: ภาพแสดงช่วงล่างทั้งตัว

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

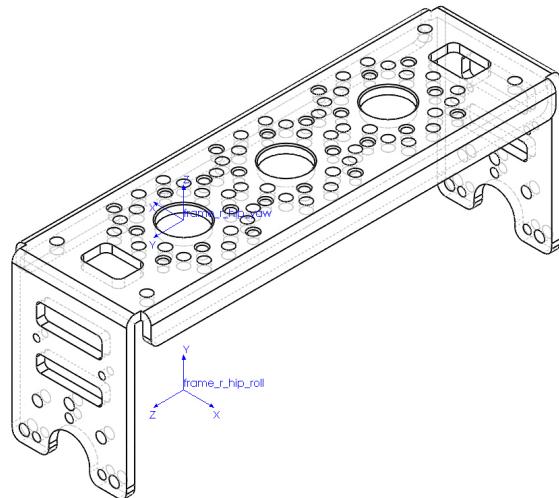
(ก) DH Parameter

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

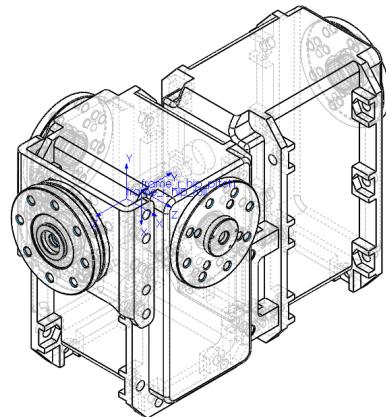
(ก) DH Parameter

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

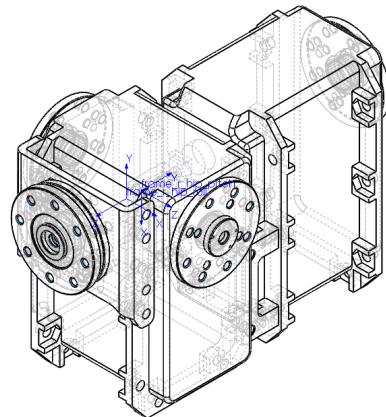
(ก) DH Parameter

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

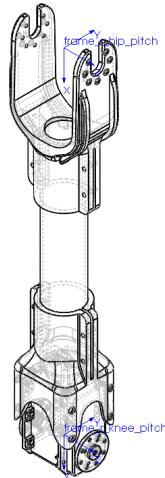
(ก) DH Parameter

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

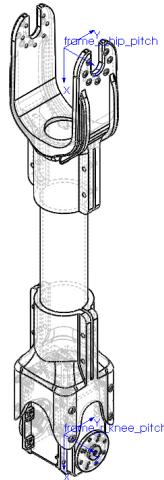
(ก) DH Parameter

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

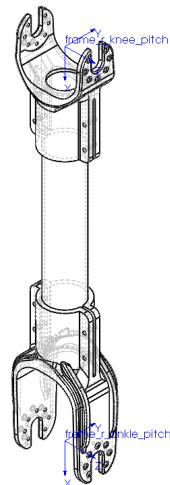
(ก) DH Parameter

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

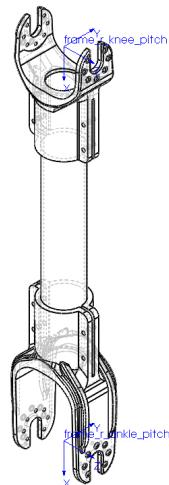
(ก) DH Parameter

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

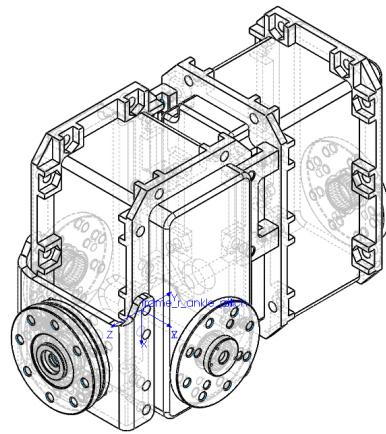
(ก) DH Parameter

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

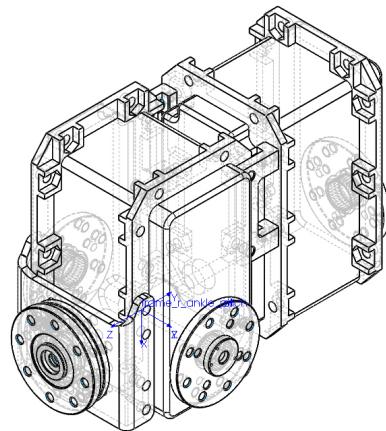
(ก) DH Parameter

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

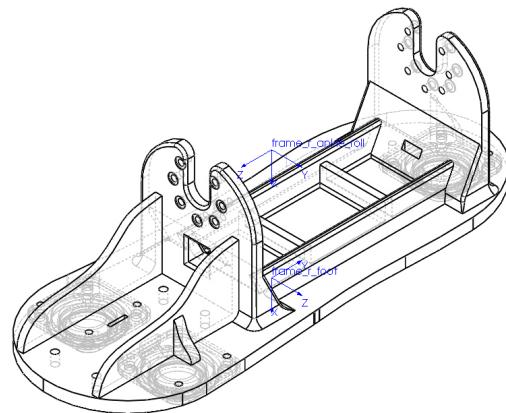
(ก) DH Parameter

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

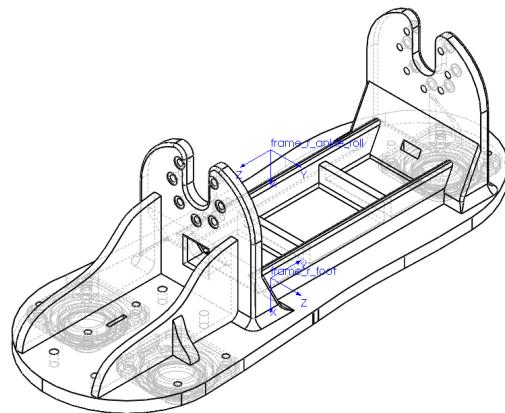
(ก) DH Parameter

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

รหัสนักศึกษา

วุฒิการศึกษา

ชื่อสถาบัน

ปีที่สำเร็จการศึกษา

นายจิรภูร์ ศรีรัตนอาภรณ์

57340500067

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

2560

ประวัติผู้เขียน

นายเจษฎากร ท่าไชยวงศ์



ชื่อ สกุล	นายเจษฎากร ท่าไชยวงศ์
รหัสนักศึกษา	57340500067
วุฒิการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
ชื่อสถาบัน	วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ
ปีที่สำเร็จการศึกษา	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
	2560

ประวัติผู้เขียน

นายวุฒิภัทร โชคอนันตทรัพย์



ชื่อ สกุล

รหัสนักศึกษา

วุฒิการศึกษา

ชื่อสถาบัน

ปีที่สำเร็จการศึกษา

นายวุฒิภัทร โชคอนันตทรัพย์

57340500067

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

วิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

2560