



การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

โดย

นายกิตติพงศ์ ศรีสวาท



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาการจัดการงานวิศวกรรม แผน ก แบบ ก 2

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการและการจัดการ

มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2567

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศิลปากร

การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาการจัดการงานวิศวกรรม แผน ก แบบ ก 2
ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการและการจัดการ
มหาวิทยาลัยศิลปากร
ปีการศึกษา 2567
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศิลปากร

THE DEVELOPMENT OF A PROGRAM FOR ANALYZING THE 3D LIFTING AND
MOVING CONDITIONS OF OBJECTS USING WORKERS' PHYSICAL EXERTION
THROUGH DEEP LEARNING.



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for Master of Engineering ENGINEERING MANAGEMENT
Department of INDUSTRIAL ENGINEERING AND MANAGEMENT
Academic Year 2024
Copyright of Silpakorn University

หัวข้อ	การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วย	ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก
โดย	นายกิตติพงศ์ ศรีสวาท
สาขาวิชา	การจัดการงานวิศวกรรม แผน ก แบบ ก 2
อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก	รองศาสตราจารย์ ดร. ประจวบ กล่อมจิตร

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร ได้รับพิจารณาอนุมัติ
ให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

.....	คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์และ เทคโนโลยีอุตสาหกรรม
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรุณศรี ลีจิระจำเนียร)	

พิจารณาเห็นชอบโดย

.....	ประธานกรรมการ
(อาจารย์ ดร. สิริชัย แซ่เหล่ม)	
.....	อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร. ประจวบ กล่อมจิตร)	
.....	ผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก
(รองศาสตราจารย์ ดร. ระพี กาญจนะ)	

660920019 : การจัดการงานวิศวกรรม แผน ก แบบ ก 2

คำสำคัญ : การยศาสตร์, การประเมินร่างกายส่วนบนแบบรวดเร็ว, การเรียนรู้เชิงลึก,

ปัญญาประดิษฐ์, การจับภาพเคลื่อนไหว

นาย กิตติพงศ์ ศรีสวาท: การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : รองศาสตราจารย์ ดร. ประจวบ กล่อมจิตร

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์การยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของในรูปแบบสามมิติ (3D) ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อประมวลผลภาพ 3 มิติและวิเคราะห์ท่าทางร่างกายอย่างแม่นยำ โปรแกรมที่พัฒนาถูกนำไปเปรียบเทียบกับระบบ Motion Capture โดยประเมินผ่านแบบสอบถาม NASA-TLX, RULA และ SUS โดยมีกลุ่มตัวอย่างเป็นนักศึกษาจำนวน 30 คน จากภาควิชาอุตสาหกรรมและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร ผลการวิจัยพบว่า โปรแกรม Deep Learning สามารถลดภาระงานทางจิตใจได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะด้านการใช้ความคิด เวลา และความคับข้องใจ และมีระดับความพึงพอใจในการใช้งานสูงกว่าโปรแกรม Motion Capture อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ในด้านการประเมินทางการยศาสตร์ โปรแกรมสามารถประเมินค่าดัชนี RULA ได้ใกล้เคียงกับค่าอ้างอิงด้วยความแม่นยำในการแปลผล 100% และลดเวลาในการประเมินได้เฉลี่ย 47-52% เมื่อเทียบกับวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง นอกจากนี้ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAE, RMSE และ Euclidean Error) ของระยะห่างระหว่างพิกัดร่างกายในมิติ 3D อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ โดยเฉพาะบริเวณศีรษะและคอที่ให้ผลแม่นยำสูงที่สุด ผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของ Deep Learning ในการพัฒนาเครื่องมือวิเคราะห์ทางการยศาสตร์ที่ใช้งานได้อย่างสะดวก รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพ เหมาะสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้จริงในภาคสนามหรืออุตสาหกรรมต่อไป

660920019 : Major ENGINEERING MANAGEMENT

Keyword : Ergonomics, Rapid Upper Limb Assessment (RULA), Deep Learning, Artificial Intelligence, Motion Capture

MR. Kittipong SRISAWAT : The development of a program for analyzing the 3D lifting and moving conditions of objects using workers' physical exertion through deep learning. Thesis advisor : Associate Professor Prachuab Klomjit, Ph.D.

This research aims to develop a program for analyzing 3D lifting and carrying postures using human physical force, employing deep learning technology to process 3D images for accurate body posture analysis. The developed program was compared with a Motion Capture system to evaluate its accuracy and usability, using the NASA-TLX for mental workload assessment, the RULA method for ergonomic evaluation, and the System Usability Scale (SUS). The study involved 30 students from the Department of Industrial Engineering and Management, Faculty of Engineering, Silpakorn University. The results indicated that the deep learning-based program significantly reduced mental workload, particularly in terms of cognitive demand, time pressure, and frustration, and showed significantly higher user satisfaction compared to the Motion Capture system. For ergonomic evaluation, the program was able to estimate RULA index values closely matching reference values, with 100% accuracy in interpretation, and it reduced assessment time by an average of 47–52% compared to manual assessment method. Moreover, the mean errors (MAE, RMSE, and Euclidean Error) of 3D body coordinate estimations were within acceptable ranges, with the highest accuracy found in the head and neck regions. The findings highlight the high potential of deep learning in developing ergonomic analysis tools that are convenient, fast, and effective, and can be practically applied in the industrial.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับคำแนะนำและคำปรึกษารวมถึงความอนุเคราะห์ในเรื่องวิธีการดำเนินงาน ตลอดจนแนวทางในการจัดทำวิทยานิพนธ์เป็นอย่างดีจากความกรุณาของท่านอาจารย์ที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.ประจวบ กล่อมจิตร ที่ควบคุมการดำเนินงานศึกษา การจัดทำวิทยานิพนธ์ รวมทั้งคณาจารย์ที่ทำการตรวจสอบ พร้อมทั้งชี้แนะข้อบกพร่องของวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์ ถูกต้อง อันประกอบไปด้วย อาจารย์ ดร.สิทธิชัย แซ่เหล่ม และ รองศาสตราจารย์ ดร.ระพี กาญจนะ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง คุณค่าหรือประโยชน์อันเกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอน้อมบูชาแด่พระคุณบิดา มารดา ครู อาจารย์ที่อบรมสั่งสอน แนะนำ รวมทั้งบุคคลท่านอื่น ๆ ที่มีได้กล่าวถึงที่คอยให้การสนับสนุนและให้กำลังใจอย่างดียิ่งเสมอมา จนสำเร็จลุล่วงด้วยดี

กิตติพงษ์ ศรีสวาท



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญรูปภาพ.....	ผ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์	3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4 สมมติฐาน	4
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	6
2.1 แนวคิดทฤษฎีการประมวลผลภาพ.....	6
2.1.1 การประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital Image Processing).....	7
2.1.2 การตรวจจับการเคลื่อนไหว (Motion Detection).....	8
2.1.3 การติดตามวัตถุ (Object Tracking).....	9
2.2 แนวคิดระนาบในสามมิติ และเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ (3D Plane and 3D Vector)	9
2.2.1 สมการของระนาบ (Equation of a Plane).....	9
2.2.2 การใช้เวกเตอร์ปกติและจุดบนระนาบ	10
2.2.3 การหาสมการระนาบจากจุดสามจุด.....	11

2.2.4 การคำนวณระยะทางจากจุดถึงระนาบ	11
2.2.5 การประยุกต์ใช้ในการวิจัยและการคำนวณเชิงเรขาคณิต	11
2.2.6 พิกัด 3 มิติ.....	12
2.2.7 การประยุกต์ใช้ในโปรแกรม	13
2.2.8 แนวคิดเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ	14
2.2.9 การบวกและการลบเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ.....	15
2.2.10 การคูณเวกเตอร์ในสามมิติด้วยการคูณเชิงจุด (Dot Product).....	15
2.2.11 การคูณเวกเตอร์ในสามมิติด้วยการคูณเชิงเวกเตอร์ (Cross Product).....	15
2.2.12 ความยาวของเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ	16
2.2.13 การประยุกต์ใช้เวกเตอร์ในสามมิติ	16
2.3 แนวคิดการสร้างแบบจำลองการตรวจจับ.....	16
2.3.1 เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks).....	16
2.3.2 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม	17
2.3.3 การฝึกฝนโมเดล Artificial Neural Network.....	20
2.3.4 เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Neural Networks).....	22
2.3.5 ปัญหาของการฝึกเครือข่ายประสาทเทียม.....	22
2.3.6 การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม.....	22
2.3.7 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning).....	23
2.3.8 โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก.....	24
2.3.9 การทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก	24
2.3.10 การประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึก.....	24
2.3.11 เครือข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Networks)	25
2.4 แนวคิดชุดจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture).....	25
2.4.1 Optical Tracking Motive	26

2.4.2 การประยุกต์ใช้งานของ Optical Tracking Motive	27
2.5 การวิเคราะห์เชิงเรขาคณิตและการถ่ายโอนการเรียนรู้เชิงสัมพันธ์ในโครงสร้างแบบ 3 มิติ ...	28
2.5.1 การแปลงเชิงแอฟฟิน (Affine Transformation Theory).....	28
2.5.2 การคำนวณการแปลงแอฟฟิน.....	29
2.5.3 ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติ (Autoencoder Theory)	31
2.5.4 การเรียนรู้เชิงเรขาคณิต (Geometric Deep Learning).....	31
2.5.5 การเท่าเทียมกันของโครงสร้างแบบไครัล (Chirality Equivalence)	32
2.5.6 ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติ (Autoencoder Theory)	33
2.5.7 ทฤษฎีการเรียนรู้เชิงเรขาคณิต (Geometric Deep Learning).....	33
2.5.8 การเท่าเทียมกันของโครงสร้างแบบไครัล (Chirality Equivalence)	33
2.6 ทฤษฎีการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing).....	34
2.6.1 การบริการรูปแบบ Infrastructure as a Service (IaaS).....	34
2.6.2 การประยุกต์ใช้ IaaS.....	35
2.6.3 การบริการรูปแบบ Platform as a Service (PaaS).....	36
2.6.4 การประยุกต์ใช้ PaaS	36
2.6.5 การบริการรูปแบบ Software as a Service (SaaS).....	37
2.6.6 การประยุกต์ใช้ SaaS	38
2.6.7 Google Colab	39
2.7 แนวคิดทฤษฎีภาษาคอมพิวเตอร์ (Programming Languages)	40
2.7.1 ประเภทของภาษาคอมพิวเตอร์	41
2.7.2 การทำงานของภาษาคอมพิวเตอร์.....	41
2.7.3 ประโยชน์และข้อจำกัดของภาษาคอมพิวเตอร์	42
2.8 แนวคิดทฤษฎีเรื่องการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)	43
2.8.1 หลักการทำงานของเครื่องการเรียนรู้ของเครื่อง	43

2.8.2 ข้อมูลและคุณภาพของข้อมูล	44
2.8.3 อัลกอริทึมที่ใช้ในระบบการเรียนรู้ของเครื่อง.....	44
2.8.4 การนำไปใช้ของการเรียนรู้ของเครื่อง.....	45
2.9 แนวคิดทฤษฎีอัลกอริทึม (Algorithm).....	45
2.9.1 ประเภทของอัลกอริทึม.....	45
2.9.2 การออกแบบอัลกอริทึม	46
2.9.3 ความสำคัญของอัลกอริทึมในการพัฒนาโปรแกรม.....	46
2.9.4 การทดสอบและประเมินผลอัลกอริทึม	46
2.10 แนวคิดการยศาสตร์	46
2.10.1 ความหมายของการยศาสตร์.....	46
2.10.2 ขอบข่ายของการยศาสตร์.....	47
2.10.3 หลักการของการยศาสตร์ (Ergonomics).....	51
2.10.4 แนวคิดการประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านการยศาสตร์.....	55
2.10.5 ความผิดพลาดของมนุษย์ Human Error	60
2.10.6 แนวคิดการวัดสัดส่วนร่างกาย.....	62
2.10.7 การประเมินงานยกของด้วยมือ โดยสมการ NIOSH 1991.....	63
2.10.8 แนวคิดการประเมินท่าทางโดยวิธีการ RULA (Rapid Upper Limb Assessment).....	65
2.10.9 แนวคิดทฤษฎีเรื่องชีวกลศาสตร์ (Biomechanics)	73
2.10.10 แนวคิดการประเมินภาระงาน.....	75
2.11 แนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA TASK LOAD INDEX (NASA-TLX).....	77
2.11.1 แนวคิดเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA-TLX.....	77
2.11.2 NASA Task Load Index (ฉบับภาษาไทย).....	80
2.12 การวิเคราะห์สถิติ และทฤษฎีการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Testing)	80

2.12.1 สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics)	81
2.12.2 สถิติเชิงอ้างอิงหรือสถิติอนุมาน (Inferential Statistics).....	81
2.12.3 ทฤษฎีการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Test)	82
2.13 แนวคิดการประเมินระบบด้วยแบบสอบถาม System Usability Scale: SUS	83
2.14 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	84
2.14.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวคิดทฤษฎีการประมวลผลภาพ	84
2.14.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวคิดการสร้างแบบจำลองการตรวจจับ.....	86
2.14.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing)	87
2.15 ตารางงานวิจัยที่เกี่ยวข้องประยุกต์ใช้กับงานวิจัย	89
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน	95
3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง	96
ประชากรที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่ นักศึกษาภาควิชาอุตสาหกรรมและการจัดการ คณะ วิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร วิทยาเขต พระราชวังสนามจันทร์	96
3.2 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย.....	97
3.3 ศึกษาเบื้องต้นเกี่ยวกับเครื่องมือและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย	98
3.4 ระเบียบวิธีที่ใช้ในการดำเนินการวิจัย	98
3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล	99
3.6 การวิเคราะห์ข้อมูล	101
3.7 สรุปผลการดำเนินงาน.....	101
3.8 จัดทำรายงานสรุปผลการศึกษา.....	101
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน	102
4.1 การวิเคราะห์แบบประเมินภาระงานทางจิตใจ NASA TASK LOAD INDEX.....	103
4.1.1 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ รวมทั้ง 6 มิติ	103

4.1.2 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ความคิด	105
4.1.3 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกาย	106
4.1.4 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านเวลา	108
4.1.5 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ	110
4.1.6 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพยายามที่ใช้	112
4.1.7 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความคับข้องใจ	114
4.2 การประเมินทางกายศาสตร์ การประเมินร่างกายส่วนบน Rapid Upper Limb Assessment (RULA)	116
4.2.1 การประเมินค่าความแม่นยำของผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ จำนวนผู้ทดลองทั้ง 30 คน	117
4.2.2 การประเมินค่าความแม่นยำของผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ จำนวนผู้ทดลองทั้ง 30 คน	119
4.3 การวิเคราะห์ระยะเวลาการทดลอง	121
4.3.1 การวิเคราะห์เวลาในการประเมินผลลัพธ์คะแนน RULA 2 ท่าทางจาก 2 วิธีการ	121
4.4 การวิเคราะห์ความแม่นยำของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วยพิกัด 3 มิติ	123
4.4.1 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรม	124
4.4.2 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรม	130
4.4 การวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม System Usability Scale: SUS	136
บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินงาน	139
5.1 สรุปผลการวิจัย	139
5.1.1 สรุปผลของการประเมินภาระงานทางจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX)	139

5.1.2 สรุปการประเมินทางกายศาสตร์ การประเมินร่างกายส่วนบน Rapid Upper Limb Assessment (RULA).....	141
5.1.3 การวิเคราะห์ระยะเวลาการทดลอง.....	142
5.1.4 การวิเคราะห์ความแม่นยำของพิกัดภายในโปรแกรม.....	142
5.1.5 การวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS)	144
5.2 อภิปรายผลการวิจัย	144
5.3 ประโยชน์ที่ได้รับจากงานวิจัย.....	146
5.4 ข้อเสนอแนะในการวิจัย	147
รายการอ้างอิง	149
ภาคผนวก.....	155
ภาคผนวก ก.....	156
ภาคผนวก ข.....	171
ภาคผนวก ค.....	182
ภาคผนวก ง.....	193
ภาคผนวก จ.....	209
ภาคผนวก ฉ.....	218
ภาคผนวก ช.....	220
ภาคผนวก ซ.....	222
ภาคผนวก ฌ.....	229
ภาคผนวก ญ.....	236
ภาคผนวก ณ.....	238
ภาคผนวก น.....	241
ภาคผนวก ด.....	243

ประวัติผู้เขียน.....245



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 ตารางฟังก์ชัน XOR.....	19
ตารางที่ 2 แสดงค่า C ในสมการ NIOSH 1991	64
ตารางที่ 3 แสดงค่า F ในสมการ NIOSH 1991.....	65
ตารางที่ 4 ตารางคะแนน A โดยใช้ท่าทางของส่วนของร่างกายในกลุ่ม A.....	68
ตารางที่ 5 ตารางคะแนน B โดยใช้ท่าทางของส่วนร่างกายในกลุ่ม B.....	71
ตารางที่ 6 ตารางคะแนนผลลัพธ์โดยใช้คะแนน C และ D	72
ตารางที่ 7 การให้ระดับคะแนนในมิติต่าง ๆ ของ (NASA-TLX)	79
ตารางที่ 8 ประเมินของความผิดพลาดจากการทดสอบสมมติฐาน	82
ตารางที่ 9 ตารางงานวิจัยที่เกี่ยวข้องประยุกต์ใช้กับงานวิจัย	89
ตารางที่ 10 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจรวมทั้ง 6 ด้าน	103
ตารางที่ 11 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านการใช้ความคิด.....	105
ตารางที่ 12 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านการใช้ร่างกาย	107
ตารางที่ 13 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านเวลา.....	109
ตารางที่ 14 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ	111
ตารางที่ 15 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความพยายามที่ใช้.....	113
ตารางที่ 16 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความคับข้องใจ.....	115
ตารางที่ 17 ตารางการเปรียบเทียบผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ	117
ตารางที่ 18 ตารางการเปรียบเทียบผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ	120
ตารางที่ 19 ตารางการเปรียบเทียบผลของเวลาในส่วนของประเมินคะแนนผลลัพธ์ RULA ในท่าทางการนั่งและยืนยกย้ายสิ่งของ ผ่าน 2 วิธีการ	122

ตารางที่ 20 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน x โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ	124
ตารางที่ 21 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน y โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ	125
ตารางที่ 22 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน z โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ	126
ตารางที่ 23 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยระยะห่างแบบ Euclidean Distance ของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ.....	127
ตารางที่ 24 ตารางสรุปผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ.....	129
ตารางที่ 25 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน x โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ.....	130
ตารางที่ 26 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน y โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ.....	131
ตารางที่ 27 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน z โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ.....	132
ตารางที่ 28 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยระยะห่างแบบ Euclidean Distance ของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ	133
ตารางที่ 29 ตารางสรุปผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ	135
ตารางที่ 30 ตารางแสดงค่าที่ได้จากการวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม System Usability Scale: SUS	136
ตารางที่ 31 ตารางการใส่ข้อมูลของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น.....	169
ตารางที่ 32 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยกของ ผีงซ้าย Motion Capture.....	175
ตารางที่ 33 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยกของ ผีงขวา Motion Capture.....	175

ตารางที่ 34 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยืนของ ฟังซ้าย Motion Capture	175
ตารางที่ 35 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยืนของ ฟังขวา Motion Capture.....	175
ตารางที่ 36 ตารางเก็บข้อมูลเวลาในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) Motion Capture	175
ตารางที่ 37 ตารางค่าถ่วงน้ำหนักของมิติทั้ง 6 ด้าน ของการทดลองที่ 1	176
ตารางที่ 38 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยืนของ ฟังซ้าย Deep Learning.....	178
ตารางที่ 39 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยืนของ ฟังขวา Deep Learning	178
ตารางที่ 40 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยืนของ ฟังซ้าย Deep Learning.....	178
ตารางที่ 41 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของท่าทางการนั่งยืนของ ฟังขวา Deep Learning.....	178
ตารางที่ 42 ตารางเก็บข้อมูลเวลาในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) Deep Learning.....	178
ตารางที่ 43 ตารางค่าถ่วงน้ำหนักของมิติทั้ง 6 ด้าน ของการทดลองที่ 2	179
ตารางที่ 44 แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS).....	181
ตารางที่ 45 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 1	178
ตารางที่ 46 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 2	178
ตารางที่ 47 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 3	179
ตารางที่ 48 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 4	179

[illegible]

[illegible]

[illegible]

[illegible]

ตารางที่ 101 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 27	207
ตารางที่ 102 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 28	207
ตารางที่ 103 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 29	208
ตารางที่ 104 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 30	208
ตารางที่ 105 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	210
ตารางที่ 106 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	211
ตารางที่ 107 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	212
ตารางที่ 108 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	213
ตารางที่ 109 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการยืนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	214
ตารางที่ 110 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการยืนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	215
ตารางที่ 111 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการยืนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	216
ตารางที่ 112 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการยืนํ้าย้ายสิ่งของ ผ้งขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	217
ตารางที่ 113 การเก็บข้อมูลเวลาในการปฏิบัติงาน ทั้ง 30 คน ในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) การทดลองที่ 1 Motion Capture	219

ตารางที่ 114 การเก็บข้อมูลเวลาในการปฏิบัติงาน ทั้ง 30 คน ในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) การทดลองที่ 2 Deep Learning.....	221
ตารางที่ 115 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณคอของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	223
ตารางที่ 116 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณศีรษะของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	224
ตารางที่ 117 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	225
ตารางที่ 118 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	226
ตารางที่ 119 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	227
ตารางที่ 120 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture	228
ตารางที่ 121 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณคอของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	230
ตารางที่ 122 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณศีรษะของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	231
ตารางที่ 123 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	232
ตารางที่ 124 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	233
ตารางที่ 125 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	234
ตารางที่ 126 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning	235

ตารางที่ 127 การเก็บข้อมูลแบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS) ทั้ง 30 คน.....	237
---	-----



สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปภาพที่ 1 ระบายสีแต่ละอันมีอาร์เรย์ $M \times N$	8
รูปภาพที่ 2 เส้นสัมผัสและระนาบในสามมิติ.....	10
รูปภาพที่ 3 สมการของระนาบ.....	10
รูปภาพที่ 4 ชุดข้อมูลที่สามารถแยกประเภทได้ด้วยสมการเชิงเส้น.....	17
รูปภาพที่ 5 ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แบบ XOR ไม่สามารถแยกแยะได้ด้วยสมการเชิงเส้น.....	18
รูปภาพที่ 6 โมเดล Perceptron อย่างง่ายมี layer เดียวเรียกว่า neuron.....	19
รูปภาพที่ 7 โมเดล Multi-layer Perceptron อย่างง่าย.....	20
รูปภาพที่ 8 อัลกอริทึม Backpropagation ส่งค่า partial derivatives จากทางขวากลับไปทางซ้าย.....	21
รูปภาพที่ 9 Optical Tracking MoCap.....	26
รูปภาพที่ 10 การสอนแบบจำลองเริ่มต้น.....	30
รูปภาพที่ 11 ผีกรอบตัวเข้ารหัสอัตโนมัติ.....	30
รูปภาพที่ 12 ปรับปรุงแบบจำลองความสอดคล้องกัน.....	31
รูปภาพที่ 13 โครงสร้างของ Iaas, Paas และ Saas.....	34
รูปภาพที่ 14 วงจรแสดงกระบวนการทำงานในระบบของคน.....	48
รูปภาพที่ 15 ลักษณะการทำงานในทำยีน.....	52
รูปภาพที่ 16 แสดงแผนภาพแสดงองค์ประกอบความหมายทางการยศาสตร์.....	56
รูปภาพที่ 17 แสดงตำแหน่งของวัตถุและมือเท้าของผู้กในแนวนอนและแนวตั้ง.....	64
รูปภาพที่ 18 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานของแขนส่วนบน.....	66
รูปภาพที่ 19 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานของแขนส่วนล่าง.....	67
รูปภาพที่ 20 แสดงการให้คะแนนของมือและการบิดของข้อมือ.....	67

รูปภาพที่ 21 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานในส่วนของคอ	69
รูปภาพที่ 22 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานในส่วนของลำตัว.....	70
รูปภาพที่ 23 ตัวอย่าง Application แบบประเมิน NASA-TLX.....	78
รูปภาพที่ 24 ขั้นตอนการดำเนินงาน	97
รูปภาพที่ 25 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติผ่านการถ่วงน้ำหนัก ทั้ง 6 มิติ.	104
รูปภาพที่ 26 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านการใช้ความคิด	105
รูปภาพที่ 27 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านการใช้ร่างกาย.....	107
รูปภาพที่ 28 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านการใช้เวลา	109
รูปภาพที่ 29 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านการใช้เวลา	111
รูปภาพที่ 30 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านการใช้เวลา	113
รูปภาพที่ 31 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านความคับข้องใจ	115
รูปภาพที่ 32 กราฟแสดงการเปรียบเทียบของเวลาเฉลี่ยการประเมินคะแนนผลลัพธ์ RULA	123
รูปภาพที่ 33 กราฟแสดงการเปรียบเทียบของเวลาเฉลี่ยการประเมินคะแนนผลลัพธ์ RULA	123
รูปภาพที่ 34 ผลคะแนนความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม System Usability Scale: SUS	137
รูปภาพที่ 35 รูปภาพที่ 1 บนครู่มือการทดลอง	157
รูปภาพที่ 36 รูปภาพที่ 2 บนครู่มือการทดลองโดยแสดงสถานีการทดลอง.....	158
รูปภาพที่ 37 รูปภาพที่ 3 บนครู่มือการทดลอง โดยการสวมใส่อุปกรณ์ Motion Capture แบบครึ่งตัว	159
รูปภาพที่ 38 รูปภาพที่ 4 บนครู่มือการทดลองโดยขั้นตอนในการทำ Motion Capture	159
รูปภาพที่ 39 รูปภาพที่ 5 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 1	160
รูปภาพที่ 40 รูปภาพที่ 6 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 2	160
รูปภาพที่ 41 รูปภาพที่ 7 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 3	161
รูปภาพที่ 42 รูปภาพที่ 8 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 4	161
รูปภาพที่ 43 รูปภาพที่ 9 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 5	162

รูปภาพที่ 44 รูปภาพที่ 10 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 6.....	162
รูปภาพที่ 45 รูปภาพที่ 11 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 7.....	163
รูปภาพที่ 46 รูปภาพที่ 12 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น	164
รูปภาพที่ 47 รูปภาพที่ 13 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 1.....	165
รูปภาพที่ 48 รูปภาพที่ 14 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 2.....	165
รูปภาพที่ 49 รูปภาพที่ 15 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 3.....	166
รูปภาพที่ 50 รูปภาพที่ 16 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 4.....	166
รูปภาพที่ 51 รูปภาพที่ 17 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 5.....	167
รูปภาพที่ 52 รูปภาพที่ 18 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 6.....	167
รูปภาพที่ 53 รูปภาพที่ 19 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 7.....	167
รูปภาพที่ 54 รูปภาพที่ 20 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 8.....	168
รูปภาพที่ 55 รูปภาพที่ 21 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 9.....	168
รูปภาพที่ 56 รูปภาพที่ 22 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 10.....	168
รูปภาพที่ 57 รูปภาพที่ 23 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 11.....	170
รูปภาพที่ 58 แบบฟอร์มการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA)	174
รูปภาพที่ 59 รูปภาพการทดลองทั้ง 2 โปรแกรม สำหรับผู้เข้าทดลอง.....	242
รูปภาพที่ 60 รูปภาพผู้ทดลอง.....	244

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

การยกของหนักเป็นกิจกรรมที่พบได้บ่อยในชีวิตประจำวันและในสภาพแวดล้อมการทำงานหลายประเภท โดยเฉพาะอย่างยิ่งในอุตสาหกรรมการผลิตและการขนส่ง อย่างไรก็ตาม การยกของอย่างไม่ถูกวิธีสามารถนำไปสู่การบาดเจ็บและปัญหาสุขภาพในระยะยาวได้ ดังที่ (ชลธิชา ใจบรรทัด และจเร เลิศสุตวิชัย, 2024) ได้ชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของการแก้ไขปัญหาทางการยศาสตร์ในสภาพแวดล้อมการทำงาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในอุตสาหกรรมที่มีการยกของหนักเป็นประจำ เช่น โรงงานปุ๋ยเคมี การพัฒนาเครื่องมือที่สามารถวิเคราะห์และประเมินท่าทางการยกของได้อย่างแม่นยำจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการป้องกันการบาดเจ็บและส่งเสริมสุขภาพของผู้ปฏิบัติงาน และการวิเคราะห์ท่าทางการยกของแบบดั้งเดิมมักอาศัยการสังเกตด้วยสายตาหรือการใช้เครื่องมือวัดทางกายภาพ ซึ่งอาจมีข้อจำกัดในด้านความแม่นยำและความสามารถในการวิเคราะห์ในสภาพแวดล้อมจริง (Kamarudin, 2013) ได้ทบทวนสมการการยกของ NIOSH และการวิเคราะห์ทางการยศาสตร์ชี้ให้เห็นถึงความซับซ้อนของการประเมินความเสี่ยงในการยกของ ซึ่งต้องพิจารณาปัจจัยหลายประการ เช่น น้ำหนักของวัตถุ ความถี่ในการยก และท่าทางของผู้ยก ด้วยเหตุนี้ การนำเทคโนโลยีสมัยใหม่มาใช้ในการวิเคราะห์ท่าทางการยกของจึงเป็นแนวทางที่มีศักยภาพในการพัฒนาประสิทธิภาพการประเมินความเสี่ยง

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคโนโลยีที่ได้รับความนิยมอย่างมากในการวิเคราะห์ภาพและการรู้จำท่าทาง (ธนกร รัตนจริยา, 2018) ได้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการวิเคราะห์ข้อมูลทางการแพทย์ ซึ่งมีความซับซ้อนไม่แพ้กับการวิเคราะห์ท่าทางการยกของ นอกจากนี้ (จินปัญชธนะ และนัศพชาณณ, 2022) ได้นำเสนอแบบจำลองการเรียนรู้ท่าทางมนุษย์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการและแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความก้าวหน้าในการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของมนุษย์ อีกทั้งพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน 3 มิติ โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกมีเป้าหมายเพื่อสร้างเครื่องมือที่สามารถประเมินท่าทางการยกของได้อย่างแม่นยำและเป็นอัตโนมัติ โดยอาศัยข้อมูลภาพ 3 มิติ แนวคิดนี้ได้รับแรงบันดาลใจจากงานวิจัยของ อ้อมแก้ว อินทรภักดี ที่ได้พัฒนาวิธีการประเมินท่าในการออกกำลังกายด้วยการวิเคราะห์ภาพถ่าย ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพในการวิเคราะห์ท่าทางของมนุษย์ การใช้ข้อมูล 3 มิติในการวิเคราะห์ท่าทางการยกของมีข้อได้เปรียบหลายประการเมื่อเทียบกับการใช้ภาพ 2 มิติ เนื่องจากสามารถให้

ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับตำแหน่งและการเคลื่อนไหวของส่วนต่าง ๆ ของร่างกายในพื้นที่สามมิติได้อย่างละเอียด ซึ่งมีความสำคัญอย่างยิ่งในการประเมินความเสี่ยงของท่าทางการยกของ (ณัฏกร เกษมสำราญ, 2019) ได้แสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์ภาพจากกล้องจุลทรรศน์เชิงซ้อน ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการวิเคราะห์ภาพ 3 มิติของการยกของได้ การพัฒนาโปรแกรมดังกล่าวจะต้องอาศัยการผสมผสานเทคโนโลยีหลายด้าน ได้แก่ การประมวลผลภาพ 3 มิติ การตรวจจับและติดตามการเคลื่อนไหวของร่างกาย และการวิเคราะห์ท่าทางโดยใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก โดยอาจนำแนวคิดจากการตรวจจับการหล้มของผู้สูงอายุโดยใช้โมดูลกล้อง ตามที่นำเสนอโดย (จันทิมา ทูมมะลา, 2019) มาประยุกต์ใช้ในการออกแบบระบบการตรวจจับและวิเคราะห์ท่าทางการยกของแบบเรียลไทม์

ความท้าทายสำคัญในการพัฒนาโปรแกรมนี้คือการสร้างชุดข้อมูลที่มีคุณภาพและหลากหลายเพียงพอสำหรับการฝึกฝนโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก รวมถึงการออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล 3 มิติของท่าทางการยกของ นอกจากนี้ยังต้องคำนึงถึงการประมวลผลแบบเรียลไทม์เพื่อให้สามารถใช้งานได้จริงในสภาพแวดล้อมการทำงาน การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก มีศักยภาพที่จะปฏิวัติวิธีการประเมินความเสี่ยงในการยกของในสถานที่ทำงาน โดยสามารถให้ข้อมูลที่แม่นยำและเป็นปัจจุบันเกี่ยวกับท่าทางการยกของของพนักงาน ซึ่งจะช่วยในการป้องกันการบาดเจ็บและปรับปรุงสภาพแวดล้อมการทำงานให้ปลอดภัยยิ่งขึ้น นอกจากนี้ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการฝึกอบรมพนักงานเกี่ยวกับเทคนิคการยกของที่ถูกต้อง และการออกแบบอุปกรณ์ช่วยยกที่เหมาะสมกับลักษณะการทำงานของแต่ละบุคคล ความสำคัญที่ต้องคำนึงถึงอีกส่วนหนึ่ง คือ การประมวลผลแบบเรียลไทม์ เนื่องจากการวิเคราะห์ข้อมูล 3 มิติต้องการทรัพยากรการประมวลผลสูง การออกแบบระบบจึงต้องคำนึงถึงการใช้เทคนิคการประมวลผลแบบขนาน (Parallel Processing) และการใช้อาร์ดแวร์เฉพาะทาง เช่น GPU เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงาน นอกจากนี้ การใช้เทคนิคการลดขนาดข้อมูล (Dimensionality Reduction) และการเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) ที่เหมาะสมจะช่วยลดภาระในการประมวลผลได้ โดยเฉพาะในสภาพแวดล้อมการทำงานจริงที่อาจมีปัจจัยรบกวนหลายประการ เช่น แสงสว่างที่ไม่สม่ำเสมอ หรือการบดบังของวัตถุอื่น ๆ การพัฒนาอัลกอริทึมที่ทนทานต่อสภาพแวดล้อมที่ไม่เอื้ออำนวยเหล่านี้จึงเป็นสิ่งจำเป็น อาจต้องพิจารณาการใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล (Data Augmentation) ในการฝึกฝนโมเดล เพื่อให้สามารถรับมือกับสถานการณ์ที่หลากหลายได้ดียิ่งขึ้น การบูรณาการระบบเข้ากับกระบวนการทำงานที่มีอยู่จะส่งผลต่อความสำเร็จในการนำไปใช้งานจริง ระบบควรสามารถทำงานร่วมกับซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์ที่มีอยู่ในองค์กร รวมถึงสามารถส่งออกข้อมูลในรูปแบบที่เข้าใจง่าย

และนำไปใช้ประโยชน์ได้ทันที เช่น รายงานสรุปความเสี่ยง หรือคำแนะนำในการปรับปรุงท่าทางการทำงาน

ดังนั้นการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก เป็นการบูรณาการความรู้ด้านการยศาสตร์ วิศวกรรมศาสตร์ วิทยาการคอมพิวเตอร์ และปัญญาประดิษฐ์ เพื่อสร้างเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการปรับปรุงความปลอดภัยและสุขภาพของผู้ปฏิบัติงานในสภาพแวดล้อมที่มีการยกของหนัก การวิจัยและพัฒนาในด้านนี้จะมีส่วนสำคัญในการยกระดับมาตรฐานความปลอดภัยในการทำงานและส่งเสริมคุณภาพชีวิตของแรงงานในอนาคต

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก ที่มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ
2. เพื่อสร้างโมเดลการคำนวณทางการยศาสตร์จากข้อมูลการยก ที่ได้จากการตรวจจับรูปแบบ 3 มิติ
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น โดยเปรียบเทียบกับโปรแกรมที่มีอยู่ในปัจจุบัน
4. เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการนำโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นไปประยุกต์ใช้ในงานด้านการยศาสตร์

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

ขอบเขตการวิจัยสำหรับโครงการ "การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก" สามารถกำหนดได้ดังนี้:

1. ขอบเขตด้านเนื้อหา
 - 1.1. การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก
 - 1.2. การวิจัยจะมุ่งเน้นการประยุกต์ใช้ในงานด้านการยศาสตร์
 - 1.3. การพัฒนาระบบจะอยู่บนคลาวด์ ด้านการให้บริการของซอฟต์แวร์ (Saas)
2. ขอบเขตด้านประชากรและกลุ่มตัวอย่าง
 - 2.1. กลุ่มประชากรที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่ นักศึกษาภาควิชาอุตสาหกรรมและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร วิทยาเขตพระราชวังสนามจันทร์ จำนวน 30 คน

3. ขอบเขตด้านตัวแปร
 - 3.1. ตัวแปรอิสระ: เทคนิคการตรวจจับภาพ 3 มิติ, อัลกอริทึมและการประมวลผลภาพ, รูปแบบการทำงานบนแพลตฟอร์มคลาวด์
 - 3.2. ตัวแปรตาม: ความแม่นยำในการพัฒนาโปรแกรม, ประสิทธิภาพในการประมวลผล, การประเมินตามแบบฟอร์ม
4. ขอบเขตด้านเทคโนโลยี
 - 4.1. การพัฒนาโปรแกรมบนแพลตฟอร์มคลาวด์ที่รองรับการประมวลผลแบบขนานและการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)
5. ขอบเขตด้านการวัดและการประเมินผล
 - 5.1. การเปรียบเทียบความแม่นยำของการตรวจจับท่าทางกับโปรแกรม Motion Capture โดยกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ไม่เกิน 10% รวมถึงการประมวลผลบนคลาวด์ โดยวัดจากเวลาในการประมวลผล
 - 5.2. การประเมินหลักการทางกายศาสตร์
 - 5.3. การประเมินของผู้ใช้งานโปรแกรมโดยใช้แบบสอบถามและการสัมภาษณ์

1.4 สมมติฐาน

1. ความคลาดเคลื่อนในการการตรวจจับท่าทางและการประเมินผลคะแนนของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นจะน้อยกว่า 10% เมื่อเทียบกับโปรแกรมที่มีอยู่
2. การใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นจะช่วยลดเวลาในกระบวนการลงไม่น้อยกว่า 20% เมื่อเทียบกับโปรแกรมที่มีอยู่

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. ได้องค์ความรู้ใหม่ในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี โปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก เพื่องานด้านการกายศาสตร์
2. ช่วยลดระยะเวลาในกระบวนการทำงานและพัฒนาการใช้งานองค์ความรู้แก้ไขปัญหาด้านการกายศาสตร์
3. สนับสนุนการออกแบบการทำงานที่เหมาะสมผู้ปฏิบัติงาน ซึ่งจะช่วยลดการบาดเจ็บจากการทำงานในระยะยาว

4. เป็นเครื่องมือในการฝึกอบรมบุคลากรด้านความปลอดภัยและอาชีวอนามัยในการประเมินความเสี่ยงทางการยศาสตร์
5. เป็นข้อมูลสนับสนุนในการกำหนดนโยบายด้านความปลอดภัยและอาชีวอนามัยในระดับประเทศ



บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยเรื่อง “การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก” โดยผู้วิจัยได้ทำการศึกษาแนวคิด ทฤษฎี เอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับขอบเขตของงานวิจัยที่ทำ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- 2.1 แนวคิดทฤษฎีการประมวลผลภาพ
- 2.2 แนวคิดระนาบ และเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ (3D Plane and 3D Vector)
- 2.3 แนวคิดการสร้างแบบจำลองการตรวจจับ
- 2.4 แนวคิดชุดจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture)
- 2.5 การวิเคราะห์เชิงเรขาคณิตและการถ่ายโอนการเรียนรู้เชิงสัมพันธ์ในโครงสร้างแบบ 3 มิติ
- 2.6 ทฤษฎีการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing)
- 2.7 แนวคิดทฤษฎีภาษาคอมพิวเตอร์ (Programming Languages)
- 2.8 แนวคิดทฤษฎีเรื่องการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)
- 2.9 แนวคิดทฤษฎีอัลกอริธึม (Algorithm)
- 2.10 แนวคิดการยศาสตร์ (Ergonomics)
- 2.11 แนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA TASK LOAD INDEX (NASA-TLX)
- 2.12 การวิเคราะห์สถิติ และทฤษฎีการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Testing)
- 2.13 แนวคิดการประเมินระบบด้วยแบบสอบถาม System Usability Scale: SUS
- 2.14 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
- 2.15 ตารางงานวิจัยที่เกี่ยวข้องประยุกต์ใช้กับงานวิจัย

2.1 แนวคิดทฤษฎีการประมวลผลภาพ

การตรวจจับการเคลื่อนไหวของวัตถุด้วยการประมวลผลภาพเป็นเทคโนโลยีที่มีความสำคัญในหลายด้าน เช่น การรักษาความปลอดภัย การควบคุมการจราจร และการวิเคราะห์พฤติกรรม การประมวลผลภาพเป็นเทคโนโลยีที่มีบทบาทสำคัญในการพัฒนานวัตกรรมและระบบอัตโนมัติในหลากหลายอุตสาหกรรม จากการศึกษาล่าสุดพบว่า เทคนิคการประมวลผลภาพสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการคัดแยกผลิตภัณฑ์ทางการเกษตรและการจัดการขยะได้อย่างมีประสิทธิภาพ (ปาณิสรา หาดขุนทด, 2023) ได้พัฒนาระบบคัดแยกทุเรียนโดยใช้เทคนิคการประมวลผลภาพ (ธน

โชติ ภาชนะชัย, 2022) ได้นำเสนอเครื่องคัดแยกขยะรีไซเคิลที่ใช้การประมวลผลภาพในการทำงาน การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีนี้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการเพิ่มประสิทธิภาพกระบวนการผลิตและการจัดการทรัพยากรในอนาคต ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบตรวจจับการเคลื่อนไหวมีดังนี้

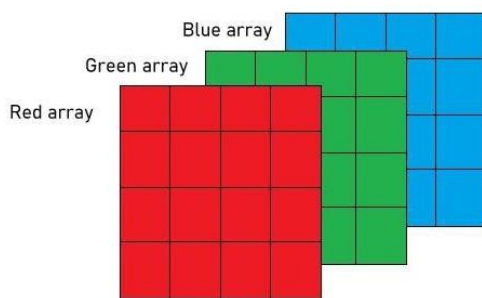
2.1.1 การประมวลผลภาพดิจิทัล (Digital Image Processing)

การประมวลผลภาพดิจิทัลเป็นกระบวนการจัดการและวิเคราะห์ข้อมูลภาพโดยใช้คอมพิวเตอร์ ซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญในการพัฒนาระบบตรวจจับการเคลื่อนไหว โดยมีขั้นตอนหลัก ได้แก่ การได้มาซึ่งภาพ การปรับปรุงคุณภาพภาพ การแบ่งส่วนภาพ และการวิเคราะห์ภาพ (วรวิมล กังหัน, 2023)

2.1.1.1 ภาพ เป็นฟังก์ชันสองมิติ $F(x, y)$ โดยที่ x และ y เป็นพิกัดเชิงพื้นที่และความกว้างของพิกัดคู่ใด ๆ (x, y) เรียกว่าความเข้มของภาพนั้น เมื่อ x, y และค่าความกว้างของพิกัดที่กำหนดโดยอาร์เรย์สองมิติที่จัดเรียงเป็นพีเศษในแถวและคอลัมน์ ภาพดิจิทัลประกอบด้วยจำนวนจำกัด ซึ่งภาพในระบบดิจิทัลจะมีข้อมูลขนาดเล็ก ๆ ที่เรียงกันในภาพ เรียกว่า พิกเซล ดังนั้น พิกเซลที่มีค่าส่องสว่างมาเรียงต่อ ๆ กันเป็นจำนวนมาก จะทำให้เราสามารถมองเห็นภาพได้ในระบบคอมพิวเตอร์

2.1.1.2 ภาพดิจิทัล เป็นตัวแทนของภาพเสมือนจริงเป็นชุดของตัวเลขที่สามารถจัดเก็บและจัดการโดยเป็นดิจิทัล คอมพิวเตอร์ ในการแปลงภาพเป็นตัวเลขและจะถูกแบ่งออกเป็นพื้นที่เล็ก ๆ ที่เรียกว่า พิกเซล (องค์ประกอบภาพ) สำหรับแต่ละพิกเซลอุปกรณ์ถ่ายภาพจะบันทึกหมายเลขหรือชุดตัวเลขขนาดเล็กซึ่ง อธิบายคุณสมบัติบางอย่างของพิกเซลนี้เช่นความสว่าง (ความเข้มของแสง) หรือสีของภาพ ตัวเลขจะถูกจัดเรียงในอาร์เรย์ของแถวและคอลัมน์ที่สอดคล้องกับตำแหน่งแนวตั้งและแนวนอนของพิกเซลในภาพ

ภาพ RGB บางครั้งเรียกว่า ภาพสีจริง (TrueColor) ถูกเก็บไว้ใน MATLAB เป็นอาร์เรย์ข้อมูลที่กำหนดองค์ประกอบสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงินสำหรับแต่ละพิกเซลแต่ละพิกเซล $1 \times M \times N \times 3$ ภาพ RGB สีของแต่ละพิกเซลถูกกำหนดโดยการรวมกันของความเข้มสีแดง, สีเขียวและสีน้ำเงินที่เก็บไว้ในระนาบสีแต่ละจุดที่ตำแหน่งของพิกเซล รูปแบบไฟล์กราฟิกที่จัดเก็บภาพ RGB เป็นภาพ 24 บิตโดย ที่องค์ประกอบสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงินแต่ละชั้นจะมี 8 บิต สิ่งนี้ทำให้ศักยภาพของ 16 ล้านสีมีความแม่นยำที่สามารถจำลองภาพในชีวิตจริงได้ สามารถดูได้สามภาพที่แตกต่างกัน (ภาพสเกลสีแดง ภาพสเกลสีเขียว และภาพสเกลสีฟ้า) ซ้อนกันอยู่ด้านบนของกันและกัน (MATLAB, 2023)



รูปภาพที่ 1 ระบายสีแต่ละอันมีอาร์เรย์ $M \times N$
(ที่มา: GeeksforGeeks (n.d.). RGB image representation)

ใน MATLAB ภาพ RGB นั้นโดยทั่วไปคืออาร์เรย์พิกเซลของสี $M \times N \times 3$ ซึ่งแต่ละพิกเซลของสีมีความสัมพันธ์กับค่าสามค่าที่สอดคล้องกับองค์ประกอบ สีแดง สีน้ำเงิน และเขียวของภาพ RGB

R = ระดับของแสงสีแดง

G= ระดับแสงสีเขียว

B = ระดับของแสงสีน้ำเงิน

ดังนั้นสีของพิกเซลใด ๆ จะถูกกำหนดโดยการรวมกันของความเข้ม สีแดง สีเขียว และสีน้ำเงินที่ และระบายสีแต่ละอันมีอาร์เรย์ $M \times N$ เป็นการแปลงภาพระบบสี RGB ที่แสดงถึงความเข้มสีในแต่ละองค์ประกอบสีให้เป็นภาพที่แสดง 256 ระดับ โดยพิกเซลที่มีมืดที่สุดมีค่าเท่ากับ 0 และพิกเซลที่สว่างที่สุดมีค่าเท่ากับ 255 นอกจากนี้การแปลงภาพสี RGB เป็นภาพระดับเทาสามารถลดเวลาในการประมวลผลภาพดิจิทัลจาก การลดจำนวนมิติของข้อมูลในภาพสี RGB ที่จัดเก็บด้วยเมทริกซ์สองมิติซ้อนทับกันสามชั้นให้ลดลงเหลือ เพียงเมทริกซ์สองมิติเพียงชั้นเดียว

2.1.2 การตรวจจับการเคลื่อนไหว (Motion Detection)

(ดัชกรณั ดันเจริญ, 2011) ได้ศึกษาเทคโนโลยีการตรวจจับการเคลื่อนไหวและการประยุกต์ใช้ในหลายบริบท เช่น การตรวจจับการเคลื่อนไหวในระบบรักษาความปลอดภัย ระบบการตรวจจับในอุตสาหกรรมต่าง ๆ และการใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมของบุคคลในงานวิจัยทางการแพทย์และสังคมศาสตร์ โดยเทคโนโลยีนี้มีการใช้เซ็นเซอร์และกล้องที่สามารถตรวจจับการเปลี่ยนแปลงในภาพที่เกิดจากการเคลื่อนไหว ซึ่งสามารถนำมาประมวลผลเพื่อทำการวิเคราะห์และประยุกต์ใช้ในบริบทต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การตรวจจับการเคลื่อนไหวเป็นเทคนิคในการระบุการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของวัตถุในภาพหรือวิดีโอ โดยมีวิธีการหลัก ๆ ดังนี้:

2.1.2.1 การลบภาพพื้นหลัง (Background Subtraction) เป็นวิธีการที่ใช้บ่อยในการตรวจจับการเคลื่อนไหว โดยการเปรียบเทียบภาพปัจจุบันกับภาพอ้างอิงพื้นหลัง เพื่อระบุส่วนที่มีการเปลี่ยนแปลง วิธีนี้มีประสิทธิภาพในการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนไหวในฉากที่มีพื้นหลังคงที่

2.1.2.2 การหาความแตกต่างระหว่างเฟรม (Frame Differencing) เป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างเฟรมภาพที่ต่อเนื่องกัน เพื่อระบุพื้นที่ที่มีการเคลื่อนไหว วิธีนี้มีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงแต่อาจมีความอ่อนไหวต่อสัญญาณรบกวน

2.1.2.3 การประมาณการเคลื่อนไหว (Optical Flow) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการคำนวณทิศทางและความเร็วของการเคลื่อนไหวของวัตถุในภาพ โดยการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของความเข้มของแสงในแต่ละพิกเซล วิธีนี้ให้ข้อมูลที่ละเอียดเกี่ยวกับการเคลื่อนไหวแต่มีความซับซ้อนในการคำนวณ

2.1.3 การติดตามวัตถุ (Object Tracking)

การติดตามวัตถุเป็นกระบวนการในการระบุตำแหน่งของวัตถุที่เคลื่อนไหวในลำดับของเฟรมภาพ โดยมีวิธีการหลัก ๆ ดังนี้:

2.1.3.1 การติดตามจุด (Point Tracking) เป็นการติดตามจุดที่สนใจบนวัตถุผ่านลำดับของเฟรมภาพ เหมาะสำหรับวัตถุที่มีขนาดเล็กหรือมีรูปร่างที่ไม่ซับซ้อน

2.1.3.2 การติดตามเคอร์เนล (Kernel Tracking) เป็นการติดตามรูปร่างและลักษณะของวัตถุโดยใช้เคอร์เนลที่อธิบายลักษณะของวัตถุ วิธีนี้มีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงรูปร่างของวัตถุ

2.1.3.3 การติดตามซิลูเอต (Silhouette Tracking) เป็นการติดตามรูปร่างภายนอกของวัตถุ เหมาะสำหรับวัตถุที่มีรูปร่างซับซ้อนหรือมีการเปลี่ยนแปลงรูปร่างอย่างต่อเนื่อง

2.2 แนวคิดระนาบในสามมิติ และเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ (3D Plane and 3D Vector)

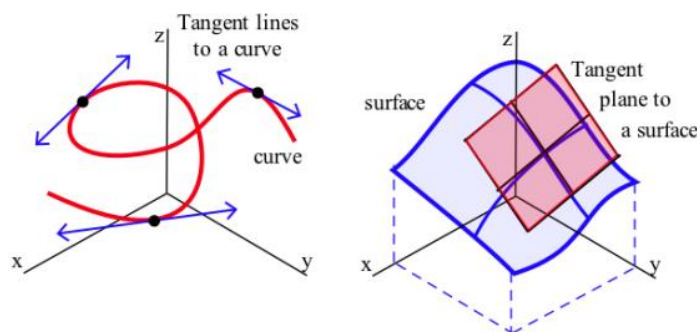
เป็นส่วนหนึ่งของเรขาคณิตวิเคราะห์ที่สำคัญในการทำความเข้าใจเกี่ยวกับตำแหน่งและการจัดเรียงของจุด เส้นตรง และพื้นผิวในพื้นที่สามมิติ การคิดคำนวณระนาบสามมิติประยุกต์ใช้ได้หลากหลาย เช่น การหาพื้นที่วัตถุในอุตสาหกรรม การทำภาพสามมิติ หรือการจำลองเชิงเรขาคณิตสำหรับงานวิจัยวิศวกรรม

2.2.1 สมการของระนาบ (Equation of a Plane)

สมการระนาบในสามมิติจะถูกแสดงในรูปแบบทั่วไปดังนี้:

$$ax + by + cz + d = 0$$

โดยที่ a, b, c คือพารามิเตอร์ที่แสดงถึงทิศทางของเวกเตอร์ปกติ (normal vector) ของระนาบ และ d เป็นค่าคงที่ที่ระบุความสัมพันธ์กับจุดบนระนาบหนึ่งๆ ถ้าเราทราบค่าของพารามิเตอร์เหล่านี้ เราก็สามารถระบุตำแหน่งของระนาบได้ชัดเจนในพื้นที่สามมิติ



รูปภาพที่ 2 เส้นสัมผัสและระนาบในสามมิติ

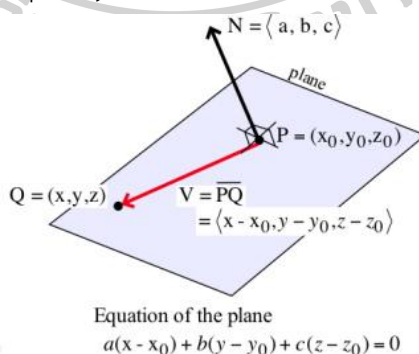
(ที่มา: Contemporary Calculus, Lines and Planes in Three Dimensions)

2.2.2 การใช้เวกเตอร์ปกติและจุดบนระนาบ

ในกรณีที่มีเวกเตอร์ปกติ $n = (a, b, c)$ และ จุด $P(x_0, y_0, z_0)$ บนระนาบ สมการของระนาบสามารถเขียนได้เป็นรูปสมการจุด-เวกเตอร์ปกติ (point-normal form):

$$a(x - x_0) + b(y - y_0) + c(z - z_0) = 0$$

สมการนี้แสดงว่าถ้าเราทราบเวกเตอร์ปกติและจุดที่อยู่บนระนาบ เราสามารถระบุสมการของระนาบนั้นได้ทันที (Contemporary Calculus)



รูปภาพที่ 3 สมการของระนาบ

(ที่มา: Contemporary Calculus, Lines and Planes in Three Dimensions)

2.2.3 การหาสมการระนาบจากจุดสามจุด

หากเราทราบตำแหน่งของสามจุดที่ไม่อยู่ในแนวเส้นเดียวกันบนระนาบ ได้แก่ $P_1(x_1, y_1, z_1)$, $P_2(x_2, y_2, z_2)$ และ $P_3(x_3, y_3, z_3)$ สามารถคำนวณเวกเตอร์ปกติของระนาบโดยใช้ผลคูณเชิงขวาง (cross product) ของเวกเตอร์ที่เกิดจากจุดเหล่านี้ ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้: สร้างเวกเตอร์ u และ v โดยที่:

$$u = P_2 - P_1 = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1)$$

$$v = P_3 - P_1 = (x_3 - x_1, y_3 - y_1, z_3 - z_1)$$

คำนวณผลคูณเชิงขวาง $n = u \times v$ เพื่อหาเวกเตอร์ปกติ $n = (a, b, c)$ ใช้สมการจุด-เวกเตอร์ปกติเพื่อหาสมการของระนาบ

2.2.4 การคำนวณระยะทางจากจุดถึงระนาบ

การคำนวณระยะทางจากจุดใดๆ ในพื้นที่สามมิติไปยังระนาบสามารถทำได้โดยใช้สูตรต่อไปนี้:

$$d = \frac{|ax_1 + by_1 + cz_1 + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}$$

โดยที่ (x_1, y_1, z_1) คือพิกัดของจุดที่ต้องการหาค่าระยะทาง และ $ax+by+cz+d=0$ เป็นสมการของระนาบ การหาค่าระยะทางนี้มีประโยชน์ในหลายด้าน เช่น การวัดระยะห่างของวัตถุในพื้นที่สามมิติ หรือการสร้างระนาบที่ใกล้เคียงที่สุดจากจุดที่ระบุ

2.2.5 การประยุกต์ใช้ในการวิจัยและการคำนวณเชิงเรขาคณิต

การคิดคำนวณระนาบในสามมิติไม่เพียงใช้ในการวิเคราะห์ทางคณิตศาสตร์ แต่ยังประยุกต์ในด้านต่างๆ เช่น วิศวกรรม การสร้างโมเดลสามมิติในโปรแกรมคอมพิวเตอร์ และการออกแบบสถาปัตยกรรม ตัวอย่างเช่น ในการวิจัยเกี่ยวกับระบบตรวจจับการเคลื่อนไหวสามมิติ ข้อมูลระนาบและการวางตำแหน่งในพื้นที่สามมิติถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ผ่าน การคำนวณทางเรขาคณิต เช่น การหาตำแหน่งและทิศทางของข้อต่อ และการทำความเข้าใจระนาบในสามมิติยังเป็นพื้นฐานสำคัญในการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลภาพและวิดีโอ ตัวอย่างเช่น ในการตรวจจับวัตถุและการวัดขนาดของวัตถุ การแสดงผลและการวิเคราะห์ข้อมูลทางเรขาคณิตสามมิติช่วยให้การคำนวณเป็นไปอย่างแม่นยำ

แนวคิดของระนาบในสามมิติถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวางในหลายสาขาวิชาตัวอย่างเช่น:

1. วิศวกรรมและสถาปัตยกรรม: ในการออกแบบโครงสร้างอาคารหรือสะพาน วิศวกรต้องคำนึงถึงระนาบที่ใช้ในการวางตำแหน่งโครงสร้างและการจัดวางองค์ประกอบต่าง ๆ เพื่อให้ได้มุมและระยะห่างที่ถูกต้อง การคำนวณระนาบในสามมิติจึงเป็นสิ่งสำคัญเพื่อให้การออกแบบมีความแม่นยำ (Anton, 2013)
2. การสร้างภาพกราฟิกสามมิติ: ในการพัฒนาเกมคอมพิวเตอร์หรือภาพยนตร์แอนิเมชัน ระนาบในสามมิติถูกใช้ในการกำหนดตำแหน่งของวัตถุ และการสร้างภาพที่มีความลึกและเสมือนจริงขึ้น การใช้คณิตศาสตร์ของระนาบสามมิติเพื่อคำนวณการกระทำต่าง ๆ ช่วยให้นักพัฒนาได้มุมมองที่แม่นยำของฉาก (Stewart, 2016)
3. การวิเคราะห์ข้อมูลทางฟิสิกส์: ฟิสิกส์หลายสาขา โดยเฉพาะฟิสิกส์ที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวของวัตถุ จำเป็นต้องใช้การวิเคราะห์ระนาบในสามมิติเพื่ออธิบายการเคลื่อนไหวที่ซับซ้อนของวัตถุ เช่น การวิเคราะห์การเคลื่อนที่ของดาวเคราะห์ หรือการเคลื่อนที่ของอนุภาคต่าง ๆ (Lay, 2012)

2.2.6 พิกัด 3 มิติ

การใช้พิกัดในสามมิติ (3D Coordinates) เป็นองค์ประกอบที่สำคัญในกระบวนการพัฒนาโปรแกรม โดยเฉพาะในสาขาที่เกี่ยวข้องกับการสร้างกราฟิก การจำลอง และการแสดงผลทางคอมพิวเตอร์ ระบบพิกัดสามมิติช่วยให้โปรแกรมสามารถแทนตำแหน่งและรูปร่างของวัตถุในพื้นที่สามมิติได้อย่างแม่นยำ โดยมีรายละเอียดดังนี้

1) ระบบพิกัดสามมิติ

ระบบพิกัดสามมิติจะถูกกำหนดโดยแกนสามแกน ได้แก่ แกน x , แกน y , และแกน z ซึ่งแต่ละแกนจะเป็นตัวแทนของมิติในพื้นที่ วัตถุในสามมิติจะแทนด้วยจุดที่มีพิกัด (x,y,z) ซึ่งบ่งชี้ตำแหน่งของวัตถุนั้นในพื้นที่ เช่น การใช้พิกัดเพื่อกำหนดตำแหน่งของกล้องในกราฟิกสามมิติจะช่วยให้การแสดงผลมีความลึกและมิติที่ชัดเจน (Anton, 2013)

2) การแปลงพิกัด

การแปลงพิกัดเป็นสิ่งสำคัญในโปรแกรมกราฟิก เพื่อให้สามารถแสดงผลวัตถุในมุมมองที่แตกต่างกันได้ การแปลงพิกัดมักจะใช้เมทริกซ์ในการเปลี่ยนตำแหน่ง เช่น การแปลงจากพิกัดโลก รวมถึงการหมุนและการย้ายวัตถุ ซึ่งสามารถแสดงในรูปแบบเมทริกซ์ 4×4 สำหรับการคำนวณเชิงเรขาคณิตในสามมิติ เมทริกซ์ที่ใช้ในการแปลงสามารถมีลักษณะดังนี้:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & tx \\ 0 & 1 & 0 & ty \\ 0 & 0 & 1 & tz \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

ในที่นี้ tx, ty, tz เป็นการย้ายในแต่ละแกน (Lay, 2012)

3) การสร้างวัตถุสามมิติ

การสร้างวัตถุสามมิติในกระบวนการสร้างวัตถุสามมิติ โปรแกรมต้องใช้ข้อมูลพิกัดในการสร้างรูปทรงพื้นฐาน เช่น ลูกบาศก์ ทรงกระบอก หรือทรงกรวย โดยใช้พิกัดที่กำหนดในการสร้างจุดแต่ละจุดบนพื้นผิวของวัตถุ การสร้างวัตถุในพื้นที่สามมิติจะสามารถใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์เพื่อกำหนดรูปร่างได้อย่างมีประสิทธิภาพ ตัวอย่างเช่น ลูกบาศก์จะมีพิกัดที่มุมทั้งแปดดังนี้:

$$(\pm 1, \pm 1, \pm 1)$$

การกำหนดพิกัดเหล่านี้ช่วยให้สามารถสร้างกราฟิก 3D ที่สมจริง (Stewart, 2016)

2.2.7 การประยุกต์ใช้ในโปรแกรม

การใช้พิกัดสามมิติในการพัฒนาโปรแกรมมีหลากหลายตัวอย่าง เช่น การสร้างเกม 3D ที่ต้องมีการจัดการกับตำแหน่งของตัวละคร วัตถุในเกม และกล้อง การทำงานในลักษณะนี้จะช่วยให้ผู้เล่นมีประสบการณ์ที่ลึกซึ้งและน่าตื่นตาตื่นใจยิ่งขึ้น โดยเฉพาะเมื่อมีการรวมเข้ากับเทคโนโลยีเสมือนจริง (Virtual Reality) หรือการจำลองที่ต้องการให้ผู้รู้สึกเหมือนอยู่ในโลกที่สร้างขึ้น (Lay, 2012)

การใช้พิกัด 3D เป็นเครื่องมือที่มีความสำคัญในการพัฒนาโปรแกรมในด้านกราฟิกและการจำลอง ดังนั้นการเข้าใจระบบพิกัดสามมิติจึงเป็นพื้นฐานสำคัญสำหรับนักพัฒนาที่ต้องการสร้างผลงานที่มีคุณภาพและความซับซ้อนสูงในโลกดิจิทัล

1. การสร้างโมเดลสามมิติ

การสร้างโมเดลสามมิติในโปรแกรมคอมพิวเตอร์เป็นกระบวนการที่ต้องอาศัยพิกัดสามมิติเป็นพื้นฐาน นักพัฒนาใช้ข้อมูลพิกัดเพื่อสร้างรูปทรงที่มีมิติ เช่น ลูกบาศก์ ทรงกระบอก หรือรูปทรงอื่น ๆ การใช้สูตรทางคณิตศาสตร์สามารถช่วยในการคำนวณตำแหน่งของจุดบนพื้นผิวของวัตถุแต่ละประเภทได้ ตัวอย่างเช่น การกำหนดพิกัดของลูกบาศก์สามารถทำได้ด้วยสมการ:

$$(x, y, z) = (\pm a, \pm a, \pm a)$$

โดยที่ a คือความยาวของขอบลูกบาศก์ (Anton, 2013)

2. การประมวลผลกราฟิก

การประมวลผลกราฟิกสามมิติ (3D Graphics Rendering) เป็นอีกหนึ่งการประยุกต์ใช้ที่สำคัญ พิกัดสามมิติช่วยให้โปรแกรมสามารถแสดงผลวัตถุในลักษณะที่มีมิติและมีมุมมองที่ชัดเจน โปรแกรมจะทำการแปลงพิกัดในการแสดงผลวัตถุ เช่น การหมุน (rotation) การย้าย (translation) และการปรับขนาด (scaling) เพื่อให้วัตถุแสดงออกมาในมุมมองที่ผู้ใช้ต้องการ การแปลงพิกัดมักใช้เมทริกซ์ในการคำนวณ ตัวอย่างเช่น การหมุนวัตถุรอบแกน Z สามารถแสดงในรูปแบบเมทริกซ์ได้ดังนี้:

$$R_z(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

โดยที่ θ คือมุมในการหมุน (Lay, 2012)

3. การใช้งานในเกมและสื่อสารมวลชน

การใช้พิกัดสามมิติในการพัฒนาเกมและสื่อสารมวลชนยังมีความสำคัญอย่างมาก ผู้พัฒนาเกมใช้พิกัดสามมิติเพื่อกำหนดตำแหน่งของตัวละคร วัตถุในเกม และกล้อง เพื่อให้ผู้เล่นสามารถเข้าถึงและมีปฏิสัมพันธ์กับสภาพแวดล้อมได้อย่างมีประสิทธิภาพ เทคโนโลยีเสมือนจริง (Virtual Reality) และการจำลอง (Simulation) ยังมีการใช้พิกัดสามมิติในการสร้างประสบการณ์ที่สมจริง โดยเฉพาะในการศึกษา การแพทย์ และการฝึกอบรม (Stewart, 2016)

4. การวิเคราะห์ข้อมูลสามมิติ

ในสาขาวิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data Science) และการประมวลผลภาพ (Image Processing) การใช้พิกัดสามมิติช่วยในการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลเชิงลึก เช่น การวัดระยะทางระหว่างวัตถุ การสร้างแผนที่สามมิติจากข้อมูลการสแกน และการจำลองทางภูมิศาสตร์ ข้อมูลเหล่านี้สามารถใช้ในการวิจัยและการพัฒนาเทคโนโลยีต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การใช้พิกัดสามมิติในการสร้างโปรแกรมเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการพัฒนาเทคโนโลยีและการสร้างสรรค์ผลิตภัณฑ์ที่มีคุณภาพ ซึ่งจำเป็นต้องมีความเข้าใจที่ดีเกี่ยวกับระบบพิกัดและการคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่เกี่ยวข้อง

2.2.8 แนวคิดเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ

เวกเตอร์ในระนาบสามมิติเป็นหนึ่งในหัวข้อที่สำคัญในการศึกษาเวกเตอร์ เนื่องจากมีการประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายในสาขาฟิสิกส์ คณิตศาสตร์ และวิศวกรรมศาสตร์ เวกเตอร์ในสามมิติสามารถใช้ในการบรรยายทิศทางและขนาดของปริมาณในพื้นที่สามมิติได้อย่างมีประสิทธิภาพ การทำ

ความเข้าใจวิธีการทำงานของเวกเตอร์ในบริบทนี้จะช่วยให้สามารถวิเคราะห์และแก้ปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่ แรง หรือการจัดในโลทางฟิสิกส์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เวกเตอร์ (Vector) เป็นปริมาณที่มีทั้งขนาดและทิศทาง ในบริบทของสามมิติ เราสามารถนิยามเวกเตอร์ V ในลักษณะของสามองค์ประกอบ คือ (V_x, V_y, V_z) โดยที่ V_x, V_y และ V_z เป็นค่าของเวกเตอร์ในแกน x, y และ z ตามลำดับ (Lay, 2012) การใช้งานเวกเตอร์ในสามมิตินั้นมีความหลากหลาย ตัวอย่างเช่น ในการบรรยายตำแหน่งของวัตถุในอวกาศหรือในระบบคอมพิวเตอร์กราฟิกสามมิติ เวกเตอร์จะช่วยให้การแสดงผลมีความถูกต้องตามทิศทางที่เกิดขึ้นจริง

2.2.9 การบวกและการลบเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ

การบวกและการลบเวกเตอร์เป็นการดำเนินการพื้นฐานในเชิงคณิตศาสตร์ การบวกเวกเตอร์สองตัวสามารถทำได้โดยการบวกส่วนประกอบของแต่ละแกน เช่น ถ้า $v_1 = (v_{1x}, v_{1y}, v_{1z})$ และ $v_2 = (v_{2x}, v_{2y}, v_{2z})$ การบวกจะได้เวกเตอร์ใหม่เป็น $v_3 = (v_{1x} + v_{2x}, v_{1y} + v_{2y}, v_{1z} + v_{2z})$ (Anton, 2013) เป็นเช่นเดียวกันกับการลบเวกเตอร์จะเป็นการลบค่าของแต่ละองค์ประกอบในแต่ละแกนเช่นกัน การบวกและการลบนี้อาศัยในฟิสิกส์ เช่น การหาผลรวมของแรงหลายตัวที่กระทำต่อวัตถุในทิศทางที่แตกต่างกัน

2.2.10 การคูณเวกเตอร์ในสามมิติด้วยการคูณเชิงจุด (Dot Product)

การคูณเชิงจุดเป็นการคำนวณผลรวมของผลคูณระหว่างองค์ประกอบของเวกเตอร์สองตัว การคูณเชิงจุดนี้ใช้บ่อยในฟิสิกส์ เพื่อคำนวณงาน (Work) ที่เกิดขึ้นเมื่อแรงกระทำต่อวัตถุในทิศทางเดียวกับการเคลื่อนที่ของวัตถุ (Stewart, 2016) สูตรคณิตศาสตร์ของการคูณเชิงจุดคือ

$$v_1 \cdot v_2 = v_{1x}v_{2x} + v_{1y}v_{2y} + v_{1z}v_{2z}$$

2.2.11 การคูณเวกเตอร์ในสามมิติด้วยการคูณเชิงเวกเตอร์ (Cross Product)

การคูณเชิงเวกเตอร์จะให้ผลลัพธ์เป็นเวกเตอร์ใหม่ที่ตั้งฉากกับเวกเตอร์ทั้งสองตัว การคูณเชิงเวกเตอร์มีความสำคัญในกรณีที่ต้องการหาทิศทางที่ตั้งฉาก เช่น การคำนวณโมเมนตัมเชิงมุม (Angular momentum) หรือแรงบิด (Torque) (Anton, 2013) สูตรของการคูณเชิงเวกเตอร์คือ

$$v_1 \times v_2 = (v_{1y}v_{2z} - v_{1z}v_{2y}, v_{1z}v_{2x} - v_{1x}v_{2z}, v_{1x}v_{2y} - v_{1y}v_{2x})$$

2.2.12 ความยาวของเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ

ความยาวของเวกเตอร์หรือขนาดของเวกเตอร์สามารถคำนวณได้โดยใช้ทฤษฎีบทพีทาโกรัส (Pythagorean theorem) ในสามมิติ การหาความยาวของเวกเตอร์นี้มีประโยชน์ในหลายกรณี เช่น การหาความเร็วหรือการกระจัดของวัตถุในฟิสิกส์ (Lay, 2012) สูตรของความยาวเวกเตอร์คือ

$$|v| = \sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}$$

2.2.13 การประยุกต์ใช้เวกเตอร์ในสามมิติ

การประยุกต์ใช้เวกเตอร์ในสามมิติเป็นหัวข้อที่มีความสำคัญอย่างมาก ตัวอย่างที่ชัดเจนคือในฟิสิกส์ ที่มีการใช้เวกเตอร์เพื่อบรรยายการเคลื่อนที่และแรง เช่น เมื่อนักฟิสิกส์ต้องการวิเคราะห์การเคลื่อนที่ของวัตถุในอวกาศ เวกเตอร์จะถูกใช้เพื่อหาทิศทางและขนาดของแรงที่กระทำต่อวัตถุนั้นๆ (Stewart, 2016)

นอกจากนี้ เวกเตอร์ยังมีการประยุกต์ใช้ในคอมพิวเตอร์กราฟิกส์ โดยเฉพาะในการสร้างภาพสามมิติ เวกเตอร์จะถูกใช้เพื่อบรรยายทิศทางของกล้อง แสง และวัตถุในฉาก ทำให้สามารถสร้างภาพที่มีความสมจริงและมีการเคลื่อนไหวตามกฎของฟิสิกส์ (Anton, 2013)

ทั้งนี้เวกเตอร์ในระนาบสามมิติเป็นหัวข้อที่มีความสำคัญมาก ทั้งในการศึกษาเชิงทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งานจริง ความสามารถในการบวก ลบ คูณ และหาความยาวของเวกเตอร์ช่วยให้สามารถวิเคราะห์ปัญหาที่ซับซ้อนในโลกสามมิติได้ง่ายขึ้น ไม่ว่าจะเป็นในฟิสิกส์หรือการประยุกต์ในคอมพิวเตอร์กราฟิกส์ การเรียนรู้และทำความเข้าใจในหัวข้อนี้อาจช่วยให้สามารถแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์และฟิสิกส์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.3 แนวคิดการสร้างแบบจำลองการตรวจจับ

ในการสร้างแบบจำลองการตรวจจับท่าทางการเคลื่อนไหว เทคนิคที่ได้รับความนิยมในปัจจุบันอย่างมากคือเครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องมีดังนี้

2.3.1 เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks)

เครือข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อเลียนแบบการทำงานของระบบประสาทของสิ่งมีชีวิต โครงสร้างหลักของเครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหน่วยประมวลผลย่อย (neurons) ที่เชื่อมโยงกันเป็นชั้น ๆ (layers) เช่น ชั้นนำเข้า (input layer) ชั้นซ่อนเร้น (hidden layers) และชั้นนำออก (output layer) (ขอบภาพ ชาเสน,

2024) หน่วยประมวลผลย่อยในแต่ละชั้นจะทำหน้าที่ประมวลผลสัญญาณเข้าและสร้างสัญญาณออก โดยใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนเพื่อปรับน้ำหนักการเชื่อมต่อระหว่างหน่วยต่างๆ การเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียมจะเกิดขึ้นจากการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักเชื่อมต่อเหล่านี้ให้เหมาะสมกับชุดข้อมูลฝึกฝน (อุเทน ว่องไว, 2522) การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการพัฒนาระบบตรวจจับท่าทางการเคลื่อนไหวจะช่วยให้ระบบสามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบของท่าทางได้อย่างแม่นยำ

2.3.2 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม

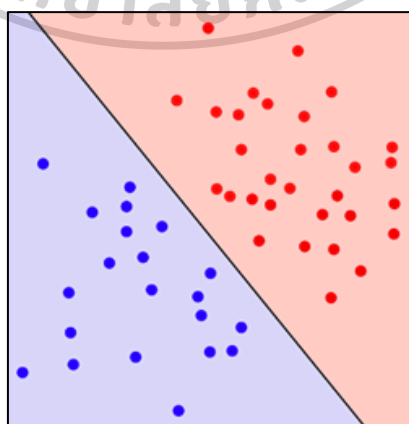
แนวคิดเรื่องเครือข่ายประสาทเทียม เริ่มจากโมเดล Perceptron ที่ McCulloch and Pitts ได้เสนอขึ้นมาในปี 1943 และมีการสร้างเครื่อง Perceptron ขึ้นมาทดลองใช้จริงในปี 1958 โดยโมเดลนี้ ใช้สมการการตัดสินใจ (decision function) ดังต่อไปนี้

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } w \cdot x + b > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

โดยที่ w เป็นเวกเตอร์น้ำหนัก และ b เป็นค่าไบแอสที่โมเดลจะเรียนรู้ขึ้นมาระหว่างการฝึกฝน อัลกอริทึมในการฝึกฝนโมเดล Perceptron มีดังต่อไปนี้

สุ่มค่าเริ่มต้นของ w และ b

1. เลือกค่า learning rate r ระหว่าง 0 และ 1
2. สำหรับจุดข้อมูล (x,y) คำนวณค่า $f(x) = w \cdot x + b$
3. ปรับค่า w และ b โดยใช้สมการ $w=w+r(y-f(x))x$ และ $b=b+r(y-f(x))$
4. ทำซ้ำตามจำนวนครั้งที่ต้องการหรือจนกว่าอัตราความผิดพลาดจะน้อยกว่าที่กำหนด



รูปภาพที่ 4 ชุดข้อมูลที่สามารถแยกประเภทได้ด้วยสมการเชิงเส้น

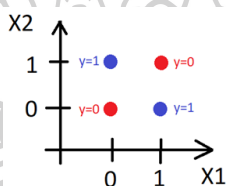
ที่มา (Wikipedia)

โมเดลนี้ มีข้อจำกัดคือ สมการการตัดสินใจเป็นสมการเชิงเส้น ทำให้ขาดความยืดหยุ่น เนื่องจากบางชุดข้อมูลอาจจะไม่สามารถแยกแยะ หรือทำนายได้ด้วยสมการเชิงเส้น อาจจะต้องการสมการการตัดสินใจที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

ในปี 1969 Marvin Minsky ได้เสนอตัวอย่างหนึ่งที่ชัดเจนที่สุดคือ Perceptron ไม่สามารถทำนายค่าของข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันแบบ XOR ได้ กล่าวคือ หากเรามีจุดข้อมูล (x_1, x_2, y) โดยที่ $y = x_1 \oplus x_2$ และพยายามใช้ฟังก์ชันของ Perceptron ในการเลียนแบบความสัมพันธ์นี้โดยการแก้สมการหาค่า w และ b ที่ทำให้

$$y = x_1 \oplus x_2 = f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } w \cdot x + b = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + b > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

จะพบว่าไม่มีค่า w_1, w_2 และ b ที่เป็นคำตอบของสมการนี้



รูปภาพที่ 5 ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แบบ XOR ไม่สามารถแยกแยะได้ด้วยสมการเชิงเส้น
(ที่มา: Big Data Institute)

การแก้ปัญหา XOR นี้มีหลายวิธี วิธีที่ง่ายที่สุดคือการดัดแปลงเวกเตอร์ $x = (x_1, x_2)$ โดยการเพิ่ม $x_3 = x_1 \cdot x_2$ เข้าไปในเวกเตอร์ x ทำให้ เวกเตอร์ $x = (x_1, x_2, x_1 \cdot x_2)$ เมื่อเพิ่มขนาดเวกเตอร์ x แล้ว ฟังก์ชัน $f(x)$ จึงต้องเพิ่มขนาดเวกเตอร์น้ำหนัก w โดยมี w_3 เพิ่มเข้าไปด้วย ทำให้สมการตัดสินใจใหม่กลายเป็น

$$y = x_1 \oplus x_2 = f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } w \cdot x + b = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \omega_3 w_1 x_2 + b > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

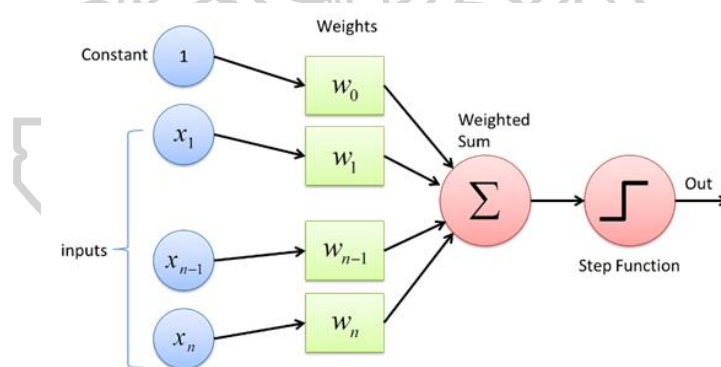
จะพบว่า $w_1 = 2, w_2 = 2, w_3 = -4, b = -1$ เป็นคำตอบหนึ่งของสมการนี้ดังจะเห็นได้จากตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตารางฟังก์ชัน XOR

x_1	0	0	1	1
x_2	0	1	0	1
$x_3 = x_1 \cdot x_2$	0	0	0	1
$y = x_1 \oplus x_2$	0	1	1	0
$w \cdot x + b = 2x_1 + 2x_2 - 4x_3 - 1$	-1	1	1	-1
$f(x)$	0	1	1	0

อีกวิธีในการแก้ปัญหานี้คือ การเพิ่มขีดความสามารถให้โมเดลมีความยืดหยุ่นมากขึ้น โดยการพัฒนาขั้นต่อนั้น เป็นการเพิ่ม layer ของ Perceptron เข้าไป โดยมีฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นคั่นระหว่าง layers ดังนั้น ฟังก์ชันของแต่ละ layer คือ

$$f(x) = \sigma(w \cdot x + b)$$

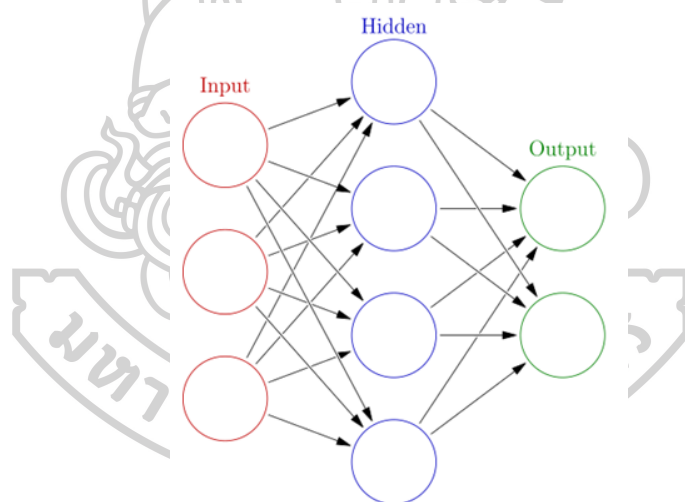


รูปภาพที่ 6 โมเดล Perceptron อย่างง่ายมี layer เดียวเรียกว่า neuron
ที่มา: (Bhardwaj, 2020)

โดยที่ w และ b เป็นค่าน้ำหนักและไบแอสตามโมเดล Perceptron เดิม แต่เพิ่ม sigma เป็นฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น เช่น ฟังก์ชัน sigmoid, tanh หรือ ReLU เมื่อ layer หนึ่งคำนวณค่า $f(x)$ ได้แล้ว ก็จะส่งต่อค่า $f(x)$ เข้าสู่ layer ถัดไปให้คำนวณค่า $f(x)$ ของ layer ถัดไปเรื่อย ๆ จนเมื่อผ่าน layer สุดท้ายแล้วจึงทำนายค่าว่าเป็นเลข 0 หรือ 1 ขึ้นกับค่า $f(x)$ ของ layer สุดท้ายที่ได้รับมา โดยโมเดลใหม่นี้มีชื่อว่า Multi-layer Perceptron และมีการนิยามคอนเซ็ปต์ neuron ขึ้นมา

เพื่อให้่ายต่อการวาดภาพโมเดลที่มีหลาย layer โดยนิยามให้ neuron เป็นส่วนของ layer ที่ทำหน้าที่จัดเก็บเวกเตอร์น้ำหนักและไบแอส w และ b ของ layer นั้น ๆ และทำการคำนวณตามสมการที่ใช้ในโมเดล เช่น layer หนึ่งมีจำนวน w ทั้งหมด 10 ค่า ก็จะมี neuron ทั้งหมด 10 เซลล์ทำหน้าที่เก็บค่า w เหล่านี้

เครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยสามองค์ประกอบหลัก คือ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) ข้อมูลถูกป้อนเข้าสู่เครือข่ายผ่านชั้นอินพุต จากนั้นผ่านการประมวลผลในชั้นซ่อนที่ประกอบด้วยนิวรอนหลายตัว ซึ่งเชื่อมต่อกันผ่านค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) และสุดท้ายให้ผลลัพธ์ออกมาผ่านชั้นเอาต์พุต (Ian Goodfellow, 2016) นิวรอนแต่ละตัวในชั้นซ่อนจะรับข้อมูลจากนิวรอนของชั้นก่อนหน้าและดำเนินการคำนวณแบบคณิตศาสตร์ โดยทั่วไป ฟังก์ชันการเปิดใช้งาน (Activation Function) จะถูกนำมาใช้เพื่อแปลงข้อมูล เช่น ฟังก์ชัน Sigmoid, Tanh หรือ ReLU ซึ่งจะช่วยในการกำหนดค่าผลลัพธ์ของนิวรอน และเปิดใช้งานหรือยับยั้งการทำงานของมันตามค่าที่คำนวณได้ (Michael Nielsen, 2015)



รูปภาพที่ 7 โมเดล Multi-layer Perceptron อย่างง่าย
ที่มา (Wikipedia)

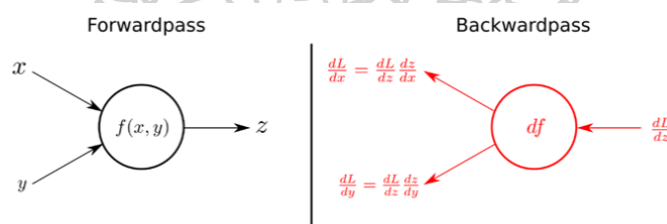
2.3.3 การฝึกฝนโมเดล Artificial Neural Network

เริ่มจากเลือกฟังก์ชัน L ที่ใช้เป็นตัวแทนความคลาดเคลื่อนของโมเดล (Loss function) โดยทั่วไปสำหรับปัญหาประเภททำนาย หรือพยากรณ์ค่าตัวเลข (Regression) มักจะเลือก mean squared error ซึ่งประเมิน จากความคลาดเคลื่อนของโมเดลที่พลาดไปจากข้อมูลจริง ส่วนปัญหาประเภทจำแนกแยกแยะประเภทข้อมูล (Classification) มักจะเลือก cross entropy loss ซึ่ง

ประเมิน จากความน่าจะเป็นที่โมเดลคำนวณออกมาสำหรับข้อมูลในแต่ละประเภท เมื่อเลือกประเภทของ Loss function ได้แล้วจึงทำการฝึกฝนด้วยอัลกอริทึม gradient descent ดังต่อไปนี้

1. สุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้น w และเลือกค่า learning rate ระหว่าง 0 กับ 1
2. ทำซ้ำ
 - คำนวณค่า gradient ของ L คือ $\nabla L(w)$
 - ปรับปรุงค่า $w = w - r\nabla L(w)$

ค่า gradient ของ L นั้นใช้เวลาในการคำนวณโดยตรง เนื่องจากค่า L นั้นขึ้นกับค่า w ของทุกๆ layer ทำให้ต้องคำนวณค่า partial derivative จำนวนมาก ในทางปฏิบัติจึงใช้อัลกอริทึม backpropagation มาช่วยในการคำนวณนี้เร็วขึ้น โดยเป็นการส่งค่า partial derivative ของ layer หลัง ๆ กลับไปให้ layer ก่อนหน้าเพื่อใช้ในการคำนวณ gradient ของ layer ก่อนหน้าได้ ซึ่งเป็นหลักการของการเขียนโปรแกรมแบบไดนามิก (Dynamic programming)



รูปภาพที่ 8 อัลกอริทึม Backpropagation ส่งค่า partial derivatives จากทางขวากลับไปทางซ้าย
ที่มา (Agarwal)

การทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมนั้นขึ้นอยู่กับวิธีการเรียนรู้ (Learning) ซึ่งแบ่งเป็นสองประเภทหลัก ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) ในการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ข้อมูลที่มีป้ายกำกับ (Labeled Data) จะถูกใช้เพื่อฝึกเครือข่าย โดยที่เครือข่ายจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละนิวรอนเพื่อลดความคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์ที่คาดหวังและผลลัพธ์จริงผ่านขั้นตอนการเรียนรู้ที่เรียกว่า การปรับน้ำหนักด้วยวิธีการถดถอย (Backpropagation) (Rumelhart, 1986)

การถดถอยย้อนกลับเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการฝึกเครือข่ายประสาทเทียม โดยจะคำนวณค่าความผิดพลาด (Error) ของผลลัพธ์ที่ได้เมื่อเทียบกับค่าจริง หลังจากนั้นจะถ่ายทอดค่าความผิดพลาดนี้ย้อนกลับผ่านเครือข่าย เพื่อปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักของการเชื่อมต่อนิวรอนให้เครือข่ายเรียนรู้และปรับปรุงผลลัพธ์ให้แม่นยำมากขึ้นในครั้งถัดไป (Ian Goodfellow, 2016)

นอกจากนี้ การใช้ฟังก์ชันค่าเสียหาย (Loss Function) เพื่อวัดความแตกต่างระหว่างค่าผลลัพธ์ของเครือข่ายและค่าที่ถูกต้องตามจริงเป็นส่วนสำคัญในการปรับปรุงการเรียนรู้ ค่าเสียหายจะถูกคำนวณในแต่ละรอบของการฝึกฝน และเป้าหมายของเครือข่ายคือการลดค่าฟังก์ชันนี้ให้น้อยที่สุด (Michael Nielsen, 2015)

2.3.4 เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Neural Networks)

เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptrons หรือ MLP) เป็นโครงสร้างพื้นฐานของเครือข่ายที่ใช้ในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน โดยในโครงสร้างนี้มีชั้นซ่อนหลายชั้นที่ทำงานร่วมกันเพื่อลดปัญหาความไม่เชิงเส้น (Non-linearities) และเพิ่มความแม่นยำของผลลัพธ์ (Ian Goodfellow, 2016) ชั้นซ่อนหลายชั้นทำให้เครือข่ายสามารถแยกแยะคุณสมบัติที่ซับซ้อนได้ดียิ่งขึ้น เช่น ในการรู้จำภาพ ใบหน้า หรือวัตถุที่มีความซับซ้อนทางรูปทรงเรขาคณิต

ในงานวิจัยต่าง ๆ การใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นได้รับความนิยมมากขึ้น เนื่องจากมันมีความสามารถในการแยกแยะรูปแบบจากข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้อย่างดีเยี่ยม ตัวอย่างเช่น การประยุกต์ใช้ในด้านทางการแพทย์ เครือข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ในการวินิจฉัยโรค เช่น โรคมะเร็ง หรือโรคเบาหวาน โดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์หรือข้อมูลทางพันธุกรรม (Yann Lecun, 2015)

2.3.5 ปัญหาของการฝึกเครือข่ายประสาทเทียม

หนึ่งในปัญหาหลักของการฝึกเครือข่ายประสาทเทียมคือปัญหาการล้นพอดิ (Overfitting) ซึ่งเกิดขึ้นเมื่อเครือข่ายเรียนรู้จากข้อมูลการฝึกฝนมากเกินไป ทำให้เครือข่ายไม่สามารถคาดการณ์ข้อมูลใหม่ ๆ ที่ไม่เคยเห็นได้อย่างมีประสิทธิภาพ วิธีการป้องกันการล้นพอดิรวมถึงการใช้เทคนิคต่าง ๆ เช่น การเลิกเชื่อมโยง (Dropout) ซึ่งจะสุ่มปิดการทำงานของนิวรอนบางตัวในระหว่างการฝึก เพื่อป้องกันไม่ให้เครือข่ายเรียนรู้จากข้อมูลการฝึกฝนมากเกินไป (Nitish Srivastava nitish, 2014)

นอกจากนี้ยังมีการใช้วิธีการปรับค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning) เช่น การปรับขนาดของเครือข่าย จำนวนชั้นซ่อน หรือการเลือกรูปแบบของฟังก์ชันการเปิดใช้งาน เพื่อลดโอกาสที่เครือข่ายจะเกิดการล้นพอดิหรือการคาดคะเนที่ไม่แม่นยำ (Ian Goodfellow, 2016)

2.3.6 การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียมมีการประยุกต์ใช้ในหลายสาขา เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลทางการเงิน การทำนายผลตลาดหุ้น การวินิจฉัยทางการแพทย์ และการประมวลผลภาษา โดยเฉพาะอย่างยิ่งในด้านคอมพิวเตอร์วิชัน (Computer Vision) และการรู้จำเสียง (Speech Recognition) เช่น การใช้

เครือข่ายประสาทเทียมในการรู้จำภาพ (Image Recognition) ทำให้สามารถแยกแยะวัตถุจากภาพถ่ายได้แม่นยำ (Yann Lecun, 2015)

นอกจากนี้ ในด้านการประมวลผลภาษาเครือข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ในการแปลภาษาโดยอัตโนมัติหรือการวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความ เครือข่ายที่ลึกและซับซ้อนยิ่งขึ้น เช่น เครือข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Networks) ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อรองรับการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน และต้องการการประมวลผลที่มีประสิทธิภาพสูง (Ian Goodfellow, 2016) เครือข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่ทรงพลังในการวิเคราะห์ข้อมูลและแก้ปัญหาต่าง ๆ ในหลายสาขา การเข้าใจโครงสร้างและวิธีการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียม เช่น การคูณถอยย้อนกลับ และการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ช่วยให้เราสามารถออกแบบโมเดลที่มีประสิทธิภาพในการประมวลผลและการวิเคราะห์ข้อมูลที่ซับซ้อน อย่างไรก็ตาม ความท้าทายยังคงอยู่ในเรื่องของการจัดการกับปัญหาการล้นพอดีและการฝึกเครือข่ายให้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ซึ่งจำเป็นต้องใช้เทคนิคต่าง ๆ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล

2.3.7 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นหนึ่งในสาขาของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) ที่มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองที่ซับซ้อนจากข้อมูลโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) แบบหลายชั้น (Multilayer Neural Networks) โดยลักษณะเฉพาะของการเรียนรู้เชิงลึกคือความสามารถในการเรียนรู้ข้อมูลเชิงลึกจากชุดข้อมูลขนาดใหญ่ ทำให้เหมาะสำหรับการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน เช่น การรู้จำภาพ การประมวลผลภาษา และการวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ และการเรียนรู้เชิงลึกเป็นกลุ่มของอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้โครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อนเร้นมากกว่า 1 ชั้น ซึ่งช่วยให้สามารถเรียนรู้และสกัดลักษณะพิเศษ (features) ของข้อมูลได้อย่างอัตโนมัติ (สุขสันต์ พรหมบุญเรือง, 2023) โดยมีการจัดเรียงชั้นของเครือข่ายในรูปแบบที่ซับซ้อนขึ้น เช่น ชั้น Convolution เพื่อสกัดลักษณะพิเศษของภาพ ชั้น Pooling เพื่อลดขนาดของข้อมูล และชั้น Fully Connected เพื่อการจำแนกประเภท

การเรียนรู้เชิงลึกได้รับความนิยมเป็นอย่างมากในปัจจุบันเนื่องจากความสามารถในการเรียนรู้ลักษณะพิเศษจากข้อมูลที่ซับซ้อนได้อย่างอัตโนมัติ โดยไม่ต้องพึ่งพาผู้เชี่ยวชาญในการออกแบบฟีเจอร์ด้วยตนเอง ซึ่งทำให้การพัฒนากระบวนการใช้เวลาและความพยายามน้อยลง นอกจากนี้ ยังมีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกประเภทข้อมูลต่าง ๆ รวมถึงการพัฒนากระบวนการตรวจจับท่าทางการเคลื่อนไหว

2.3.8 โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก

โครงสร้างพื้นฐานของการเรียนรู้เชิงลึกนั้นใช้เครือข่ายประสาทเทียมที่มีหลายชั้นซ่อน (Hidden layers) โดยที่แต่ละชั้นของเครือข่ายจะประกอบด้วยนิวรอน (Neuron) ที่เชื่อมต่อกันผ่านค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) ข้อมูลถูกส่งผ่านจากชั้นอินพุต (Input layer) ผ่านชั้นซ่อนที่มีการประมวลผลข้อมูลซับซ้อน ก่อนที่จะส่งออกไปยังชั้นเอาต์พุต (Output layer) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์สุดท้าย (Ian Goodfellow, 2016)

การที่เครือข่ายประสาทเทียมมีหลายชั้นช่วยให้สามารถแยกแยะรูปแบบ (Patterns) ที่ซับซ้อนจากข้อมูลได้ดีขึ้น เช่น ในการรู้จำภาพ ชั้นซ่อนลึก ๆ จะสามารถดึงคุณลักษณะที่ซับซ้อนมากขึ้นออกมาได้จากข้อมูลภาพที่มีโครงสร้างที่ซับซ้อน เช่น เส้นขอบ รูปร่าง หรือแม้กระทั่งวัตถุทั้งหมด (Yann Lecun, 2015)

2.3.9 การทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึกใช้กระบวนการที่เรียกว่า การถดถอยย้อนกลับ (Backpropagation) เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน วิธีการนี้ทำงานโดยการคำนวณความคลาดเคลื่อน (Error) ระหว่างค่าที่คาดหวังและค่าที่คำนวณได้ จากนั้นจะย้อนกลับผ่านเครือข่ายเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละชั้น (Rumelhart, 1986) การถดถอยย้อนกลับช่วยให้เครือข่ายเรียนรู้จากข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ทำให้เครือข่ายสามารถปรับตัวเพื่อหาคำตอบที่ถูกต้องเมื่อได้รับข้อมูลใหม่ ๆ

กระบวนการเรียนรู้นี้จะเริ่มต้นจากการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น และทำการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละรอบการฝึกฝน (Training) โดยใช้ฟังก์ชันค่าเสียหาย (Loss Function) เพื่อวัดความผิดพลาด การลดความผิดพลาดนี้สามารถทำได้โดยใช้วิธีการ Gradient Descent ซึ่งจะช่วยหาค่าถ่วงน้ำหนักที่ทำให้ค่าความผิดพลาดลดลงจนได้ผลลัพธ์ที่เหมาะสม (Ian Goodfellow, 2016)

2.3.10 การประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึกมีการนำไปประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในหลายสาขา โดยเฉพาะอย่างยิ่งในงานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง เช่น การรู้จำภาพ (Image Recognition) การแปลภาษาโดยอัตโนมัติ (Machine Translation) และการขับเคลื่อนยานยนต์แบบไร้คนขับ (Autonomous Driving) ตัวอย่างหนึ่งของการประยุกต์ใช้คือในด้านการแพทย์ การเรียนรู้เชิงลึกถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ภาพถ่ายทางการแพทย์เพื่อตรวจวินิจฉัยโรค เช่น การตรวจจับเนื้องอกจากภาพสแกน MRI หรือ CT (Esteva, 2017)

ในด้านการเงิน การเรียนรู้เชิงลึกถูกนำมาใช้ในการทำนายตลาดหุ้นและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพฤติกรรม เช่น การตรวจจับการฉ้อโกงในการทำธุรกรรมทางการเงิน (Ian Goodfellow, 2016) การเรียนรู้เชิงลึกช่วยให้ระบบสามารถรับรู้รูปแบบที่ซับซ้อนซึ่งยากที่จะตรวจพบด้วยวิธีการแบบดั้งเดิม

2.3.11 เครือข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Networks)

เครือข่ายประสาทเชิงลึก (Deep Neural Networks, DNNs) เป็นโครงสร้างพื้นฐานของการเรียนรู้เชิงลึก โดย DNNs จะมีชั้นซ่อนหลายชั้น ซึ่งแต่ละชั้นจะรับข้อมูลจากชั้นก่อนหน้าและส่งข้อมูลต่อไปยังชั้นถัดไป การเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนทำให้เครือข่ายสามารถแยกแยะคุณลักษณะของข้อมูลได้ลึกขึ้น เช่น การแยกแยะขอบของวัตถุในภาพ การตรวจจับลักษณะเฉพาะ เช่น สีหรือพื้นผิว (Yann Lecun, 2015)

ตัวอย่างหนึ่งของเครือข่ายประสาทเชิงลึกที่ได้รับความนิยมคือ เครือข่ายคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks, CNNs) ที่ใช้ในการวิเคราะห์ภาพ CNNs จะทำงานโดยใช้การกรอง (Filters) เพื่อแยกแยะลักษณะเฉพาะของภาพในแต่ละชั้น ทำให้สามารถรู้จำวัตถุหรือภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง (Krizhevsky, 2012)

2.4 แนวคิดชุดจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture)

ชุดจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture หรือ MoCap) เป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการบันทึกการเคลื่อนไหวของวัตถุหรือบุคคล โดยเฉพาะในวงการภาพยนตร์ เกม และการวิจัยด้านวิทยาศาสตร์ การกีฬา แนวคิดพื้นฐานของ MoCap คือการแปลงการเคลื่อนไหวทางกายภาพของมนุษย์ให้กลายเป็นข้อมูลดิจิทัลที่สามารถนำไปใช้ในการสร้างกราฟิก 3 มิติ การวิเคราะห์การเคลื่อนไหว หรือการพัฒนาโปรแกรมต่างๆ

การทำงานของ MoCap ประกอบไปด้วยเซนเซอร์ที่ติดอยู่กับร่างกายของผู้แสดงหรือวัตถุที่ต้องการบันทึก โดยเซนเซอร์เหล่านี้จะจับการเคลื่อนไหวในหลายมิติ และส่งข้อมูลไปยังคอมพิวเตอร์เพื่อประมวลผล ข้อมูลที่ได้จะถูกใช้เพื่อสร้างแบบจำลอง 3 มิติที่สามารถแสดงถึงการเคลื่อนไหวได้อย่างถูกต้องและสมจริง โดยมีเทคนิคการบันทึกการเคลื่อนไหวหลากหลายรูปแบบ เช่น การใช้กล้องหลายตัว (Optical MoCap), การใช้เซนเซอร์ติดตาม (Inertial MoCap), และ การใช้เทคโนโลยีแม่เหล็ก (Magnetic MoCap) ซึ่งแต่ละเทคนิคมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกันไป

MoCap ไม่ได้จำกัดเฉพาะการสร้างสกรีนกราฟิกในเกมหรือภาพยนตร์เท่านั้น แต่ยังมีการใช้งานในด้านการแพทย์ เช่น การวิเคราะห์การเคลื่อนไหวในผู้ป่วย การพัฒนากีฬา เช่น การฝึกซ้อม

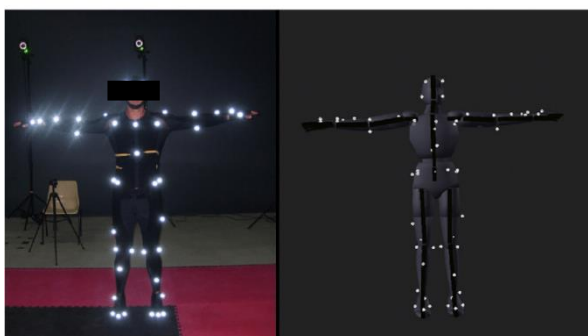
และการวิเคราะห์เทคนิคการเล่นกีฬา นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้ในการวิจัยทางวิทยาศาสตร์ เช่น การศึกษาการเคลื่อนไหวของสัตว์ในธรรมชาติ

อย่างไรก็ตาม การใช้เทคโนโลยี MoCap ยังคงมีความท้าทายหลายประการ เช่น ความแม่นยำของข้อมูล การติดตั้งระบบ และต้นทุนที่สูง รวมถึงความต้องการในการพัฒนาซอฟต์แวร์ที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Meyer, 2018)

2.4.1 Optical Tracking Motive

Optical Tracking Motive เป็นเทคโนโลยีที่ใช้ในการติดตามการเคลื่อนไหวโดยการประมวลผลข้อมูลจากภาพหรือวิดีโอที่บันทึกจากกล้องหลายตัวซึ่งติดตั้งอยู่รอบพื้นที่ที่ต้องการติดตาม ข้อมูลเหล่านี้จะถูกใช้ในการสร้างข้อมูลตำแหน่งและการเคลื่อนไหวในรูปแบบสามมิติ เทคโนโลยีนี้ได้รับความนิยมและใช้งานในหลากหลายอุตสาหกรรม เช่น วงการบันเทิง การแพทย์ กีฬา และการวิจัยด้านวิทยาศาสตร์การเคลื่อนไหว เนื่องจากมีความแม่นยำสูงในการตรวจจับการเคลื่อนไหวและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้หลากหลาย (Buehler, 2018)

หลักการทำงานของ Optical Tracking Motive ทำงานโดยการใช้กล้องหลายตัวที่ติดตั้งในตำแหน่งต่าง ๆ รอบพื้นที่เพื่อติดตามการเคลื่อนไหวของวัตถุหรือบุคคลที่ติดตั้งตัวชี้ตำแหน่ง (markers) ซึ่งอาจเป็น ตัวสะท้อนแสง (reflective markers) หรือ แสงกำเนิดแสงแบบใช้งาน (active markers) ตัวชี้ตำแหน่งเหล่านี้จะสะท้อนแสงหรือปล่อยแสงที่กล้องสามารถจับภาพได้ (Monnier, 2020) จากนั้นซอฟต์แวร์ประมวลผลข้อมูลที่ได้จากกล้องเหล่านี้จะทำการวิเคราะห์ตำแหน่งในภาพจากมุมมองต่าง ๆ และคำนวณตำแหน่งที่แท้จริงของวัตถุในพื้นที่สามมิติ โดยอาศัยเทคนิคทางเรขาคณิตที่เรียกว่า Triangulation ซึ่งเป็นการคำนวณระยะและตำแหน่งจากข้อมูลที่ได้จากกล้องหลายตัว (Davis, 2019) กล้องที่ใช้ในระบบ Optical Tracking ส่วนใหญ่จะเป็นกล้องที่จับภาพในช่วงคลื่นอินฟราเรด ซึ่งช่วยลดปัญหาการรบกวนจากแสงภายนอกและเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับตำแหน่ง (Monnier, 2020) ระบบที่ใช้กล้องอินฟราเรดยังสามารถใช้งานในสภาวะแสงน้อยหรือในสถานการณ์ที่มีแสงจ้ามากเกินไป ทำให้การทำงานเป็นไปอย่างต่อเนื่องและแม่นยำ



รูปภาพที่ 9 Optical Tracking MoCap

(ที่มา: <https://goterrestrial.com>)

2.4.2 การประยุกต์ใช้งานของ Optical Tracking Motive

Optical Tracking มีการนำไปใช้งานในหลายสาขา ตั้งแต่การบันเทิงจนถึงการแพทย์ และวิทยาศาสตร์การกีฬา ตัวอย่างการใช้งานสำคัญได้แก่:

1. อุตสาหกรรมบันเทิง: Optical Tracking ถูกใช้อย่างแพร่หลายในการสร้างตัวละครแบบ 3 มิติที่สมจริงในภาพยนตร์และเกม ผ่านกระบวนการที่เรียกว่า Motion Capture (MoCap) โดยการจับการเคลื่อนไหวของนักแสดงที่สวมตัวชี้ตำแหน่ง แล้วนำข้อมูลการเคลื่อนไหวเหล่านั้นไปสร้างตัวละครในโลกดิจิทัล ตัวอย่างเช่น ตัวละครในภาพยนตร์อย่าง Avatar ที่ใช้เทคโนโลยี Optical Tracking เพื่อสร้างความเคลื่อนไหวที่สมจริง (Buehler, 2018)
2. การแพทย์และการฟื้นฟูสมรรถภาพ: ในด้านการแพทย์ Optical Tracking ถูกนำมาใช้ในการติดตามการเคลื่อนไหวของผู้ป่วย เช่น การวิเคราะห์การเดิน (Gait Analysis) เพื่อติดตามการฟื้นฟูสมรรถภาพของผู้ป่วยหลังการผ่าตัด การประเมินผลเหล่านี้ช่วยให้แพทย์สามารถวางแผนการรักษาและปรับปรุงวิธีการบำบัดเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรักษา (Davis, 2019)
3. วิทยาศาสตร์การกีฬา: Optical Tracking ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของนักกีฬาเพื่อตรวจสอบและปรับปรุงทักษะในกีฬา เช่น ฟุตบอล เทนนิส หรือบาสเกตบอล ข้อมูลที่ได้จากการจับการเคลื่อนไหวช่วยให้นักกีฬาสามารถพัฒนาเทคนิคและทักษะของตนได้อย่างตรงจุด ทำให้การฝึกซ้อมมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น (Monnier, 2020)
4. การออกแบบและวิศวกรรม: ในด้านการออกแบบและวิศวกรรม Optical Tracking ถูกใช้ในการตรวจสอบความเคลื่อนไหวของเครื่องจักรหรือหุ่นยนต์ในสายการผลิต เช่น การทดสอบประสิทธิภาพของเครื่องจักร การวิเคราะห์การสั่นสะเทือนของโครงสร้าง หรือการตรวจสอบการทำงานของหุ่นยนต์เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการผลิต (Buehler, 2018)

ข้อดีและข้อจำกัดของ Optical Tracking Optical Tracking Motive มีข้อดีหลายประการ เช่น:

1. ความแม่นยำสูง: Optical Tracking สามารถตรวจจับการเคลื่อนไหวด้วยความแม่นยำสูง ซึ่งทำให้เหมาะสมสำหรับงานที่ต้องการความละเอียดสูง เช่น การวิเคราะห์ทางการแพทย์หรือการสร้างตัวละครในภาพยนตร์ (Monnier, 2020)
2. การทำงานแบบเรียลไทม์: ระบบ Optical Tracking ทำงานได้แบบเรียลไทม์ ซึ่งทำให้สามารถใช้ข้อมูลที่ได้ทันทีในการวิเคราะห์หรือประยุกต์ใช้งานในกรณีต่าง ๆ เช่น การฝึกซ้อมของนักกีฬา (Davis, 2019)
3. ไม่มีการรบกวนจากสัญญาณแม่เหล็กไฟฟ้า: ต่างจากระบบ Magnetic Tracking ที่อาจถูกรบกวนจากสัญญาณแม่เหล็กไฟฟ้า ระบบ Optical Tracking ไม่ได้รับผลกระทบจากสัญญาณเหล่านี้ ซึ่งทำให้ระบบสามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่องในสภาวะแวดล้อมต่าง ๆ (Buehler, 2018)

Optical Tracking ก็มีข้อจำกัดบางประการ เช่น:

1. ต้นทุนที่สูง: การติดตั้งกล้องและเซนเซอร์หลายตัวในพื้นที่ที่ต้องการติดตามทำให้ Optical Tracking มีต้นทุนในการติดตั้งและบำรุงรักษาที่สูงกว่าเทคโนโลยีการติดตามอื่น ๆ (Monnier, 2020)
2. ความซับซ้อนในการติดตั้ง: การติดตั้งระบบ Optical Tracking ต้องการพื้นที่ที่เหมาะสมและมีการจัดวางกล้องในมุมที่สามารถจับภาพได้อย่างแม่นยำ การติดตั้งในพื้นที่ที่มีข้อจำกัดอาจทำให้ประสิทธิภาพของระบบลดลง (Davis, 2019)
3. การรบกวนจากแสงภายนอก: แม้ว่า Optical Tracking จะใช้กล้องที่จับภาพในช่วงคลื่นอินฟราเรดเพื่อลดผลกระทบจากแสงภายนอก แต่ยังคงมีความเสี่ยงที่แสงจากแหล่งภายนอกหรือวัตถุอื่น ๆ อาจรบกวนการทำงานของกล้องได้ (Buehler, 2018)

ทั้งนี้ Optical Tracking Motive เป็นเทคโนโลยีที่มีศักยภาพในการประยุกต์ใช้ในหลายอุตสาหกรรม ตั้งแต่การสร้างตัวละครในภาพยนตร์ การวิเคราะห์การเคลื่อนไหวทางการแพทย์ ไปจนถึงการพัฒนาทักษะของนักกีฬา ด้วยความสามารถในการตรวจจับการเคลื่อนไหวด้วยความแม่นยำสูงและทำงานได้แบบเรียลไทม์ Optical Tracking ยังคงเป็นหนึ่งในเทคโนโลยีที่ได้รับความนิยมในหลากหลายวงการ แม้จะมีข้อจำกัดด้านต้นทุนและความซับซ้อนในการติดตั้ง แต่ด้วยความแม่นยำที่สูงทำให้ระบบนี้เป็นทางเลือกที่ดีในหลายสถานการณ์ (Buehler, 2018; Monnier, 2020)

2.5 การวิเคราะห์เชิงเรขาคณิตและการถ่ายโอนการเรียนรู้เชิงสัมพันธ์ในโครงสร้างแบบ 3 มิติ

การวิเคราะห์เชิงเรขาคณิตและการถ่ายโอนการเรียนรู้เชิงสัมพันธ์ในโครงสร้างแบบ 3 มิติเป็นหัวข้อที่ครอบคลุมแนวคิดหลายด้าน ซึ่งเกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ทฤษฎีในหลายสาขาวิชาและมีการใช้งานอย่างแพร่หลายในการประมวลผลภาพ การเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) และปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) แนวคิดที่สำคัญที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ การแปลงเชิงแอฟฟิน (Affine Transformation Theory), ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติ (Autoencoder Theory), ทฤษฎีการเรียนรู้เชิงเรขาคณิต (Geometric Deep Learning) และการเท่าเทียมกันของโครงสร้างแบบไครัล (Chirality Equivalence) แต่ละหัวข้อนี้นับว่ามีบทบาทสำคัญในกระบวนการคำนวณและการตีความข้อมูลเชิงโครงสร้างที่ซับซ้อน รวมถึงการแสดงผลข้อมูล 3 มิติที่มีประสิทธิภาพ

2.5.1 การแปลงเชิงแอฟฟิน (Affine Transformation Theory)

การแปลงเชิงแอฟฟินเป็นการแปลงเชิงเส้นที่เปลี่ยนแปลงรูปร่างของวัตถุ โดยรักษาลักษณะโครงสร้างสำคัญไว้ เช่น การหมุน, การเลื่อนตำแหน่ง, การยืดและหดตัว ซึ่งเป็นการแปลงเชิงเส้นที่ใช้ในงานประมวลผลภาพและกราฟิกคอมพิวเตอร์ การแปลงเชิงแอฟฟินในกรณีของโครงสร้าง 3 มิติช่วยให้สามารถเปลี่ยนมุมมองของจุด 2 มิติไปเป็นจุด 3 มิติได้ (Szeliski, 2010) ทฤษฎีนี้เป็นพื้นฐาน

สำหรับการสร้างแบบจำลองโครงสร้าง 3 มิติจากข้อมูล 2 มิติ เช่น การวัดขนาดร่างกายหรือการติดตามการเคลื่อนไหวของโครงกระดูกในงานวิจัยทางการแพทย์และการวิเคราะห์ทางกายภาพ นอกจากนี้การแปลงเชิงแอฟฟินยังช่วยให้สามารถนำข้อมูลจากภาพสองมิติไปแปลงเป็นโครงสร้างเชิงลึกในรูปแบบสามมิติได้อย่างเหมาะสม เช่น การวิเคราะห์การเคลื่อนไหวแบบเรียลไทม์ในโครงสร้างเชิงลึก (Moeslund, 2006)

ในการประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อม 2 มิติและ 3 มิติ การแปลงเชิงแอฟฟินมีความสำคัญในการเปลี่ยนโครงสร้างของภาพหรือวัตถุที่มีโครงกระดูก (skeleton) ซึ่งประกอบไปด้วยจุดสำคัญที่แสดงความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างในเชิงท่าทางของวัตถุ นอกจากการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งและขนาดแล้ว การแปลงแอฟฟินยังช่วยให้สามารถถ่ายโอนข้อมูลจากโครงกระดูก 2 มิติไปยัง 3 มิติ ซึ่งเป็นการเพิ่มมิติความลึกให้กับภาพและช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลในระบบที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

2.5.2 การคำนวณการแปลงแอฟฟิน

สมมติว่ามีจุดในภาพหรือโครงกระดูก 2 มิติ แทนด้วยพิกัด (x, y) หากเราต้องการแปลงจุดนี้ให้กลายเป็นตำแหน่งใหม่ (x', y') ในลักษณะที่คงคุณสมบัติเดิมไว้ เราสามารถใช้เมทริกซ์การแปลงแอฟฟินขนาด 2×3 ดังนี้:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

โดยที่:

- a, b, c และ d เป็นตัวกำหนดทิศทางการหมุน ขนาด และการบิดของวัตถุ
- t_x, t_y คือตำแหน่งการเลื่อน (translation) ของจุดจากตำแหน่งเดิมไปยังตำแหน่งใหม่

การแปลงนี้สามารถขยายไปยังการแปลง 3 มิติได้โดยใช้เมทริกซ์ขนาด 3×4 ซึ่งสามารถแปลงพิกัด (x, y, z) ให้เป็น (x', y', z') ได้ดังนี้:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c & t_x \\ d & e & f & t_y \\ g & h & i & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

ในกรณีของการวิเคราะห์โครงกระดูก 3 มิติ จุดต่าง ๆ ของโครงกระดูกในระบบ 2 มิติสามารถคูณกับเมทริกซ์แปลงขนาด 3×4 เพื่อแปลงไปสู่ระบบพิกัด 3 มิติ ทำให้เราสามารถสร้างแบบจำลองโครงกระดูกในเชิงลึก และทำให้วิเคราะห์ท่าทางได้แม่นยำยิ่งขึ้น

(Sárándi, 2023) ได้กล่าวไว้ว่าการรวมแอฟฟินอัตโนมัติได้กำหนดสูตรอัตโนมัติเชิงเส้นอย่างง่าย ซึ่งทั้งตัวเข้ารหัสและตัวถอดรหัสจะคำนวณการรวมแอฟฟินของจุดอินพุตช่วยให้เกิดความ

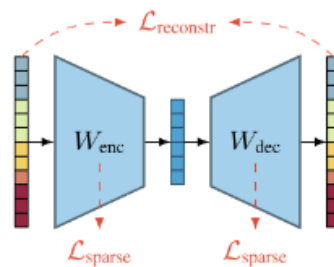
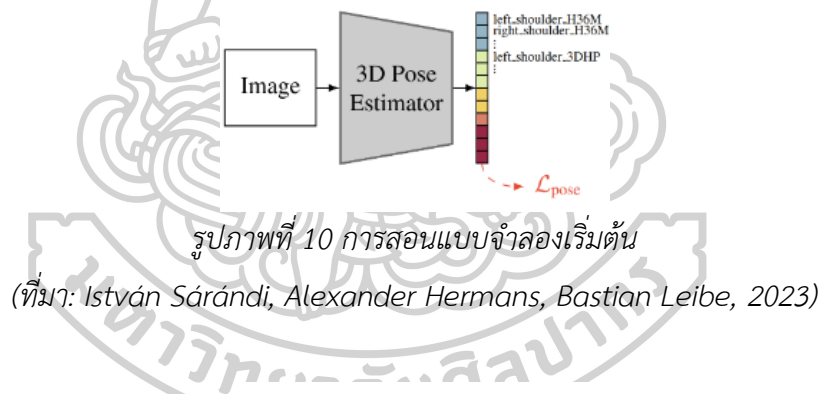
เท่าเทียมกันในการหมุนและการเคลื่อนที่ และที่สำคัญคือ วิธีนี้ช่วยให้สามารถถ่ายโอนความรู้เกี่ยวกับความสัมพันธ์ของโครงกระดูกจากแกน 2 มิติไปยังแกนความลึกได้ นอกจากนี้ คอขวดข้อมูลของตัวเข้ารหัสอัตโนมัตินี้คือรายการจุดสำคัญแฝง 3 มิติที่สามารถตีความได้ทางเรขาคณิต ซึ่งสามารถคาดการณ์ได้โดยตรงและสามารถใช้เป็นอินเทอร์เฟซระหว่างรูปแบบโครงกระดูกที่แตกต่างกันได้ และสามารถเขียนได้โดยใช้สมการดังนี้

$$w_{enc} \in R_3^{L \times J} \quad w_{dec} \in R^{J \times L} \quad (\text{minimize}) \quad \mathcal{L}_{reconstr} + \lambda_{sparse} \mathcal{L}_{sparse}$$

$$\mathcal{L}_{reconstr} = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k \|\rho_k - w_{dec} w_{enc} P_k\|_1$$

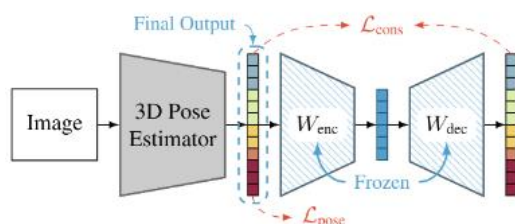
$$\mathcal{L}_{sparse} = \|w_{enc}\|_1 + \|w_{dec}\|_1$$

$$s.t. \quad W_{enc} 1_J = 1_L, \quad W_{dec} 1_L = 1_J$$



รูปภาพที่ 11 ผีกรอบมตัวเข้ารหัสอัตโนมัติ

(ที่มา: István Székely, Alexander Hermans, Bastian Leibe, 2023)



รูปภาพที่ 12 ปรับปรุงแบบจำลองความสอดคล้องกัน

(ที่มา: István Székely, Alexander Hermans, Bastian Leibe, 2023)

การคำนวณแปลงแอฟฟินนี้ยังมีการนำไปใช้ในงานติดตามการเคลื่อนไหว (motion tracking) โดยเฉพาะการวิเคราะห์ท่าทางที่ต้องการให้ระบบสามารถตรวจจับการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของจุดต่าง ๆ ในโครงกระดูก เช่น การหมุนหรือการเคลื่อนที่ของส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย การถ่ายโอนความรู้จากโครงกระดูก 2 มิติที่มีความแม่นยำไปสู่โครงสร้าง 3 มิติที่เพิ่มมิติความลึก ทำให้สามารถประมวลผลเชิงมุมมองและวิเคราะห์การเคลื่อนไหวเชิงลึกได้มากขึ้น

2.5.3 ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติ (Autoencoder Theory)

ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติหรือที่เรียกว่า Autoencoder เป็นการเรียนรู้เชิงลึกที่มักใช้ในการลดขนาดข้อมูลและบีบอัดข้อมูลที่ซับซ้อนในลักษณะคอขวดข้อมูล (bottleneck) Autoencoder สามารถนำมาใช้ในการแปลงข้อมูลที่ซับซ้อนให้อยู่ในรูปแบบแฝง (latent space) ซึ่งเป็นโครงสร้างเรขาคณิตที่เชื่อมต่อกับโครงสร้างต้นฉบับ นั่นหมายถึงสามารถนำข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบ 2 มิติและแปลงเป็นข้อมูลแฝงในลักษณะ 3 มิติได้ เพื่อที่จะถ่ายโอนการเรียนรู้ระหว่างโครงสร้างที่แตกต่างกัน (Ian Goodfellow, 2016) ตัวอย่างเช่น การใช้ Autoencoder ในการบีบอัดและแยกแยะโครงสร้างของโครงกระดูกมนุษย์ในลักษณะ 3 มิติ ช่วยสร้าง latent space ที่สามารถพยากรณ์โครงสร้างในลักษณะ 3 มิติจากข้อมูล 2 มิติได้ง่ายขึ้น (Hinton, 2006)

2.5.4 การเรียนรู้เชิงเรขาคณิต (Geometric Deep Learning)

Geometric Deep Learning เป็นแขนงของการเรียนรู้เชิงลึกที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้โครงสร้างที่ซับซ้อนของข้อมูลเชิงโครงสร้างที่มีการเรียงตัวเป็นลำดับ เช่น โครงกระดูกหรือโครงสร้างสามมิติ (Bronstein, 2017) Geometric Deep Learning สามารถถ่ายโอนความรู้ (Knowledge Transfer) ระหว่างมุมมองที่แตกต่างกันได้ เช่น การใช้ข้อมูลจากโครงกระดูกสองมิติที่ได้จากกล้องหรือภาพถ่ายในการพยากรณ์โครงสร้างเชิงลึกในแบบสามมิติ โดยการเรียนรู้เชิงเรขาคณิตจะคำนึงถึงความเชื่อมโยงระหว่างจุดหรือโหนดต่าง ๆ ซึ่งช่วยให้สามารถสร้างโมเดลการเคลื่อนไหวหรือการ

วิเคราะห์การเคลื่อนไหวในมุมมองสามมิติที่มีความแม่นยำ (Monti, 2017) ในด้านการประมวลผลการเคลื่อนไหวและการวิเคราะห์ทางการแพทย์ Geometric Deep Learning ถูกนำมาใช้ในการศึกษาพฤติกรรมของโครงสร้าง เช่น การวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของร่างกายเพื่อระบุรูปแบบที่ไม่ปกติหรือเพื่อพัฒนาการบำบัดฟื้นฟู (Bronstein, 2017)

การเรียนรู้ของเครื่องที่มีการปรับโครงสร้างประสาทเทียมให้เหมาะสมกับข้อมูลเชิงโครงสร้างที่หลากหลาย เช่น กราฟ โครงสร้าง 3 มิติ และพื้นผิวที่ซับซ้อน โดยมุ่งเน้นในการคงความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างเพื่อให้ข้อมูลที่เชื่อมโยงกันในหลายมิติยังคงสอดคล้องกันไว้ แม้จะถูกนำเสนอในรูปแบบที่แตกต่างกันไป การเรียนรู้เชิงเรขาคณิตใช้ประโยชน์จากการสร้างโมเดลที่สอดคล้องกับลักษณะเฉพาะของข้อมูลเหล่านี้ ไม่ว่าจะเป็นการพัฒนาภาพโครงกระดูก 3 มิติจากข้อมูลโครงกระดูก 2 มิติ หรือการนำเสนอข้อมูลบนพื้นผิวที่มีมิติสูงกว่า เช่น การใช้งานโครงข่ายกราฟคอนโวลูชัน (Graph Convolutional Networks, GCN) ที่ช่วยให้การประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนมีประสิทธิภาพมากขึ้นและรักษาโครงสร้างที่เกี่ยวข้องระหว่างจุดข้อมูลได้ดี โอนความรู้ (Knowledge Transfer) เป็นอีกแนวคิดหนึ่งที่สำคัญใน Geometric Deep Learning การถ่ายโอนนี้ช่วยให้สามารถใช้ข้อมูลจากแหล่งที่ต่างกัน เช่น ข้อมูล 2 มิติที่แม่นยำ ไปสนับสนุนการพัฒนาแบบ 3 มิติที่ซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งสามารถลดความสูญเสียของข้อมูลที่จำเป็นและเสริมประสิทธิภาพของโมเดลได้ เทคนิคหนึ่งที่ใช้ในการถ่ายโอนความรู้คือการสร้าง latent space ซึ่งเก็บข้อมูลที่สอดคล้องกับโครงสร้างที่สำคัญในหลายมิติ การใช้โครงข่ายเชิงเรขาคณิตในการปรับความสัมพันธ์เชิงโครงสร้างระหว่าง 2 มิติและ 3 มิติ ยังคงความละเอียดและความสัมพันธ์ของข้อมูลได้ ทำให้เหมาะสำหรับการใช้งานในด้านต่างๆ เช่น การติดตามการเคลื่อนไหว (motion tracking) และการจำแนกประเภทโครงกระดูกในแบบ 3 มิติ โดยการคำนวณในขั้นตอนนี้อาจพึ่งพาการวัดค่า loss เช่น Chamfer Distance หรือ Earth Mover's Distance เพื่อปรับความใกล้เคียงระหว่างโครงสร้างที่สร้างขึ้นใหม่และข้อมูลต้นฉบับ

2.5.5 การเท่าเทียมกันของโครงสร้างแบบไครัล (Chirality Equivalence)

ไครัลลิตี้ (Chirality) คือสมบัติเฉพาะของวัตถุหรือโครงสร้างที่ไม่สามารถซ้อนทับได้แม้ว่าจะมีรูปร่างที่เหมือนกัน ตัวอย่างเช่น โครงสร้างของโมเลกุลหรือการจัดเรียงโครงสร้าง 3 มิติที่สามารถเคลื่อนย้ายหรือหมุนได้แต่ไม่สามารถทำให้มีลักษณะทับซ้อนกันได้พอดี ทฤษฎีนี้มีประโยชน์ในการศึกษาโครงสร้างสามมิติที่สามารถแปลงไปยังโครงสร้างสองมิติได้อย่างสมบูรณ์แบบ เช่น การศึกษารูปร่างและตำแหน่งของโครงกระดูกเพื่อการประเมินการเคลื่อนไหวทางการแพทย์ (Wolpert, 1990) การทำให้โครงสร้างมีความเท่าเทียมกันในด้านไครัลนี้ช่วยให้สามารถแสดงโครงสร้างเชิงลึกในแบบสามมิติให้เทียบเท่ากับโครงสร้างสองมิติที่ได้จากการถ่ายภาพได้อย่างแม่นยำ

2.5.6 ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติ (Autoencoder Theory)

ทฤษฎีการเข้ารหัสอัตโนมัติหรือที่เรียกว่า Autoencoder เป็นการเรียนรู้เชิงลึกที่มักใช้ในการลดขนาดข้อมูลและบีบอัดข้อมูลที่ซับซ้อนในลักษณะคอขวดข้อมูล (bottleneck) Autoencoder สามารถนำมาใช้ในการแปลงข้อมูลที่ซับซ้อนให้อยู่ในรูปแบบแฝง (latent space) ซึ่งเป็นโครงสร้างเรขาคณิตที่เชื่อมต่อกับโครงสร้างต้นฉบับ นั่นหมายถึงสามารถนำข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบ 2 มิติและแปลงเป็นข้อมูลแฝงในลักษณะ 3 มิติได้ เพื่อที่จะถ่ายโอนการเรียนรู้ระหว่างโครงสร้างที่แตกต่างกัน (Ian Goodfellow, 2016) ตัวอย่างเช่น การใช้ Autoencoder ในการบีบอัดและแยกแยะโครงสร้างของโครงกระดูกมนุษย์ในลักษณะ 3 มิติ ช่วยสร้าง latent space ที่สามารถพยากรณ์โครงสร้างในลักษณะ 3 มิติจากข้อมูล 2 มิติได้ง่ายขึ้น (Hinton, 2006)

2.5.7 ทฤษฎีการเรียนรู้เชิงเรขาคณิต (Geometric Deep Learning)

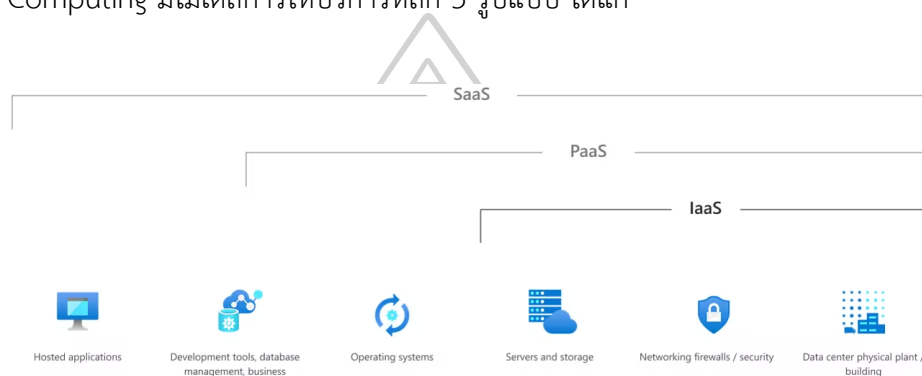
Geometric Deep Learning เป็นแขนงของการเรียนรู้เชิงลึกที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้โครงสร้างที่ซับซ้อนของข้อมูลเชิงโครงสร้างที่มีการเรียงตัวเป็นลำดับ เช่น โครงกระดูกหรือโครงสร้างสามมิติ (Bronstein, 2017) Geometric Deep Learning สามารถถ่ายโอนความรู้ (Knowledge Transfer) ระหว่างมุมมองที่แตกต่างกันได้ เช่น การใช้ข้อมูลจากโครงกระดูกสองมิติที่ได้จากกล้องหรือภาพถ่ายในการพยากรณ์โครงสร้างเชิงลึกในแบบสามมิติ โดยการเรียนรู้เชิงเรขาคณิตจะคำนึงถึงความเชื่อมโยงระหว่างจุดหรือโหนดต่าง ๆ ซึ่งช่วยให้สามารถสร้างโมเดลการเคลื่อนไหวหรือการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวในมุมมองสามมิติที่มีความแม่นยำ (Monti, 2017) ในด้านการประมวลผลการเคลื่อนไหวและการวิเคราะห์ทางการแพทย์ Geometric Deep Learning ถูกนำมาใช้ในการศึกษาพฤติกรรมของโครงสร้าง เช่น การวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของร่างกายเพื่อระบุรูปแบบที่ไม่ปกติหรือเพื่อพัฒนาการบำบัดฟื้นฟู (Bronstein, 2017)

2.5.8 การเท่าเทียมกันของโครงสร้างแบบไครัล (Chirality Equivalence)

ไครัลลิตี (Chirality) คือสมบัติเฉพาะของวัตถุหรือโครงสร้างที่ไม่สามารถซ้อนทับได้แม้ว่าจะมีรูปร่างที่เหมือนกัน ตัวอย่างเช่น โครงสร้างของโมเลกุลหรือการจัดเรียงโครงสร้าง 3 มิติที่สามารถเคลื่อนย้ายหรือหมุนได้แต่ไม่สามารถทำให้มีลักษณะทับซ้อนกันได้พอดี ทฤษฎีนี้มีประโยชน์ในด้านการศึกษาโครงสร้างสามมิติที่สามารถแปลงไปยังโครงสร้างสองมิติได้อย่างสมบูรณ์แบบ เช่น การศึกษารูปร่างและตำแหน่งของโครงกระดูกเพื่อการประเมินการเคลื่อนไหวทางการแพทย์ (Wolpert, 1990) การทำให้โครงสร้างมีความเท่าเทียมกันในด้านไครัลนี้ช่วยให้สามารถแสดงโครงสร้างเชิงลึกในแบบสามมิติให้เทียบเท่ากับโครงสร้างสองมิติที่ได้จากการถ่ายภาพได้อย่างแม่นยำ

2.6 ทฤษฎีการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing)

นิยามและแนวคิดพื้นฐาน สำหรับการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing) คือ รูปแบบการให้บริการทรัพยากรคอมพิวเตอร์ผ่านอินเทอร์เน็ต โดยผู้ใช้สามารถเข้าถึงและใช้งานทรัพยากรได้ตามความต้องการ (Mell, 2011) National Institute of Standards and Technology (NIST) ได้กำหนดคุณลักษณะสำคัญ 5 ประการของ Cloud Computing ได้แก่ 1) On-demand self-service 2) Broad network access 3) Resource pooling 4) Rapid elasticity และ 5) Measured service (Zhang, 2010) โดยโมเดลการให้บริการ (Service Models) Cloud Computing มีโมเดลการให้บริการหลัก 3 รูปแบบ ได้แก่



รูปภาพที่ 13 โครงสร้างของ IaaS, PaaS และ SaaS

ที่มา : (azure.microsoft.com)

2.6.1 การบริการรูปแบบ Infrastructure as a Service (IaaS)

Infrastructure as a Service (IaaS) เป็นหนึ่งในรูปแบบของการให้บริการคลาวด์ที่สำคัญ ซึ่งให้บริการโครงสร้างพื้นฐานทางไอทีแก่ผู้ใช้ผ่านอินเทอร์เน็ต โดยโครงสร้างพื้นฐานนี้ประกอบด้วย เซิร์ฟเวอร์, ระบบเครือข่าย, ระบบเก็บข้อมูล และศูนย์ข้อมูลเสมือน ซึ่งผู้ใช้สามารถเรียกใช้งานทรัพยากรเหล่านี้ตามต้องการ ทำให้การใช้ IaaS นั้นมีความยืดหยุ่นสูงและลดความจำเป็นในการลงทุนในฮาร์ดแวร์ที่มีราคาแพง (Mell, 2011) IaaS ให้บริการโครงสร้างพื้นฐานด้านไอที เช่น เซิร์ฟเวอร์เสมือนและพื้นที่จัดเก็บข้อมูล ตัวอย่างเช่น Amazon EC2

IaaS มีคุณสมบัติที่โดดเด่นหลายประการ โดยประการแรกคือการใช้บริการที่ผู้ใช้สามารถเลือกทรัพยากรที่ต้องการใช้งานได้อย่างอิสระ เช่น ขนาดของเซิร์ฟเวอร์หรือพื้นที่ในการจัดเก็บข้อมูล นอกจากนี้ยังมีความสามารถในการขยายหรือหดขนาดทรัพยากร (scalability) เพื่อรองรับความต้องการที่เปลี่ยนแปลงไปขององค์กรหรือธุรกิจได้ในทันที (Dillon, 2010) ผู้ใช้สามารถจัดการทรัพยากรเหล่านี้ผ่านแดชบอร์ดหรือ API ที่ให้มา ซึ่งช่วยให้การควบคุมและการจัดการทรัพยากรเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและสะดวกยิ่งขึ้น

อีกหนึ่งคุณสมบัติที่สำคัญคือการใช้โมเดลการคิดค่าบริการตามการใช้งาน (pay-as-you-go model) ซึ่งช่วยให้ผู้ใช้จ่ายเฉพาะค่าใช้จ่ายตามการใช้งานจริง โดยไม่จำเป็นต้องลงทุนในฮาร์ดแวร์ล่วงหน้า นอกจากนี้ IaaS ยังช่วยลดค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษา เนื่องจากผู้ให้บริการคลาวด์จะเป็นผู้รับผิดชอบในการดูแลรักษาและอัปเดตระบบโครงสร้างพื้นฐานทั้งหมด (Zhang, 2010)

2.6.2 การประยุกต์ใช้ IaaS

การใช้ IaaS มีประโยชน์หลายประการ ประการแรกคือความยืดหยุ่นในการใช้งานทรัพยากร เนื่องจากผู้ใช้สามารถปรับแต่งการใช้ทรัพยากรตามความต้องการได้ตลอดเวลา เช่น การเพิ่มหรือลดขนาดเซิร์ฟเวอร์ หรือการเพิ่มพื้นที่จัดเก็บข้อมูลเมื่อจำเป็น นอกจากนี้ IaaS ยังช่วยลดความเสี่ยงในการลงทุนในฮาร์ดแวร์ ซึ่งอาจเป็นภาระที่หนักสำหรับธุรกิจที่เพิ่งเริ่มต้นหรือธุรกิจขนาดเล็ก (Mell, 2011) การใช้ IaaS ยังช่วยส่งเสริมประสิทธิภาพของการดำเนินงานในองค์กร เนื่องจากสามารถปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงทางธุรกิจได้อย่างรวดเร็ว ตัวอย่างเช่น การขยายขีดความสามารถของระบบในช่วงที่มีการใช้งานสูงสุดหรือการลดขนาดของระบบเมื่อการใช้งานลดลง ทำให้การจัดการทรัพยากรเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและประหยัดค่าใช้จ่าย (Zhang, 2010)

IaaS ถูกนำมาใช้ในธุรกิจหลายประเภท ตั้งแต่การจัดการฐานข้อมูล การประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ (Big Data) จนถึงการรองรับแอปพลิเคชันที่มีการใช้งานสูง นอกจากนี้ IaaS ยังเหมาะสำหรับการพัฒนาและทดสอบแอปพลิเคชันใหม่ ๆ เนื่องจากผู้ใช้สามารถสร้างสภาพแวดล้อมทดสอบที่คล้ายคลึงกับการใช้งานจริงได้อย่างรวดเร็วและง่ายดาย (Armbrust, 2010) ตัวอย่างของผู้ให้บริการ IaaS ที่เป็นที่นิยมได้แก่ Amazon Web Services (AWS), Microsoft Azure, และ Google Cloud ซึ่งช่วยให้องค์กรสามารถเข้าถึงโครงสร้างพื้นฐานไอทีที่มีประสิทธิภาพสูงโดยไม่ต้องลงทุนในฮาร์ดแวร์ของตนเอง นอกจากนี้ยังช่วยให้ธุรกิจสามารถปรับเปลี่ยนขนาดของโครงสร้างพื้นฐานได้ตามความต้องการของการใช้งานในแต่ละช่วงเวลา (Dillon, 2010)

แม้ว่า IaaS จะมีประโยชน์มากมาย แต่ก็มีข้อจำกัดที่ควรพิจารณา หนึ่งในนั้นคือความเสี่ยงด้านความปลอดภัย เนื่องจากข้อมูลและทรัพยากรสำคัญจะถูกเก็บไว้บนเซิร์ฟเวอร์ของผู้ให้บริการคลาวด์ การควบคุมความปลอดภัยอาจเป็นเรื่องที่ซับซ้อนและต้องการการจัดการที่ดี (Zhang, 2010) นอกจากนี้ การพึ่งพาผู้ให้บริการในการดูแลระบบยังอาจเป็นข้อเสียหากเกิดปัญหาทางเทคนิคหรือการหยุดทำงานของระบบ

IaaS เป็นโซลูชันที่มีความยืดหยุ่นและประสิทธิภาพสูงสำหรับองค์กรที่ต้องการลดค่าใช้จ่ายในการลงทุนและบำรุงรักษาโครงสร้างพื้นฐานด้านไอที ผู้ใช้สามารถปรับแต่งและขยายทรัพยากรตามความต้องการของธุรกิจได้อย่างรวดเร็ว โดยไม่ต้องลงทุนในฮาร์ดแวร์ล่วงหน้า อย่างไรก็ตาม องค์กรควรพิจารณาความเสี่ยงด้านความปลอดภัยและความเสถียรของระบบก่อนตัดสินใจใช้บริการ IaaS

2.6.3 การบริการรูปแบบ Platform as a Service (PaaS)

Platform as a Service (PaaS) เป็นรูปแบบหนึ่งของการให้บริการคลาวด์ที่ช่วยให้ผู้พัฒนาแอปพลิเคชันสามารถเข้าถึงแพลตฟอร์มที่สมบูรณ์เพื่อสร้าง ทดสอบ และปรับใช้แอปพลิเคชันของตนได้อย่างสะดวกสบาย โดยไม่ต้องจัดการกับโครงสร้างพื้นฐานด้านฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ที่อยู่เบื้องหลัง บริการ PaaS ช่วยลดภาระงานของผู้พัฒนาในการดูแลรักษาเซิร์ฟเวอร์ ระบบเครือข่าย หรือฐานข้อมูล ทำให้พวกเขาสามารถมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาและนวัตกรรมแอปพลิเคชันได้มากขึ้น (Zhang, 2010) PaaS ให้บริการแพลตฟอร์มสำหรับพัฒนา ทดสอบ และปรับใช้แอปพลิเคชัน ตัวอย่างเช่น Google App Engine (George Lawton, 2008)

หนึ่งในคุณสมบัติหลักของ PaaS คือการจัดเตรียมสภาพแวดล้อมสำหรับการพัฒนา (development environment) ซึ่งสามารถปรับแต่งได้ตามความต้องการของผู้ใช้ โดยแพลตฟอร์มดังกล่าวมีเครื่องมือที่ช่วยให้การเขียนโค้ด ทดสอบ และการใช้งานแอปพลิเคชันเป็นไปอย่างง่ายดาย โดยไม่จำเป็นต้องคำนึงถึงการจัดการเซิร์ฟเวอร์หรือการตั้งค่าเครือข่าย ซึ่งเป็นสิ่งที่ลดภาระงานด้านการดูแลระบบ (Armbrust, 2010) และคุณสมบัติสำคัญคือความสามารถในการขยายตัวของทรัพยากร (scalability) ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการรองรับการเพิ่มขึ้นของผู้ใช้หรือปริมาณการใช้งานของแอปพลิเคชัน โดยบริการ PaaS จะสามารถปรับขยายขนาดระบบอัตโนมัติเมื่อต้องการ นอกจากนี้ PaaS ยังช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงฐานข้อมูลและเครื่องมือจัดการข้อมูลที่เป็นในการพัฒนาแอปพลิเคชันได้ง่าย (Mell, 2011)

ประโยชน์ที่สำคัญของ PaaS คือการลดความซับซ้อนในการจัดการโครงสร้างพื้นฐาน โดยผู้ให้บริการ PaaS จะเป็นผู้จัดการส่วนที่เกี่ยวข้องกับฮาร์ดแวร์และระบบปฏิบัติการ เช่น การบำรุงรักษา การอัปเดตซอฟต์แวร์ หรือการปรับปรุงความปลอดภัยของระบบ (Zhang, 2010) ผู้พัฒนาสามารถมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาแอปพลิเคชัน โดยไม่ต้องกังวลกับการจัดการทรัพยากรด้านเทคนิคที่อยู่เบื้องหลัง อีกทั้ง PaaS ยังช่วยให้ทีมพัฒนาสามารถทำงานร่วมกันได้ง่ายขึ้น ผู้พัฒนาหลายคนสามารถทำงานในโปรเจกต์เดียวกันบนแพลตฟอร์ม PaaS ได้อย่างรวดเร็ว โดยมีการแชร์เครื่องมือและข้อมูลกันแบบเรียลไทม์ ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานและลดระยะเวลาการพัฒนาแอปพลิเคชัน (Dillon, 2010)

2.6.4 การประยุกต์ใช้ PaaS

PaaS เป็นโซลูชันที่เหมาะสมสำหรับองค์กรและนักพัฒนาที่ต้องการสร้างและปรับใช้แอปพลิเคชันโดยไม่ต้องลงทุนในโครงสร้างพื้นฐานที่ซับซ้อน ตัวอย่างเช่น การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันหรือแอปพลิเคชันบนมือถือ การใช้งานแพลตฟอร์มนี้ช่วยให้กระบวนการพัฒนาเป็นไปอย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ยังสามารถรองรับ การปรับขยายของแอปพลิเคชันได้อย่างยืดหยุ่นตามการ

ใช้งานที่เพิ่มขึ้น (Armbrust, 2010) ตัวอย่างของผู้ให้บริการ PaaS ที่มีชื่อเสียง เช่น Google App Engine, Microsoft Azure, และ AWS Elastic Beanstalk ซึ่งช่วยให้ นักพัฒนาสามารถสร้างแอปพลิเคชันในสภาพแวดล้อมที่รองรับเครื่องมือและเทคโนโลยีที่หลากหลาย ทั้งนี้ PaaS ยังเป็นที่นิยมในการสร้างแอปพลิเคชันที่ต้องการการพัฒนาอย่างต่อเนื่องและการปรับใช้บ่อยครั้ง (Mell, 2011)

แม้ว่า PaaS จะมีประโยชน์หลายประการ แต่ก็ยังมีข้อจำกัดบางประการที่ต้องคำนึงถึง เช่น การพึ่งพาผู้ให้บริการในเรื่องของความปลอดภัยและการควบคุมทรัพยากร หากเกิดปัญหาทางเทคนิค ผู้ใช้จะต้องรอให้ผู้ให้บริการทำการแก้ไข นอกจากนี้ ความสามารถในการปรับแต่งโครงสร้างพื้นฐานของ PaaS อาจมีข้อจำกัดเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ IaaS ซึ่งผู้ใช้สามารถควบคุมโครงสร้างพื้นฐานได้อย่างเต็มที่ (Dillon, 2010)

PaaS เป็นทางเลือกที่ดีสำหรับผู้พัฒนาแอปพลิเคชันที่ต้องการลดภาระในการจัดการโครงสร้างพื้นฐานและเพิ่มประสิทธิภาพในการพัฒนา โดยสามารถเข้าถึงทรัพยากรและเครื่องมือที่จำเป็นได้อย่างง่ายดาย การปรับขยายทรัพยากรและการทำงานร่วมกันในทีมเป็นคุณสมบัติที่ช่วยให้ PaaS เป็นโซลูชันที่ได้รับความนิยมในยุคปัจจุบัน แม้ว่าจะมีข้อจำกัดบางประการ แต่ PaaS ยังคงเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์สำหรับการพัฒนาแอปพลิเคชันที่มีความต้องการความยืดหยุ่นและการปรับตัวอย่างรวดเร็ว

2.6.5 การบริการรูปแบบ Software as a Service (SaaS)

Software as a Service (SaaS) เป็นหนึ่งในรูปแบบของการให้บริการคลาวด์ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน SaaS ช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงและใช้งานซอฟต์แวร์ผ่านอินเทอร์เน็ตได้โดยไม่ต้องติดตั้งซอฟต์แวร์หรือจัดการกับโครงสร้างพื้นฐานด้านไอทีเอง ผู้ให้บริการจะเป็นผู้จัดการและดูแลรักษาระบบทั้งหมด รวมถึงการอัปเดต การบำรุงรักษา และการจัดเก็บข้อมูล ผู้ใช้สามารถเข้าถึงซอฟต์แวร์จากอุปกรณ์ใดก็ได้ที่เชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต เช่น คอมพิวเตอร์ตั้งโต๊ะ โน้ตบุ๊ก หรือสมาร์ทโฟน (Mell, 2011) Software as a Service (SaaS) เป็นหนึ่งในรูปแบบของการให้บริการคลาวด์ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน SaaS ช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงและใช้งานซอฟต์แวร์ผ่านอินเทอร์เน็ตได้โดยไม่ต้องติดตั้งซอฟต์แวร์หรือจัดการกับโครงสร้างพื้นฐานด้านไอทีเอง ผู้ให้บริการจะเป็นผู้จัดการและดูแลรักษาระบบทั้งหมด รวมถึงการอัปเดต การบำรุงรักษา และการจัดเก็บข้อมูล ผู้ใช้สามารถเข้าถึงซอฟต์แวร์จากอุปกรณ์ใดก็ได้ที่เชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต เช่น คอมพิวเตอร์ตั้งโต๊ะ โน้ตบุ๊ก หรือสมาร์ทโฟน (Mell, 2011) SaaS ให้บริการซอฟต์แวร์ผ่านอินเทอร์เน็ต โดยผู้ใช้ไม่ต้องติดตั้งหรือบำรุงรักษาระบบเอง ตัวอย่างเช่น Google Workspace (Bentian, 2011)

SaaS มีคุณสมบัติที่โดดเด่นหลายประการ ประการแรกคือการใช้ที่ผู้ใช้สามารถเข้าถึงซอฟต์แวร์ได้ทุกที่ทุกเวลา ซึ่งเป็นผลจากการที่ซอฟต์แวร์ถูกโฮสต์บนเซิร์ฟเวอร์ของผู้ให้บริการและสามารถเข้าถึงได้ผ่านอินเทอร์เน็ต การนี้ทำให้ผู้ใช้สามารถใช้งานซอฟต์แวร์โดยไม่ต้องติดตั้งลงในอุปกรณ์ของตนเอง และสามารถใช้งานร่วมกันในทีมงานได้ง่ายขึ้น โดยข้อมูลและการตั้งค่าทั้งหมดจะถูกเก็บไว้ในระบบคลาวด์ (Choudhary, 2007) อีกคุณสมบัติที่สำคัญคือ SaaS ใช้โมเดลการคิดค่าบริการตามการใช้งาน (pay-as-you-go) หรือการคิดค่าบริการรายเดือน/รายปี ซึ่งทำให้การใช้ซอฟต์แวร์เป็นไปตามความต้องการของผู้ใช้และลดต้นทุนในการลงทุนซอฟต์แวร์เป็นก้อนใหญ่ นอกจากนี้ SaaS ยังช่วยลดภาระในการจัดการและบำรุงรักษาซอฟต์แวร์ เนื่องจากผู้ให้บริการจะเป็นผู้รับผิดชอบในการดูแลระบบ (Dillon, 2010)

ประโยชน์หลายประการที่ส่งผลต่อธุรกิจและผู้ใช้ทั่วไป ประการแรกคือความยืดหยุ่นในการเข้าถึงและการทำงานของซอฟต์แวร์ ผู้ใช้สามารถเข้าถึงซอฟต์แวร์จากอุปกรณ์ใดก็ได้ที่มีการเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต ไม่ว่าจะเป็นที่ทำงาน บ้าน หรือขณะเดินทาง สิ่งนี้ช่วยให้ธุรกิจสามารถทำงานได้ตลอดเวลาและเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานร่วมกันของทีมงาน (Benlian, 2011) ประการที่สอง SaaS ช่วยลดต้นทุนในด้านต่าง ๆ โดยเฉพาะอย่างยิ่งค่าใช้จ่ายในการลงทุนซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์ เนื่องจากไม่มีความจำเป็นต้องซื้อซอฟต์แวร์เวอร์ชันเต็มหรือจัดหาเซิร์ฟเวอร์สำหรับรันซอฟต์แวร์ ขณะเดียวกัน ค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษา การอัปเดต และการจัดเก็บข้อมูลจะถูกรวมอยู่ในค่าบริการ SaaS ซึ่งทำให้ธุรกิจไม่ต้องเผชิญกับค่าใช้จ่ายที่ไม่คาดคิด (Armbrust, 2010) อีกทั้งการอัปเดตซอฟต์แวร์เป็นอีกหนึ่งประโยชน์ของ SaaS ผู้ใช้จะได้รับการอัปเดตและการปรับปรุงระบบอย่างสม่ำเสมอโดยไม่ต้องดำเนินการเอง ซึ่งหมายความว่าผู้ใช้จะสามารถเข้าถึงคุณสมบัติใหม่ ๆ และการปรับปรุงความปลอดภัยได้โดยทันที ทั้งนี้ยังช่วยลดความเสี่ยงจากการใช้ซอฟต์แวร์ที่ล้าสมัยหรือไม่ปลอดภัย (Choudhary, 2007)

2.6.6 การประยุกต์ใช้ SaaS

SaaS ได้รับความนิยมในการใช้งานในหลากหลายอุตสาหกรรม โดยเฉพาะอย่างยิ่งในธุรกิจที่ต้องการซอฟต์แวร์สำหรับการจัดการธุรกิจ เช่น การจัดการลูกค้าสัมพันธ์ (CRM), การจัดการทรัพยากรบุคคล (HRM), และการวางแผนทรัพยากรองค์กร (ERP) ตัวอย่างเช่น ซอฟต์แวร์ Salesforce ที่เป็นระบบ CRM ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการจัดการความสัมพันธ์กับลูกค้า หรือ Google Workspace ที่เป็นเครื่องมือในการทำงานร่วมกันสำหรับทีมงาน (Sean Marston, 2011) นอกจากนี้ SaaS ยังเหมาะสำหรับการใช้งานในธุรกิจที่ต้องการปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงของตลาดอย่างรวดเร็ว เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลแบบเรียลไทม์ การจัดการเอกสาร หรือการสร้างเว็บไซต์

SaaS ช่วยให้ธุรกิจสามารถปรับขนาดการใช้งานซอฟต์แวร์ได้ตามความต้องการขององค์กร เช่น การเพิ่มหรือลดจำนวนผู้ใช้หรือทรัพยากรที่ใช้ (Zhang, 2010)

แม้ว่า SaaS จะมีข้อดีมากมาย แต่ก็ยังมีข้อจำกัดบางประการที่ต้องคำนึงถึง ข้อจำกัดแรกคือการพึ่งพาการเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต เนื่องจาก SaaS ต้องใช้งานผ่านระบบคลาวด์ การขาดการเชื่อมต่อหรือความเร็วอินเทอร์เน็ตที่ไม่เพียงพออาจส่งผลกระทบต่อการทำงานของผู้ใช้ได้ ข้อจำกัดที่สองคือการรักษาความปลอดภัยของข้อมูล แม้ว่าผู้ให้บริการ SaaS จะมีมาตรการรักษาความปลอดภัยที่ทันสมัย แต่การที่ข้อมูลถูกเก็บไว้บนระบบคลาวด์ยังคงมีความเสี่ยงในการเข้าถึงข้อมูลโดยไม่ได้รับอนุญาต (Benlian, 2011) การปรับแต่งซอฟต์แวร์บนแพลตฟอร์ม SaaS อาจมีข้อจำกัดเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้งานซอฟต์แวร์แบบดั้งเดิมที่ผู้ใช้สามารถปรับแต่งได้ตามต้องการ นอกจากนี้หากผู้ให้บริการ SaaS เกิดปัญหา เช่น การหยุดทำงานของระบบหรือการล้มละลาย อาจส่งผลให้ผู้ใช้ไม่สามารถเข้าถึงซอฟต์แวร์และข้อมูลที่สำคัญได้ (Dillon, 2010) SaaS เป็นโซลูชันที่มีประสิทธิภาพและคุ้มค่าสำหรับธุรกิจและผู้ใช้ทั่วไป โดยช่วยลดความซับซ้อนในการจัดการซอฟต์แวร์และโครงสร้างพื้นฐานด้านไอที SaaS ช่วยเพิ่มความยืดหยุ่นในการเข้าถึงซอฟต์แวร์และทำให้การทำงานร่วมกันของทีมงานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าจะมีข้อจำกัดบางประการ แต่ SaaS ยังคงเป็นตัวเลือกที่ดีสำหรับธุรกิจที่ต้องการความคล่องตัวและประหยัดค่าใช้จ่ายในการดำเนินงาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในยุคที่การทำงานผ่านระบบคลาวด์กำลังเติบโตอย่างรวดเร็ว

2.6.7 Google Colab

Google Colab เป็นเครื่องมือที่ให้บริการผ่านระบบคลาวด์ (cloud-based service) ซึ่งพัฒนาโดย Google เพื่อให้ผู้ใช้สามารถเขียนและรันโค้ด Python ได้อย่างสะดวกโดยไม่จำเป็นต้องติดตั้งโปรแกรมใด ๆ บนเครื่องคอมพิวเตอร์ของตนเอง Google Colab เป็นที่นิยมอย่างมากในหมู่นักวิจัยด้านการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) เพราะรองรับการทำงานร่วมกับไลบรารีต่าง ๆ ของ Python เช่น TensorFlow, PyTorch, และ Keras ที่ถูกใช้ในการพัฒนาโมเดลการเรียนรู้ (Bisong, 2019)

Google Colab ให้บริการผ่านทางเว็บเบราว์เซอร์ ทำให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงโค้ดและทำงานร่วมกันในโปรเจกต์ต่าง ๆ ได้ง่าย โดยฟีเจอร์ที่สำคัญคือความสามารถในการเชื่อมต่อกับ Google Drive เพื่อบันทึกและจัดเก็บไฟล์ได้อย่างสะดวก (Bisong, 2019) อีกทั้งยังรองรับการทำงานบนโครงสร้างพื้นฐานที่มีประสิทธิภาพ เช่น หน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) และหน่วยประมวลผลเทนเซอร์ (TPU) ซึ่งช่วยให้การประมวลผลงานที่มีความซับซ้อน เช่น การฝึกฝนโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก สามารถทำได้รวดเร็วขึ้น (Carneiro, 2018) อีกทั้งยังเป็นเครื่องมือที่เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการพัฒนาและฝึกฝนโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับนักวิจัยและนักพัฒนาที่ต้องการ

การประมวลผลแบบขนานและทรัพยากรที่มีประสิทธิภาพสูง ในการฝึกโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่มีขนาดใหญ่ การใช้ GPU หรือ TPU เป็นสิ่งจำเป็น ซึ่ง Google Colab ให้บริการเหล่านี้ได้โดยไม่มีค่าใช้จ่ายเพิ่มเติมในเบื้องต้น (Carneiro, 2018)

นอกจากนี้ การที่ Google Colab รองรับการทำงานร่วมกับไลบรารีการเรียนรู้เชิงลึกต่าง ๆ ช่วยให้นักพัฒนาสามารถทดลองและปรับแต่งโมเดลได้อย่างรวดเร็ว พิเจอร์เช่นการรันโค้ดบนโน้ตบุ๊ก และการใช้คำสั่ง shell ผ่านเบราว์เซอร์ทำให้การพัฒนาเป็นไปอย่างรวดเร็วโดยไม่ต้องติดตั้งซอฟต์แวร์เพิ่มเติมบนเครื่องคอมพิวเตอร์ของผู้ใช้ (Bisong, 2019)

ประโยชน์ของ Google Colab

1. การเข้าถึงฟรีและความสะดวกในการใช้งาน: Google Colab ให้บริการฟรี ทำให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงทรัพยากรคอมพิวเตอร์ที่มีประสิทธิภาพสูงได้โดยไม่ต้องลงทุนในฮาร์ดแวร์ราคาแพง (Carneiro, 2018)
2. การทำงานร่วมกันในทีม: ผู้ใช้สามารถแชร์โน้ตบุ๊กของตนกับผู้อื่นและทำงานร่วมกันในโปรเจกต์ได้อย่างง่ายดาย ซึ่งช่วยส่งเสริมการทำงานร่วมกันในทีมโดยเฉพาะอย่างยิ่งในวงการวิจัยและการศึกษา (Bisong, 2019)
3. รองรับ GPU และ TPU: Google Colab มีความสามารถในการใช้หน่วยประมวลผลกราฟิกและหน่วยประมวลผลเทนเซอร์เพื่อเร่งความเร็วในการประมวลผล ซึ่งทำให้การฝึกฝนโมเดลที่ซับซ้อนทำได้เร็วขึ้น (Carneiro, 2018)

แม้ว่า Google Colab จะมีข้อดีหลายประการ แต่ก็มีข้อจำกัดบางอย่างที่ควรคำนึงถึง เช่น ข้อจำกัดในด้านเวลาการใช้งานของทรัพยากรประมวลผล โดย Google Colab จะจำกัดเวลาการเชื่อมต่อกับ GPU หรือ TPU เพื่อป้องกันการใช้งานที่ไม่เป็นธรรม อีกทั้งความสามารถในการปรับแต่งทรัพยากรเซิร์ฟเวอร์ยังมีข้อจำกัดเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้คลาวด์แพลตฟอร์มเชิงพาณิชย์ เช่น Google Cloud หรือ AWS (Bisong, 2019)

2.7 แนวคิดทฤษฎีภาษาคอมพิวเตอร์ (Programming Languages)

ภาษาคอมพิวเตอร์ หรือ ภาษาโปรแกรม เป็นเครื่องมือสำคัญที่ใช้ในการพัฒนาโปรแกรมและระบบต่าง ๆ ในโลกดิจิทัล ภาษาเหล่านี้ถูกออกแบบมาเพื่อสื่อสารระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์ โดยเฉพาะ ผ่านการสร้างคำสั่งที่กำหนดรูปแบบและโครงสร้างเฉพาะ ภาษาคอมพิวเตอร์เป็นรากฐานของการเขียนโปรแกรมทุกประเภท ตั้งแต่โปรแกรมง่าย ๆ สำหรับการคำนวณทางคณิตศาสตร์ไปจนถึงระบบซอฟต์แวร์ที่ซับซ้อน เช่น ระบบปฏิบัติการหรือแอปพลิเคชันต่าง ๆ (Sebesta, 2004)

2.7.1 ประเภทของภาษาคอมพิวเตอร์

ภาษาคอมพิวเตอร์สามารถแบ่งออกเป็นหลายประเภทตามระดับความใกล้ชิดกับฮาร์ดแวร์และการใช้งาน โดยทั่วไปจะแบ่งออกเป็น 3 ระดับหลัก ๆ ได้แก่ ภาษาระดับต่ำ (low-level languages), ภาษาระดับกลาง (mid-level languages), และภาษาระดับสูง (high-level languages) (Patterson, 1994)

1. ภาษาระดับต่ำ (Low-level Languages)

ภาษาระดับต่ำเช่น ภาษาเครื่อง (machine language) และภาษาแอสเซมบลี (assembly language) เป็นภาษาที่ใกล้เคียงกับฮาร์ดแวร์มากที่สุด ซึ่งหมายความว่าโค้ดที่เขียนในภาษานี้จะถูกแปลงเป็นคำสั่งที่คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจได้โดยตรง ภาษาเครื่องประกอบด้วยเลขฐานสอง (binary code) ที่คอมพิวเตอร์ใช้ในการประมวลผล แม้จะมีประสิทธิภาพสูง แต่ภาษาระดับต่ำกลับมีความซับซ้อนในการเขียนและการแก้ไขโค้ด (Tanenbaum, 2016)

2. ภาษาระดับกลาง (Mid-level Languages)

ภาษาระดับกลาง เช่น ภาษา C และ C++ เป็นภาษาที่สามารถเข้าถึงฮาร์ดแวร์ได้ใกล้เคียงกับภาษาระดับต่ำ แต่ยังมีโครงสร้างและฟังก์ชันที่ทำให้การเขียนโค้ดมีประสิทธิภาพและเข้าใจง่ายขึ้น ภาษาระดับกลางนี้มีความสามารถในการจัดการหน่วยความจำและการประมวลผลที่รวดเร็ว ทำให้เป็นที่นิยมในการพัฒนาระบบที่ต้องการความแม่นยำสูงและประสิทธิภาพที่สูง (Kernighan, 1988)

3. ภาษาระดับสูง (High-level Languages)

ภาษาระดับสูงเป็นภาษาที่ถูกออกแบบมาเพื่อให้ง่ายต่อการเรียนรู้และการใช้งาน ผู้พัฒนาสามารถเขียนโค้ดในรูปแบบที่ใกล้เคียงกับภาษามนุษย์มากที่สุด เช่น Python, Java, และ JavaScript ซึ่งภาษาระดับสูงมักจะถูกใช้ในการพัฒนาแอปพลิเคชันที่ซับซ้อน เช่น ระบบการจัดการฐานข้อมูล เว็บไซต์ และแอปพลิเคชันมือถือ (Guido Van Rossum, 2009)

2.7.2 การทำงานของภาษาคอมพิวเตอร์

การทำงานของภาษาคอมพิวเตอร์ประกอบด้วยขั้นตอนต่าง ๆ ตั้งแต่การเขียนโค้ดโดยมนุษย์ การแปลโค้ดให้เป็นภาษาที่คอมพิวเตอร์เข้าใจ ไปจนถึงการประมวลผลและการดำเนินการตามคำสั่งที่กำหนด การแปลภาษาคอมพิวเตอร์นี้ทำได้ผ่านสองวิธีหลัก คือ การคอมไพล์ (compilation) และการตีความ (interpretation) (Aho, 2006)

1. การคอมไพล์ (Compilation)

การคอมไพล์เป็นกระบวนการแปลงโค้ดจากภาษาระดับสูงเป็นภาษาเครื่องโดยใช้โปรแกรมที่เรียกว่า คอมไพเลอร์ (compiler) ซึ่งทำให้โปรแกรมสามารถรันได้อย่างรวดเร็ว เนื่องจากโค้ด

ทั้งหมดถูกแปลในครั้งเดียวก่อนที่จะถูกรัน ตัวอย่างภาษาที่ใช้วิธีการคอมไพล์ ได้แก่ C และ C++ (Patterson, 1994)

2. การตีความ (Interpretation)

ในทางตรงกันข้าม การตีความเป็นกระบวนการที่ตีความและรันโค้ดทีละบรรทัดโดยใช้โปรแกรมที่เรียกว่า อินเทอร์พรีเตอร์ (interpreter) ภาษาที่ใช้วิธีการตีความ เช่น Python และ JavaScript มักจะรันได้ช้ากว่าภาษาที่คอมไพล์ แต่มีความยืดหยุ่นสูงกว่าและเหมาะสำหรับการพัฒนาโปรแกรมที่ต้องการปรับปรุงบ่อยครั้ง (Guido Van Rossum, 2009)

2.7.3 ประโยชน์และข้อจำกัดของภาษาคอมพิวเตอร์

การเลือกใช้ภาษาคอมพิวเตอร์มีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพของโปรแกรม การบำรุงรักษา และการพัฒนา โดยแต่ละภาษามีประโยชน์และข้อจำกัดที่แตกต่างกันไป ภาษาระดับต่ำให้ความสำคัญอย่างมากในการจัดการฮาร์ดแวร์ แต่ยากต่อการพัฒนาและบำรุงรักษา ขณะที่ภาษาระดับสูงทำให้การพัฒนาเป็นไปอย่างรวดเร็วและง่ายต่อการเข้าใจ แต่กลับมีข้อเสียในด้านความเร็วและการเข้าถึงฮาร์ดแวร์ (Sebesta, 2004)

ตัวอย่างเช่น Python เป็นภาษาที่มีความนิยมสูงในวงการวิทยาศาสตร์ข้อมูลและการพัฒนาเว็บเนื่องจากความง่ายในการเรียนรู้และการใช้ แต่ Python มีข้อจำกัดในเรื่องของประสิทธิภาพเมื่อเทียบกับภาษาที่ต้องการความเร็วสูงอย่าง C++ หรือ Rust (Lutz, 2013) ในขณะที่ C++ แม้ว่าจะมีความยืดหยุ่นและประสิทธิภาพสูง แต่การเรียนรู้และการใช้ในการพัฒนาโครงการขนาดใหญ่อาจต้องใช้เวลา (Kernighan, 1988)

แนวโน้มของการพัฒนาภาษาคอมพิวเตอร์ในอนาคตมุ่งเน้นไปที่ความสามารถในการปรับตัวและการใช้งานร่วมกับเทคโนโลยีที่กำลังเติบโต เช่น ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ซึ่งภาษาคอมพิวเตอร์ใหม่ ๆ จะถูกออกแบบมาให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุดในระบบที่ซับซ้อนเหล่านี้ เช่น การพัฒนาไลบรารีและเฟรมเวิร์กเฉพาะทางสำหรับ AI และการเรียนรู้ของเครื่องใน Python และ R (Ian Goodfellow, 2016)

นอกจากนี้ภาษาคอมพิวเตอร์เป็นเครื่องมือสำคัญที่ขับเคลื่อนการพัฒนาเทคโนโลยีในโลกดิจิทัลในปัจจุบัน ตั้งแต่การพัฒนาแอปพลิเคชันเว็บไปจนถึงการวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ การทำความเข้าใจเกี่ยวกับประเภทของภาษาคอมพิวเตอร์ การทำงาน และประโยชน์ของแต่ละภาษาช่วยให้ผู้พัฒนาสามารถเลือกภาษาให้เหมาะสมกับโครงการและวัตถุประสงค์ ภาษาคอมพิวเตอร์มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องเพื่อรองรับการเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยีและการขยายตัวของระบบดิจิทัลในอนาคต

2.8 แนวคิดทฤษฎีเรื่องการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูล หรือที่เรียกกันทั่วไปว่า การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นสาขาย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่มุ่งเน้นการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถ “เรียนรู้” จากข้อมูลและประสบการณ์โดยไม่ต้องมีการเขียนโปรแกรมคำสั่งให้ชัดเจน การเรียนรู้ของเครื่องทำให้คอมพิวเตอร์สามารถสร้างโมเดลเพื่อทำนายหรือการตัดสินใจที่แม่นยำขึ้นเมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา (Mitchell, 1997)

2.8.1 หลักการทำงานของเครื่องการเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่องทำงานโดยใช้ ข้อมูล (Data) เป็นปัจจัยสำคัญ ข้อมูลที่ได้รับมาจะถูกใช้ในการฝึกฝน (Training) โมเดลซึ่งเป็นระบบคณิตศาสตร์หรืออัลกอริทึมที่สามารถสร้างรูปแบบหรือเรียนรู้จากข้อมูลนั้น ๆ โมเดลเหล่านี้สามารถนำไปใช้งานหลายประเภท เช่น การทำนายพฤติกรรมผู้ใช้ การจำแนกประเภทข้อมูล และการแนะนำสินค้า (Ian Goodfellow, 2016)

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

ในการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนจะมีป้ายกำกับ (Label) หรือคำตอบที่ถูกต้องร่วมด้วย ระบบจะพยายามหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต เพื่อให้สามารถทำนายเอาต์พุตที่ถูกต้องเมื่อมีอินพุตใหม่เข้ามา ตัวอย่างของการเรียนรู้แบบนี้เป็น การจำแนกอีเมลเป็นสแปมหรือไม่ใช่สแปม หรือการทำนายราคาบ้านจากข้อมูลต่าง ๆ เช่น ขนาดของบ้านและสถานที่ตั้ง (Bishop, 2006)

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนเป็นการที่ระบบต้องทำการเรียนรู้จากข้อมูลที่ไม่มีป้ายกำกับ ระบบจะพยายามค้นหาความสัมพันธ์หรือโครงสร้างที่ซ่อนอยู่ในข้อมูล ตัวอย่างเช่น การจัดกลุ่มลูกค้าตามพฤติกรรมการซื้อสินค้า หรือการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในข้อมูลโดยไม่ต้องมีข้อมูลคำตอบที่แน่ชัด

3. การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)

ในการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง ระบบจะทำงานตามสภาพแวดล้อมและเรียนรู้จากการตอบสนองของสภาพแวดล้อมนั้น ๆ ระบบจะได้รับรางวัลหรือบทลงโทษขึ้นอยู่กับการกระทำที่เลือกในแต่ละครั้ง เป้าหมายของระบบคือการเพิ่มผลลัพธ์เชิงบวกสูงสุดในการทำงาน ตัวอย่างที่รู้จักกันดีคือการพัฒนาอัลกอริทึมที่สามารถเล่นเกมหรือควบคุมหุ่นยนต์ได้โดยการเรียนรู้จากการทดลองและข้อผิดพลาด (Sutton, 2018)

2.8.2 ข้อมูลและคุณภาพของข้อมูล

ข้อมูลเป็นหัวใจสำคัญของการเรียนรู้ของเครื่อง ความสามารถของระบบในการทำงานได้อย่างแม่นยำขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝน ข้อมูลที่มีความแม่นยำ ครบถ้วน และสอดคล้องกับปัญหาที่ต้องการแก้ไขจะช่วยให้ระบบสามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ถ้าข้อมูลมีความคลาดเคลื่อนหรือมีข้อผิดพลาด ผลลัพธ์ที่ได้จากโมเดลก็จะไม่แม่นยำหรือมีการตีความที่ผิดพลาดไปได้ (Domingos, 2012) การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) จึงเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการพัฒนาโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง ข้อมูลดิบที่เก็บรวบรวมมามักจะมีการขาดหายหรือมีความเบี่ยงเบน ซึ่งอาจจะต้องทำการล้างข้อมูลและปรับข้อมูลให้เหมาะสมกับการนำไปใช้งาน ตัวอย่างเช่น การจัดการกับข้อมูลที่ขาดหาย การทำการการนอร์มัลไลซ์ (Normalization) ค่าของข้อมูลเพื่อให้มีสเกลเดียวกัน หรือการลดมิติ (Dimensionality Reduction) เพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูล (Han, 2022)

2.8.3 อัลกอริทึมที่ใช้ในระบบการเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่องมีอัลกอริทึมหลากหลายที่สามารถใช้ในการเรียนรู้จากข้อมูล อัลกอริทึมที่นิยมใช้แบ่งออกได้เป็นหลายประเภท ดังนี้:

การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)

การถดถอยเชิงเส้นเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการสร้างความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างอินพุตและเอาต์พุต อัลกอริทึมนี้มีการใช้อย่างแพร่หลายในงานที่ต้องการทำนายค่าตัวเลข เช่น การทำนายยอดขายหรือการทำนายราคาสินค้า (Draper, 1998)

ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees)

ต้นไม้ตัดสินใจเป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลโดยการสร้างโครงสร้างต้นไม้ที่แต่ละโหนดจะเป็นการทดสอบเงื่อนไขต่าง ๆ ต้นไม้ตัดสินใจถูกใช้ในการแก้ปัญหาที่ต้องการการจำแนก เช่น การตัดสินใจให้สินเชื่อหรือการตรวจสอบความเสี่ยง (Quinlan, 1986)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นอัลกอริทึมที่ได้รับแรงบันดาลใจจากโครงสร้างของสมองมนุษย์ โดยมีหน่วยคำนวณที่เชื่อมต่อกันในรูปแบบของชั้นต่าง ๆ อัลกอริทึมนี้ถูกนำไปใช้ในงานที่มีความซับซ้อนสูง เช่น การจดจำภาพ การแปลภาษา หรือการจำแนกเสียง (Yann Lecun, 2015)

วิธีการแบบกลุ่มสนับสนุนเวกเตอร์ (Support Vector Machines, SVM)

SVM เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลโดยการสร้างเส้นแบ่งที่เหมาะสมที่สุดระหว่างกลุ่มข้อมูลที่แตกต่างกัน มันถูกนำไปใช้ในงานต่าง ๆ เช่น การจำแนกภาพและการวิเคราะห์ข้อความ (Cortes, 1995)

2.8.4 การนำไปใช้ของการเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่องถูกนำไปใช้ในหลายอุตสาหกรรมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดค่าใช้จ่าย ตัวอย่างเช่น ในวงการแพทย์ การเรียนรู้ของเครื่องสามารถใช้ในการวินิจฉัยโรคจากข้อมูลทางการแพทย์ หรือในการวิจัยยีนเพื่อหาวิธีการรักษาใหม่ ๆ (Esteva, 2017) นอกจากนี้ ในวงการการเงิน การเรียนรู้ของเครื่องสามารถใช้ในการทำนายแนวโน้มตลาดหรือวิเคราะห์ความเสี่ยงในการลงทุน (Feng, 2019)

แม้ว่าการเรียนรู้ของเครื่องจะมีศักยภาพสูง แต่ก็ยังมีข้อจำกัดหลายประการที่ต้องพิจารณา หนึ่งในข้อจำกัดสำคัญคือการต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากเพื่อฝึกฝนโมเดล ซึ่งอาจเป็นอุปสรรคสำหรับองค์กรที่ไม่มีทรัพยากรหรือข้อมูลเพียงพอ นอกจากนี้ การตีความผลลัพธ์ของการเรียนรู้ของเครื่องยังเป็นเรื่องยากในบางกรณี โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ซับซ้อน (Rudin, 2019)

การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเองโดยใช้ข้อมูลหรือการเรียนรู้ของเครื่องมีศักยภาพในการปรับปรุงการทำงานของระบบคอมพิวเตอร์ในหลายด้าน ตั้งแต่การทำนายข้อมูล ไปจนถึงการตัดสินใจที่ซับซ้อน อย่างไรก็ตาม การพัฒนาโมเดลที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพต้องอาศัยทั้งข้อมูลที่มีคุณภาพและอัลกอริทึมที่เหมาะสม การเข้าใจข้อจำกัดและวิธีการแก้ไขจะช่วยให้นักพัฒนาสามารถใช้ประโยชน์จากการเรียนรู้ของเครื่องได้อย่างเต็มที่

2.9 แนวคิดทฤษฎีอัลกอริทึม (Algorithm)

อัลกอริทึม (Algorithm) เป็นชุดของขั้นตอนที่ชัดเจนและมีลำดับในการแก้ปัญหาหรือการทำงานเฉพาะด้านในโปรแกรมคอมพิวเตอร์ อัลกอริทึมมีบทบาทสำคัญในการพัฒนาซอฟต์แวร์ เนื่องจากช่วยให้โปรแกรมสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำ การออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมที่ดีจะช่วยให้สามารถลดเวลาในการประมวลผลและใช้ทรัพยากรได้อย่างเหมาะสม

2.9.1 ประเภทของอัลกอริทึม

อัลกอริทึมสามารถแบ่งออกเป็นหลายประเภท เช่น อัลกอริทึมการค้นหา (Search Algorithms) อัลกอริทึมการจัดเรียง (Sorting Algorithms) และอัลกอริทึมการประมวลผลข้อมูล (Data Processing Algorithms) โดยอัลกอริทึมที่ใช้ในการค้นหาข้อมูลสามารถใช้ได้หลากหลายวิธี เช่น การค้นหาตามลำดับ (Linear Search) และการค้นหาแบบไบนารี (Binary Search) โดยอัลกอริทึมการค้นหาแบบไบนารีมีความเร็วที่สูงกว่าการค้นหาตามลำดับ โดยมีสูตรคำนวณที่เกี่ยวข้องดังนี้:

$$Time Complexity = O(\log n)$$

โดยที่ n คือจำนวนข้อมูลในอาร์เรย์ (Cormen, 2009)

2.9.2 การออกแบบอัลกอริธึม

การออกแบบอัลกอริธึมเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่นักพัฒนาต้องพิจารณาในการสร้างซอฟต์แวร์ที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งอาจใช้วิธีการเช่นการแยกย่อย (Divide and Conquer) หรือการสร้างตาราง (Dynamic Programming) การใช้วิธีการเหล่านี้ช่วยให้สามารถลดความซับซ้อนในการแก้ปัญหาและเพิ่มความเร็วในการทำงานได้ ตัวอย่างเช่น การใช้เทคนิคการจัดเก็บผลลัพธ์ระหว่างขั้นตอนช่วยให้สามารถลดเวลาการคำนวณในอัลกอริธึมได้ (Knuth, 1998)

2.9.3 ความสำคัญของอัลกอริธึมในการพัฒนาโปรแกรม

อัลกอริธึมไม่เพียงแต่ทำให้การประมวลผลข้อมูลเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังช่วยในการตัดสินใจในการออกแบบโปรแกรม โดยการเลือกใช้อัลกอริธึมที่เหมาะสมสำหรับปัญหาที่ต้องการแก้ไขจะช่วยให้อัลกอริธึมมีความรวดเร็วและมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การปรับปรุงอัลกอริธึมในโปรแกรมสามารถลดเวลาในการประมวลผลและการใช้หน่วยความจำ

2.9.4 การทดสอบและประเมินผลอัลกอริธึม

การทดสอบและประเมินผลอัลกอริธึมเป็นส่วนสำคัญในการพัฒนาซอฟต์แวร์ การวัดประสิทธิภาพของอัลกอริธึมสามารถทำได้โดยใช้การวิเคราะห์เวลาที่ใช้ในการประมวลผล ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสูตรความซับซ้อนเวลา (Time Complexity) และความซับซ้อนเชิงพื้นที่ (Space Complexity) โดยทั่วไปแล้ว การคำนวณความซับซ้อนนี้จะถูกนำมาใช้ในการประเมินว่าควรเลือกใช้อัลกอริธึมใดในสถานการณ์ที่แตกต่างกัน

อัลกอริธึมเป็นหัวใจสำคัญของการพัฒนาโปรแกรมที่มีประสิทธิภาพ โดยการออกแบบอัลกอริธึมที่เหมาะสมสามารถช่วยลดเวลาและทรัพยากรในการประมวลผลข้อมูล การเลือกใช้และปรับปรุงอัลกอริธึมจึงเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการสร้างซอฟต์แวร์ที่มีคุณภาพ

2.10 แนวคิดการยศาสตร์

2.10.1 ความหมายของการยศาสตร์

คำว่า การยศาสตร์ (Ergonomics) เป็นศัพท์เฉพาะที่ค่อนข้างแพร่หลายในปัจจุบัน บุคคลทั่วไปมักจะได้ยินได้ฟังกัน แต่อาจไม่เข้าใจในความหมายที่ชัดเจน คำนี้มีความหมายที่เกี่ยวข้องกับคนทำงานที่ใช้เครื่องมือหรืออุปกรณ์ต่าง ๆ ในการทำงานว่าสะดวกสบายและเหมาะสมเพียงใดอันจะส่งผลให้การทำงานนั้นมีประสิทธิภาพมากที่สุด

การยศาสตร์ (Ergonomics) มีรากศัพท์มาจากภาษากรีก 2 คำ คือ “Ergon” แปลว่า งาน และ “nomos” แปลว่า กฎเกณฑ์ทางธรรมชาติ ดังนั้นการยศาสตร์จึงหมายถึงศาสตร์ที่ว่าด้วยพฤติกรรม การปฏิบัติงาน และสุขภาพของบุคคลในเชิงความสัมพันธ์กับสภาพแวดล้อมในการทำงาน หลักการของการยศาสตร์ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการปรับสถานที่และพื้นที่ทำงาน และการปรับเปลี่ยนนิสัยในการทำงานของบุคคลเพื่อที่จะทำให้สามารถทำงานได้อย่างสะดวกและมีประสิทธิภาพ

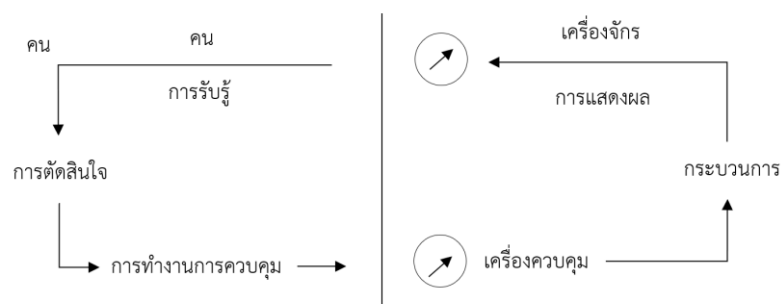
ในหลายทศวรรษที่ผ่านมา มีผู้คนหนึ่งได้ให้ความหมายของคำว่า “การยศาสตร์” ในเชิงปฏิบัติว่าคือ “การศึกษาเกี่ยวกับการปฏิสัมพันธ์กันหรืออิทธิพลระหว่างมนุษย์และเครื่องมืออุปกรณ์ ภายใต้สิ่งแวดล้อมที่มนุษย์ทำงานอยู่” ความหมายนี้ดูเหมือนจะครอบคลุมองค์ประกอบที่สำคัญที่สุดไว้แล้วคือ มนุษย์ เครื่องมืออุปกรณ์ สิ่งแวดล้อมและอิทธิพลที่ซับซ้อนระหว่างปัจจัยทั้งสามนี้

การยศาสตร์ให้ความสำคัญในเรื่องพฤติกรรมของมนุษย์และปฏิสัมพันธ์ของมนุษย์ ที่มีต่อการออกแบบผลิตภัณฑ์ การใช้เครื่องมือ อุปกรณ์อำนวยความสะดวกและสิ่งแวดล้อม ตลอดจนกระบวนการที่มนุษย์ใช้ในการทำงานและใช้ในชีวิตประจำวัน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพหรือสมรรถนะให้กับการทำงานตามที่กำหนด ลดข้อผิดพลาด ลดความตึงเครียด ลดความเมื่อยล้า เพิ่มความปลอดภัยและเพิ่มความพึงพอใจในการทำงานของมนุษย์

การยศาสตร์เป็นศาสตร์ที่ตั้งอยู่บนพื้นฐานของหลักการศาสตร์อื่น ๆ ได้แก่จิตวิทยา (Psychology), วิศวกรรม (Engineering), มนุษย์มิติ (Anthropometry), กายวิภาควิทยา (Physiology), ชีวกลศาสตร์ (Biomechanics) เป็นต้น

2.10.2 ขอบข่ายของการยศาสตร์

การยศาสตร์เกี่ยวข้องกับแนวคิดที่แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างคนกับเครื่องจักร อุปกรณ์ ลักษณะของงานส่วนใหญ่จะเป็นงานที่ทำโดยอาศัยเครื่องจักรอุปกรณ์อำนวยความสะดวก ระดับความสามารถในการทำงานจะอยู่ภายใต้อิทธิพลของสภาพแวดล้อมของวัฒนธรรม สังคม เศรษฐกิจ และสถานะทางจิตใจกับทางกายภาพในระบบงานนั้น ในระบบคนกับเครื่องจักร คนจะทำงานในระบบที่มีกระบวนการทำงานเป็นวงจรปิด โดยคนจะทำงานได้ก็ต่อเมื่อได้รับการป้อนข้อมูลผ่านการรับรู้ และการตอบสนองของกล้ามเนื้อ ข้อต่อ ผิวหนัง หู ตา และอวัยวะรับความรู้สึกอื่น ๆ เช่นเดียวกับปฏิกิริยาชีวเคมีภายในร่างกาย ดังนั้นเพื่อให้การปฏิบัติงานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด เครื่องจักรอุปกรณ์ ควรที่จะได้รับการออกแบบสร้างโดยพิจารณาถึงสมรรถภาพและข้อจำกัดของผู้ควบคุมเป็นส่วนประกอบสำคัญด้วย



รูปภาพที่ 14 วงจรแสดงกระบวนการทำงานในระบบของคน

ซึ่งโดยสรุปหลักการของการยศาสตร์ ก็คือการจัดงานให้เหมาะสมกับคน โดยการ เห็นความสำคัญของคนทำงาน และพยายามที่จะออกแบบสร้างเครื่องมืออุปกรณ์ จัดระบบงานให้เหมาะสมสอดคล้องกับความสามารถและสมรรถนะของแต่ละบุคคล ซึ่งใน ประเทศที่พัฒนาแล้วถือเป็นสหวิทยาการ คือนำเอาวิชาการหลายสาขามาเป็นประโยชน์ ในการศึกษาการยศาสตร์ ได้แก่ ความรู้จากวิชาสรีรวิทยาและกายวิภาคศาสตร์ ทำให้มีความเข้าใจถึงโครงสร้างสัดส่วนและการทำงานของอวัยวะต่าง ๆ ของร่างกาย และเมื่อมีการศึกษาวิชาจิตวิทยาร่วมกันก็ยิ่งทำให้มีความรู้เกี่ยวกับเรื่องการทำงานของระบบประสาทและสมอง การเรียนรู้พฤติกรรมมนุษย์ความรู้จากวิชาวิศวกรรมศาสตร์ ทำให้เข้าใจถึงข้อจำกัดและเทคนิคต่าง ๆ ในการทำงานการผลิตกับเทคโนโลยี และความรู้ความเข้าใจของวิชาอาชีวอนามัย จะช่วยให้มีความสามารถในการประเมินสภาพการทำงานที่เป็นอันตรายต่อมนุษย์ได้ นักการยศาสตร์จะเป็นผู้ประสาน ปรับเปลี่ยนและประยุกต์ โดยการเชื่อมความรู้ทางด้านวิทยาศาสตร์ชีวภาพกับเทคโนโลยีอุตสาหกรรม เพื่อประเมินสภาวะคนทำงานและผลกระทบกับคน ตลอดจนเสนอแนะแนวทางวิธีการแก้ไขซึ่งความรู้พื้นฐานจะมาจากการได้ศึกษาอบรมจากวิชาชีววิทยา วิทยาศาสตร์ สุขศาสตร์ อุตสาหกรรม สังคมสงเคราะห์ จิตวิทยา วิศวกรรมศาสตร์ จะทำให้สามารถนำหลักวิชาต่าง ๆ เหล่านี้มาประยุกต์ใช้กับธุรกิจอุตสาหกรรมได้ เช่น

1. การออกแบบการเปลี่ยนแปลง การบำรุงรักษาเครื่องมือเครื่องใช้เพื่อเพิ่ม ประสิทธิภาพในการผลิต การมีคุณภาพชีวิตที่ดี
2. การออกแบบการวางผังโรงงานหรือสถานประกอบการ การเปลี่ยนแปลง เพื่อให้เกิดความสะดวกสบาย ความรวดเร็วของการทำงาน รวมทั้งการดูแลบำรุงรักษา
3. การออกแบบเพื่อการเปลี่ยนแปลงอย่างเป็นระบบในการทำงานโดยใช้อุปกรณ์ เครื่องอำนวยความสะดวกต่าง ๆ อย่างถูกต้องเหมาะสมกับสมรรถนะของบุคคลในองค์กร
4. การออกแบบเพื่อการควบคุมปัจจัยต่าง ๆ ให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและความปลอดภัย เช่น ความสั่นสะเทือน เสียง แสง เป็นต้น

ประโยชน์ของวิทยาการจัดสภาพงาน การนำเอาความรู้จากสหวิทยาการมามีส่วนร่วมในการจัดสภาพของงานต่าง ๆ นั้น เป็นการช่วยลดความเครียดที่อาจเกิดขึ้นทั้งทางด้านร่างกายและจิตใจของผู้ทำงาน และทำให้เกิดผลดีดังต่อไปนี้

1. เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน
2. ช่วยลดอุบัติเหตุ และลดค่าใช้จ่าย
3. ช่วยลดต้นทุนการผลิต
4. ลดระยะเวลาการฝึกอบรมคนงาน
5. ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความสามารถของบุคคล
6. ลดขั้นตอนในการทำงาน

การนำเอาความรู้ด้านการยศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในการทำงานนั้นจะต้องมีการศึกษาค้นคว้าถึงสาเหตุเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าวโดยคำนึงถึงตัวแปรที่เกี่ยวข้อง ได้แก่

1. ลักษณะของงานที่เกี่ยวข้องกับคนที่ต้องรับผิดชอบ เช่น การออกแรง การ เคลื่อนไหวของร่างกายในการทำงาน ลักษณะท่าทางในการทำงาน เป็นต้น
2. คน คือผู้ปฏิบัติกับงานนั้น ๆ ได้แก่ เพศ รูปร่าง อายุ ความสามารถ เป็นต้น
3. สภาพแวดล้อม หมายถึง สภาพแวดล้อมในการทำงาน ได้แก่ แสง เสียง อุณหภูมิ ฝุ่น ควัน ไอระเหย แรงสั่นสะเทือน เป็นต้น

โดยเฉพาะอย่างยิ่งทรัพยากรบุคคลซึ่งถือว่าเป็นส่วนที่สำคัญที่สุดขององค์กรและ การ จัดระบบที่จะต้องให้ความสำคัญในสิ่งต่าง ๆ ดังต่อไปนี้

1. มิติทางกายภาพ ซึ่งจะมีความสำคัญต่อระบบที่แตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับลักษณะของงานที่เกี่ยวข้อง เช่น น้ำหนัก ความยาว ความกว้าง ปริมาตร
2. ความสามารถในการรับรู้สัมผัสและรับรู้ข้อมูลข่าวสาร เช่น การมองเห็น การได้กลิ่น การรับรู้รส ความรู้สึกเจ็บปวด ความสามารถของระบบ ประสาทสัมผัสของคนเป็นสิ่งที่ซับซ้อน มีความแตกต่างระหว่างบุคคลมาก สุขภาพและ ความล้าเป็นปัจจัยสำคัญที่จะมีผลกระทบต่อระบบประสาทสัมผัส ซึ่งจะทำงานได้ด้วยตัวของมันเอง และหากมีการใช้ประสาทสัมผัสพร้อมกันหลายรูปแบบจะทำให้ความสามารถของการรับรู้สัมผัสลดลง ดังนั้นการออกแบบระบบควรหลีกเลี่ยงการรับรู้ข้อมูลข่าวสาร เพื่อปฏิบัติที่ละหลายมิติพร้อมกัน
3. ความสามารถในการประมวลผล คือการรวบรวมข้อมูลข่าวสารที่ได้รับมาสรุป แยกแยะ เพื่อการตัดสินใจ และประเมินทั้งในเชิงคุณภาพ ปริมาณ ดีความอย่างมีเหตุผล สามารถเปรียบเทียบได้ ซึ่งในตัวบุคคลแต่ละคนนั้นมีข้อจำกัดและความแตกต่างกัน ดังนั้นการปฏิบัติงานใดที่ต้องการประมวลผลโดยบุคคลเพื่อการวินิจฉัยจึงจำเป็นต้องใช้ความระมัดระวังมากที่สุดเพราะอาจเกิดความผิดพลาดขึ้นได้อย่างง่ายดาย

4. ความสามารถในการเคลื่อนไหว ความสามารถเฉพาะตัวของบุคคลล้วนมีขีดจำกัด ไม่มีความเสมอต้นเสมอปลายและคงที่ ดังนั้นการออกแบบเครื่องมืออุปกรณ์สำหรับให้คนเผ่าะวังหรือควมคุมนั้นต้องพิจารณาในเรื่องของข้อจำกัดเหล่านี้ด้วย
5. ความสามารถในการเรียนรู้ ความสามารถของมนุษย์เหนือกว่าเครื่องจักรคือ สามารถเรียนรู้ได้ และสามารถปรับปรุงสมรรถนะในการทำกิจกรรมให้ดีขึ้นได้เสมอ แต่การเรียนรู้ของคนมักใช้วิธีแบบลองผิดลองถูกกับเปลี่ยนวิธีการใหม่โดยไม่ต้องเริ่มต้นเหมือนครั้งแรกอีก ทำให้ได้รับความรู้ความเข้าใจเพิ่มมากขึ้น
6. ความต้องการทางกายภาพและทางจิตใจ สมรรถนะของคนขึ้นอยู่กับ การได้รับ การสนองตอบตามความต้องการพื้นฐานของมนุษย์ที่จำเป็นต่อการดำรงชีวิตอยู่อย่างมีความสุข ทั้งทางด้านร่างกายและจิตใจรวมทั้งการได้รับการส่งเสริมสนับสนุนการสร้างขวัญและกำลังใจ ความพึงพอใจในการงานที่ทำงานต่าง ๆ เหล่านี้มีส่วนในการส่งผลต่อความสามารถในการทำงานของบุคคลให้ดีขึ้นได้
7. ผลกระทบจากสภาพแวดล้อม การออกแบบระบบควรเห็นความสำคัญของการปรับสภาพแวดล้อมให้คนงานทำงานได้อย่างสะดวกสบาย และพึงพอใจกับสภาพการทำงาน ถึงแม้ว่าสภาพแวดล้อมที่ไม่สามารถปรับเปลี่ยนได้ก็ควรที่จะมีเครื่องมือ อุปกรณ์อำนวยความสะดวกหรือเครื่องมือป้องกันที่เหมาะสมได้อย่างเพียงพอ เพื่อช่วยลดอันตรายหรือความเครียดจากการทำงาน เช่น การทำงานหน้าเตาหลอมโลหะ ควรจะมีชุดป้องกันการแผ่รังสีความร้อนให้สวมใส่ หรือการทำงานในสภาพที่ที่ข้อจำกัดเหนือกว่าบุคคลอื่น ก็ควรมีการคัดเลือกบุคคลที่มีความสามารถตรงตามความต้องการ เช่น คนที่ ทำงานบนสะพานเดินเรือสมุทรก็ควรจะเป็นบุคคลที่อดทนต่อการเมาคลื่นได้ดีกว่า
8. ผลกระทบจากสภาพสังคม การออกแบบระบบควรคำนึงถึงความสำคัญของ ความสัมพันธ์ระหว่างบุคคล กลุ่ม กิจกรรม ความเชื่อ วัฒนธรรม ประเพณี การควบคุม บังคับบัญชา ซึ่งอาจส่งผลกระทบกับการทำงานและหากได้รับการจัดระบบที่เหมาะสมก็จะ เป็นการช่วยลดปัญหาและส่งเสริมการทำงานให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นอีกด้วย
9. ความสามารถในการประสานกิจกรรม ข้อจำกัดในความสามารถของคนและ ขีดจำกัดของงานบางอย่าง ทำให้คนเราไม่สามารถทำงานหลาย ๆ อย่างพร้อมกันได้ครบถ้วนสมบูรณ์ดี ซึ่งลักษณะสำคัญที่อาจส่งผลกระทบต่อการทำงานก็คือ อารมณ์ที่ไม่มีความคงที่เสมอไปจะมีการเปลี่ยนแปลงไปตามสภาพของการสัมผัสรับรู้ข้อมูลข่าวสารอยู่ตลอดเวลาจึงอาจก่อให้เกิดความผิดพลาดได้เสมอ
10. ความหลากหลายของมนุษย์ ความแตกต่างกันในด้านต่าง ๆ ของคนทำให้ไม่สามารถจัดระบบที่เป็นมาตรฐานชัดเจนเกี่ยวกับคุณสมบัติของมนุษย์ได้ ดังนั้นการออกแบบระบบให้

สอดคล้องกับคุณสมบัติของคนที่จะมาทำงานรับผิดชอบหน้าที่ โดยการคัดเลือกสรรหาให้เหมาะสมกันมากที่สุด เช่น ความสูง การมองเห็น การตัดสินใจ ไหวพริบ สุขภาพ ความคล่องแคล่วว่องไว เป็นต้น

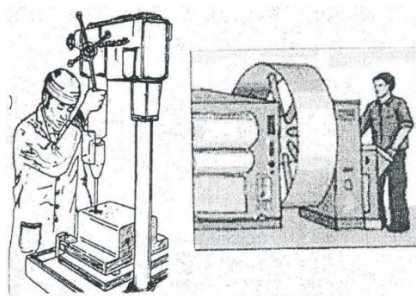
2.10.3 หลักการของการยศาสตร์ (Ergonomics)

การยศาสตร์เป็นเรื่องของความเกี่ยวข้องระหว่างคนกับเครื่องจักรและเครื่องมือ อุปกรณ์เครื่องอำนวยความสะดวกในการทำงานที่มีองค์ประกอบทั้งลักษณะท่าทางในการทำงานและขนาดรูปร่างของคนงาน

1. ลักษณะท่าทางการทำงาน ในการทำงานโดยทั่วไปนั้นร่างกายของคนทำงานจำเป็นต้องอยู่ในลักษณะท่าทางที่มั่นคงและสบายไม่ขัดหรือฝืนไปในทางที่ไม่ปกติ โดยเฉพาะขณะที่มีการออกแรง ดังนั้นหากมีการคำนึงถึงการรักษาท่าทางของการเคลื่อนไหวในการทำงานให้มีมาตรฐานที่ดีได้ก็จะช่วยลดการเกิดอุบัติเหตุและอันตรายจากการทำงานลงได้

1.1. ความสำคัญของลักษณะท่าทางที่เหมาะสมกับการทำงานในแต่ละ ลักษณะงาน ได้แก่

- 1.1.1. การยืนทำงานบนพื้นที่มีความคงที่และมั่นคง ย่อมทำให้การออกแรงในการทำงานเป็นไปอย่างเหมาะสม สะดวกและมีประสิทธิภาพ ในทางตรงกันข้าม หากการทำงานต้องยืนอยู่บนพื้นที่ไม่มีความมั่นคง ทำให้คนทำงานต้องกังวลกับการยืน และต้องพยายาม รักษาสมดุลของร่างกายอยู่ตลอดเวลา ก็จะทำให้สูญเสียพลังงานของร่างกายไปโดยไม่จำเป็น และยังเป็นสาเหตุของการเกิดความผิดพลาด หรือประสิทธิภาพของการทำงานลดลงได้
- 1.1.2. ลักษณะท่าทางการทำงานที่มีความเหมาะสมจะช่วยให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผล โดยการใช้น้ำหนักของร่างกายเป็นหลักใน การออกแรง คือ วิธีการที่ร่างกายมีที่พึ่งในขณะออกแรง
- 1.1.3. ลักษณะท่าทางการทำงานของร่างกายที่ดีนั้นต้องไม่ก่อให้เกิดการขัดขวางกระบวนการทำงานของอวัยวะต่าง ๆ ของร่างกาย เช่น ระบบไหลเวียนโลหิต ระบบหายใจ หรือระบบการย่อยอาหาร
- 1.1.4. ลักษณะท่าทางการทำงานของร่างกายที่ดีและเหมาะสมนั้นจะ ต้องช่วยให้มีการแลกเปลี่ยนความร้อนระหว่างร่างกายและสิ่งแวดล้อมในการทำงานอย่างเหมาะสม โดยมีการขับเหงื่อที่เหมาะสมกับความหนักของงานหรือความร้อนที่เกิดจากงาน
- 1.1.5. ลักษณะท่าทางการทำงานจะต้องสัมพันธ์กับการมองเห็นของสายตานั้นคือท่าทาง การทำงานที่มั่นคง จะต้องให้มีการมองเห็นของสายตาในระดับราบ เพื่อลดการเมื่อยล้าของกล้ามเนื้อคอและหลัง



รูปภาพที่ 15 ลักษณะการทำงานในทำยีน

1.2 หลักการจัดลักษณะท่าทางในการทำงานสำหรับบุคคลที่ยืนทำงาน

- 1.2.1. ควรปรับระดับความสูงของพื้นที่การทำงานให้เหมาะสมกับผู้ปฏิบัติงานที่มีความสูงแตกต่างกัน
- 1.2.2. ควรจัดให้มีที่วางพักทำให้ผู้ปฏิบัติงานสามารถปรับเปลี่ยนอิริยาบถได้ หรือสับเปลี่ยนน้ำหนักในการยืนเป็นครั้งคราวเพื่อช่วยลดความเครียดที่บริเวณหลังและขา
- 1.2.3. ควรจัดให้มีแผ่นปูรองพื้นที่เป็นวัสดุที่มีความยืดหยุ่น ไม่ลื่น สะอาดและได้ระดับ หรือจัดทำแท่นรองรับชิ้นงานหรือยกพื้นสำหรับผู้ปฏิบัติงานที่มีความสูงมากหรือเตี้ยให้สามารถยืนทำงานได้อย่างเหมาะสม
- 1.2.4. ควรจัดให้มีบริเวณสำหรับการเคลื่อนไหวไปข้าง ๆ ไปข้างหน้าและถอยหลังในแนวราบได้โดยไม่มีสิ่งของกีดขวาง
- 1.2.5. ไม่ควรให้ผู้ปฏิบัติงานต้องเอนตัวไปข้างหน้าหรือข้างหลัง หรือต้องหมุนลำตัวหรือเอียงไปข้าง
- 1.2.6. ไม่ควรให้ผู้ปฏิบัติงานต้องเอื้อมมือสูงกว่าระดับความสูงของไหล่ หรือต่ำกว่าระดับที่มือจะหยิบได้ ในขณะยืน และไม่ควรให้มีการแหงนศีรษะหรือก้มศีรษะมากเกินไปด้วยเช่นกัน
- 1.2.7. ควรจัดให้มีเก้าอี้หรือที่นั่งพักเพื่อให้ผู้ปฏิบัติงานได้นั่งพักในระหว่างช่วงพักได้ด้วย
- 1.2.8. ควรให้ผู้ปฏิบัติงานสวมรองเท้าที่มีความเหมาะสมพอดีเพื่อรองรับและพยุงบริเวณที่เป็นส่วนโค้งของเท้า

หลักในการออกแบบโต๊ะทำงานสำหรับงานที่ต้องยืนนั้นจะต้องมีความสูง ที่ผู้ปฏิบัติงานยืนแล้วมือทั้งสองจะต้องอยู่บนพื้นโต๊ะทำงาน ปกติจะต้องต่ำกว่าระดับความสูงของข้อศอกประมาณ 5-10 เซนติเมตร พร้อมทั้งมีพื้นที่เผื่อสำหรับวางเครื่องมืออุปกรณ์ และสิ่งของจำเป็นอื่น ๆ ได้ด้วย และ

หากจำเป็นต้องมีการวางข้อศอกบนพื้นโต๊ะทำงานนั้นด้วย ก็จะต้องมีการยกระดับให้สูงขึ้นพอดีกับข้อศอกด้วย

สำหรับการยืนทำงานที่เท้าข้างหนึ่งจะต้องกดบังคับเครื่องจักร ตลอดเวลานั้นเป็นการยืนที่ไม่เหมาะสมอย่างยิ่ง เพราะจะทำให้เกิดการกดทับน้ำหนักลงที่สะโพก และขาอีกข้างหนึ่งทำให้เกิดอาการปวดเมื่อยและล้าได้ ฉะนั้นจึงควรปรับพื้นให้อยู่ในระดับเดียวกับคันบังคับ เพื่อให้สามารถสลับเท้าบังคับได้และสามารถยืนบนเท้าทั้งสองข้างได้

1.3. หลักการจัดลักษณะท่าทางการทำงานสำหรับบุคคลที่นั่งเก้าอี้ทำงาน การจัดเก้าอี้ที่นั่งที่มีความเหมาะสมเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับผู้ปฏิบัติงานจะทำให้สามารถปฏิบัติงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งมีข้อเสนอแนะดังนี้

1.3.1. ศีรษะอยู่ในลักษณะสมดุลคืออยู่กึ่งกลางบนไหล่ทั้งสองข้างและสายตามองในระดับราบ

1.3.2. ไหล่ทั้งสองข้างอยู่ในลักษณะธรรมชาติ

1.3.3. ลำตัวตั้งตรงหรือเอนไปข้างหลังเล็กน้อย โดยมีพนักเก้าอี้รองรับในระดับเอวอย่างเหมาะสม

1.3.4. ขาส่วนบน (ต้นขา) และแขนส่วนล่างทั้งสองข้างควรอยู่ในระดับราบ

1.3.5. ต้นแขนและขาที่เอวทั้งสองข้างควรทำมุมกับแนวดิ่งประมาณ 0 และ 45 องศา

1.3.6. ควรมีบริเวณที่วางสำหรับสอดเข้าเข้าไปได้อย่างเหมาะสม

1.3.7. ควรมีพื้นที่วางเท้าอย่างเหมาะสม

1.3.8. ไม่ควรต้องเอื้อมหรือบิดโดยไม่จำเป็น

การนั่งทำงานโดยปกติโต๊ะทำงานควรต่ำกว่าระดับความสูงข้อศอกพอสมควร แต่ถ้าเป็นงานที่ต้องการความละเอียดความสูงของโต๊ะทำงานก็สามารถปรับให้เหมาะสมกับการทำงานให้ได้ระดับกับการทำงานของสายตา ซึ่งโดยปกติแล้วความสูงของโต๊ะควรสูงประมาณความสูงของเข่าหรือสูงมากกว่านั้นอีกประมาณ 2-4 เซนติเมตร สำหรับผู้หญิงที่สวมรองเท้าส้นสูง ดังนั้นความสูงของโต๊ะจากพื้นถึงขอบล่างควรสูงประมาณ 61 เซนติเมตร สำหรับผู้หญิง และ 64 เซนติเมตรสำหรับผู้ชาย สำหรับการทำงานโดยทั่วไป

ส่วนโต๊ะที่เหมาะสมสำหรับการนั่งอ่านหนังสือ จะต้องสามารถวางแขนและข้อศอกบนพื้นโต๊ะได้อย่างสบาย และเก้าอี้ควรเป็นแบบที่สามารถปรับระดับความสูง-ต่ำได้ มีที่พักเท้าสามารถเคลื่อนไหวเท้าได้อย่างสบาย

สำหรับเก้าอี้ที่นั่งทำงานนั้นจากการศึกษาได้มีข้อเสนอแนะไว้ดังนี้

1. ควรปรับระดับความสูงของที่นั่งได้โดยให้ความสูงระหว่าง 40-53 เซนติเมตร
2. พนักพิงควรให้สามารถปรับได้ในแนวดิ่งจาก 15-24 เซนติเมตรจาก ระดับที่นั่ง
3. พนักพิงควรปรับระดับในแนวลึกลับจากขอบที่นั่งด้านหน้า ระหว่าง 34-44 เซนติเมตร

4. ที่นั่งควรมีขนาดความลึก 35 เซนติเมตร
5. ควรมีความมั่นคงแข็งแรง ไม่โยกหรือเลื่อนไปมา
6. ควรเคลื่อนไหวได้อย่างอิสระ
7. ควรให้เท้าวางราบบนพื้น หรือควรจัดให้มีที่วางเท้าด้วย
8. ด้านหน้าของขอบเก้าอี้ควรให้มนโค้งเล็กน้อย
9. ห้ามหุ้มเก้าอี้ด้วยเนื้อผ้าที่อากาศไหลผ่านได้ง่าย เพื่อป้องกันการลื่นออกจากเก้าอี้ขณะนั่ง

การป้องกันปัญหาที่อาจเกิดขึ้นกับสุขภาพร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน และประสิทธิภาพของการทำงานเพื่อให้ได้ผลผลิตตามต้องการ จึงควรมีการออกแบบและเลือกใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่มีความเหมาะสม ได้รับการออกแบบตามหลักการยศาสตร์ ซึ่งมีข้อแนะนำ ดังนี้

1. ควรหลีกเลี่ยงการใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่ไม่มีคุณภาพ
2. ควรเลือกใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่ผู้ปฏิบัติงานสามารถใช้ได้อย่างเหมาะสมกับการออกแรงของกล้ามเนื้อมัดใหญ่ เช่น บริเวณหัวไหล่ แขน ขา มากกว่าการใช้กล้ามเนื้อมัดเล็กบริเวณข้อมือและนิ้วมือ
3. หลีกเลี่ยงการหยิบจับเครื่องมืออุปกรณ์ในท่าทางที่ต้องเอี้ยว บิดหรืองอข้อมือ รวมทั้งการถือยกเครื่องมืออุปกรณ์เป็นเวลานานๆ
4. เลือกใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่มีด้ามจับยาวพอเหมาะกับการใช้งาน เพื่อช่วยลดแรงกดทับของฝ่ามือและนิ้วมือ
5. หลีกเลี่ยงการใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่มีช่องว่างระหว่างด้ามจับ ซึ่งอาจทำให้เกิดอุบัติเหตุบริเวณนิ้วมือขึ้นระหว่างการทำงานได้
6. เลือกใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่สามารถใช้ได้ถนัดทั้งมือซ้ายและมือขวา
7. ด้ามจับควรมีฉนวนกันไฟฟ้าได้เป็นอย่างดีไม่มีแฉกมุมที่แหลมคม และมีวัสดุกันลื่นหุ้มด้ามจับด้วย
8. เลือกใช้เครื่องมืออุปกรณ์ที่มีน้ำหนักสมดุลเสมอกันและใช้ในตำแหน่งที่เหมาะสม
9. มีการดูแลบำรุงรักษาเครื่องมืออุปกรณ์อย่างถูกต้องเหมาะสม

ส่วนอุปกรณ์ควบคุมนั้นควรมีการออกแบบให้เหมาะสมกับผู้ปฏิบัติงาน ดังนี้

1. สวิตช์ควบคุมคันโยกและปุ่มควบคุมควรอยู่ในระยะที่ผู้ปฏิบัติงานสามารถเอื้อมถึงและควบคุมได้สะดวกในตำแหน่งของการปฏิบัติงานตามปกติ
2. เลือกอุปกรณ์ควบคุมที่เหมาะสมกับสภาพของงาน เช่น การควบคุมด้วยมือควรเป็นงานที่ต้องการความละเอียดและรวดเร็ว ส่วนงานที่ต้องออกแรงหรืองานหนักควรเลือกอุปกรณ์ควบคุมด้วยเท้า
3. อุปกรณ์ควบคุมด้วยมือควรใช้ได้กับมือทั้งข้างซ้ายและขวา
4. อุปกรณ์ควบคุมแบบไกปืน ควรออกแบบให้สามารถใช้นิ้วควบคุมได้หลายนิ้ว

5. อุปกรณ์ควบคุมอุณหภูมิควรมีลักษณะที่แตกต่างอย่างเห็นได้ชัดเจน การทำงานที่ต้องใช้แรงมาก การทำงานที่ต้องใช้แรงมากจากผู้ปฏิบัติงานนั้นควรมีเครื่องอำนวยความสะดวกช่วยทุ่นแรง เพื่อช่วยลดความเสี่ยงในการทำงานของผู้ปฏิบัติงานและยังช่วยทำให้ได้งานเพิ่มขึ้นอีกด้วย ซึ่งมีข้อแนะนำดังนี้

1. ไม่ควรให้ผู้ปฏิบัติงานออกแรงมากเกินไปกำลังของแต่ละคน
2. ควรให้ผู้ปฏิบัติงานที่ต้องทำงานที่ใช้แรงมากได้มีโอกาสทำงานเบาสลับบ้าง
3. ควรจัดให้มีช่วงระยะเวลาพักในช่วงของการทำงาน

สิ่งที่ควรพิจารณาในการออกแบบงานที่ต้องใช้แรงมาก ได้แก่

1. น้ำหนักของวัสดุสิ่งของ
2. ความถี่ในการที่ผู้ปฏิบัติงานต้องยกเคลื่อนย้ายวัสดุสิ่งของ
3. ระยะทางที่ต้องมีการยกเคลื่อนย้ายวัสดุสิ่งของ
4. รูปร่าง ขนาดของวัสดุสิ่งของที่ต้องยก
5. ระยะเวลาที่ทำงาน

วิธีการแก้ไขการทำงานที่ต้องใช้แรงมาก

1. การลดน้ำหนักของวัสดุสิ่งของโดยการลดขนาดของภาชนะบรรจุ ลดจำนวนวัสดุสิ่งของที่ต้องยกเคลื่อนย้ายในแต่ละครั้ง หรือเพิ่มจำนวนผู้ปฏิบัติงานในการยกวัสดุสิ่งของ
2. ทำให้วัสดุสิ่งของนั้นสะดวกต่อการยกเคลื่อนย้าย
3. ใช้เทคนิควิธีการจัดเก็บที่ทำให้การเคลื่อนย้ายง่ายยิ่งขึ้น
4. ลดระยะทางที่ต้องเคลื่อนย้ายให้น้อยที่สุด
5. หลีกเลี่ยงการทำงานที่ผิดท่าทางปกติด้วยการเอี้ยวตัวหรือบิดลำตัวให้มากที่สุด

2.10.4 แนวคิดการประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านการยศาสตร์

หากพิจารณาความหมายของการยศาสตร์ สามารถพิจารณาได้ว่า การประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านการยศาสตร์จะประกอบด้วยส่วนสำคัญสองส่วนคือ

1. การใช้ความรู้สึกเป็นเหตุเป็นผล (Common Sense)
2. การใช้หลักฐานทางวิทยาศาสตร์ (Sophisticated Science)

ความสำเร็จของการประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านการยศาสตร์จะเป็นไปได้ยากถ้าขาดส่วนหนึ่งส่วนใด เพราะทั้งสองส่วนมีความสำคัญที่จะช่วยในการสนับสนุนซึ่งกันและกัน ความสำคัญของทั้งสองส่วนสามารถอธิบายได้ดังนี้

การใช้ความรู้สึกเป็นเหตุเป็นผล (Common Sense)

- เป็นเรื่องที่ทุกคนสามารถร่วมได้
- เป็นการนำเอาสัญชาตญาณของการคิดมาใช้
- หลายๆ ความคิดบางครั้งมีประโยชน์
- เป็นกฎขั้นพื้นฐาน สามารถฝึกฝนให้เกิดประโยชน์
- บางครั้งสามารถนำไปสู่การพัฒนาขั้นสูงได้

การใช้หลักฐานทางวิทยาศาสตร์ (Sophisticated science)

- เป็นการใช้วิธีการทางวิทยาศาสตร์
- โดยนักวิจัยหรือนักวิทยาศาสตร์
- ใช้ค้นหาสาเหตุและที่มาของปัญหาที่มีความซับซ้อน
- ผลหรือข้อมูลที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการออกแบบทาง Ergonomics

จากลักษณะที่กล่าวข้างต้นจะเห็นว่าทั้งความรู้สึกเป็นเหตุเป็นผลและหลักฐานทางวิทยาศาสตร์เป็นสิ่งที่ช่วยในการพัฒนาศึกษาและการออกแบบทางกายศาสตร์ ความเกี่ยวข้องต่างๆ สามารถอธิบายได้ในแผนภาพแสดงดังรูปที่ 17



รูปภาพที่ 16 แสดงแผนภาพแสดงองค์ประกอบความหมายทางการยศาสตร์

2.10.4.1 ภาระงาน

เมื่อคนเราทำงานไม่ว่าจะโดยสมัครใจหรือจะโดยมีค่าตอบแทนก็ตาม สิ่งหนึ่งที่เรากำลังสนใจก็คือผลลัพธ์ของงานที่ว่ามีประสิทธิภาพหรือไม่ ผู้ปฏิบัติงานได้อย่างสบายและมีสวัสดิภาพหรือไม่ ถ้าผลของงานไม่มีประสิทธิภาพก็น่าจะหมายความว่าผลได้ไม่คุ้มกับผลเสีย การวิเคราะห์ในเชิงลึกเพื่อหาสาเหตุถ้างานนับเป็นงานการผลิตหรือการให้บริการ จะทำได้ก็โดยอาศัยความรู้ทางด้านวิศวกรรมอุตสาหกรรม แต่ถ้าพบว่าผู้ปฏิบัติงานได้อย่างไม่สบายและไม่มีสวัสดิภาพ มีการขาดงานบ่อยครั้ง ลาป่วยบ่อยครั้ง ค่าใช้จ่ายในการรักษาพยาบาลมากขึ้น มีการเข้า-ออกงานมาก มีการร้องทุกข์เกี่ยวกับสภาพการทำงานมากและบ่อยครั้ง จะวิเคราะห์สาเหตุโดยใช้ความรู้ด้านการยศาสตร์ได้

2.10.4.2 ความเครียดในการทำงาน

ความเครียดที่สัมพันธ์กับการทำงาน เป็นปฏิกิริยาในทางลบ ที่เกิดขึ้นเมื่อ ความต้องการในงาน มากเกิน ความสามารถในการจัดการ แต่ก็อาจเกิดจากสาเหตุอื่นในที่ทำงาน เช่น ความรู้สึกที่ว่าตัวเองไม่ดีพอต่องาน หรือ สภาพในที่ทำงานไม่ดี

ความเครียด (Stress) เป็นการตอบสนองของคนในทางลบที่มีต่อสิ่งกระตุ้นทางจิตวิทยา ทางสังคม ทางกายภาพ และทางสภาพแวดล้อม ความเครียดเป็นลักษณะธรรมชาติของคนที่จะตอบสนองกับสิ่งที่มาคุกคามต่อสภาพปกติของตนเอง สิ่งกระตุ้นเหล่านี้ ภาษาอังกฤษ เรียกว่า stressor ยังไม่มีที่ใช้ในภาษาไทย จึงจะใช้ทับศัพท์ไปก่อน และความเครียดเป็นการตอบสนองของคนต่อสิ่งที่เรียกว่า stressor คางจำกัดความข้างต้นมาจากศัพท์ทางการแพทย์ National Institute for Safety and Health (NIOSH) แห่งสหรัฐอเมริกา ให้คางจำกัดความของความเครียดได้ว่าเป็นการตอบสนองทางกายและทางจิตที่เป็นอันตรายซึ่งเกิดเมื่อระบบการทำงานไม่เหมาะสมกับความสามารถหรือความต้องการของผู้ปฏิบัติงาน

การทำงานให้ผลในทางบวกเพราะงานเป็นส่วนหนึ่ง ของโครงสร้างของชีวิต และทำให้เกิดความพึงพอใจ การมีความกดดันในที่ทำงานบ้างเป็นสิ่งที่ดี เพราะ มันจะช่วยให้คุณปฏิบัติงานได้ดีขึ้น และเตรียมพร้อมสำหรับสิ่งที่มาท้าทาย หรือการกระทำต่าง ๆ ที่อาจจะเกิดขึ้น อย่างไรก็ตาม ถ้าความกดดัน และความต้องการมีมากเกินไป ก็อาจทำให้เกิด ความเครียดที่สัมพันธ์กับการทำงาน

ความเครียดที่สัมพันธ์กับการทำงาน สามารถเกิดได้จากหลายอย่าง คุณอาจรู้สึกว่ตกอยู่ใต้แรงกดดันจากงาน เนื่องจาก ปริมาณของงาน กำหนดการวันเสร็จสิ้นของงาน สภาพแวดล้อมที่คุณทำงาน หรือแม้กระทั่ง เพื่อนร่วมงาน

ความเครียดเป็นการตอบสนองของคนในทางลบที่มีต่อสิ่งกระตุ้นทางจิตวิทยา ความเครียดเป็นธรรมชาติของคนที่จะตอบสนองกับสิ่งที่มาคุกคามต่อสภาพปกติของคน National Institute for Occupational Safety and Health; NIOSH แห่งสหรัฐอเมริกา ให้คางจำกัดความของความเครียดไว้ว่า เป็นการตอบสนองทางกายและทางจิตที่เป็นอันตรายซึ่งเกิดเมื่อระบบทำงานไม่เหมาะสมกับความสามารถหรือความต้องการของผู้ปฏิบัติงาน ความเครียดในการทำงานเกิดขึ้นได้หลายสาเหตุ ดังนี้

1. ความยากง่ายของลักษณะงาน งานยากและซับซ้อนอาจทำให้ผู้ปฏิบัติงานไม่สบายใจเป็นกังวล ทำให้มีความเครียดทางอารมณ์ งานซ้ำซาก (repetitive work) อาจท่ายากแต่ก็น่าเบื่อหน่ายไม่ท้าทาย อาจทำให้ผู้ปฏิบัติงานไม่ชอบใจที่จะทำ และในที่สุดก็จะมี ความกดดันทางอารมณ์
2. การควบคุมงานที่มีการควบคุมดูแลตลอดเวลาจะสร้างความอึดอัดแก่ผู้ปฏิบัติงานและจะกลายเป็นความไม่สบายใจ และกลายเป็นความเครียดในที่สุด

3. ความรับผิดชอบ ความเครียดสามารถเกิดขึ้นได้จากความกังวลในความรับผิดชอบหน้าที่ของผู้ปฏิบัติงาน เช่น กลัวจะทำผิดพลาด กลัวที่จะทำงานได้ไม่ดี
4. ความมั่นคงของงาน ถ้างานที่ทำมีความไม่มั่นคงก็จะทำให้เกิดความหวั่นไหว ประสิทธิภาพในการทำงานจะไม่เต็มร้อย การสร้างเสริมความชำนาญให้กับตัวเองโดยการสอบรับใบอนุญาตจะช่วยเป็นหลักประกันได้บ้าง
5. กำลังใจ การกระตุ้นและการให้กำลังใจจากหัวหน้างาน ผู้บริหาร และเพื่อนร่วมงานจะให้ความรู้สึกที่ดีและสามารถต้านทานความเครียดได้ ในทางกลับกัน การไม่ได้รับการแสดงออกที่ดีจากเพื่อนร่วมงานอาจทำให้เกิดความรู้สึกด้านลบ
6. สภาพแวดล้อม สภาพแวดล้อมที่ขาดความปลอดภัยเป็นสาเหตุหนึ่งของความเครียดที่จะเกิดขึ้น เพราะเมื่อสภาพแวดล้อมไม่ปลอดภัย ผู้ปฏิบัติงานก็จะกลัวหรือหวาดผวาท่ออันตรายที่มีอยู่ การขึ้นทำงานอยู่ในที่ร้อน มีอุณหภูมิสูง สร้างความไม่สบายและอึดอัดมาก เพราะความสมดุลความร้อนในร่างกายที่อาจบกพร่อง ทำงานในสถานที่เก็บสารพิษก็จะหวาดผวาท่อสิ่งที่เป็นพิษเหล่านั้น ด้วยเกรงว่าตนเองจะเป็นอันตราย ทางานในสถานที่ที่มีเสียงดังก็จะมีแนวโน้มว่าระบบการได้ยินของตนเองจะใช้งานได้ต่อไปได้นานสักเท่าไร การสวมใส่เครื่องป้องกันเสียงก็สร้างความไม่สบายใจ เพราะไม่สามารถได้ยินการสื่อสารความจากหัวหน้างานและจากเพื่อนร่วมงาน ทำให้มีความอึดอัดมากขึ้นต่าง ๆ เหล่านี้เป็นสาเหตุแห่งความเครียดได้ทั้งสิ้น
7. ภาระ ทำให้เกิดความเครียดได้มากถ้าผู้ปฏิบัติงานรับรู้และเห็น ว่า ภาระของตัวเองมีมากเกินไป ภาระนี้หมายถึง เรื่องราวหรือสิ่งที่ผู้ปฏิบัติงาน ต้องรับไว้นอกเหนือจากภาระงาน

การตอบสนองของคนต่อสาเหตุความเครียด (stressors) ทั้ง 7 ข้อ สามารถอธิบายเปรียบเทียบได้กับการดึงยางเส้น เราทุกคนคงทราบดีว่ายางเป็นวัสดุยืดได้และหดได้ (elastic) 1) ถ้าเราดึงบ่อยและดึงทุกวันอีกไม่นานมันก็จะยืดไม่กลับมาเป็นขนาดเดิม และยางก็มีความเสื่อมตามเวลาด้วย ถ้าเราดึงยางยืดออกไปมากดึงบ่อย ๆ และดึงทุกวัน นอกจากว่ามันจะไม่กลับมาอยู่ในขนาดเดิมแล้ว ยางจะยืดออกมากกว่า 1) เสียอีก และ 3) ถ้าเรายืดออกไปมาก ๆ เพียงครั้งเดียวมันก็อาจไม่กลับมารูปเดิมอีก อาจเปลี่ยนไปบ้าง ขึ้นอยู่กับขนาดของแรงที่เรายืดมันออกไปครั้งแรก 4) ถ้าเรายืดออกไปจนยางทนไม่ไหวมันก็จะขาดเลยในครั้งเดียว

ในกรณีของคนปัจจัยที่ทำให้เกิดความเครียดทั้ง 7 ข้อที่กล่าวในข้างต้นเป็นตัวที่ทำให้คนต้องมีความเครียดซ้ำแล้วซ้ำเล่า โดยการตอบสนองของคนจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นคือ

1. ตื่นตัว เป็นอาการแรกที่ร่างกายจะตอบสนองต่อความเครียด ที่เกิดค่อย ๆ มากขึ้นตามลำดับ อาจมีอาการเหงื่อออก หัวใจเต้นแรง ความดันโลหิตเพิ่ม

2. ต่อต้าน เป็นการตอบสนองทางกายที่เพิ่มขึ้น เป็นอาการแข็งขึ้นไม่ยอมรับและพยายามจะต่อสู้กับปัจจัยเหตุที่มาคุกคามอาการตื่นตัวค่อย ๆ หายไปร่างกายจะปรับตัวให้สอดคล้องกับความเครียดที่เกิดขึ้น แม้ว่ากาปรับตัวจะทำได้ค่อนข้างจำกัดก็ตามถ้าความเครียดยังเกิดขึ้นได้อย่างต่อเนื่องและมีปริมาณเพิ่มขึ้น
3. อ่อนเพลีย เป็นอาการของร่างกายที่ยอมแพ้ต่อระดับความเครียดที่เพิ่มขึ้น อาจนำไปสู่โรคต่าง ๆ ที่มีสาเหตุมาจากความเครียด เช่น โรคกระเพาะอาหาร และโรคภูมิแพ้ต่าง ๆ เป็นอาการที่มักจะเกิดขึ้นเมื่อถึงระดับนี้ เรียกว่าเป็นโรคที่เกี่ยวข้องกับความเครียดค่อนข้างมาก พฤติกรรมที่เกี่ยวข้องกับความเครียดที่เป็นภัยต่อสุขภาพ เช่น การสูบบุหรี่ บุคลิกภาพที่เปลี่ยนไป เป็นต้น

ปัจจัยเหตุต่าง ๆ (stressors) ที่เข้ามาคุกคามต่อร่างกายและจิตใจ มากบ้างน้อยบ้างคละกันไปไม่สามารถที่จะวัดออกมาให้เป็นหน่วยวัดที่ชัดเจนได้ เพราะลักษณะที่หลากหลายแตกต่างกันไป ด้วยความจริงที่ว่าภาระ (load) ที่ร่างกายรับไว้นั้น จะมีการสนองตอบแบบตรงไปตรงมา หรือเป็นการแปรผันโดยตรงกล่าวคือ ภาระโดยปัจจัยเหตุ $\propto$ การตอบสนอง

โดยมีเงื่อนไขว่าขนาดของภาระทั้งหมดจะต้องไม่มากจนทำให้มีการสนองตอบถึงระดับอ่อนเพลียเพราะถ้าถึงระดับนั้นแล้ว ถือว่าการตอบสนองเกินกว่าระดับยืดหยุ่น (elastic limit) ความสัมพันธ์ระหว่างภาระและการสนองตอบจะไม่เป็นเส้นตรงอีกต่อไป

ดังนั้นเมื่อการวัดระดับของภาระ (load) ทำได้ยากจึงทำการวัดการสนองตอบแทน ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นผลของการตอบสนองจากภาระโดยรวม (total workload) โดยไม่แยกว่าเป็นภาระทางกายภาพหรือจิตภาพ มีอยู่ 3 วิธีการด้วยกัน คือ

1. โดยการสอบถามความเห็นผู้ปฏิบัติงาน (subjective rating) ผู้ปฏิบัติงานจะถูกสอบถามความเห็นในเรื่องระดับของภาระงานที่เขาได้รับประสบการณ์ถือว่าเรื่องนี้เป็นภาพสะท้อนโดยตรงของความเครียดในการท างาน ข้อมูลที่ได้รับเป็นข้อมูลที่ขึ้นอยู่กับสภาพการณ์ (state-dependent) ที่ผู้ปฏิบัติงานได้รับการใช้แบบสอบถามสภาพสังคมรอบตัวผู้ปฏิบัติงานที่เรียกว่า psychosocial questionnaires เป็นเครื่องมือที่ได้รับความนิยมมาก
2. โดยการทดสอบทำงานคู่ขนาน (dual task-sharing) ผู้ปฏิบัติงานจะทดลองทำงานสองงานไปพร้อม ๆ กัน งานหนึ่งจะเป็นงานหลัก (primary) และสำคัญกว่า งานที่สอง (secondary) เป็นงานรอง การลดลงของประสิทธิภาพในการท างานรองถูกกำหนดให้เป็นดัชนีภาระงานของการท างานคู่นี้ ถ้าดัชนีดังกล่าวมีค่าเพิ่มขึ้นถือว่าความเครียดในที่ท างานมีค่าเพิ่มขึ้นด้วย
3. โดยการวัดทางจิตสรีรวิทยา (psychophysiological measurement) เป็นการใช้อุปกรณ์วัดอัตราการเต้นของหัวใจ ความดันโลหิตอย่างต่อเนื่องและถ้ามีเครื่องมือวัดคลื่นไฟฟ้าใน

สมองก็จะได้รับว่าในขณะที่ทำงานนั้น คลื่นไฟฟ้าในสมองมีภาระมาน้อยเพียงใด ทั้งหมดนี้จัดว่าเป็นดัชนีของความเครียดในการทำงานได้

อาการของ ความเครียดที่สัมพันธ์กับการทำงาน

- ความรู้สึกว่าคุณไม่สามารถรับมือกับ ความเครียดได้
- ไม่สามารถ ควบคุมสมาธิ
- ขาดความมั่นใจ
- ขาดแรงจูงใจ และ ขาดความรับผิดชอบ
- ผิดหวังกับตัวเอง

คุณอาจมีอาการทางด้านอารมณ์ เช่น :

- รู้สึกในทางลบหรือซึมเศร้า
- มีปฏิกิริยาทางด้านอารมณ์มากไป (เช่น ร้องไห้ หรืออ่อนไหวเกินไป)
- ซ้ำหุดหงิด หรือโกรธง่าย
- รู้สึกฟ่ายแพ้
- อารมณ์เปลี่ยนแปลง

คุณอาจมีอาการทางด้านร่างกาย ได้แก่ :

- ท้องเสียหรือท้องผูก
- อาหารไม่ย่อย
- ปวดศีรษะ
- เจ็บหน้าอก
- ปวดข้อ ปวดหลัง

พฤติกรรมของคุณก็อาจเปลี่ยนแปลง ได้แก่ :

- กินอาหารมากขึ้นหรือน้อยลง
- นอนหลับมากไป หรือน้อยไป
- แยกตัวเองจากสังคม

2.10.5 ความผิดพลาดของมนุษย์ Human Error

บ่อยครั้งที่เมื่อเกิดความผิดพลาดขึ้นในการทำงาน สาเหตุหนึ่งที่มักจะพบอยู่เสมอ คือเกิดจากความผิดพลาดของคน หรือที่เรียกว่า Human Error นอกเหนือไปจากความผิดพลาด ที่อาจจะเกิดจากเครื่องจักร วัตถุดิบ มาตรฐานที่ไม่ถูกต้อง หรือสภาพแวดล้อมที่ไม่เหมาะสม ซึ่งที่กล่าวมาก็ล้วนเกี่ยวข้องกับคนเช่นเดียวกัน ดังนั้นการศึกษาเพื่อทำความเข้าใจถึงลักษณะของความผิดพลาดที่เกิด

จากคน รวมถึงสาเหตุ และแนวทางในการป้องกัน จะช่วยให้สามารถลดปัญหาทั้งที่เกิดขึ้นแล้ว และที่อาจจะเกิดขึ้นให้ลดลงได้อย่างมาก ความผิดพลาดที่เกิดจากคน หรือ Human Error เป็นความผิดพลาดที่เกิดจากการกระทำของคนที่ทำมากกว่าหรือน้อยกว่าระดับที่สามารถยอมรับได้ของระบบ ลักษณะของความผิดพลาดที่เกิดจากคน สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท ประกอบด้วย

1. ความผิดพลาดที่ไม่ตั้งใจ เกิดจากการทำหรือไม่ทำโดยไม่ได้มีการคิดไว้ล่วงหน้า เช่น การลืมอ่านค่าที่ได้จากการวัด การหยิบชิ้นส่วนผิดมาประกอบ รวมถึงกรณีที่เราเรียกว่าเป็นอุบัติเหตุ
2. ความผิดพลาดที่ตั้งใจให้เกิด เป็นความผิดพลาดที่เกิดจากการทำหรือไม่ทำ โดยที่พนักงานเชื่อว่าเป็นการตัดสินใจที่ถูกต้อง เช่น การเร่งอุณหภูมิในเครื่องฉีดพลาสติกจะช่วยลดเวลาในการทำงาน การนำชิ้นส่วนหลายชนิดมาไว้ในกล่องเดียวกันจะช่วยลดพื้นที่และความยุ่งยากในการทำงาน

สามารถแบ่งปัจจัยที่มีผลต่อความสามารถในการทำงานของคนงาน เพื่อให้ได้ตามเป้าหมายที่กำหนด ออกได้เป็น 3 ประเภท ประกอบด้วย

1. ปัจจัยภายใน ปัจจัยภายในจะเกิดจากองค์ประกอบที่เกิดขึ้นภายในตัวของคนงานเอง ซึ่งจะส่งผลต่อการทำงานของพนักงาน ได้แก่ การฝึกอบรม ทักษะ ประสบการณ์ แรงจูงใจ ทัศนคติในการทำงาน สภาวะทางอารมณ์ วัฒนธรรม บุคลิกภาพ ความรู้ในงาน สุขภาพ ร่างกาย ขาดการนอนหลับ อธิปไตยจากครอบครัว เป็นต้น
2. ปัจจัยภายนอก ปัจจัยภายนอกที่มีผลกระทบต่อการทำงานของพนักงาน สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่มหลักๆ ได้แก่
 - กลุ่มที่ 1 ลักษณะของปัจจัยแวดล้อม เช่น อุณหภูมิ ความชื้น คุณภาพอากาศ แสงสว่าง เสียง ความสั่นสะเทือน ความสะอาด ชั่วโมงการทำงาน ชั่วโมงพัก การหมุนเวียนกะการผลิต ความพร้อมใช้ของเครื่องมือพิเศษ อุปกรณ์ ระดับของพนักงาน การจัดโครงสร้างขององค์กร อำนาจหน้าที่ความรับผิดชอบ และการสื่อสาร นโยบายการบริหารงาน
 - กลุ่มที่ 2 ภารกิจ เครื่องมือ และวิธีการทำงาน เช่น วิธีการทำงานที่เป็นเอกสารหรือไม่มีการเขียนไว้ การสื่อสารด้วยลายลักษณ์อักษร หรือด้วยวาจา คำเตือนและข้อควรระวัง โครงสร้างการทำงานเป็นทีมและการสื่อสาร ความต้องการในการรับรู้โครงสร้างทางกายภาพ เช่น ความเร็ว ความแข็งแรง ความต้องการที่คาดหวัง การตัดสินใจ ความต้องการในการคำนวณ การทำงานร่วมกับอุปกรณ์ การออกแบบอุปกรณ์ควบคุม หรืออุปกรณ์ช่วย ความสัมพันธ์ระหว่างการควบคุมและการแสดงผล ความถี่ในการทำงาน การทำซ้ำ

3. ปัจจัยจากความกดดัน ในส่วนของความกดดันที่เกิดขึ้นในการทำงาน ซึ่งส่งผลกระทบต่อการ
ทำงานของพนักงาน สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ลักษณะ คือ

- ลักษณะที่ 1 ความกดดันต่อจิตใจ ได้แก่ สภาพการทำงานที่เสี่ยงอันตราย ความเร่งรีบในการทำงาน ความผิดพลาดในการทำงาน การถูกลดตำแหน่งหรือความสำคัญในการทำงาน ความคาดหวังในผลการทำงานที่ไม่ตรงกัน การสนับสนุนที่ไม่ถูกต้อง เสี่ยงหรือการเคลื่อนไหวที่รบกวนการทำงาน การไม่ได้รับผลประโยชน์หรือรางวัลจากการทำงาน
- ลักษณะที่ 2 ความกดดันต่อสรีระร่างกาย ได้แก่ ความเครียดเป็นเวลานาน ความเมื่อยล้า ความเจ็บปวด หรือความไม่สะดวกสบาย ความหิวกระหาย ความร้อนที่มากเกินไป ความเจ็บไข้ได้ป่วย การเคลื่อนไหวในพื้นที่จำกัด การเคลื่อนไหวในลักษณะท่าซ้ำ การถูกรบกวนเป็นระยะๆ ถึงแม้ว่าสภาวะการกดดันจะส่งผลกระทบต่อในทางลบ แต่ในบางกรณีความกดดันก็เป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการทำงานให้ได้ตามเป้าหมาย เป็นการกระตุ้น หรือปลุกเร้าให้เกิดความต้องการในความสำเร็จของงาน ดังนั้นถ้าในการบริหารงานสามารถสร้างสมดุลระหว่างปัจจัยที่มีผลกระทบภายใน ภายนอก และสภาพความกดดัน จะช่วยให้การทำงานเกิดประสิทธิภาพสูงสุด

2.10.6 แนวคิดการวัดสัดส่วนร่างกาย

การวัดสัดส่วนร่างกาย คือการนำความรู้ทางด้านวิทยาศาสตร์กายภาพมาประยุกต์โดยเป็นการวัด และเก็บข้อมูลทางสถิติของขนาดสัดส่วนร่างกายมนุษย์ เพื่อใช้เป็นฐานข้อมูลในการปรับปรุงออกแบบ เครื่องมือเครื่องใช้ และการจัดสภาพงานให้สอดคล้องกับสรีระของมนุษย์ ในวงการอุตสาหกรรมได้นำมาใช้ออกแบบ สถานที่ทำงาน เครื่องจักร เครื่องมือ โต๊ะ เก้าอี้ อุปกรณ์ต่าง ๆ รวมถึงอุปกรณ์คุ้มครองความปลอดภัยส่วนบุคคลสำหรับผู้ปฏิบัติงาน เป็นต้น

2.10.6.1 ความสำคัญของการวัดสัดส่วนร่างกาย

ช่วยให้ผู้ปฏิบัติงานทำงานได้เร็วขึ้น ประสิทธิภาพในการทำงานสูงขึ้นและลดการเกิดความผิดพลาด เนื่องจากมีความสะดวกสบายในการทำงานมากขึ้นมีความปลอดภัยในการทำงานมากขึ้น ช่วยลดอุบัติเหตุ การบาดเจ็บหรือร่วงจากการทำงานได้ เนื่องจากขนาด และรูปทรงของเครื่องจักร เครื่องมือ สถานที่ทำงาน และสิ่งแวดล้อมในการทำงาน มีความสัมพันธ์กับสัดส่วนร่างกายของผู้ปฏิบัติงานช่วยลดความเมื่อยล้าจากการทำงานกับอุปกรณ์ที่ไม่สัมพันธ์กับสัดส่วนของผู้ปฏิบัติงาน ทำให้ผู้ปฏิบัติงานมีสุขภาพ และจิตใจที่ดี พึงพอใจในการทำงาน

2.10.7 การประเมินงานยกของด้วยมือ โดยสมการ NIOSH 1991

ในรายงานของผู้ปฏิบัติงานจากการศึกษาของสถาบันอาชีวอนามัยและความปลอดภัยแห่งชาติสหรัฐอเมริกา หรือ NIOSH (National Institute of Safety and Health) พบว่า อัตราความถี่ของการบาดเจ็บที่หลัง (Frequency rates of back injuries) และอัตราความรุนแรงของการบาดเจ็บที่หลัง (Severity rates of back injuries) มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นมากกว่าอัตราการบาดเจ็บปกติทั่วไป ซึ่งพบว่าลักษณะงาน 5 ประการดังต่อไปนี้ ส่งผลต่อการบาดเจ็บที่กระดูกสันหลัง

1. ยกของที่หนักมากเกินไป
2. ยกของที่มีรูปร่างใหญ่โต เทอะทะมากเกินไป
3. ยกของจากพื้นขึ้นสู่ที่สูงในแนวดิ่ง
4. ยกของบ่อยๆ มากเกินไป
5. ยกของในท่าที่ไม่สมมาตรหรือไม่สมดุล เช่น ยกของหนักด้วยมือเดียวหรือเอี้ยวตัวยกของ เป็นต้น

2.10.7.1 สมการและวิธีการประเมิน NIOSH 1991

ได้ทำการศึกษาและเสนอแนะสมการที่ใช้ในการคำนวณค่าน้ำหนักที่เหมาะสมกับการทำงานและน้ำหนักสูงสุดที่ยอมให้ทำงานได้ โดยพิจารณาจากปัจจัยต่างๆ เช่น ความสูงในการยก น้ำหนักของที่จะยก เป็นต้น

$$RWL = LC \times HM \times VM \times DM \times AM \times FM \times CM$$

$$LI = \frac{L}{RWL}$$

โดยที่ :

RWL = Recommended Weight Limit เป็นน้ำหนักมากที่สุดที่สามารถยกได้โดยไม่เกิดการปวดเมื่อย

L = น้ำหนักที่ยกขณะนั้น

LI = Lifting Index เป็นดัชนีการยก ถ้ามากกว่า 1 ต้องปรับปรุง

LC = Load Constant เป็นค่าคงที่ มีค่า 23 กิโลกรัม

HM = Horizontal Multiplier (25 /H); H เป็นระยะจากข้อมือในแนวราบถึงจุดกึ่งกลางของสิ่งของที่ยก

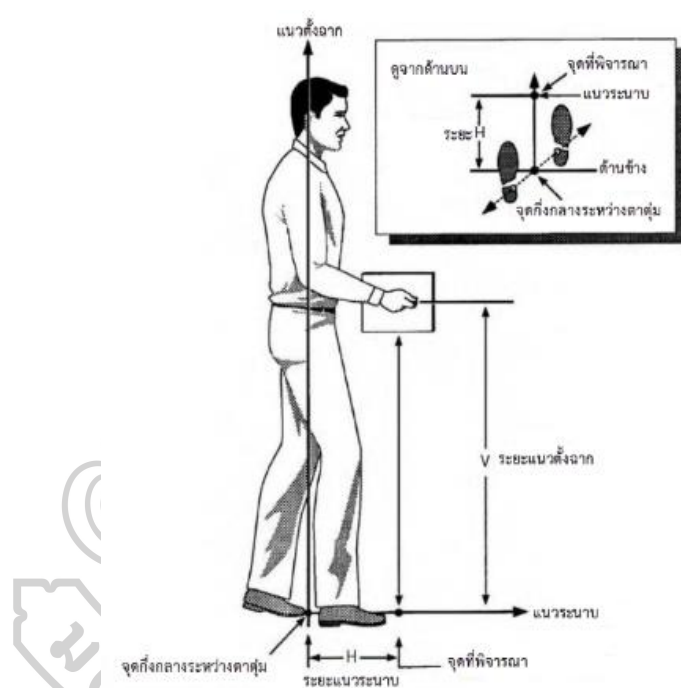
VM = Vertical Multiplier $(1 - (0.003|V - 75|))$; V เป็นระยะจากข้อมือในแนวดิ่งถึงพื้นที่จุดยก

DM = Distance Multiplier $\left(0.82 + \left(\frac{4.5}{D}\right)\right)$; D เป็นระยะของวัตถุที่ยกในแนวดิ่งถึงพื้นที่จุดวาง

AM = Asymmetric Multiplier $(1 - (0.0032 A))$; A เป็นมุมของหัวไหล่ที่เอียงไปจากปกติในแนวนอน

FM = Frequency Multiplier (จากตารางที่ 2)

CM = Coupling Multiplier (จากตารางที่ 3)



รูปภาพที่ 17 แสดงตำแหน่งของวัตถุและมือเท้าของผู้ยกในแนวนอนและแนวดิ่ง
(สุดธิดา กรุงไกรวงศ์, 2551)

ตารางที่ 2 แสดงค่า C ในสมการ NIOSH 1991

ลักษณะการจับยก	CM	
	V < 75 cm	V ≥ 75 cm
ระดับดี	1.00	1.00
ระดับปานกลาง	0.95	1.00
ระดับไม่ดี	0.90	0.90

(ประจวบ กล่อมจิตร, 2554)

ตารางที่ 3 แสดงค่า F ในสมการ NIOSH 1991

ความถี่ ครั้ง	FM ในแต่ละช่วงเวลาทำงาน (Work Duration)					
	≤ 1 ชั่วโมง		≤ 1 ≤ 2 ชั่วโมง		≤ 2 ≤ 8 ชั่วโมง	
	V < 76	V > 76	V < 76	V ≥ 76	V < 76	V ≥ 76
ต่อนาที F	cm.	cm.	cm.	cm.	cm.	cm.
≤ 0.2	1.00	1.00	0.95	0.95	0.85	0.85
0.5	0.97	0.97	0.92	0.92	0.81	0.81
1	0.94	0.94	0.88	0.88	0.75	0.75
2	0.91	0.91	0.84	0.84	0.65	0.65
3	0.88	0.88	0.79	0.79	0.55	0.55
4	0.84	0.84	0.72	0.72	0.45	0.45
5	0.80	0.80	0.60	0.60	0.35	0.35
6	0.75	0.75	0.50	0.50	0.27	0.27
7	0.70	0.70	0.42	0.42	0.22	0.22
8	0.60	0.60	0.35	0.35	0.18	0.18
9	0.52	0.52	0.30	0.30	0.00	0.15
10	0.45	0.45	0.26	0.26	0.00	0.13
11	0.41	0.41	0.00	0.23	0.00	0.00
12	0.37	0.37	0.00	0.21	0.00	0.00
13	0.00	0.34	0.00	0.00	0.00	0.00
14	0.00	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00
15	0.00	0.28	0.00	0.00	0.00	0.00
> 15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

(ประจวบ กล่อมจิตร, 2554)

2.10.8 แนวคิดการประเมินท่าทางโดยวิธีการ RULA (Rapid Upper Limb Assessment)

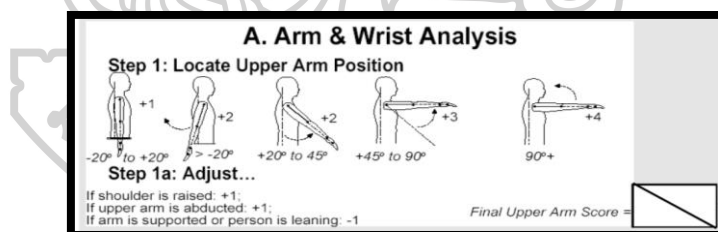
เป็นวิธีที่ออกแบบเพื่อใช้ประเมินความรุนแรงของท่าทางโดยเฉพาะงานที่นั่งทำงานพัฒนา โดย Lynn Mcatamney และ Nigel Corlett ในปี ค.ศ.1993 ใช้กรณีตัวอย่างของอุตสาหกรรมตัดเย็บเสื้อผ้าโดยพิจารณางานต่างๆ ในกระบวนการผลิต วิธีนี้ใช้ประเมินความเสี่ยงของแต่ละบุคคลจากลักษณะท่าทางการทำงาน โดยพิจารณาตำแหน่งและลักษณะของการเคลื่อนไหว การพิจารณาจะแบ่งร่างกายออกเป็นสองกลุ่ม กลุ่มแรกประกอบด้วยกลุ่มของข้อมือแขนส่วนล่างแขนส่วนบนและหัวไหล่

หลังจากนั้นนำคะแนนมาพิจารณาร่วมกับการใช้แรง ซึ่งอาจเกิดจากน้ำหนักของที่ยกลักษณะการออกแรงผลักหรือดึงการใช้แรงแบบอยู่กับที่หรือเคลื่อนไหวและปริมาณการทำซ้ำคะแนนการประเมินร่างกายในกลุ่มที่สองเป็นการประเมินตำแหน่งของร่างกายส่วนของคอลำตัวและขา โดยพิจารณามุมหรือการหมุนของข้อต่อจากนั้นนำคะแนนมาพิจารณาร่วมกับการใช้แรงของกล้ามเนื้อแล้วนำคะแนนการประเมินที่ได้จากกลุ่มแรกและกลุ่มที่สองมารวมกันนำคะแนนที่ได้ไปเปิดตารางเพื่อพิจารณาระดับความเสี่ยงโดยคะแนนสูงสุดของการประเมินจะเท่ากับ 7 แสดงว่าลักษณะงานที่มีความเสี่ยงต่อการเกิดกลุ่มอาการผิดปกติทางระบบโครงร่างและกล้ามเนื้อ ควรมีการดำเนินการปรับปรุงแก้ไขโดยเร็ว การประเมินท่าทางโดยใช้วิธีการ RULA นั้นจะทำการประเมินส่วนต่างๆของร่างกาย ดังนี้

- | | |
|-------------------------------------|----------------------------------|
| 1. ศีรษะและคอ (Head and Neck) | 6. มือและข้อมือ (Hand and Wrist) |
| 2. ลำตัว (Trunk) | 7. ขาส่วนบน (Upper Leg: Thigh) |
| 3. ไหล่ (Shoulder) | 8. ขาส่วนล่าง (Lower Leg) |
| 4. แขนส่วนบน (Upper Arm) | 9. เท้า (Foot) |
| 5. แขนส่วนล่าง (Lower Arm: Forearm) | |

ซึ่งมีขั้นตอนวิธีการในการประเมิน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การประเมินตำแหน่งแขนส่วนบน (Upper Arm)

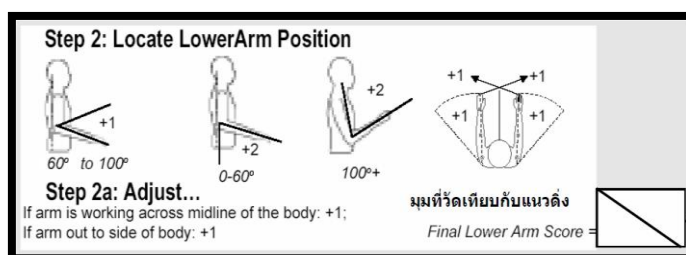


รูปภาพที่ 18 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานของแขนส่วนบน

(นริศ เจริญพร)

- 1.1. ระดับของแขนการยกที่สูงขึ้นระดับคะแนนที่ให้มากขึ้นคะแนนอยู่ระหว่าง 1-4
- 1.2. ถ้ามีการยกของไหล่ให้บวกคะแนนเพิ่มอีก +1
- 1.3. ถ้ามีการกางแขนให้บวกคะแนนเพิ่มอีก +1
- 1.4. ถ้าแขนมีที่รองรับหรือวางพาดอยู่ให้ลบคะแนน -1
- 1.5. คะแนนสูงสุดของขั้นตอนนี้จะมีค่าไม่เกิน 6 คะแนน
- 1.6. ให้แยกการประเมินแขนซ้ายและขวา

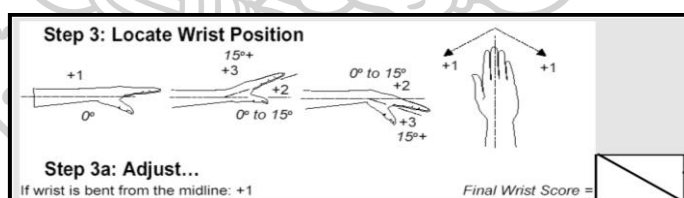
ขั้นตอนที่ 2 การประเมินตำแหน่งแขนส่วนล่าง (Lower Arm หรือ Forearm)



รูปภาพที่ 19 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานของแขนส่วนล่าง
(นริศ เจริญพร)

- 2.1. ระดับของแขนส่วนล่างควรอยู่ในแนวระดับขณะทำงานหรืออยู่ในช่วงประมาณ 60-100 องศาวัดจากแนวตั้งถ้ามุมของแขนส่วนล่างอยู่นอกช่วงดังกล่าวให้คะแนนตามรูปที่ 2 และ 3 จากซ้าย
- 2.2. ถ้ามีการทำงานไขว้แขนเลยแกนกลางลำตัวให้บวกคะแนนเพิ่มอีก +1
- 2.3. ถ้ามีการทำงานในลักษณะกางแขนออกไปด้านข้างลำตัวให้บวกคะแนนเพิ่มอีก +1
- 2.4. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้มีค่าไม่เกิน 4 คะแนน
- 2.5. ให้แยกประเมินระหว่างแขนซ้ายและขวา

ขั้นตอนที่ 3 การประเมินตำแหน่งของมือและข้อมือ (Hand และ Wrist)



รูปภาพที่ 20 แสดงการให้คะแนนของมือและการบิดของข้อมือ
(นริศ เจริญพร)

- 3.1. ขณะทำงานข้อมือไม่ควรอยู่ในลักษณะตรงไม่บิดงอแสดงในรูปที่ 1 จากซ้ายถ้าข้อมือมีการบิดงอจะให้คะแนนตามรูปที่ 2 (flexion) และ 3 (extension) จากซ้าย
- 3.2. ถ้ามีการทำงานที่เกิดการเบี่ยงข้อมือออก (deviation) ดังแสดงในรูปที่ 4 ทางซ้าย ให้บวกคะแนนเพิ่มอีก +1
- 3.3. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้มีค่าไม่เกิน 4 คะแนน
- 3.4. ให้แยกประเมินระหว่างแขนซ้ายและขวา

ขั้นตอนที่ 4 การประเมินตำแหน่งของมือและข้อมือ (Wrist Twist)

- 4.1. ขณะทำงานข้อมือไม่ควรหมุนถ้ามีการหมุนข้อมือให้คะแนนเป็น 1
- 4.2. ถ้ามีการทำงานที่หมุนข้อมือมากเกือบสุดให้คะแนนเป็น 2
- 4.3. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้มีค่าไม่เกิน 2 คะแนน
- 4.4. ให้แยกประเมินระหว่างแขนซ้ายและขวา

ขั้นตอนที่ 5 สรุปผลจากขั้นตอนที่ 1-4 โดยใช้ตาราง A

นำข้อมูลจากขั้นตอนที่ 1-4 ซึ่งเป็นผลจากการวิเคราะห์ท่าทางของแขนและมือในขณะทำงานมาเปิดค่าคะแนนรวมในตาราง A (จากตารางที่ 4)

ตารางที่ 4 ตารางคะแนน A โดยใช้ท่าทางของส่วนของร่างกายในกลุ่ม A
(McAtamney & Corlett, 1993)

คะแนนข้อมือ									
		1		2		3		4	
แขน ส่วนบน	แขน ส่วนล่าง	บิดข้อมือ		บิดข้อมือ		บิดข้อมือ		บิดข้อมือ	
		1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	1	2	2	2	2	3	3	3
	2	2	2	2	2	3	3	3	3
	3	2	3	3	3	3	3	4	4
2	1	2	3	3	3	3	4	4	4
	2	3	3	3	3	3	4	4	4
	3	3	4	4	4	4	4	5	5
3	1	3	3	4	4	4	4	5	5
	2	3	4	4	4	4	4	5	5
	3	4	4	4	4	4	5	5	5
4	1	4	4	4	4	4	5	5	5
	2	4	4	4	4	4	5	5	5
	3	4	4	4	5	5	5	6	6
5	1	5	5	5	5	5	6	6	7
	2	5	6	6	6	6	7	7	7

	3	6	6	6	7	7	7	7	8
6	1	7	7	7	7	7	8	8	9
	2	8	8	8	8	8	9	9	9
	3	9	9	9	9	9	9	9	9

ขั้นตอนที่ 6 ประเมินระดับการใช้แรงของกล้ามเนื้อในการทำงาน

- 6.1. ถ้าการทำงานดังกล่าวมีลักษณะการใช้แรงจากกล้ามเนื้อแบบสถิตเช่นมีการใช้แรงโดยเกร็งกล้ามเนื้อต่อเนื่องนานกว่า 1 นาทีให้ใส่คะแนนเป็น 1
- 6.2. ถ้าการทำงานเป็นแบบซ้ำๆ โดยมีการเคลื่อนไหวกลับไปกลับมาเกินกว่า 4 ครั้งต่อนาทีหรือมากกว่าให้บวกคะแนนเพิ่มอีก
- 6.3. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้มีค่าไม่เกิน 2 คะแนน

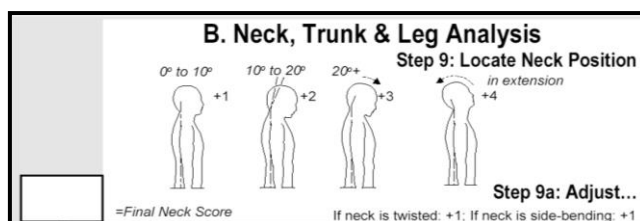
ขั้นตอนที่ 7 ประเมินภาระงานที่ทำ

- 7.1. ภาระงานที่ทำได้แก่แรงที่ใช้หรือน้ำหนักที่ถือถ้าน้อยกว่า 2 กิโลกรัมให้คะแนนเป็น 0
- 7.2. ถ้าภาระงานอยู่ระหว่าง 2-10 กก. ถือหรือใช้แรงนานๆ ครั้งให้คะแนนเป็น 1
- 7.3. ถ้าภาระงานอยู่ระหว่าง 2-10 กก. ถือหรือใช้แรงตลอดเวลาหรือทำซ้ำไปมาบ่อยๆ ให้คะแนนเป็น 2
- 7.4. ถ้าภาระงานมากกว่า 10 กก. ถือหรือใช้แรงแบบสถิตหรือเคลื่อนที่ซ้ำไปมาบ่อยๆ หรือมีการใช้แรงทำงานดังกล่าวย่างรวมเร็วให้คะแนนเป็น 3

ขั้นตอนที่ 8 สรุปผลคะแนนการวิเคราะห์แขนและข้อมือ

รวมผลคะแนนจากขั้นตอนที่ 5 – 7 ไว้ในขั้นตอนนี้เพื่อใช้เปิดตาราง C ในการประเมินผลร่วมกับร่างกายส่วนที่เหลือ

ขั้นตอนที่ 9 การวิเคราะห์ท่าทางของศีรษะและคอ (Head and Neck)

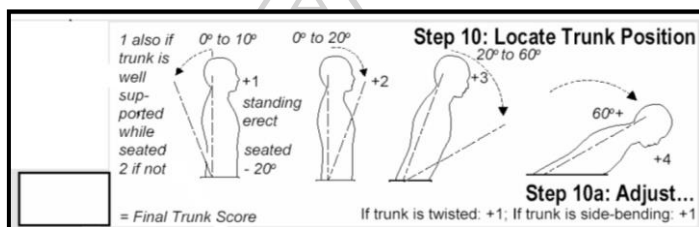


รูปภาพที่ 21 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานในส่วนของคอ

(นริศ เจริญพร)

- 9.1. ถ้ามุมก้มอยู่ระหว่าง 0-10 องศาให้คะแนนเป็น 1
- 9.2. ถ้ามุมก้มอยู่ระหว่าง 10-20 องศาให้คะแนนเป็น 2
- 9.3. ถ้ามุมก้มมากกว่า 20 องศาขึ้นไปให้คะแนนเป็น 3
- 9.4. ถ้ามีการงอศีรษะให้คะแนนเป็น 4
- 9.5. ถ้ามีการหมุน (twist) ศีรษะด้วยให้คะแนนเพิ่มอีก +1
- 9.6. ถ้ามีการเอียงศีรษะไปด้านข้างให้คะแนนเพิ่มอีก +1
- 9.7. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้จะไม่เกิน 6 คะแนน

ขั้นตอนที่ 10 การวิเคราะห์ตำแหน่งของลำตัว (Trunk)



รูปภาพที่ 22 แสดงการให้คะแนนท่าทางการทำงานในส่วนของลำตัว

(นริศ เจริญพร)

- 10.1. ลำตัวควรอยู่ในลักษณะที่ตั้งตรงเมื่อยืนหรือในกรณีนั่งมีพนักพิงรองรับอย่างดีที่มุมเอียงไม่เกิน -20 องศาให้คะแนนเป็น 1
- 10.2. ลำตัวโน้มไปด้านหน้าระหว่าง 1-20 องศาให้คะแนนเป็น 2
- 10.3. ลำตัวโน้มไปด้านหน้าระหว่าง 21-60 องศาให้คะแนนเป็น 3
- 10.4. ลำตัวโน้มไปด้านหน้ามากกว่า 60 องศาให้คะแนนเป็น 4
- 10.5. ลำตัวมีการหมุนให้คะแนนเพิ่มอีก +1
- 10.6. ลำตัวมีการเอียงไปด้านข้างให้คะแนนเพิ่มอีก +1
- 10.7. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้มีค่าไม่เกิน 6 คะแนน

ขั้นตอนที่ 11 การประเมินท่าทางของขาและเท้า (Leg and Foot)

- 11.1. ขาอยู่ในลักษณะสมดุลซ้ายขวาโดยเท้าสามารถวางบนพื้นที่มีการรองรับดีให้คะแนนเป็น 1
- 11.2. ถ้าไม่สมดุลหรือพื้นรองรับเท้าไม่ดีให้คะแนนเป็น 2
- 11.3. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้ไม่เกิน 2 คะแนน

ขั้นตอนที่ 12 สรุปผลการให้คะแนนท่าทางของขั้นตอนที่ 9–11 โดยใช้ตาราง B

ตาราง B เป็นการสรุปผลท่าทางของศีรษะลำตัวขาและเท้าโดยใช้ข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 9 10 และ 11 มาเปิดตาราง B (จากตารางที่ 5)

ตารางที่ 5 ตารางคะแนน B โดยใช้ท่าทางของส่วนร่างกายในกลุ่ม B
(McAtamney & Corlett, 1993)

คะแนนลำตัว												
ลำคอ	1		2		3		4		5		6	
	ขา		ขา		ขา		ขา		ขา		ขา	
	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	3	2	3	3	4	5	5	6	6	7	7
2	2	3	2	3	4	5	5	5	6	7	7	7
3	3	3	3	4	4	5	5	6	6	7	7	7
4	5	5	5	6	6	7	7	7	7	7	8	8
5	7	7	7	7	7	8	8	8	8	8	8	8
6	8	8	8	8	8	9	9	9	9	9	9	9

ขั้นตอนที่ 13 ประเมินระดับการใช้แรงของกล้ามเนื้อในการทำงาน

- 13.1. ถ้าการทำงานดังกล่าวมีลักษณะการใช้แรงจากกล้ามเนื้อแบบสถิต เช่น มีการใช้แรงโดยเกร็งกล้ามเนื้อต่อเนื่องนานกว่า 1 นาทีให้ใส่คะแนนเป็น 1
- 13.2. ถ้าการทำงานเป็นแบบซ้ำๆ โดยมีการเคลื่อนไหวกลับไปกลับมาเกินกว่า 4 ครั้งต่อนาทีหรือมากกว่าให้บวกคะแนนเพิ่มอีก
- 13.3. คะแนนสูงสุดในขั้นตอนนี้มีค่าไม่เกิน 2 คะแนน

ขั้นตอนที่ 14 ประเมินภาระงานที่ทำ

- 14.1. ภาระงานที่ทำได้แก่แรงที่ใช้หรือน้ำหนักที่ถือถ้าน้อยกว่า 2 กิโลกรัมให้คะแนนเป็น 0
- 14.2. ถ้าภาระงานอยู่ระหว่าง 2-10 กก. ถือหรือใช้แรงนานๆ ครั้งให้คะแนนเป็น 1
- 14.3. ถ้าภาระงานอยู่ระหว่าง 2-10 กก. ถือหรือใช้แรงตลอดเวลาหรือทำซ้ำไปมาบ่อยๆ ให้คะแนนเป็น 2

14.4. ถ้าภาระงานมากกว่า 10 กก. ถือหรือใช้แรงแบบสถิตหรือเคลื่อนที่ช้าไปมาบ่อยๆ หรือมีการใช้แรงทำงานดังกล่าวย่างรวมเร็วให้คะแนนเป็น 3

ขั้นตอนที่ 15 สรุปผลการวิเคราะห์ศรีษะ คอ ลำตัว และเท้า

เป็นผลรวมคะแนนจากขั้นตอนที่ 12 ซึ่งได้จากการเปิดตาราง B รวมกับคะแนนในขั้นตอนที่ 13 และ 14 ซึ่งเป็นลักษณะการใช้งานกล้ามเนื้อและภาระงานที่ต้องทำคะแนนรวมที่ได้ใส่ไว้ในขั้นตอนนี้เพื่อนำไปเปิดตารางสรุปผลของ RULA ในตาราง C (จากตารางที่ 6)

ตารางที่ 6 ตารางคะแนนผลลัพธ์โดยใช้คะแนน C และ D
(McAtamney & Corlett, 1993)

คะแนนสรุปจากขั้นตอนที่ 15							
คะแนนสรุปจากขั้นตอนที่ 8	1	2	3	4	5	6	7
1	1	2	3	3	4	5	5
2	2	2	3	4	4	5	5
3	3	3	3	4	4	5	6
4	3	3	3	4	5	6	6
5	4	4	4	5	6	7	7
6	4	4	5	6	6	7	7
7	5	5	6	6	7	7	7
8	5	5	6	7	7	7	7

ขั้นตอนที่ 16 หรือขั้นสุดท้ายคือการสรุปผลระดับคะแนนของ RULA ในตาราง C

16.1. นำค่าที่ได้ในขั้นตอนที่ 8 และคะแนนที่ได้ในขั้นตอนที่ 15 ไปใช้ในการเปิดตาราง C

16.2. โดยคะแนนในขั้นตอนที่ 8 ใช้เลือกตำแหน่งของแถวส่วนคะแนนในขั้นตอนที่ 15 ใช้เลือกตำแหน่งของคอลัมน์ช่องที่ตัดกันระหว่างคะแนนทั้งสองในตาราง C เป็นระดับคะแนนสุดท้ายของ RULA

16.3. คะแนน RULA จะมีค่าอยู่ระหว่าง 1-7 คะแนนที่สูงกว่าหมายถึงความเสี่ยงต่อปัญหาทางด้านการยศาสตร์มีสูงด้วย

การสรุปผลการประเมินท่าทางการทำงานโดยใช้วิธีการ RULA สามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ระดับ ดังนี้

ระดับ 1: คะแนนอยู่ที่ 1-2 งานนั้นยอมรับได้แต่อาจเป็นมีปัญหาทางการยศาสตร์ได้ ถ้ามีการทำงานดังกล่าวซ้ำๆ ต่อเนื่องเป็นเวลานานกว่าเดิม

ระดับ 2: คะแนนอยู่ที่ 3-4 งานนั้นควรได้รับการพิจารณาการศึกษาละเอียดขึ้นและติดตามวัดผลอย่างต่อเนื่องการออกแบบงานใหม่อาจมีความจำเป็น

ระดับ 3: คะแนนอยู่ที่ 5-6 งานนั้นเริ่มเป็นปัญหาควรทำการศึกษาเพิ่มเติมและควรริบดำเนินการปรับปรุงลักษณะงานดังกล่าว

ระดับ 4: คะแนนตั้งแต่ 7 ขึ้นไปงานนั้นมีปัญหาด้านการยศาสตร์ที่ต้องได้รับการปรับปรุงโดยทันที

2.10.9 แนวคิดทฤษฎีเรื่องชีวกลศาสตร์ (Biomechanics)

ชีวกลศาสตร์ (Biomechanics) คือการศึกษาเกี่ยวกับการเคลื่อนไหวและแรงที่ส่งผลต่อร่างกายมนุษย์โดยประยุกต์ใช้หลักการทางฟิสิกส์และกลศาสตร์กับการทำงานของระบบต่างๆ ในร่างกาย ทฤษฎีบทที่สองของชีวกลศาสตร์มีพื้นฐานมาจากกฎข้อที่สองของนิวตัน ซึ่งระบุว่า “การเร่งของวัตถุจะเกิดขึ้นเมื่อมีแรงสุทธิ (net force) กระทำต่อวัตถุ โดยการเร่งนี้จะขึ้นอยู่กับขนาดของแรงและทิศทางของแรงนั้น” ซึ่งแสดงในสมการในที่นี่ F คือแรง (นิวตัน, N), m คือมวลของวัตถุ (กิโลกรัม, kg), และ a คือความเร่ง (เมตรต่อวินาทียกกำลังสอง, m/s^2) การนำกฎนี้มาใช้ในชีวกลศาสตร์สามารถอธิบายได้ถึงวิธีที่ร่างกายมนุษย์สร้างและรับแรงเพื่อทำให้เกิดการเคลื่อนไหวต่างๆ เช่น การวิ่ง การกระโดด หรือการยกของ

2.10.9.1 กฎในการเคลื่อนที่ของนิวตัน

อริสโตเติล (Aristotle) (384 - 322 ก่อนคริสต์ศักราช) นักปรัชญาชาวกรีก คิดว่าวัตถุที่หยุดนิ่งและกำลังเคลื่อนที่เป็นเส้นตรงด้วยอัตราเร็วคงที่นั้นเป็นไปอย่างธรรมชาติ แต่ถ้าต้องการให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสภาพของการเคลื่อนที่จะต้องใส่ตัวกระทำภายนอกเข้าไป มิฉะนั้นมันก็จะหยุดนิ่งเช่นเดิม และแนวคิดของกาลิเลโอ (Galileo Galilei) ที่ว่าในการเปลี่ยนแปลงความเร็วของวัตถุจำเป็นต้องมีแรง ถ้าไม่มีแรงวัตถุก็จะเคลื่อนที่ต่อไป ซึ่งกาลิเลโอเรียกการเคลื่อนที่แบบนี้ว่า “ความเฉื่อย” ต่อมาในภายหลังนิวตันได้นำเอาแนวความคิดนี้มาเขียนขึ้นใหม่เป็นกฎข้อที่หนึ่ง เพื่อเป็นการให้เกียรติแก่กาลิเลโอจึงเรียกกฎข้อนี้ว่า กฎแห่งความเฉื่อย (Law of inertia) ซึ่งกฎแห่งความเฉื่อยนี้มักจะใช้ในกรณีที่วัตถุมีการเคลื่อนที่อยู่แล้วแต่ความเร็วไม่เปลี่ยนนั่นเอง

กฎการเคลื่อนที่ข้อ 1 ของนิวตัน (Newton's first law of motion) หรือกฎของความเฉื่อย กล่าวว่า “วัตถุจะรักษาสภาพอยู่นิ่งหรือสถานะเคลื่อนที่อย่างสม่ำเสมอในแนวเส้นตรง นอกจาก

มีแรงลัพธ์ซึ่งมีค่าไม่เป็นศูนย์มากกระทำ” คือ ถ้าวัตถุอยู่นิ่งก็ยังคงอยู่นิ่งเหมือนเดิม และถ้าวัตถุเกิดการเคลื่อนที่ก็จะเคลื่อนที่เป็นเส้นตรง ความเร็วคงที่ หรือความเร่งจะเป็นศูนย์ ซึ่งกรณีแรกจะเรียกว่า วัตถุอยู่ในสภาวะสมดุลสถิต (static equilibrium) และอีกกรณีหลังจะเรียกว่า วัตถุอยู่ในสภาวะสมดุลจลน์ (kinetic equilibrium) มีสมการเป็นดังนี้

$$\Sigma F = 0$$

เมื่อ F คือ แรงลัพธ์ทั้งหมดที่กระทำกับวัตถุ

กฎการเคลื่อนที่ข้อ 2 ของนิวตัน (Newton's second law of motion) บางทีเรียกว่า กฎความเร่ง กล่าวว่า “ความเร่งของอนุภาคเป็นปฏิภาคโดยตรงกับแรงลัพธ์ที่กระทำต่ออนุภาค โดยมีทิศทางเดียวกันและเป็นปฏิภาคผกผันกับมวลของอนุภาค” ดังนั้น อัตราส่วนของแรงกับความเร่งจะเป็นค่าคงที่ ซึ่งตรงกับมวลของวัตถุ เขียนเป็นความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$\Sigma F = ma$$

เมื่อ F คือ แรงลัพธ์ที่กระทำกับวัตถุ มีหน่วยเป็นนิวตัน (N)

m คือ มวลของวัตถุ มีหน่วยเป็นกิโลกรัม (kg)

a คือ ความเร่งมีหน่วยเป็นเมตรต่อวินาที² (m/s²)

กฎการเคลื่อนที่ข้อ 3 ของนิวตัน (Newton's third law of motion) หรือกฎของกฎของกิริยาและปฏิกิริยา (Law of action and reaction) ที่กล่าวว่า “ทุกแรงกิริยา (action) ย่อมมีแรงปฏิกิริยา (reaction) ซึ่งมีขนาดเท่ากัน แต่มีทิศตรงข้ามกันเสมอ” แรงกิริยาและแรงปฏิกิริยาหมายถึง แรงกระทำและแรงกระทำตอบ โดยเป็นแรงซึ่งกระทำต่อมวลที่ต่างกันและเกิดขึ้นพร้อมกันเป็นคู่เสมอ โดยที่มวลอาจไม่สัมผัสกันและถือว่าแรงหนึ่งแรงใดเป็นแรงกิริยาและแรงปฏิกิริยาก็ได้ เขียนเป็นความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$F_A = -F_R$$

เมื่อ F_A คือ แรงที่กระทำกับวัตถุ มีหน่วยเป็นนิวตัน (N)

F_R คือ แรงที่วัตถุกระทำตอบ มีหน่วยเป็นนิวตัน (N)

2.10.9.2 การประยุกต์ใช้ในชีวกลศาสตร์

ในขณะวิ่ง ข้อต่อต้องรองรับแรงที่เกิดจากการกระแทก ซึ่งอาจมีค่าสูงถึง 3-5 เท่าของน้ำหนักตัว การใช้กฎของนิวตันในการวิเคราะห์แรงที่ข้อต่อข้อเข่า ข้อเท้า และกล้ามเนื้อจะช่วยให้เข้าใจถึงแรงที่ข้อต่อต้องรับและการตอบสนองของกล้ามเนื้อ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ:

$$\Sigma F = ma$$

ในขณะกระโดด กล้ามเนื้อจะต้องทำการหดตัวอย่างรวดเร็วเพื่อเพิ่มการเร่งในแนวดิ่ง ซึ่งจะต้องใช้แรงมากกว่าแรงโน้มถ่วงที่ร่างกายมี การคำนวณนี้สามารถทำได้โดยเพิ่มค่าแรงโน้มถ่วงเข้าในสมการ

$$\Sigma F = m(g + a)$$

เมื่อร่างกายต้องการยกของที่มีมวลมาก การวิเคราะห์แรงกล้ามเนื้อและข้อต่อต่างๆ มีความสำคัญเพื่อป้องกันการบาดเจ็บ ตัวอย่างการคำนวณแรงในการยกของน้ำหนัก 10 กิโลกรัมจากพื้นไปยังระดับอก

1. คำนวณแรงโน้มถ่วงที่กระทำกับวัตถุ

$$F_{gravity} = mg = 10 \cdot 9.81 = 98.1 \text{ N}$$

2. การใช้แรงกล้ามเนื้อในการยกขึ้น หากแรงกล้ามเนื้อที่ใช้ในการยกต้องมากกว่าน้ำหนักของวัตถุเพียงเล็กน้อยเพื่อชดเชยแรงโน้มถ่วง ขึ้นอยู่กับวิธีการยกของว่าใช้เวลาและการเร่งเท่าใด

การคำนวณแรงและการเร่งที่เกิดขึ้นกับกล้ามเนื้อและข้อต่อต่างๆ เป็นข้อมูลสำคัญที่ใช้ในการพัฒนาการฝึกสมรรถภาพของนักกีฬาและการฟื้นฟูสมรรถภาพในผู้ป่วยทางกายภาพบำบัด ตัวอย่างเช่น ในการพัฒนาโปรแกรมการฝึกของนักวิ่ง นักกายภาพบำบัดอาจใช้ข้อมูลจากการวิเคราะห์ชีวกลศาสตร์ในการคำนวณแรงที่กล้ามเนื้อจะต้องรับในขณะการฝึกเพื่อลดการบาดเจ็บ เช่นเดียวกัน ในการบำบัดผู้ป่วยที่มีปัญหาข้อต่อหรือกล้ามเนื้อ อาจต้องใช้ข้อมูลการวิเคราะห์แรงและการเร่งเพื่อปรับโปรแกรมให้เหมาะสมกับสภาพร่างกายของผู้ป่วย

2.10.10 แนวคิดการประเมินภาระงาน

เมื่อฝ่ายจัดการได้รับรายงานว่า หน่วยงานมีอัตราการอุบัติเหตุเพิ่ม มีอัตราเจ็บป่วยเพิ่ม มีอัตราการเข้า-ออกงานเพิ่ม มีอัตราการร้องทุกข์เกี่ยวกับการทำงานเพิ่ม มีผลผลิตลดลง มีอัตราของเสียเพิ่มขึ้นหรือคุณภาพของผลิตภัณฑ์ลดลง และประสงค์ที่จะทำการแก้ไขสถานการณ์ดังกล่าว

คำแนะนำเบื้องต้น ก็คือ หาต้นเหตุของปัญหาให้พบโดยยึดเกณฑ์ว่า โครงการวิศวกรรมทุกงานจะต้องอยู่ในกรอบ (ชูชาติ วีรเศรษฐี, 2544)

2.10.10.1 ความล้าและการวัด

ความล้าเป็นภาวะที่ทุกคนรู้จักคุ้นเคยกันดีในชีวิตปัจจุบันมักจะใช้กันเพื่อแสดงถึงการสูญเสียประสิทธิภาพและการลดลงของความพยายามที่จะกระทำการแต่จะไม่ใช่ภาวะอย่างใดอย่างหนึ่งเพียงอย่างเดียวความล้าอาจแยกออกเป็น 3 ที่เกิดขึ้น คือ

1. ความล้าจากกล้ามเนื้อ เกิดขึ้นจากการที่กล้ามเนื้อออกแรงมากเกินไปและเกิดขึ้นเฉพาะแห่งความล้าทางกายภาพ
2. ความล้าอาจเกิดขึ้นได้ในระหว่างทำกิจกรรมหรือภายหลังการทำกิจกรรมก็ได้กิจกรรมที่ทำอาจเป็นได้ทั้งทางกายภาพและจิตภาพเฉพาะในส่วนที่มีสาเหตุมาจากกิจกรรมหรืองานที่ต้องใช้แรงก็มีนักวิจัยหลายรายพยายามหาความสัมพันธ์ระหว่างความรู้สึกล้ากับปริมาณสะสมของกรดแล็กติกในเลือดความสัมพันธ์เช่นว่านั้นมีอยู่จริงในกรณีทำงานหนักมากหรือในการเล่นกีฬาแต่ก็ไม่ปรากฏความสัมพันธ์ชัดเจนมากนักในกรณีกิจกรรมมาหรืองานเบาหรืองานหนักปานกลาง
3. ความล้าทั่วไป อาการของความล้าที่สำคัญคือความรู้สึกไม่สบายใจ หดหู่ ไม่มีกำลัง ไม่ต้องการจะทำอะไรหรือคิดอะไร รู้สึกง่วงเหงาหาวนอนความรู้สึกเช่นนี้ไม่เป็นที่ชอบใจ แม้ว่าจะมีเวลาสำหรับพักก็ไม่ต้องการพักทำให้สูญเสียสมาธิในการทำกิจกรรมใด ๆ ถ้าตัดเอาความล้าของกล้ามเนื้อออกไปรายการต่อไปนี้จะเป็นความล้าอีกประเภทหนึ่ง
 - ความล้าของสายตา (visual fatigue) ภาวะมากเกินไป
 - ความล้าของร่างกายทั้งตัวเกิดจากการใช้ทุกส่วนของร่างกายรับภาระมากเกินไป
 - ความล้าของจิตใจ (mental fatigue) เกิดจากการทำงานที่ต้องใช้ความคิดมากเกินไป
 - ความล้าของประสาท (nervous fatigue) เกิดจากการทำงานที่ต้องใช้ความชำนาญ
 - ความเบื่อหน่ายที่มีเหตุมาจากความซ้ำซากจำเจของอาชีพของสภาพแวดล้อม
 - ความล้าเรื้อรัง (chronic fatigue) เกิดจากการสะสมของความล้าเป็นเวลานาน
 - ความล้าประจำวัน (circadian fatigue) เกิดขึ้นตามจังหวะของวันเป็นจุดเริ่มต้นของการนอนหลับช่วงสั้นกลางวัน

การวัดความล้าสามารถแบ่งออกได้ดังนี้

1. การวัดผลงานเชิงปริมาณ และคุณภาพ ปริมาณงานที่วัดออกมาได้เป็นจำนวนที่ผลิตต่อหน่วยเวลา อาจใช้เป็นตัวแทนทางอ้อมถึงความล้าได้เพราะความล้ากับอัตราการผลิตมีความสัมพันธ์กัน กล่าวคือ ถ้ามีความล้าของผู้ปฏิบัติงานเพิ่มมากขึ้น ประสิทธิภาพในการทำงานของบุคคลนั้นก็จะไม่เต็ม 100 เปอร์เซ็นต์ ส่งผลโดยตรงต่ออัตราการผลิต
2. การประเมินความรู้สึก เป็นการใช้แบบสอบถามเข้ามาช่วยเพื่อให้ผู้ปฏิบัติงานได้ตอบสนองความรู้สึกภายในที่มีต่อ ระบบ คน - เครื่องจักร - สิ่งแวดล้อม
3. เครื่องวัดคลื่นไฟฟ้าสมอง เป็นอุปกรณ์ที่มีราคาสูง ใช้ในการตรวจจับคลื่นไฟฟ้าบริเวณเปลือกสมองและนำเอา คลื่นไฟฟ้าที่สามารถตรวจจับได้มาเปรียบเทียบ กันระหว่างคลื่นที่วัดได้จาก ภาวะร่างกายปกติ กับคลื่นที่วัดได้จากภาวะร่างกายที่เกิดความล้า
4. เครื่องวัดความถี่ของแสงกระพริบของสายตา ระบบประสาทการมองเห็นของมนุษย์จะตอบสนองต่อความล้าโดย ความสามารถในการมองเห็นแสงกระพริบที่มีความถี่ สูงขึ้นจะน้อยลงจนทำให้มองเห็นแสงกระพริบนั้นเป็นแสงที่ต่อเนื่อง ค่าความถี่ที่อยู่ระหว่างแสงกระพริบและแสงต่อเนื่อง เรียกว่าความถี่ของการมองเห็นแสงต่อเนื่อง และการทดสอบเพื่อวัดความถี่นี้เรียกว่า การวัดความถี่วิกฤตของแสงกระพริบ
5. การทดสอบการเคลื่อนไหวทางจิตวิทยา เป็นการวัดความเร็วในการรับรู้ การตีความ การตอบสนอง ที่ใช้กันมากคือ การวัดเวลาตอบสนอง เช่น การพิมพ์ดีด การค้นหาและหยิบของจากตระกรัง เป็นต้น
6. การทดสอบทางจิตใจ การแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์ การทดสอบสมาธิ การประมาณการ และการทดสอบความจำ

2.11 แนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA TASK LOAD INDEX (NASA-TLX)

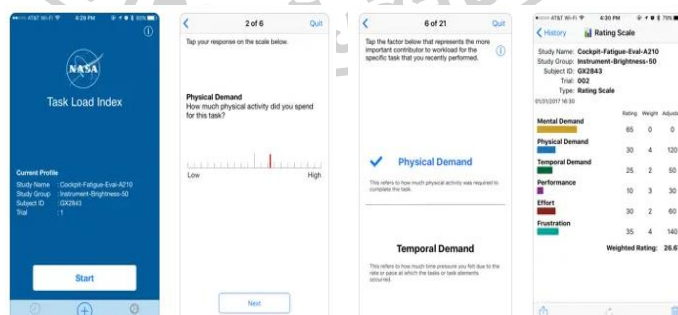
2.11.1 แนวคิดเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA-TLX

เป็นเครื่องมือการประเมินความเสี่ยงทางด้านจิตซึ่งก็มีผลต่อการเกิดปัญหาด้านการยศาสตร์ได้ด้วย การประเมินโดยวิธีนี้จะคำนึงถึงปัจจัยหลักที่มีผลต่อภาระงานด้านจิตใจของบุคคล 6 ด้านด้วยกัน ผลลัพธ์ที่ได้จะออกมาเป็นค่าคะแนนความเสี่ยง แบบสอบถามการรับรู้ภาระงานซึ่ง ผู้วิจัยใช้แบบสอบถามการจัดการภาระงาน NASA-TASK LOAD INDEX (NASATLX) ที่พัฒนาโดย Human Performance Group ขององค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติสหรัฐฯ (NASA/National Aeronautics and Space Administration) โดยผู้วิจัยนำแบบสอบถามต้นฉบับ จากภาษาอังกฤษ (Hart, 2006) มาแปลเป็นภาษาไทยและปรับสเกลการวัดจากเดิมซึ่งเป็นแบบ 1- 100 ให้เป็นระดับ

การวัดแบบเรียงลำดับ 5 ระดับเพื่อให้ผู้ตอบที่คุ้นเคยกับการเลือกตอบจากคำตอบเรียงลำดับ สามารถเลือกตอบได้ง่ายและชัดเจนขึ้น ซึ่งมาตรวัดประกอบไปด้วย ต่ำมาก ต่ำ ปานกลาง สูง สูงมาก แบบสอบถามนี้ มุ่งศึกษาในศักยภาพและการจัดการภาระงาน โดยประกอบไปด้วยคำถาม 6 ข้อ เพื่อวัดการรับรู้ภาระงานทั้ง 6 ด้าน (พัลพงศ์ สุวรรณวาทีน, 2016) ได้แก่

1. ความต้องการด้านจิตใจ (Mental Demand)
2. ความต้องการด้านร่างกาย (Physical Demand)
3. ความต้องการด้านเวลา (Temporal Demand)
4. ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จของงาน (Performance)
5. ด้านความพยายาม (Effort)
6. ความรู้สึกคับข้องใจ (Frustration)

แบบประเมิน NASA-TLX ถูกพัฒนาโดยองค์การนาซามากกว่า 10 ปี ใช้เพื่อประเมินศักยภาพการจัดการภาระงานของผู้ดำเนินงานทางอากาศ การประเมินสามารถหาจุดแข็งและจุดอ่อนในการจัดการภาระงานได้อย่างแม่นยำ (Rating to Pinpoint the Task Performance) ซึ่งแบบประเมินมีความทันสมัย มีความสะดวกต่อผู้ประเมิน ผู้วิจัย และผู้ศึกษาในศักยภาพและการจัดการภาระงานเป็นเครื่องมือการประเมินความเสี่ยงด้าน mental workload assessment คือ การประเมินภาระงานทางกาย ความคิด และ จิตใจ ที่เกิดจากการทำงานที่ซับซ้อน ต้องใช้ร่างกายร่วมกับความคิดและการตัดสินใจ ซึ่งหากการออกแบบงาน เครื่องมือ อุปกรณ์ และผลิตภัณฑ์ไม่เหมาะสม ส่งผลต่อความล่าช้า ความผิดพลาดในการทำงาน คุณภาพและประสิทธิภาพในการทำงาน ลดลงและอาจส่งผลต่ออุบัติเหตุ ซึ่งก็มีผลต่อการเกิดปัญหาด้านการยศาสตร์ได้ด้วยเช่นกัน (นาถนภา นกดี, 2563)



รูปภาพที่ 23 ตัวอย่าง Application แบบประเมิน NASA-TLX

ตารางที่ 7 การให้ระดับคะแนนในมิติต่าง ๆ ของ (NASA-TLX)

นียมการให้ระดับคะแนนในมิติต่าง ๆ		
หัวข้อมิติ	ระดับคะแนน	คำอธิบาย
การใช้ความคิด	ต่ำ/สูง	ระดับความรู้สึกของกิจกรรมต่าง ๆ ภายในจิตใจ รวมถึงกระบวนการรับรู้เช่น การคิด, การจำ, การตัดสินใจ, การคำนวณ, การมองหรือค้นหา ฯ ตัวอย่างคำถาม: คุณคิดว่างานที่ทำนั้นมีความง่ายหรือซับซ้อน, เข้มงวดหรือสบาย ฯ?
การใช้ร่างกาย	ต่ำ/สูง	ระดับความรู้สึกของความจำเป็นในการใช้ร่างกาย เช่น การผลัก, การดึง, การควบคุม, การหมุน ฯ ตัวอย่างคำถาม: คุณคิดว่างานที่ทำนั้นออกแรงกายช้าหรือรวดเร็ว, ใช้แรงมากหรือน้อย?
ใช้เวลา	ต่ำ/สูง	ระดับความรู้สึกกดดันด้านเวลา ทั้งจากตัวงานและองค์ประกอบอื่น ตัวอย่างคำถาม: คุณคิดว่างานที่ทำนั้นสามารถทำได้ อย่างช้า ๆ สบาย ๆ หรือต้องเร็วแข่งกับเวลา?
ความพยายามที่ใช้	ต่ำ/สูง	ระดับความรู้สึกพยายามทั้งด้านร่างกายและจิตใจในการทำงานให้สำเร็จ ตัวอย่างคำถาม: คุณคิดว่าตนเองต้องใช้ความพยายามมาก น้อยเพียงใดเพื่อให้งานนั้นสำเร็จ
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	ดี/แย่	ระดับความรู้สึกพึงพอใจในความสามารถของตนเอง, ทำงานบรรลุเป้าหมาย ตัวอย่างคำถาม: คุณคิดว่าคุณมีประสิทธิภาพเพียงพอต่อการทำงานที่ทำอยู่หรือไม่?
ความรู้สึกคับข้องใจ	ต่ำ/สูง	ระดับความรู้สึกคับข้องใจที่เกิดในช่วงเวลาการทำงาน เช่น รู้สึกไม่ปลอดภัย, เครียด, ท้อแท้, หงุดหงิด ตัวอย่างคำถาม: คุณคิดว่าคุณรู้สึกไม่ปลอดภัย, เครียด, ท้อแท้ หรือหงุดหงิดในช่วงเวลาทำงานมากน้อยเพียงใด?

2.11.2 NASA Task Load Index (ฉบับภาษาไทย)

คำชี้แจง : ให้คะแนนตามระดับความรู้สึกในการประเมินแต่ละ 6 มิติ ตั้งแต่ 0-20 คะแนน

การใช้ความคิด คุณคิดว่างานที่ทำนั้นมีความง่ายหรือซับซ้อน, เข้มงวดหรือสบายๆ?

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----

ต่ำมาก

สูงมาก

การใช้ร่างกาย คุณคิดว่างานที่ทำนั้นออกแรงกายช้าหรือรวดเร็ว, ใช้แรงมากหรือน้อย?

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----

ต่ำมาก

สูงมาก

ใช้เวลา คุณคิดว่างานที่ทำนั้นสามารถทำได้อย่างช้าๆ สบายๆ หรือต้องเร็วแข่งกับเวลา?

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----

ต่ำมาก

สูงมาก

ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ คุณคิดว่าคุณมีประสิทธิภาพเพียงพอต่อการทำงานที่ทำอยู่หรือไม่?

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----

ต่ำมาก

สูงมาก

ความพยายามที่ใช้ คุณคิดว่าตนเองต้องใช้ความพยายามมากน้อยเพียงใดเพื่อให้งานนั้นสำเร็จ?

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----

ต่ำมาก

สูงมาก

ความรู้สึกคับข้องใจ คุณคิดว่าคุณรู้สึกเครียด หรือหงุดหงิดในช่วงเวลาทำงานมากน้อยเพียงใด?

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----

ต่ำมาก

สูงมาก

2.12 การวิเคราะห์สถิติ และทฤษฎีการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Testing)

การวิเคราะห์ทางสถิติเข้ามาเกี่ยวข้องกับกระบวนการวิจัยหลายขั้นตอน ตัวอย่างเช่น การคำนวณขนาดตัวอย่าง การสุ่มตัวอย่าง การสร้างเครื่องมือ และหาคุณภาพของเครื่องมือในการเก็บรวบรวมข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อบรรยายลักษณะกลุ่มที่ศึกษา การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อตอบคำถามการวิจัยหรือสรุปผลการศึกษิตตามวัตถุประสงค์ การทดสอบสมมติฐานการวิจัย การนำเสนอและสรุปผลการวิจัย ใช้เป็นเครื่องมือในการตัดสินใจและสรุปผลการวิจัย เพื่อให้เข้าใจสถิติมากยิ่งขึ้น และนำความรู้สถิติไปใช้ในงานวิจัยได้อย่างเหมาะสม ผู้วิจัยควรมีความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับสถิติดังต่อไปนี้

2.12.1 สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics)

เป็นวิธีการทางสถิติเพื่อใช้ในการพรรณนาหรือบรรยายลักษณะของสิ่งที่ศึกษา เพื่อให้เข้าใจถึงลักษณะของข้อมูลที่เกิดขึ้นได้ จะพรรณนาภายในขอบเขตของข้อมูลที่เกิดขึ้นเท่านั้น ไม่สามารถจะคาดคะเนลักษณะต่าง ๆ ออกไปนอกเหนือจากข้อมูลที่มีอยู่ได้ หรือไม่มีการอ้างอิงหรืออนุมานไปถึงกลุ่มอื่น หากผู้วิจัยสามารถศึกษาทุกหน่วยของประชากรได้ ก็จะใช้สรุปหรือบรรยายลักษณะของประชากรที่ศึกษา หากผู้วิจัยไม่สามารถศึกษาสมาชิกทุกหน่วยของประชากรได้ สุ่มสมาชิกเพียงบางส่วนมาศึกษา (ศึกษาจากกลุ่มตัวอย่าง) ก็จะใช้สรุปหรือบรรยายเฉพาะกลุ่มตัวอย่างที่สุ่มมาศึกษาเท่านั้น ประกอบด้วย

2.12.1.1 การแจกแจงความถี่ (Frequency) คือ การนำข้อมูลที่รวบรวมได้ ซึ่งเป็นข้อมูลดิบ (Row data) มาจัดให้เป็นระเบียบ เป็นหมวดหมู่โดยเรียงจากค่ามากไปหาค่าน้อย เป็นการบรรยายข้อมูลตามความถี่เป็นจำนวนและร้อยละ

2.12.1.2 การคำนวณค่าสัดส่วน (Proportion) การเปรียบเทียบจำนวนย่อยกับจำนวนรวมทั้งหมดโดยมากแปลงเป็นภาพร้อยละหรือเปอร์เซ็นต์

2.12.1.3 การวัดแนวโน้มเข้าสู่ส่วนกลาง (Measures of Central Tendency) เป็นการบรรยายด้วยค่ากลางที่เป็นตัวแทนของข้อมูลที่ศึกษา ค่ากลางมีหลายค่าการนำเสนอที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับระดับการวัดและการแจกแจงของข้อมูล ซึ่งเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าเฉลี่ย

2.12.1.4 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation; S.D. หรือ S.) เป็นค่าเฉลี่ยของความแตกต่างของข้อมูลแต่ละตัวกับค่าเฉลี่ย (Mean) หรือ หมายถึง โดยเฉลี่ย ๆ แล้ว ข้อมูลแต่ละตัวมีความแตกต่าง (ห่าง) จากค่าเฉลี่ย มากน้อยเพียงใด ถ้าห่างมากแสดงว่าข้อมูลมีรูปแบบการกระจายมาก ถ้าห่างน้อยแสดงว่าข้อมูลมีรูปแบบการกระจายน้อย

2.12.2 สถิติเชิงอ้างอิงหรือสถิติอนุมาน (Inferential Statistics)

เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการสรุปลักษณะของประชากร จากผลการศึกษาข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง โดยอาศัยทฤษฎีความน่าจะเป็นในการอนุมานลักษณะประชากร โดยศึกษาจากกลุ่มตัวอย่างแต่อ้างอิงหรืออนุมานไปถึงประชากร ประกอบด้วย 2 องค์ประกอบ คือ การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parametric Estimation) เช่น การประมาณค่าแบบบอกช่วง (Interval Estimation) โดยจะเป็นการเก็บตัวอย่างมาหลาย ๆ กลุ่ม ทำการประมาณค่าเฉลี่ยของกลุ่ม ค่าเฉลี่ยของกลุ่มตัวอย่างจะตกอยู่ในช่วงที่เรียกว่า interval ซึ่งสามารถบอกได้ว่าค่าพารามิเตอร์จะตกอยู่ในช่วง interval และการทดสอบสมมติฐาน (Testing Hypothesis)

2.12.3 ทฤษฎีการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis Test)

ในการเก็บรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลโดยที่ไม่มีหลักการทดสอบทางสถิติที่ชัดเจนสำหรับสนับสนุนการสรุปผล จะส่งผลให้การวิเคราะห์ผลจากข้อมูลดังกล่าวทำได้แค่เพียงการประมาณค่าแบบจุด (Point estimation) เท่านั้น ส่วนค่าทางสถิติที่ประมาณได้จะเป็นตัวแปรสุ่มและมีค่าที่ไม่แน่นอนขึ้นอยู่กับกลุ่มตัวอย่างที่สุ่มได้ ดังนั้นการทดสอบสมมติฐานนั้นจึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการสรุปข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับลักษณะทางคุณภาพของระบบ (Quality characteristic) หรือค่าพารามิเตอร์ของประชากรที่สนใจ

การทดสอบสมมติฐาน คือ การทดสอบว่าสมมติฐานหลักที่เราสนใจนั้นมีความจริงหรือไม่ ซึ่งในการทดสอบสมมติฐานนั้น ๆ จะอาศัยกลุ่มตัวอย่างที่สนใจทั้งหมดทำการเก็บสถิติต่าง ๆ ที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อทำการตัดสินใจว่าสมมติฐานหลักที่เราสนใจนั้นมีความจริงหรือไม่ โดยอาศัยข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมข้อมูล ซึ่งผลจากการวิเคราะห์ข้อมูลดังกล่าวจะเป็นตัวทดสอบว่าจะยอมรับสมมติฐานหลักหรือปฏิเสธสมมติฐานหลักหรือไม่การทดสอบ โดยสมมติฐานจะประกอบด้วยสมมติฐานหลัก (Null hypothesis) โดยจะเป็นการตั้งข้อสงสัยเกี่ยวกับลักษณะต่าง ๆ ในกลุ่มประชากรที่ผู้วิจัยต้องการพิสูจน์ว่าเป็นจริงหรือไม่ ซึ่งแทนด้วยสัญลักษณ์ H_0 ลำดับถัดมา คือ สมมติฐานที่ขัดแย้ง (Alternative hypothesis) จะแทนด้วยสัญลักษณ์ H_1 เป็นข้อความที่เกี่ยวข้องกับพารามิเตอร์ที่ผู้วิจัยในการทดลอง โดยทั่วไปแล้ว H_0 และ H_1 จะมีความหมายตรงข้ามกันเสมอเครื่องหมายในสมมติฐานขัดแย้งจะปรากฏใน H_1 เป็นได้เพียง 3 กรณีเท่านั้น คือ $\neq$ เพื่อบอกความแตกต่าง $<$ หรือ $>$ เพื่อบอกว่ามากกว่าหรือน้อยกว่าขึ้นกับคุณภาพที่ผู้วิจัยสนใจ ความผิดพลาดจากการทดสอบสมมติฐานข้างต้นนั้นผู้ทดสอบจะมีโอกาสตัดสินใจอยู่ 2 ลักษณะ คือ ปฏิเสธและยอมรับสมมติฐานหลักซึ่งการตัดสินใจต้องเสี่ยงต่อความคลาดเคลื่อนกับสภาพความจริงซึ่งได้ให้ความหมายของความผิดพลาดจากการตั้งสมมติฐาน ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ประเภทของความผิดพลาดจากการทดสอบสมมติฐาน

ความจริง	การตัดสินใจ		สัญลักษณ์	คำอธิบาย
	การยอมรับ H_0	การปฏิเสธ H_1		
H_0 ถูกต้อง	ตัดสินใจถูกต้อง	ตัดสินใจผิดพลาด (Type I error)	α	ความน่าจะเป็นที่ผู้วิจัยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก H_0 ทั้งที่สมมติฐานหลักเป็นจริง

H_1 ผิด	ตัดสินใจผิดพลาด (Type II error)	ตัดสินใจถูกต้อง	β	ความผิดพลาดเนื่องจากไม่ทำการ ปฏิเสธสมมติฐานหลัก H_0 ทั้งที่ เป็นเท็จ
-----------	------------------------------------	-----------------	---------	--

2.12.3.1 ขั้นตอนการทดสอบสมมติฐาน

การตั้งสมมติฐานที่ต้องการทดสอบเกี่ยวกับกระบวนการหรือประชากรโดยทั่วไปแล้วจะกำหนดสมมติฐานรอง H_1 ขึ้นมาก่อน แล้วจึงกำหนดสมมติฐานหลัก H_0 ซึ่งเป็นส่วนกลับของสมมติฐานรอง

1. กำหนดระดับนัยสำคัญ (Significance level) ที่ใช้ในการทดสอบนั้นโดยส่วนใหญ่จะกำหนด α อยู่ระหว่าง 0.01-0.1
2. ระบุตัวทดสอบทางสถิติ (Test statistic) และจะทำการคำนวณโดยอาศัยข้อมูลตัวอย่างนั้นๆ
3. กำหนดบริเวณพื้นที่วิกฤตหรือพื้นที่ปฏิเสธสมมติฐานหลัก
4. สรุปผลการทดสอบ ซึ่งจะสามารถทำได้ 2 วิธี วิธีแรกจะเป็นการพิจารณาค่าสถิติที่คำนวณได้ว่าอยู่ในบริเวณปฏิเสธสมมติฐานหลักหรือไม่หากค่าที่ได้อยู่ในบริเวณดังกล่าวผู้วิจัยจะปฏิเสธสมมติฐานหลัก วิธีที่สองจะเป็นการพิจารณาค่า P-value เทียบกับพื้นที่บริเวณปฏิเสธสมมติฐานหลัก ผู้วิจัยจะปฏิเสธสมมติฐานหลักก็ต่อเมื่อค่า P-value < α เท่านั้น

2.13 แนวคิดการประเมินระบบด้วยแบบสอบถาม System Usability Scale: SUS

System Usability Scale (SUS) เป็นเครื่องมือที่ถูกพัฒนาโดย John Brooke ในปี ค.ศ. 1986 (Brooke, 1996) เพื่อใช้ในการวัดความสามารถในการใช้งาน (usability) ของผลิตภัณฑ์ต่างๆ โดยเฉพาะซอฟต์แวร์และระบบสารสนเทศ SUS ได้รับการออกแบบมาให้ใช้งานง่าย รวดเร็ว และเหมาะสำหรับการวัดจากมุมมองของผู้ใช้งานจริง โดยสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือแม้ใช้กลุ่มตัวอย่างไม่มากนัก แบบสอบถาม SUS ประกอบด้วยคำถาม 10 ข้อ โดยแต่ละข้อตอบในรูปแบบ Likert scale 5 ระดับ ตั้งแต่ “เห็นด้วยอย่างยิ่ง” ไปจนถึง “ไม่เห็นด้วยอย่างยิ่ง” โดยคำถามจะมีการสลับระหว่างประโยคบวกและลบ เพื่อป้องกันอคติในการตอบ และกระตุ้นให้ผู้ตอบอ่านคำถามอย่างตั้งใจ

การคิดคะแนน SUS นั้นไม่ได้คำนวณจากผลรวมโดยตรง แต่มีขั้นตอนเฉพาะ:

1. คำถามคี่ (1, 3, 5, 7, 9) จะนำคะแนนที่ตอบลบด้วย 1
2. คำถามคู่ (2, 4, 6, 8, 10) จะนำ 5 ลบด้วยคะแนนที่ตอบ

3. จากนั้นนำผลรวมของทั้ง 10 ข้อมาคูณด้วย 2.5 จะได้คะแนน SUS เต็ม 100

การตีความคะแนนค่าคะแนน SUS ที่ได้สามารถนำไปเปรียบเทียบกับเกณฑ์มาตรฐาน (benchmark) เพื่อประเมินระดับความน่าพึงพอใจของระบบ หากคะแนนเฉลี่ยอยู่ที่ 68 (ถือว่าเป็นระดับ “ปานกลาง”) หากคะแนน >80 ถือว่า “ดีมาก” และหากคะแนน <50 ถือว่า “ต่ำ ควรปรับปรุง” นอกจากนี้ยังมีการใช้คะแนน SUS เพื่อจำแนกกลุ่มตามระดับคุณภาพ เช่น A, B, C, D, F ตามรูปแบบเกรด เพื่อช่วยในการแปลความหมายทางธุรกิจหรือการออกแบบประสบการณ์ผู้ใช้

2.14 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ดำเนินการสำรวจและประมวลผลงานวิจัยที่มีความเชื่อมโยง โดยให้ความสำคัญกับการศึกษาแนวทางวิจัยที่มีความสอดคล้องกัน วัตถุประสงค์คือเพื่อสร้างฐานข้อมูลสำหรับการพัฒนาซอฟต์แวร์โดยใช้เทคโนโลยีจับภาพเคลื่อนไหวสามมิติ ซึ่งจะนำไปประยุกต์ใช้ในการคำนวณทางการยศาสตร์ ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์นี้จะเป็นประโยชน์ในการกำหนดสมมติฐานสำหรับงานวิจัย

2.14.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวคิดทฤษฎีการประมวลผลภาพ

ปาณิสรา หาดขุนทด และคณะ, 2023 ทูเรียนได้รับฉายาว่าเป็นราชาผลไม้ โดยทูเรียนที่ได้รับความนิยมสูงสุดคือทูเรียนหมอนทอง ในแต่ละปีสามารถส่งออกจำหน่ายให้กับประเทศไทยเป็นจำนวนมาก อำเภอนครไทย เป็นพื้นที่หนึ่งในจังหวัดพิษณุโลกที่มีการปลูกทูเรียนหมอนทองในพื้นที่ภูเขาสูง เนื่องจากพื้นที่ดังกล่าวมีปริมาณน้ำค่อนข้างจำกัด ในฤดูแล้งจึงส่งผลให้เกิดความสูญเสียกับต้นกล้าทูเรียนในพื้นที่ดังกล่าวเป็นจำนวนมาก ดังนั้นการใช้น้ำอย่างมีประสิทธิภาพจึงมีความจำเป็นอย่างมากในการรักษาต้นกล้าทูเรียนในช่วงฤดูแล้ง ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะพัฒนาระบบอินเทอร์เนตทุกระบบที่ควบคุมด้วยตรรกศาสตร์คลุมเครือสำหรับการปลูกทูเรียน ซึ่งนำเอาฐานข้อมูลของผู้เชี่ยวชาญมาเป็นแนวทางในการให้น้ำ โดยทำการพัฒนาระบบอินเทอร์เนตทุกระบบแล้วนำมาทดลองกับต้นกล้าทูเรียนหมอนทอง 2 กลุ่ม คือ กลุ่มควบคุม จำนวน 3 ต้นที่ใช้ตรรกะแบบ If-Then-Else และกลุ่มทดลอง จำนวน 3 ต้น ที่ควบคุมด้วยตรรกศาสตร์คลุมเครือ เป็นเวลา 3 เดือนในพื้นที่อำเภอนครไทย จังหวัดพิษณุโลก แล้วทำการเปรียบเทียบความเจริญเติบโต และการให้น้ำเฉลี่ย ด้วยสถิติ T-test โดยศึกษา ค่าเฉลี่ยความสูงที่เพิ่มขึ้น (เซนติเมตร), ค่าเฉลี่ยจำนวนกิ่งที่เพิ่มขึ้น, ค่าเฉลี่ยความยาวใบ (เซนติเมตร) และค่าเฉลี่ยความกว้างใบ (เซนติเมตร) กลุ่มทดลองและกลุ่มควบคุมมีค่าความเจริญเติบโตของต้นทูเรียนไม่แตกต่างกัน และค่าเฉลี่ยเวลาให้น้ำ (นาทิตั้ง) และค่าเฉลี่ยปริมาณน้ำ (ลิตร/ครั้ง) กลุ่มทดลองมีค่าเฉลี่ยปริมาณน้ำน้อยกว่ากลุ่มควบคุม ความแตกต่างทางสถิติที่ระดับ 0.05 ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถให้น้ำต้นกล้าทูเรียนโดยที่ความเจริญเติบโตไม่แตกต่างจากระบบอินเทอร์เนตทุกระบบที่ควบคุมด้วยตรรกะ If-Then-Else แต่สามารถให้น้ำได้ปริมาณน้อยกว่า หรือสามารถประหยัดน้ำได้ดีกว่านั่นเอง

ธนโชติ ภาชนะชัย และคณะ, 2022 งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างและทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของเครื่องคัดแยกขยะรีไซเคิลด้วยการประมวลผลภาพ ให้สามารถควบคุมการคัดแยกขยะรีไซเคิล 4 ประเภทได้แก่ กระป๋อง ขวดแก้ว กล่องกระดาษ และขวดพลาสติก พร้อมทำการแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชันไลน์เมื่อถึงขยะใกล้เต็ม ระบบประกอบด้วยกล้อง IMILAB Webcam รับภาพวัตถุแบบเรียลไทม์เชื่อมต่อกับ Raspberry Pi4 Model B เพื่อทำการประมวลผลการจำแนกขยะด้วยโมเดลของ YOLOv5 ที่ผ่านการฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลภาพ 1,321 ภาพ 250 รอบ มีค่า mAP50% 0.995, Recall 0.995, Precision 0.999 และค่า F-measure 0.997 โดยเชื่อมต่อกับ Module L298N ในการควบคุมตำแหน่งการหมุนของสเต็ปมอเตอร์ไปยังถังขยะเอาต์พุตและควบคุมเซอร์โวมอเตอร์ในการเทขยะลงถังขยะแต่ละประเภท ผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานพบว่าสามารถคัดแยกขยะได้ถูกต้องตามประเภทคิดเป็น 98.33% ผลลัพธ์ค่าช่วงความเชื่อมั่น (Confidence interval) อยู่ในช่วง 0.50 - 0.97 ผลทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของฮาร์ดแวร์ในการแยกขยะไปยังถังขยะเอาต์พุตแต่ละประเภทด้วยสเต็ปมอเตอร์และเซอร์โวมอเตอร์ และการแจ้งเตือนเมื่อถึงขยะใกล้เต็มถึงผ่านแอปพลิเคชันไลน์สามารถทำงานได้ถูกต้อง 100%

วรวิทย์ กังหัน และคณะ, 2023 การพัฒนาออกแบบเพื่อสร้างระบบการชั่งน้ำหนักและการวัดขนาดของแตงโมด้วยการประมวลผลภาพดิจิทัล มีจุดมุ่งหมายเพื่อออกแบบระบบการชั่งน้ำหนักและตรวจสอบคุณภาพทางด้านขนาดของแตงโมซึ่งเป็นทรัพย์สินเพื่อนำลักษณะของการตรวจสอบคุณภาพของ 2 องค์ประกอบ เพื่อใช้ในการตัดสินใจซื้อของผู้บริโภค โดยในบางกรณีของคุณภาพแตงโมจะมีคุณภาพของเนื้อแตงโมที่ไม่สมบูรณ์ โดยมนุษย์ไม่สามารถตรวจสอบความไม่สมบูรณ์ของเนื้อแตงโมด้วยตาได้ ซึ่งเครื่องมือที่ภาพอย่างเดียวโดยไม่ใช้เครื่องชั่งน้ำหนัก ในส่วนของขั้นตอนการประมวลผลภาพที่มีการรับภาพสีจากกล้องเว็บแคม ในการบันทึกเปลี่ยนภาพเป็นภาพขาวดำ ทำการนับพื้นที่พิกเซลสีดำซึ่งเป็นสิ่งบ่งบอกขนาดของแตงโมบนภาพ 2 มิติที่มีที่มขนาด 720 x 1,720 พิกเซล การทดสอบความถูกต้องของระบบจะทำการทดลองโดยการนำผลแตงโมจำนวน 30 ผล นำมาผ่านกระบวนการประมาณน้ำหนักด้วยการประมวลผลภาพ โดยน้ำหนักที่ประมาณได้จากการประมวลผลทางภาพจะถูกเปรียบเทียบกับเครื่องชั่งน้ำหนัก เพื่อหาค่าความแม่นยำดังกล่าว ซึ่งวิธีการของงานวิจัยที่พัฒนาขึ้นนี้มีข้อดี คือ สามารถประมาณน้ำหนักของแตงโมพร้อมกับการบอกคุณภาพด้านความหนาแน่นของเนื้อแตงโมว่าอยู่ในค่ามาตรฐานของการซื้อขายหรือไม่

ดัชกร ต้นเจริญ (2011) เทคโนโลยีการสร้างภาพยนตร์ในปัจจุบัน มีการนำเอาเทคโนโลยีในการสร้างตัวละครแอนิเมชันให้มี ความสมจริงยิ่งขึ้นด้วยเทคโนโลยีที่เรียกว่า Motion Capture ซึ่งเป็นการใช้นักแสดงจริงมาใส่ชุด Body Suit ที่มีเซนเซอร์ติดไว้เพื่อตรวจจับการเคลื่อนไหวของนักแสดง ดังจะเห็นได้จากตัวละครในภาพยนตร์ชื่อดัง เช่น The Lord of The Rings หรือ Pirates of the Caribbean เป็นต้น นอกจากนี้เทคโนโลยี Motion Capture ยังถูกนำมาประยุกต์ใช้งานอีก

หลากหลาย ในบทความนี้จะกล่าวถึงเทคนิคในการตรวจจับการเคลื่อนไหว ประเภทหลักของ Motion Capture ที่นำมาใช้อุปกรณ์และขั้นตอนการใช้งาน รวมถึงตัวอย่างภาพยนตร์ที่ใช้เทคโนโลยีนี้ในการสร้าง ตัวละคร นอกจากนี้จะใช้ในการสร้างตัวละครแอนิเมชันสำหรับภาพยนตร์แล้ว ยังมีการประยุกต์ใช้ในการสร้างเกม และการนำมาใช้เพื่อการอนุรักษ์ศิลปวัฒนธรรมประจำชาติ ซึ่งได้ยกตัวอย่างของการนำมาประยุกต์ใช้เพื่อการอนุรักษ์ศิลปปะดาบไทย หรือกระบี่กระบอง ซึ่งเป็นเอกลักษณ์ประจำชาติ ของไทยอีกด้วย

2.14.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวทางการสร้างแบบจำลองการตรวจจับ

ขอบภพ ชาเสน, ฐิติ เดช สมศรี, เปรม อิงคเวชชากุล, 2024 งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับการสวมหมวกนิรภัยโดยใช้เทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN) โดยใช้ Teachable Machine ซึ่งเป็นเครื่องมือ No-Code ที่ช่วยให้นักพัฒนาและผู้ที่ไม่มีความรู้พื้นฐานด้านการเขียนโค้ดสามารถสร้างและฝึกสอนแบบจำลอง AI ได้ง่ายขึ้น วิธีการดำเนินงานประกอบด้วยการรวบรวมรูปภาพของผู้ขับขี่รถจักรยานยนต์ที่สวมหมวกนิรภัยและไม่สวมหมวกนิรภัยจำนวน 220 รูป จากนั้นใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ ในการฝึกสอนแบบจำลองผ่าน Teachable Machine ผลการทดลองพบว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกผู้ขับขี่ที่สวมหมวกนิรภัยและไม่สวมหมวกนิรภัยได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่า Accuracy 95%, Precision 96%, Recall 94% และ F1-score 95% ผลลัพธ์นี้ชี้ให้เห็นว่าการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้เชิงลึกสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับการสวมหมวกนิรภัย และช่วยลดอุบัติเหตุบนท้องถนนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อุเทน ว่องไว, 2522 การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และ 2) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบจดจำภาพสำหรับตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน การวิจัยครั้งนี้ประกอบด้วยสองวิธีหลัก วิธีที่หนึ่งขยายความสามารถอัลกอริทึม จากหลักการของการจดจำรูปภาพตามวิธีการเรียนรู้การถ่ายโอนจากความรู้เกี่ยวกับแบบจำลองการถ่ายโอน นำข้อมูลจากแหล่งข้อมูลไปที่แบบจำลองเป้าหมายวิธีนี้ทำการฝึกฝนข้อมูลบนชุดข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อตรวจจับชิ้นส่วนอะไหล่ โดยการฝึกฝนจากภาพชิ้นส่วนอะไหล่จำนวน 500 – 1,200 ภาพ และวิธีที่สองดำเนินการโดยการสร้างและการทดสอบแบบจำลอง ซึ่งแบ่งกลุ่มอะไหล่ออกเป็น 5 หมวดหมู่ 1) อะไหล่ขนาดเล็ก 2) อะไหล่พลาสติก 3) อะไหล่โลหะ 4) อะไหล่แผ่นโลหะ และ 5) อะไหล่แท่งเฟอร์ไรต์ การดำเนินการนี้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมตามวิธีการเรียนรู้การถ่ายโอนเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบตรวจจับภาพอะไหล่ และแสดงคำอธิบายชิ้นส่วนอะไหล่แบบเรียลไทม์

ผลการวิจัยนี้มีค่าความแม่นยำร้อยละ 87.44 ค่าเรียกคืนร้อยละ 86.76 ค่าความถูกต้องร้อยละ 86.76 และการวัดประสิทธิภาพโดยรวมร้อยละ 86.64 ตามลำดับ

สุขสันต์ พรหมบุญเรือง, ธรรมรัตน์ บุญรอด, สุทธิพงษ์ พลทอง และ ธนา โชติประเดิม, 2023 การตรวจจับการสวมหน้ากากอนามัยโดยเทคนิคการส่งถ่ายความรู้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างโมเดลการตรวจจับการสวมหน้ากากอนามัยโดยเทคนิคการส่งถ่ายความรู้ และเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลการส่งถ่ายความรู้ เครื่องมือที่ใช้ภาษาไพทอนร่วมกับไลบรารี Keras สำหรับสร้างแบบจำลองโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก และไลบรารี Open CV สำหรับการประมวลผลภาพ กลุ่มตัวอย่างข้อมูลใบหน้าสวมใส่หน้ากากและไม่สวมใส่หน้ากากอนามัยใช้ได้จากเว็บไซต์ Kaggle โดยแต่ละภาพมีขนาด 150 x 150 พิกเซล จำนวน 3,833,833 ภาพ แบ่งเป็นภาพใบหน้าสวมใส่หน้ากาก จำนวน 1,91,915 ภาพ และ ภาพใบหน้าไม่สวมใส่หน้ากาก จำนวน 1,918 ภาพ วิธีการดำเนินการแบ่งออก 3 ขั้นตอน ได้แก่ การเตรียมข้อมูลการสร้างแบบจำลอง การวัดประสิทธิภาพโดยใช้ค่าความถูกต้อง (accuracy) และค่าความผิดพลาด (loss) โดยการเปรียบเทียบโมเดลแบบจำลอง 3 แบบ ได้แก่ VGG16 Inceptionresnetv2 และ ResNet152V2 จากการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลแบบจำลอง ResNet152V2 มีค่าความถูกต้องมากที่สุด 98% และค่า Loss 0.08%

2.14.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับทฤษฎีการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing)

Mell, P., & Grance, T. 2011 การยอมรับเทคโนโลยีคลาวด์อย่างรวดเร็วในภาคอุตสาหกรรม อธิบายถึงความต้องการที่เพิ่มขึ้นในการอนุรักษ์พลังงาน และการนำวิธีการจัดการตารางงานที่คำนึงถึงพลังงาน (energy-aware scheduling) มาใช้กับระบบคลาวด์ โดยการใช้พลังงานเป็นประเด็นสำคัญอันดับต้น ๆ ของระบบคลาวด์ เนื่องจากการใช้งานพื้นที่จัดเก็บข้อมูลแบบคลาวด์โดยบุคคลหรือองค์กรเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว การพัฒนาสถาปัตยกรรมหน่วยประมวลผลที่มีการจัดการพลังงานอย่างมีประสิทธิภาพจึงได้รับความสนใจอย่างมาก อย่างไรก็ตาม กลไกการจัดการพลังงานแบบเดิมยังไม่คำนึงถึงนโยบายการจัดการตารางงาน (task scheduling) ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอกรอบแนวคิดใหม่ในการจัดการพลังงานที่คำนึงถึงการใช้พลังงานเป็นหลัก ระบบที่เสนอนำไปสู่การพัฒนา ตัวควบคุมหน่วยประมวลผลที่ตระหนักรู้ด้านพลังงานแบบรวม (Inclusive Power-Cognizant Processor Controller: IPCPC) เพื่อให้สามารถใช้พลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น ในการประเมินประสิทธิภาพของวิธีที่เสนอ ได้มีการทดลองจำลองสถานการณ์โดยใช้ชุดข้อมูลของงานสุ่ม (random tasks) และข้อมูลจาก Google Trace Logs เพื่อแสดงให้เห็นถึงความเหนือชั้นของระบบ IPCPC โดยผลการทดลองจากข้อมูลจริงของ Google Trace Logs แสดงให้เห็นว่า กรอบแนวคิดที่เสนอช่วยลดการใช้พลังงานโดยรวมลงเหลือน้อยกว่า 9% ต่อหนึ่งงานในแต่ละเซิร์ฟเวอร์ ซึ่งพิสูจน์ถึงการประหยัดพลังงานได้อย่างแท้จริง

Zhang, Q., Cheng, L., & Boutaba, R. (2010). คลาวด์คอมพิวติ้งได้กลายเป็นแนวทางใหม่สำหรับการโฮสต์และให้บริการผ่านอินเทอร์เน็ต ซึ่งได้รับความสนใจจากเจ้าของธุรกิจอย่างมาก เนื่องจากช่วยลดภาระการวางแผนจัดสรรทรัพยากรล่วงหน้า และเปิดโอกาสให้ธุรกิจเริ่มต้นจากขนาดเล็กและขยายตามความต้องการได้ อย่างไรก็ตาม แม้ว่าคลาวด์คอมพิวติ้งจะมอบโอกาสอันมหาศาลให้แก่อุตสาหกรรม IT แต่เทคโนโลยีนี้ยังอยู่ในช่วงเริ่มต้น และยังมีประเด็นปัญหาหลายด้านที่ต้องจัดการ ในบทความนี้ ผู้เขียนได้สำรวจสถานะของเทคโนโลยีคลาวด์คอมพิวติ้ง โดยเน้นที่แนวคิดหลัก การสถาปัตยกรรม การใช้งานล่าสุด และความท้าทายทางด้านวิจัย จุดมุ่งหมายคือเพื่อให้เกิดความเข้าใจที่ดีขึ้นเกี่ยวกับอุปสรรคในการออกแบบระบบคลาวด์ และระบุแนวทางวิจัยที่สำคัญในด้านที่มีความสำคัญเพิ่มมากขึ้น

Bhardwaj, S., Jain, L., & Jain, S. (2010). การประมวลผลแบบคลาวด์: การศึกษาเกี่ยวกับโครงสร้างพื้นฐานในรูปแบบบริการ (Infrastructure as a Service: IaaS) ปัจจุบัน การประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing) ได้กลายเป็นองค์ประกอบสำคัญในการสนับสนุน การศึกษาออนไลน์ ความเติบโตและความสนใจในหลักสูตรออนไลน์แบบเปิดขนาดใหญ่ (MOOCs) ที่โฮสต์อยู่บนคลาวด์ รวมถึงจำนวนนักเรียนจำนวนมากที่ใช้อุปกรณ์ของตนเอง (BYOD) ได้สร้างสถานการณ์ที่เอื้ออำนวยต่อรูปแบบใหม่ของการร่วมมือและการมีปฏิสัมพันธ์ในการเรียนออนไลน์ ในบทความนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอผลลัพธ์จากการทำงานร่วมกันผ่านระบบคลาวด์ โดยใช้บริการ Google Apps และ MOOCs ในการจัดทำรายงานปฏิบัติการวิชาเคมี และจากประสบการณ์ดังกล่าว ได้มีการเสนอแนวคิดสถาปัตยกรรมสำหรับแพลตฟอร์มการเรียนรู้อิเล็กทรอนิกส์ (e-learning) และกลไกสำหรับการทำงานร่วมกันบนคลาวด์ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับห้องปฏิบัติการได้

Lawton, G. (2008). การพัฒนาซอฟต์แวร์ออนไลน์ด้วยเทคโนโลยีแพลตฟอร์มในรูปแบบบริการ (Platform as a Service: PaaS) ผู้ให้บริการเริ่มนำเสนอระบบ Platform as a Service (PaaS) ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มสำหรับการพัฒนาแอปพลิเคชันที่โฮสต์และใช้งานผ่านเว็บ โดยระบบ PaaS นั้นจะเป็นสภาพแวดล้อมออนไลน์แบบครบวงจร หรือบางกรณีก็เป็นบางส่วน สำหรับการพัฒนาโปรแกรมซอฟต์แวร์ได้อย่างเต็มรูปแบบผ่านอินเทอร์เน็ต

Benlian, A., Hess, T., & Buxmann, P. (2009). ตัวผลักดันการยอมรับระบบ SaaS – การศึกษาเชิงประจักษ์เกี่ยวกับประเภทแอปพลิเคชันที่แตกต่างกัน ซอฟต์แวร์ในรูปแบบบริการ (Software-as-a-Service: SaaS) ได้รับการยกย่องจากผู้ให้บริการด้าน IT ว่าเป็นทางเลือกที่จริงจังแทนการใช้ซอฟต์แวร์แบบติดตั้งภายในองค์กร (on-premises software) อย่างไรก็ตาม การยอมรับ SaaS จากบริษัทที่ใช้ซอฟต์แวร์ยังมีความไม่สม่ำเสมอในแต่ละประเภทของแอปพลิเคชัน แม้ว่าผู้ให้บริการบางราย (เช่น Salesforce.com สำหรับระบบบริหารลูกค้าสัมพันธ์ CRM) จะประสบความสำเร็จในการสร้างรูปแบบธุรกิจที่ยั่งยืน แต่ผู้ให้บริการรายอื่น (เช่น SAP กับระบบ Business

ByDesign สำหรับ ERP) ยังคงประสบปัญหาในการเจาะตลาดและขยายฐานผู้ใช้ เพื่อให้เข้าใจถึงความแตกต่างนี้อย่างลึกซึ้งยิ่งขึ้น เราได้ทำการศึกษาปัจจัยหลักที่ผลักดันและยับยั้งการยอมรับ SaaS สำหรับแอปพลิเคชันประเภทต่างๆ ผลการวิเคราะห์ของเราชี้ให้เห็นว่า อิทธิพลทางสังคม, ทัศนคติที่มีต่อการใช้ SaaS ล่วงหน้า, ความไม่แน่นอนในการนำมาใช้, และ คุณค่าทางกลยุทธ์ เป็นปัจจัยผลักดันที่มีความสม่ำเสมอมากที่สุดในการตัดสินใจ นอกจากนี้ การศึกษายังพบว่า ขนาดของบริษัทไม่ส่งผลต่อการยอมรับ SaaS แต่อย่างใด

2.14.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA TASK LOAD INDEX (NASA-TLX)

พัลพศ สุวรรณวาทีน, 2559 การวิจัยครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ภาระงานและความเหนื่อยหน่ายในการทำงานของพนักงานต้อนรับบนเครื่องบิน โดยมีการสื่อสารภายในองค์กรและความเครียดในการทำงานเป็นตัวแปรกำกับ กลุ่มตัวอย่างในงานวิจัยครั้งนี้ คือ พนักงานต้อนรับบนเครื่องบิน จำนวน 200 คน ซึ่งเก็บรวบรวมข้อมูลโดยใช้แบบสอบถาม ประกอบไปด้วยแบบสอบถามปัจจัยส่วนบุคคล แบบสอบถามการรับรู้ภาระงานมีความเชื่อมั่นเท่ากับ .82 แบบสอบถามความเหนื่อยหน่ายในการทำงานมีความเชื่อมั่นเท่ากับ .80 แบบสอบถามการสื่อสารภายในองค์กรมีความเชื่อมั่นเท่ากับ .94 และแบบสอบถามความเครียดในการทำงาน มีความเชื่อมั่นเท่ากับ .92 วิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Pearson's Product Moment Correlation Coefficient) และการวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณแบบเชิงชั้น (Hierarchical Multiple Regression Model) ซึ่งผลการวิจัยพบว่า การรับรู้ภาระงานมีความสัมพันธ์ทางลบกับความเหนื่อยหน่ายในการทำงาน อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($r = -.274$, $p < .01$) และการสื่อสารภายในองค์กรไม่ได้กำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ภาระงานและความเหนื่อยหน่ายในการทำงาน ในขณะที่ความเครียดในการทำงานเป็นตัวแปรกำกับความสัมพันธ์ระหว่างการรับรู้ภาระงานกับความเหนื่อยหน่ายในการทำงาน และมีค่าความผันแปรร่วม ($R^2 = .425$)

2.15 ตารางงานวิจัยที่เกี่ยวข้องประยุกต์ใช้กับงานวิจัย

ตารางที่ 9 ตารางงานวิจัยที่เกี่ยวข้องประยุกต์ใช้กับงานวิจัย

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
แนวคิดทฤษฎีการประมวลผลภาพ	ปาณิสรา หาดขุนทด และคณะ	การพัฒนาระบบอินเทอร์เน็ตทุกสรรพสิ่งที่ควบคุมด้วยตรรกศาสตร์คลุมเครือ	ระบบอินเทอร์เน็ตทุกสรรพสิ่งที่ควบคุมด้วยตรรกศาสตร์คลุมเครือ

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
		สำหรับการปลูกทุเรียน	
	ธนโชติ ภาชนะนัย และคณะ	เครื่องคัดแยกขยะรีไซเคิลด้วยการประมวลผลภาพ	การประมวลผลการจำแนกขยะด้วยโมเดลของ YOLOv5 ที่ผ่านการฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลภาพ 1,321 ภาพ 250 รอบ
	วรวิทย์ กังหัน และคณะ	การหาน้ำหนักของแตงโมโดยใช้การประมาณพื้นที่วงรีด้วยการประมวลผลภาพ	การประมวลผลของรูปภาพที่เปรียบเทียบกับ การชั่งน้ำหนักจริง เพื่อหาความแม่นยำ
		วร วิทย์ กังหัน, อี ศก ฤดา โลหะ พรหม, ชลธิศ ปิติ ภูมิ สุขสันต์, พศิน มัชฌิมา, บัณฑิต อินทรีย์ มี ศักดิ์, สุนทร วีระ เดช ลิ กุล, & พงศกร อุ่นสุพรรณ	การประมวลผลภาพเทียบเคียงกับขนาดวงรีของแตงโมจริง
แนวคิดระนาบในสามมิติ (3D Plane)	Anton, H. Stewart, J.	<i>Calculus: A new horizon</i> (10th ed.). John Wiley & Sons.	ใช้เป็นทฤษฎีบทในการศึกษางานวิจัยในเรื่องของระนาบในสามมิติ และเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ
แนวคิดเวกเตอร์ในระนาบสามมิติ	Lay, D. C.	<i>Calculus: Early transcendentals</i> (8th ed.). Cengage Learning. <i>Linear algebra and its applications</i> (4th ed.). Pearson.	
แนวคิดการสร้าง	ขอบภพ ชาเสน, จูติ	การพัฒนาระบบ	เรียนรู้และศึกษาการ

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
แบบจำลองการตรวจจับ	เดช สมศรี, เปรม อิงคเวชชากุล	ตรวจจับการสวมหมวกนิรภัยโดยใช้เทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ	ทำงานของการเรียนรู้เชิงลึก และโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้เทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Networks: CNN)
	อุเทน ว่องไว	การพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับขยะโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน	ระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับ
	Nielsen	Neural networks and deep learning	ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีบทที่เกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกและระบบโครงข่ายประสาทเทียม
	Promboonruang, Boonrod, Phonthong & Chotpraderm	การตรวจจับการสวมหน้ากากอนามัยโดยเทคนิคการส่งถ่ายความรู้ Face Mask Detection using Transfer Learning Technique	การใช้เทคนิคการเรียนรู้การถ่ายโอนมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับการตรวจจับหน้ากาก โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้การถ่ายโอน

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
			และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง
แนวคิดชุดจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture)	Zhang, Y., Lee, J., & Kim, J.	A Survey of Motion Capture Techniques and Applications. <i>Sensors</i>	ศึกษาและเรียนรู้การใช้ชุดจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture) และกระบวนการและวิธีในการทดลองปฏิบัติ
	Buehler, M., Ijspeert, A. J., & Koditschek, D. E.	Optical Tracking Systems in Motion Analysis and Motion Capture. <i>Journal of Robotics Research</i>	
	Monnier, T., & Coste-Maniere, E.	A Review on Optical Tracking Technologies for Interactive Systems. <i>Sensors</i>	
	Davis, B., & Adams, J.	Recent Advances in Optical Motion Capture for Interactive Media Applications. <i>Journal of Visual Computing</i>	
ทฤษฎีการประมวลผลแบบคลาวด์ (Cloud Computing)	Mell, P. and Grance, T.	The NIST Definition of Cloud Computing. National Institute of Standards and	การใช้พลังงานเป็นหนึ่งในปัญหาสำคัญในระบบคลาวด์ เนื่องจากการใช้ที่เก็บข้อมูลบนคลาวด์โดย

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
		Technology Special Publication	บุคคลหรือองค์กรเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว
	Dillon, T., Wu, C. and Chang, E.	Cloud Computing: Issues and Challenges. Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)	ศึกษาและเรียนรู้การให้บริการบนคลาวด์แบบ IaaS จากงานวิจัยดังกล่าว
	G. Lawton	Developing Software Online With Platform-as-a-Service Technology," in Computer	ศึกษาและเรียนรู้การให้บริการบนคลาวด์แบบ PaaS จากงานวิจัยดังกล่าว
	Benlian, A., Koufaris, M., & Hess, T.	Service quality in software-as-a-service: Developing the SaaS-Qual measure and examining its role in usage continuance	ศึกษาและเรียนรู้การให้บริการบนคลาวด์แบบ SaaS จากงานวิจัยดังกล่าว
แนวคิดทฤษฎีภาษาคอมพิวเตอร์	Sebesta, R. W.	Concepts of programming	ศึกษาทฤษฎีบทภาษาทางคณิตศาสตร์

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
(Programming Languages)	Lutz, M.	languages Learning python: Powerful object-oriented programming	คอมพิวเตอร์ และการทำงานของภาษาคอมพิวเตอร์
แนวคิดทฤษฎีเรื่องการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)	Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M.	<i>Pattern recognition and machine learning</i>	ศึกษากระบวนการและวิธีการใช้งาน Machine Learning
แนวคิดการยศาสตร์ (Ergonomics)	กิตติ อินทรานนท์	การยศาสตร์, สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย	ศึกษาทฤษฎีบทการยศาสตร์การปรับปรุงงานที่สามารถเพิ่มผลผลิต และเพิ่มประสิทธิภาพให้กับองค์กร และศึกษาแนวคิดวิธี เครื่องมือต่างๆที่มีในการยศาสตร์
แนวคิดการประเมินงานยกของด้วยมือ โดยสมการ NIOSH 1991	ประจวบ กล่อมจิตร	การประเมินและปรับปรุงงานในสถานประกอบการโดยหลักการยศาสตร์, โรงพิมพ์ มหาวิทยาลัยศิลปากร	ศึกษาการประเมินงานยกของด้วยมือในโรงงานอุตสาหกรรม โดยสมการ NIOSH 1991
แนวคิดการประเมินท่าทางโดยวิธีการ RULA (Rapid Upper Limb Assessment)	ประจวบ กล่อมจิตร	การประเมินและปรับปรุงงานในสถานประกอบการโดยหลักการยศาสตร์, โรงพิมพ์ มหาวิทยาลัย	ศึกษาการประเมินท่าทางโดยวิธีการ RULA (Rapid Upper Limb Assessment)

แนวคิด	งานวิจัย	ชื่องานวิจัย	เนื้อหาที่นำมาประยุกต์ใช้
		ศิลปากร	
	นริศ เจริญพร	เอกสารประกอบการสอนวิชาการยศาสตร์	
	McAtamney & Corlett	Rula: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders, Applied Ergonomics	
แนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวกับแบบประเมินภาระงาน NASA TASK LOAD INDEX (NASA-TLX)	พัลพงศ์ สุวรรณวาทีน	การรับรู้ภาระงานและความเหนื่อยหน่ายในการทำงานของพนักงานต้อนรับบนเครื่องบิน	ศึกษาแนวทางการประเมินภาระงาน NASA TASK LOAD INDEX (NASA-TLX)

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน

การวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับวิเคราะห์การยกและการเคลื่อนย้ายสิ่งของในรูปแบบ 3 มิติ ซึ่งผู้ปฏิบัติงานต้องใช้แรงกายในการปฏิบัติงาน โดยโปรแกรมนี้ใช้การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อประมวลผลข้อมูลภาพและวิดีโอ 3 มิติ และตรวจสอบพิกัดร่วมของ

ร่างกายเมื่อเคลื่อนไหว ทำให้สามารถวิเคราะห์ท่าทางต่างๆ ในการทำงานได้อย่างแม่นยำ ผู้วิจัยจะโปรแกรมโมชันแคปเจอร์ (Motion Capture) มาใช้ในการเก็บพิกัดร่างกายเพื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น โดยการเปรียบเทียบนี้จะช่วยให้เข้าใจถึงความแม่นยำของโปรแกรมในการวิเคราะห์ท่าทาง องค์ประกอบหลักที่ศึกษาได้แก่ การวิเคราะห์ความปลอดภัย การรับน้ำหนักของกล้ามเนื้อในแต่ละส่วน การตรวจสอบความเสี่ยงที่อาจเกิดจากการทำงานในท่าทางที่ไม่ถูกต้อง และการเคลื่อนไหวที่อาจก่อให้เกิดความเครียดต่อร่างกายในระยะยาว นอกจากนี้ผู้วิจัยจะทำการประเมินความสัมพันธ์ระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับสภาพการทำงาน เพื่อให้สามารถนำไปปรับใช้ในการออกแบบงานที่มีความเหมาะสมกับหลักการยศาสตร์ ส่งเสริมให้เกิดความปลอดภัยและลดความเสี่ยงในการปฏิบัติงาน ดังนี้

- 3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง
- 3.2 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย
- 3.3 ศึกษาเบื้องต้นเกี่ยวกับเครื่องมือและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย
- 3.4 ระเบียบวิธีที่ใช้ในการดำเนินการวิจัย
- 3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล
- 3.6 การวิเคราะห์ข้อมูล
- 3.7 สรุปผลการดำเนินงาน
- 3.8 จัดทำรูปเล่มสรุปผลการศึกษา

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

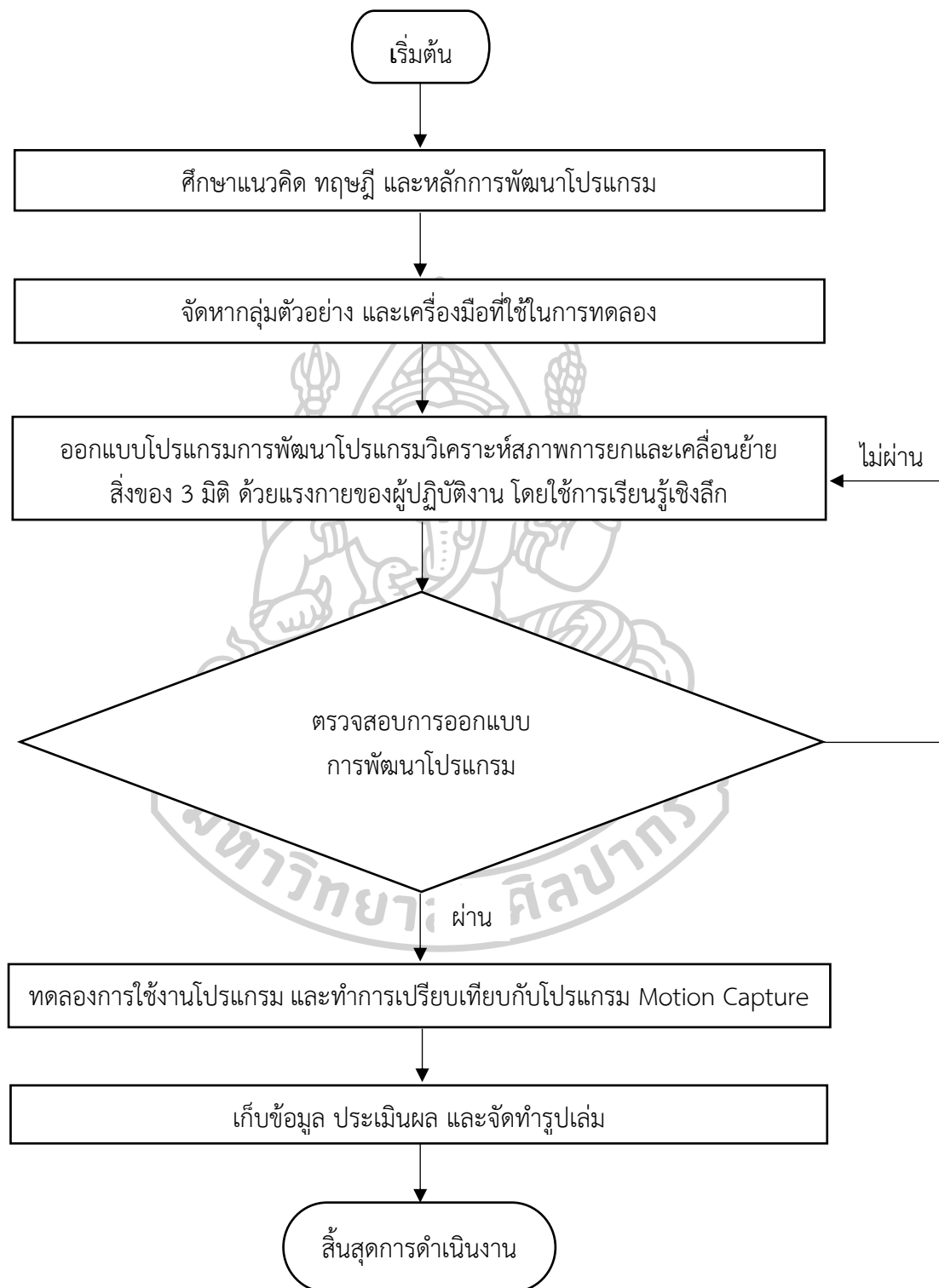
3.1.1 ประชากรที่ใช้ในการวิจัย

ประชากรที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่ นักศึกษาภาควิชาอุตสาหกรรมและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร วิทยาเขตพระราชวังสนามจันทร์

3.1.2 กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย

กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ สุ่มโดยไม่อาศัยความน่าจะเป็น เป็นการศึกษาจากกลุ่มที่เฉพาะเจาะจง โดยใช้วิธีการคัดเลือกแบบอาสาสมัครจำนวน 30 คน

3.2 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย



รูปภาพที่ 24 ขั้นตอนการดำเนินงาน

3.3 ศึกษาเบื้องต้นเกี่ยวกับเครื่องมือและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

1. ศึกษาหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการเขียนโปรแกรมบนคลาวด์โดยใช้ Google Colab สร้างโปรแกรม รวมถึงเทคนิคต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ในการออกแบบและพัฒนาโปรแกรม
2. ศึกษาเครื่องมือและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณทางการยศาสตร์ ในด้านการยกย้ายสิ่งของ ของผู้ปฏิบัติงาน เพื่อเป็นแนวทางในการนำทฤษฎีและความรู้ที่เกี่ยวข้องมาประยุกต์ใช้ในการออกแบบและพัฒนาโปรแกรม
3. ศึกษาการทำงาน วัสดุ เครื่องมือ และอุปกรณ์ของโปรแกรม Motion Capture ที่จะนำมาเปรียบเทียบกับโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้น (ภาคผนวก ก)

3.4 ระเบียบวิธีที่ใช้ในการดำเนินการวิจัย

การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก มีระเบียบวิธีที่ใช้ในการวิจัยดังนี้

3.4.1 ออกแบบและพัฒนาโปรแกรมบนคลาวด์

ทำการวางแผนและกำหนดรูปแบบของโปรแกรมที่จะใช้ในการวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ การคำนวณทางการยศาสตร์ โดยแนวทางในการออกแบบของโปรแกรมบนคลาวด์มีดังนี้

3.4.1.1 โปรแกรมที่ได้พัฒนาก่อให้เกิดความง่ายในการใช้งาน

3.4.1.2 การวิเคราะห์และแสดงผลผ่านโปรแกรมจะต้องมีความถูกต้องสมบูรณ์ และหากเกิดความผิดพลาด ต้องไม่เกิน 10% โดยเปรียบเทียบจากโปรแกรมโมชันแคปเจอร์

3.4.2 สอบทานการออกแบบโปรแกรม

ทำการประเมินการทำงานของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นว่ามีความถูกต้องของการแสดงผล และตรวจสอบข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้น เปรียบเทียบการประมวลผลที่ได้จากการเปรียบเทียบกับโปรแกรมโมชันแคปเจอร์ กับโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้น เพื่อให้ได้ผลการประเมินที่มีความถูกต้อง พร้อมต่อยอดการนำโปรแกรมไปทดลองใช้งานจริง

3.4.3 วิธีดำเนินการทดลอง

ในขั้นตอนนี้จะอธิบายถึงวิธีดำเนินงาน โดยการทดลองนี้แบ่งการทดลองเป็น 2 ระยะ คือ

- 1) ก่อนการทดลอง
- 2) วิธีการดำเนินการทดลอง

3.4.3.1 ก่อนการทดลอง

1. ผู้วิจัยสุ่มกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นการศึกษาจากกลุ่มที่เฉพาะเจาะจง โดยใช้วิธีการคัดเลือกแบบอาสาสมัคร
2. ผู้วิจัยนัดหมายกลุ่มตัวอย่าง เพื่อชี้แจงวัตถุประสงค์และขั้นตอนการดำเนินการวิจัย
3. กำหนดตารางกิจกรรม เพื่อดำเนินการทดสอบที่ห้องปฏิบัติการ การยศาสตร์ ท.511 ภาควิชาอุตสาหกรรมและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร

3.4.3.2 วิธีการดำเนินการทดลอง

1. อธิบายรายละเอียดของกระบวนการทดลอง ระยะเวลาในการทดลอง อุปกรณ์เครื่องมือที่เกี่ยวข้องกับการทดลองกับกลุ่มตัวอย่าง และให้กลุ่มตัวอย่างทำความเข้าใจ เพื่อลดความวิตกกังวลระหว่างทำการทดลอง
2. ให้ผู้ทดลองทำการฝึกใช้งานโปรแกรม บนคอมพิวเตอร์ก่อนเริ่มทำการทดลอง เพื่อให้คุ้นชิน
3. อธิบายการทดลองที่จะให้ผู้ทดลองลงมือปฏิบัติโดยแบ่งเป็น 2 การทดลอง คือ โปรแกรมโมชันแคปเจอร์ และโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้น
4. ผู้ทดลองทำแบบประเมินจากทางผู้วิจัยที่ได้จัดเตรียมให้หลังจากทำการทดลองสำเร็จ โดยผู้ทดลองจะทำการทดลองเพียงครั้งเดียว

3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล

การวิจัยในครั้งนี้มีการเก็บรวบรวมข้อมูล ดังนี้

- 1) เก็บข้อมูลจากแบบประเมิน NASA-TLX ให้คะแนนตามระดับความรู้สึกทั้ง 6 มิติ ได้แก่ การใช้ความคิด การใช้ร่างกาย การใช้เวลา ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ ความพยายามที่ใช้ และความรู้สึกคับข้องใจ โดยให้คะแนนตั้งแต่ 0-20 คะแนน และกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักตั้งแต่ 0-5 โดยเริ่มจากด้านที่คะแนนมากที่สุดให้เป็น 5 เรียงลงมาเรื่อย ๆ จนคะแนนต่ำสุดให้เป็น 0
- 2) เก็บข้อมูลจากการประเมินข้อมูลเกี่ยวกับประสบการณ์ผู้ใช้ (UX) และการออกแบบส่วนต่อประสานผู้ใช้ (UI) ที่รวมกับการประเมิน System Usability Scale (SUS) ความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม จำนวน 10 ข้อ โดยให้คะแนน 0-5 คะแนน เพื่อปรับปรุงประสบการณ์และการออกแบบให้ดียิ่งขึ้น
- 3) เก็บข้อมูลการประเมินตามหลักการทางกายศาสตร์

- 4) จากการบันทึกข้อมูลของการแสดงผลของโปรแกรม ในเรื่องของเวลาเพื่อนำไปทดสอบระยะเวลาที่ใช้ว่าลดลงหรือเพิ่มขึ้นอย่างไร อีกทั้งความแม่นยำและการวัดในมิติหรือพิกัดต่างๆที่ได้จากการทำวิจัย โดยมีการคำนวณดังนี้

4.1 ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

โดยที่ y_i = ค่าจริง (actual value)
 $\hat{y}_i$ = ค่าที่พยากรณ์ (predicted value)
 n = จำนวนข้อมูล

4.2 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

โดยที่ y_i = ค่าจริง (actual value)
 $\hat{y}_i$ = ค่าที่พยากรณ์ (predicted value)
 n = จำนวนข้อมูล

RMSE ให้ค่าน้ำหนักกับความผิดพลาดที่มากเกินไป (penalizes large errors)

4.3 Euclidean Error (X, Y, Z)

$$Euclidean\ Error = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2 + (z - \hat{z})^2}$$

โดยที่ (x, y, z) = พิกัดค่าจริง (ground truth)
 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ = พิกัดที่ทำนาย (predicted)

3.6 การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยนี้เป็นการศึกษาทั้งด้านการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก โดยการทดลอง 2 การทดลอง คือ การใช้โปรแกรมโมชันแคปเจอร์ และการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมา โดยวิเคราะห์ข้อมูลดังต่อไปนี้ วิเคราะห์ข้อมูลของนักศึกษาปริญญาตรีกลุ่มทดลองมีความวิตกกังวลภาวะทางจิตใจหลังทำการทดลอง ร่วมกับการวิเคราะห์ข้อมูลผลคะแนนรวมสุทธิ NASA-TLX ที่ผ่านการถ่วงน้ำหนัก ทำการทดสอบสถิติโดยการทดสอบค่าทีแบบ Independent t-test โดยกำหนดค่านัยสำคัญที่ระดับ .05 วิเคราะห์ข้อมูลของนักศึกษาปริญญาตรีกลุ่มทดลองของความแม่นยำของโปรแกรม จะต้องถูกต้องอย่างสมบูรณ์ หากเกิดความผิดพลาดต้องผิดพลาดไม่เกิน 10% จากโปรแกรมที่มีอยู่ อีกทั้งยังทำการวิเคราะห์ด้านเวลาการทำการทดลอง และการบันทึกผลในส่วนอื่นๆ

3.7 สรุปผลการดำเนินงาน

เมื่อทำการสร้างโปรแกรมและทดสอบโปรแกรมเป็นที่เรียบร้อยแล้ว ผลการทดสอบโปรแกรม รวมถึงผลที่ประเมินออกมามีประสิทธิภาพที่ยอมรับได้ จึงทำการรวบรวมข้อมูลต่างๆ เพื่อที่จะนำมาทำรายงานสรุปผลการศึกษา

3.8 จัดทำรายงานสรุปผลการศึกษา

จัดทำรูปแบบวิทยานิพนธ์ที่ได้ดำเนินการพัฒนาโปรแกรมตามแผนงานที่ได้กำหนดไว้พร้อมทั้งให้ข้อเสนอแนะต่างๆตลอดจนปัญหาในการทำงานเพื่อที่จะเป็นประโยชน์ต่อทางผู้ที่สนใจและเป็นข้อมูลในการทำวิจัยครั้งต่อไป

บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของแบบ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยอาศัยเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและน่าเชื่อถือ การสร้างโมเดลการคำนวณทางกายศาสตร์และการใช้งานโปรแกรม การประเมินประสิทธิภาพของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นโดยเปรียบเทียบกับโปรแกรมที่มีอยู่ในปัจจุบัน รวมไปถึงการวิเคราะห์ผลความสัมพันธ์การทำงานทางด้านจิตใจ ตลอดจนการศึกษาความเป็นไปได้ในการนำโปรแกรกดังกล่าวไปประยุกต์ใช้ในงานด้านการยกศาสตร์ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลจากการทดลองมาทำการวิเคราะห์ และจัดลำดับการนำเสนอผลการวิเคราะห์ออกเป็น 5 ส่วน ได้แก่

- 4.1 การวิเคราะห์แบบประเมินภาระงานทางจิตใจ NASA TASK LOAD INDEX
- 4.2 การประเมินทางการยกศาสตร์ การประเมินร่างกายส่วนบน Rapid Upper Limb Assessment (RULA)
- 4.3 การวิเคราะห์ระยะเวลาการทดลอง
- 4.4 การวิเคราะห์ความแม่นยำของพิกัดภายในโปรแกรม
- 4.5 การวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม System Usability Scale

สัญลักษณ์ และความหมายที่ใช้ในการนำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล มีดังนี้

N	หมายถึง	จำนวนกลุ่มตัวอย่าง
M	หมายถึง	คะแนนเฉลี่ยของกลุ่มตัวอย่าง
S.D.	หมายถึง	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
df	หมายถึง	องศาอิสระ
t	หมายถึง	ค่าสถิติที
*	หมายถึง	มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05
Sig	หมายถึง	ค่าระดับนัยสำคัญทางสถิติ หรือ (p-value)
Acc.	หมายถึง	ความแม่นยำ
MAE	หมายถึง	ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย
RMSE	หมายถึง	รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

4.1 การวิเคราะห์แบบประเมินภาระงานทางจิตใจ NASA TASK LOAD INDEX

การศึกษานี้ได้ประเมินภาระงานทางจิตใจของผู้เข้าร่วมทดลองจำนวน 30 คนที่ใช้โปรแกรมสองประเภทในการประเมินผลทางการยศาสตร์ ได้แก่ การทดลองที่ 1 โปรแกรม Motion Capture และการทดลองที่ 2 โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วยเทคนิค Deep Learning บน Google Colab โดยใช้แบบสอบถาม NASA-TLX ซึ่งครอบคลุม 6 มิติของภาระงานทางจิตใจ ผู้ทดลองให้คะแนนหลังการใช้งานแต่ละโปรแกรม แล้วนำคะแนนรวมที่ถ่วงน้ำหนักมาเปรียบเทียบกันโดยใช้สถิติ Paired Sample t-test เนื่องจากการวัดข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างเดียวกันในสองเงื่อนไข

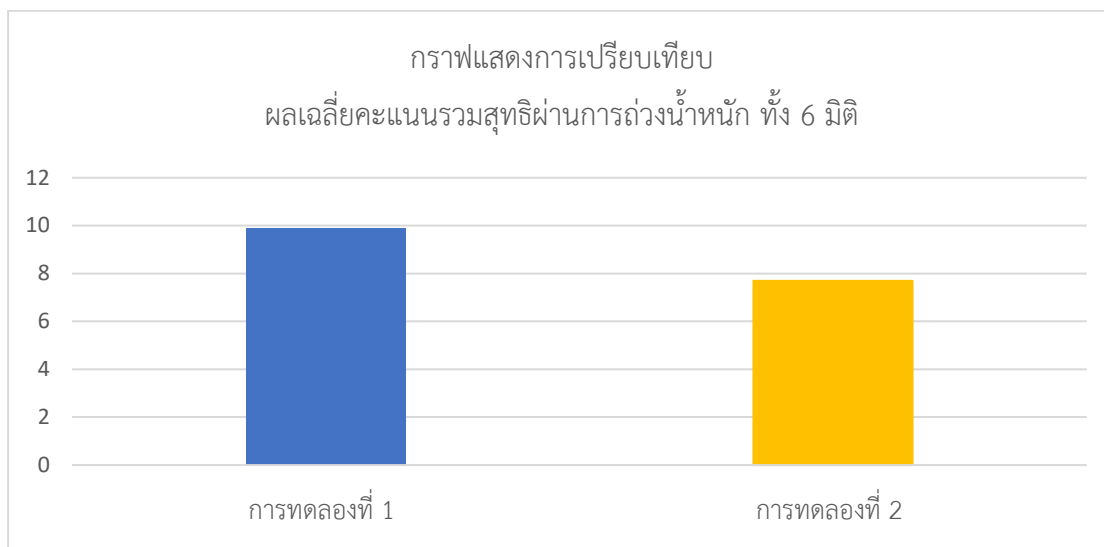
4.1.1 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ รวมทั้ง 6 มิติ

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจทั้ง 6 มิติ ด้วยคะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนักของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 10 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจรวมทั้ง 6 ด้าน

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	9.87	7.70
Standard Deviation	0.95	0.87
Variance	0.91	0.76
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	0.43	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	11.93	
P(T<=t) one-tail	5.20E-13	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	1.04E-12	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 25 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก ทั้ง 6 มิติ

จากรูปที่ 26 ผลการวิเคราะห์พบว่า ค่าเฉลี่ยของคะแนนภาระงานทางจิตใจในการใช้โปรแกรม Motive เท่ากับ 9.87 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.95 ขณะที่การใช้โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning มีค่าเฉลี่ยของภาระงานเท่ากับ 7.70 และมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.87 แสดงให้เห็นว่าโดยเฉลี่ยแล้ว ผู้ทดลองรู้สึกว่ามีภาระงานทางจิตใจมากกว่าเมื่อใช้โปรแกรม Motive เทียบกับ โปรแกรมที่พัฒนาขึ้น

จากตารางที่ 10 ในส่วนของการวิเคราะห์เชิงสถิติ ค่า t-Statistic ที่ได้จากการวิเคราะห์คือ 11.93 ซึ่งสูงกว่าค่าที่วิกฤต (t Critical two-tail) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งอยู่ที่ 2.05 นอกจากนี้ ค่า p-value ที่ได้จากการทดสอบแบบสองด้านเท่ากับ 1.04×10^{-12} ซึ่งน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 อย่างชัดเจน แสดงว่าผลที่ได้มี นัยสำคัญทางสถิติ

จากผลดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่า มีความแตกต่างของภาระงานทางจิตใจที่ มีนัยสำคัญทางสถิติ ระหว่างการใช้โปรแกรม Motion Capture และโปรแกรมที่ถูกพัฒนาด้วย Deep Learning โดยที่การใช้โปรแกรม Motion Capture ก่อให้เกิดภาระงานทางจิตใจสูงกว่าการใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งอาจสะท้อนให้เห็นถึงข้อจำกัดของ Motion Capture ที่ยังต้องพึ่งพาการเคลื่อนไหวของอุปกรณ์หรือการตั้งค่าที่ซับซ้อนมากกว่า ขณะที่ระบบโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning ซึ่ง อาจมีความยืดหยุ่น เรียบง่าย หรือสอดคล้องกับกระบวนการทำงานของผู้ใช้ในการประเมินทางการยศาสตร์มากกว่า จึงช่วยลดภาระงานทางจิตใจได้ในระดับหนึ่ง

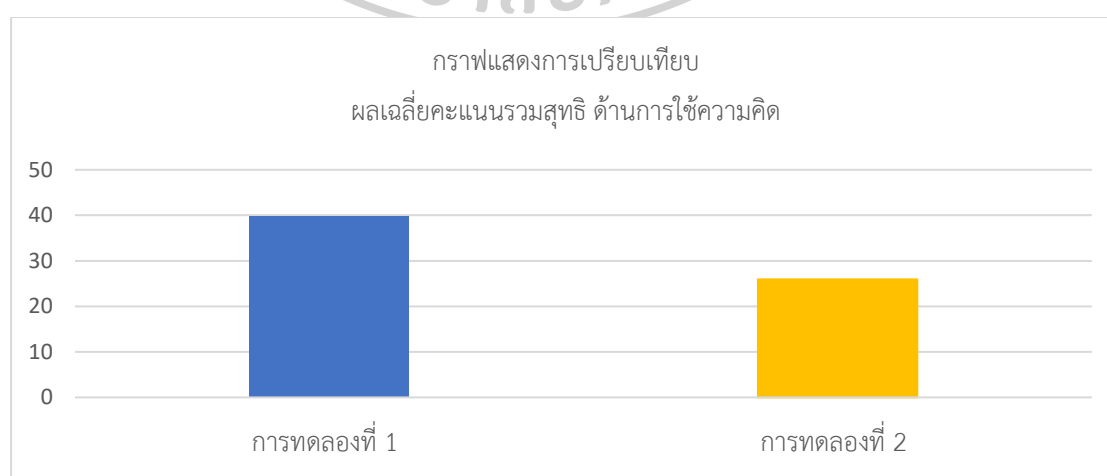
4.1.2 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ความคิด

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ความคิด ด้วยคะแนนรวมสุทธิ ของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 11 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านการใช้ความคิด

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	39.77	25.93
Standard Deviation	9.70	8.54
Variance	94.19	72.89
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	-0.05	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	5.70	
P(T<=t) one-tail	1.84E-06	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	3.68E-06	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 26 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุทธิ ด้านการใช้ความคิด

จากรูปที่ 27 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณโดยใช้การทดสอบสถิติแบบ t-test สำหรับกลุ่มตัวอย่างที่จับคู่กัน (Paired Sample t-test) พบว่า ค่าเฉลี่ยของภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ความคิดจากการใช้งานโปรแกรม Motive อยู่ที่ 39.77 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 9.70 ขณะที่ค่าเฉลี่ยของภาระงานจากการใช้โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning อยู่ที่ 25.93 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 8.54 แสดงให้เห็นว่า โปรแกรม Motion Capture ส่งผลให้ผู้ทดลองรู้สึกว่าการต้องใช้ความคิดในการประมวลผลและทำความเข้าใจระบบมากกว่าการใช้โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning

จากตารางที่ 11 ผลการทดสอบทางสถิติพบว่า ค่า t-Statistic ที่ได้เท่ากับ 5.70 ซึ่งสูงกว่าค่า t-Critical (two-tail) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 2.05 นอกจากนี้ ค่า p-value (two-tail) ที่ได้จากการทดสอบเท่ากับ 3.68×10^{-6} ซึ่งต่ำกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จากผลการวิเคราะห์ดังกล่าว สามารถสรุปได้ว่า ภาระงานทางจิตใจในการใช้ความคิดของผู้ทดลองมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติระหว่างการใช้งานโปรแกรม Motion Capture และโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning โดยที่ผู้ทดลองมีระดับภาระงานทางจิตใจในการใช้ความคิดสูงกว่าขณะใช้โปรแกรม Motion Capture เมื่อเทียบกับโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning อย่างชัดเจน

ผลลัพธ์นี้สามารถตีความได้ว่า โปรแกรม Motion Capture อาจมีความซับซ้อนในการใช้งาน หรือมีความต้องการในการควบคุมและการประเมินสถานการณ์มากกว่า จึงต้องอาศัยการคิดวิเคราะห์ และความเข้าใจของผู้ใช้ในระดับสูง ขณะที่โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning อาจได้รับการออกแบบให้เป็นมิตรกับผู้ใช้ และลดความซับซ้อนในการปฏิบัติงาน ทำให้ผู้ใช้งานมีภาระในการคิดวิเคราะห์น้อยลง

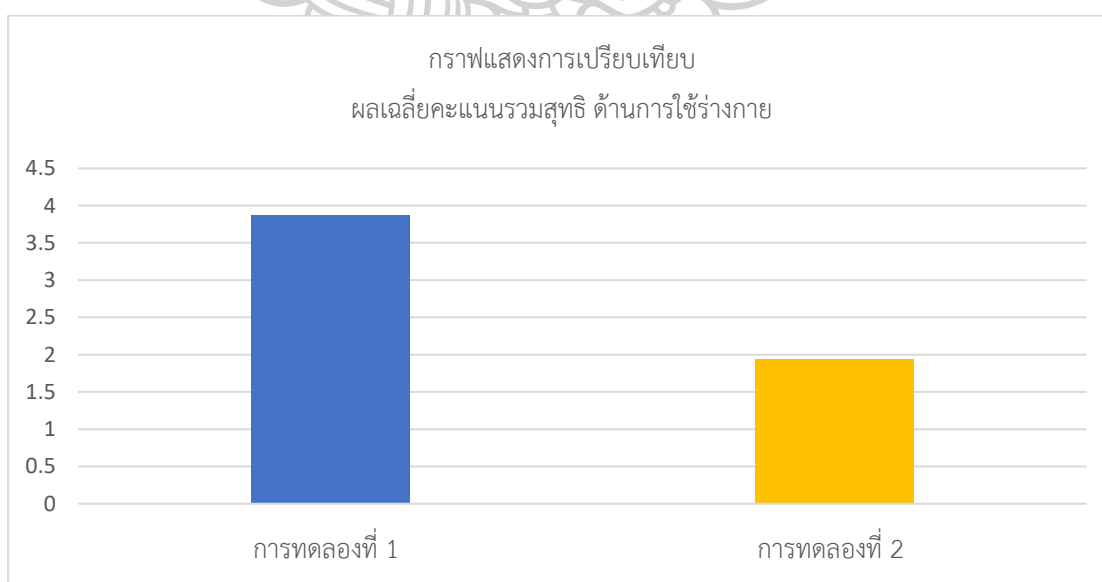
4.1.3 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกาย

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกาย ด้วยคะแนนรวมสุทธิ ของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 12 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านการใช้ร่างกาย

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	3.87	1.93
Standard Deviation	7.46	4.75
Variance	55.64	72.89
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	0.69	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	1.89	
P(T<=t) one-tail	0.03	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	0.07	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 27 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขติ ด้านการใช้ร่างกาย

จากรูปที่ 28 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณโดยใช้การทดสอบสถิติแบบ t-test สำหรับกลุ่มตัวอย่างที่จับคู่กัน (Paired Sample t-test) พบว่า ค่าเฉลี่ยของภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกายจากการใช้งานโปรแกรม Motion Capture อยู่ที่ 3.87 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 7.46 ขณะที่ค่าเฉลี่ยของภาระงานจากการใช้โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning อยู่ที่ 1.93 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 4.75 แสดงให้เห็นว่า โปรแกรม Motion Capture ส่งผลให้ผู้ทดลองรู้สึกว่าจะต้องใช้ความคิดในการประมวลผลและทำความเข้าใจระบบมากกว่าการใช้โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning

จากตารางที่ 12 ผลการทดสอบทางสถิติพบว่า ค่า t-Statistic ที่ได้เท่ากับ 1.89 ซึ่งสูงกว่าค่า t-Critical (two-tail) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1.70 นอกจากนี้ ค่า p-value (two-tail) ที่ได้จากการทดสอบเท่ากับ 0.07 ซึ่งสูงกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ จากผลการวิเคราะห์ดังกล่าว ภาระงานทางจิตใจในด้านการใช้ร่างกายของผู้ทดลองไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติระหว่างการใช้งานโปรแกรม Motive และโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning

ผลลัพธ์นี้สามารถตีความได้ว่า โปรแกรม Motion Capture ไม่ได้มีการใช้งานร่างกายมากกว่า แม้โปรแกรม Motion Capture จะมีค่าเฉลี่ยภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกายสูงกว่า แต่ความแตกต่างดังกล่าว ไม่เป็นนัยสำคัญทางสถิติ ($p > 0.05$) จึงสามารถสรุปได้ว่า ผู้ทดลองไม่ได้รู้สึกถึงความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ ในด้านการใช้ร่างกายระหว่างการใช้โปรแกรม Motive และโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning ทั้งสองโปรแกรมมีระดับภาระงานทางกายภาพที่ใกล้เคียงกัน และโปรแกรม Motion Capture ไม่ได้สร้างความเหนื่อยล้าทางร่างกายมากไปกว่ากัน โดยสามารถสันนิษฐานได้ว่า การออกแบบการโต้ตอบของทั้งสองระบบไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญในมุมมองของผู้ทดลอง

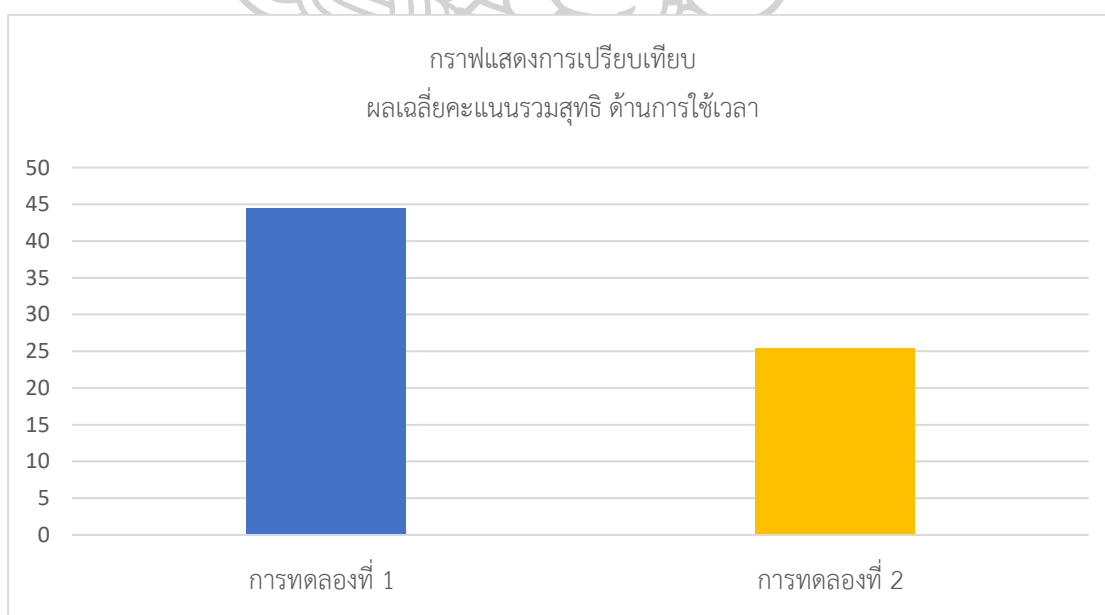
4.1.4 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านเวลา

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านเวลา ด้วยคะแนนรวมสุทธิ ของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 13 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านเวลา

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	44.40	25.33
Standard Deviation	8.86	9.63
Variance	78.52	72.89
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	-0.22	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	7.21	
P(T<=t) one-tail	3.05E-08	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	6.11E-08	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 28 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุทธิ ด้านการใช้เวลา

จากรูปที่ 29 การเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านเวลาโดยใช้คะแนนรวมสุทธิของผู้ทดลองจำนวน 30 คน ระหว่างการใช้โปรแกรม Motion Capture และโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning โดยใช้การทดสอบทางสถิติแบบ t-test สำหรับกลุ่มตัวอย่างที่จับคู่กัน (Paired Sample t-test) พบว่า ค่าเฉลี่ยภาระงานด้านเวลาในการใช้โปรแกรม Motion Capture เท่ากับ 44.40 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 8.86 ขณะที่โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 25.33 และมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 9.63

จากตารางที่ 13 ผลการทดสอบทางสถิติพบว่า ค่า t-Statistic ที่ได้เท่ากับ 7.21 ซึ่งสูงกว่าค่า t-Critical (two-tail) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 2.05 อีกทั้งค่า p-value (two-tail) ที่ได้จากการทดสอบเท่ากับ 6.11×10^{-8} ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนดไว้ ($p < 0.05$) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ อาจกล่าวได้ว่าการประเมินทางกายศาสตร์ใน Motion Capture ยังอาจต้องอาศัยการวิเคราะห์ข้อมูลอย่างละเอียดจากผู้ใช้ ทำให้เกิดภาระงานในเชิงเวลาเพิ่มขึ้น ไม่เพียงแค่นั้นขั้นตอนปฏิบัติเท่านั้น แต่ยังรวมถึงช่วงการตัดสินใจ การตรวจสอบข้อมูลย้อนหลัง หรือการสังเคราะห์ผลลัพธ์ ส่งผลให้ผู้ทดลองรับรู้ถึงความซับซ้อน และใช้เวลามากกว่า แม้โปรแกรม Motion Capture แม้จะมีศักยภาพในด้านการเก็บข้อมูลเชิงลึกและแม่นยำ แต่ในแง่ของภาระงานด้านเวลา ผู้ใช้งานอาจใช้เวลาในการทำความเข้าใจและประเมินทางกายศาสตร์มากกว่าการใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning อย่างมีนัยสำคัญ

ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่า ภาระงานทางจิตใจด้านเวลาของผู้ทดลองมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติระหว่างการใช้งานโปรแกรม Motive และโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning โดยที่โปรแกรม Motion Capture ส่งผลให้ผู้ใช้งานรับรู้ถึงภาระงานด้านเวลามากกว่าอย่างชัดเจน อันอาจเนื่องมาจากขั้นตอนการใช้งานที่ซับซ้อนหรือกระบวนการประเมินทางกายศาสตร์ที่ใช้เวลามากกว่า

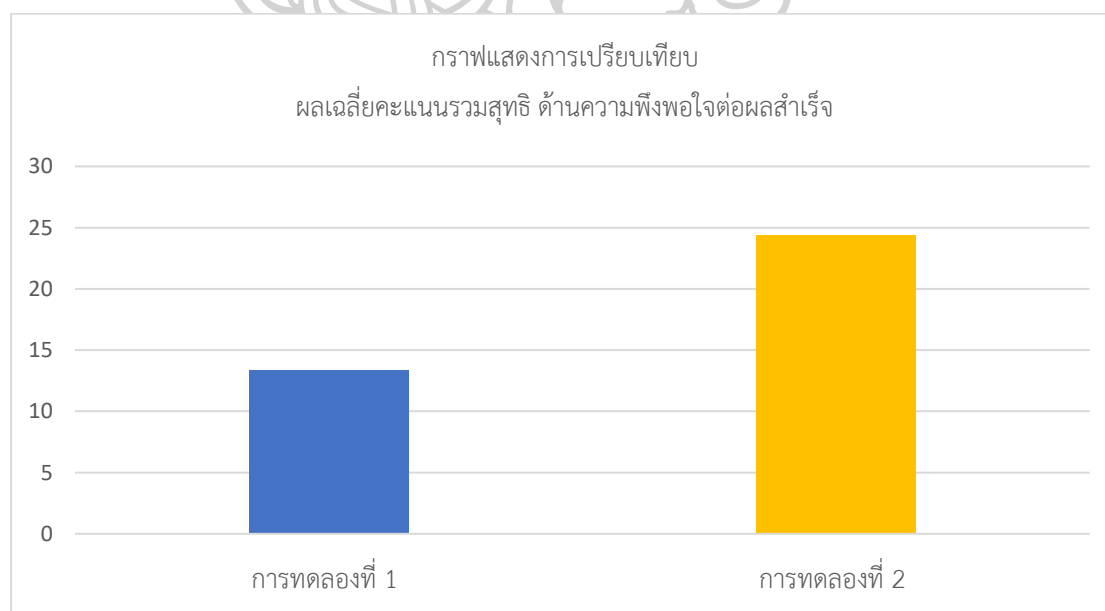
4.1.5 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ ด้วยคะแนนรวมสุทธิของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 14 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	13.37	24.40
Standard Deviation	5.47	4.21
Variance	29.96	72.89
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	-0.03	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	-8.65	
P(T<=t) one-tail	7.87E-10	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	1.57E-09	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 29 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุทธิ ด้านการใช้เวลา

จากรูปที่ 30 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ ระหว่างการใช้งานโปรแกรม Motion Capture และโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning ในกลุ่มผู้ทดลองจำนวน 30 คน พบว่า ค่าเฉลี่ยคะแนนภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จจากการใช้โปรแกรม Motion Capture เท่ากับ 13.37 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน เท่ากับ 5.47 ขณะที่โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 24.40 โดยมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 4.21

จากตารางที่ 14 ผลการทดสอบทางสถิติพบว่า ค่า t-Statistic เท่ากับ -8.65 ซึ่งมีค่าสูงกว่าค่า t-Critical (two-tail) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 2.05 และค่า p-value (two-tail) เท่ากับ 1.57×10^{-9} ซึ่งน้อยกว่าค่าระดับนัยสำคัญที่กำหนดไว้ ($p < 0.05$) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ระหว่างคะแนนภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จของทั้งสองโปรแกรม

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า ผู้ทดลองรับรู้ถึงความพึงพอใจต่อผลสำเร็จจากการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning ได้สูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้งานโปรแกรม Motion Capture ซึ่งเป็นระบบแบบดั้งเดิม โดยผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนถึงความแตกต่างของรูปแบบการใช้งานและคุณลักษณะของแต่ละโปรแกรมอย่างชัดเจน โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning ออกแบบให้สามารถทำงานโดยอัตโนมัติ ในการตรวจจับท่าทางหรือการวิเคราะห์และประเมินทางการยศาสตร์ ซึ่งช่วยลดภาระของผู้ใช้งานทั้งในด้านต่างๆ และความซับซ้อนของการทำงานอื่นๆ ส่งผลให้ผู้ทดลองสามารถเข้าถึงผลลัพธ์ได้อย่างรวดเร็ว สะดวก และมีความมั่นใจในการประเมินทางการยศาสตร์มากยิ่งขึ้น ประสพการณ์ดังกล่าวจึงเอื้อต่อการรับรู้ถึง “ความสำเร็จ” ในการใช้งาน และนำไปสู่ความรู้สึกพึงพอใจในกระบวนการทำงานโดยรวม

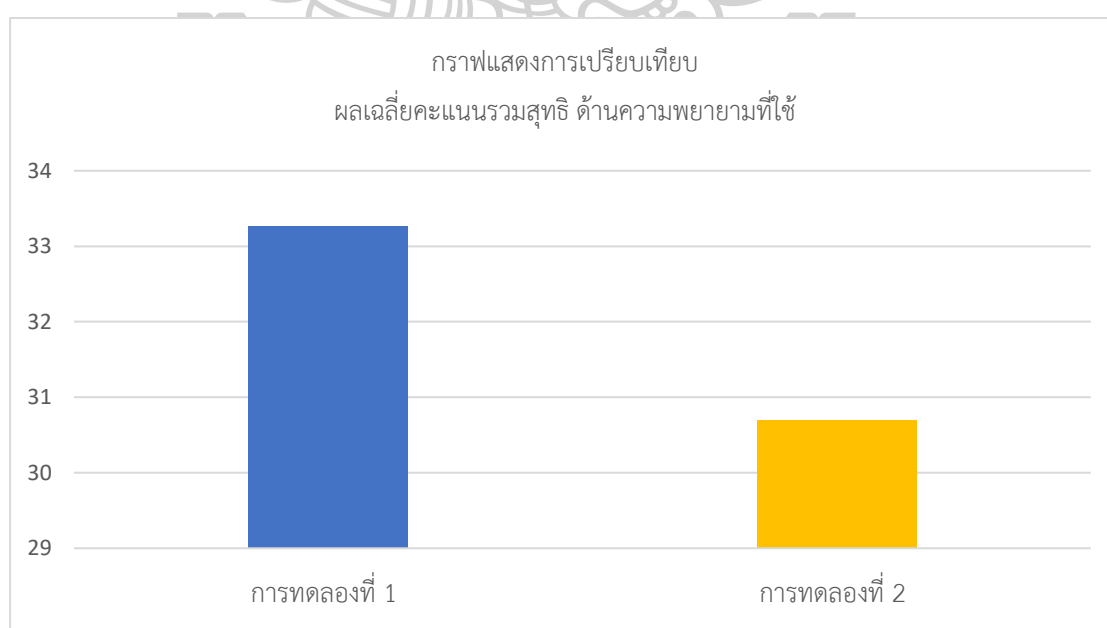
4.1.6 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพยายามที่ใช้

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพยายามที่ใช้ ด้วยคะแนนรวมสุทธิ ของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 15 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความพยายามที่ใช้

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	33.27	30.70
Standard Deviation	8.76	6.78
Variance	76.82	72.89
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	0.24	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	1.42	
P(T<=t) one-tail	0.08	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	0.17	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 30 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุทธิ ด้านการใช้เวลา

จากรูปที่ 31 ผลการวิเคราะห์พบว่า โปรแกรม Motion Capture มีคะแนนเฉลี่ยด้านความพยายามที่ใช้เท่ากับ 33.27 โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เท่ากับ 8.76 ขณะที่โปรแกรมที่ถูกพัฒนาด้วย Deep Learning ให้คะแนนเฉลี่ยเท่ากับ 30.70 และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 6.78 จะเห็นได้ว่า ค่าคะแนนเฉลี่ยของโปรแกรม Motion Capture สูงกว่าคะแนนเฉลี่ยของโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning อยู่เล็กน้อย ซึ่งอาจสะท้อนถึงระดับความพยายามที่ผู้รู้สึกว่าการต้องใช้มากกว่าเมื่อใช้งานโปรแกรม Motion Capture

จากตารางที่ 15 การทดสอบทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของค่าเฉลี่ยระหว่างโปรแกรมทั้งสอง พบว่า ค่า t-statistic เท่ากับ 1.42 และค่า P-value (two-tailed) เท่ากับ 0.17 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนดไว้ที่ 0.05 ดังนั้นจึงไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักได้

จากการวิเคราะห์ดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่า ยังไม่มีหลักฐานทางสถิติที่ชัดเจนเพียงพอที่จะยืนยันว่า ความแตกต่างของภาระงานทางจิตใจด้านความพยายามที่ใช้ระหว่างการใช้โปรแกรม Motion Capture และโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ กล่าวอีกนัยคือ ผู้ใช้งานรับรู้ถึงระดับความพยายามที่ต้องใช้ในการใช้งานทั้งสองโปรแกรมในระดับที่ใกล้เคียงกัน โดยไม่มีแนวโน้มว่าระบบใดจะสร้างภาระทางจิตใจในมิตินี้มากกว่ากันอย่างเด่นชัด แม้ว่าค่าเฉลี่ยคะแนนภาระงานทางจิตใจด้านความพยายามที่ใช้จะสูงกว่าค่าเฉลี่ยจากโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning เล็กน้อย แต่เมื่อพิจารณาในเชิงสถิติ ความแตกต่างดังกล่าวไม่ได้มากพอที่จะส่งผลต่อการปฏิเสธสมมติฐานหลัก และอาจจะบ่งชี้ว่าผู้ทดลองสามารถปรับตัวเข้ากับเครื่องมือทั้งสองได้ ซึ่งถือเป็นปัจจัยสำคัญที่ควรนำไปพิจารณาในบริบทของการเลือกใช้เทคโนโลยีที่เหมาะสมกับผู้ใช้งานในงานวิจัยหรืออุตสาหกรรมที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ท่าทางหรือการประเมินทางการยศาสตร์ โดยโปรแกรม Motion Capture อาจสร้างภาระทางจิตใจจากการใช้เวลาและความคิด ขณะที่โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning อาจเพิ่มความพยายามในการทำความเข้าใจผลลัพธ์ของโมเดลและการปรับตัวกับอินเทอร์เฟซที่แตกต่างจากระบบเดิม

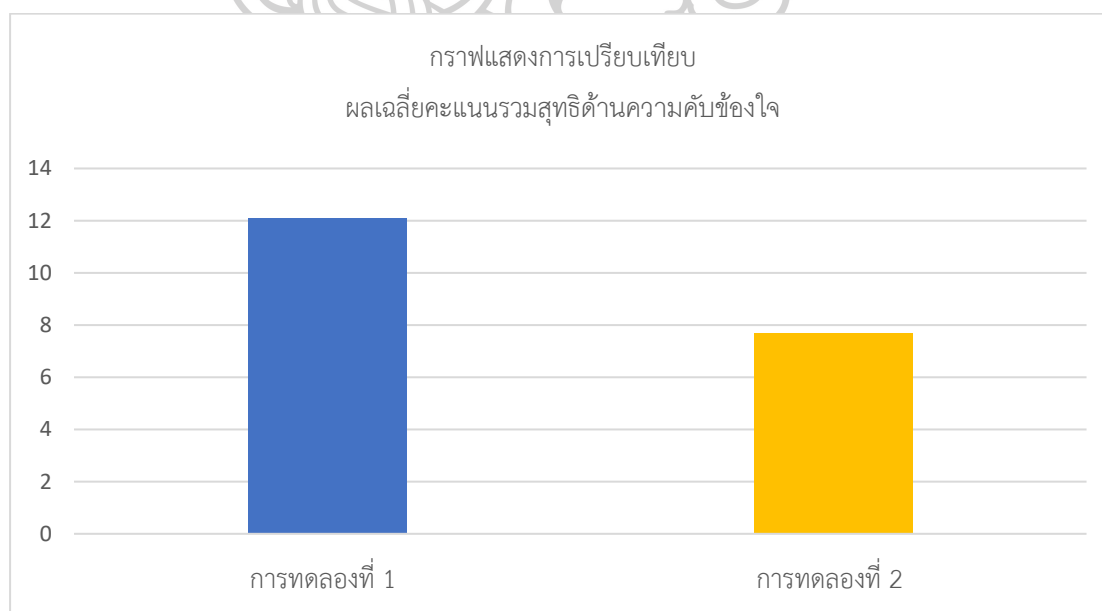
4.1.7 ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความคับข้องใจ

ผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความคับข้องใจด้วยคะแนนรวมสุทธิ ของผู้ทดลอง 30 คน โดยเปรียบเทียบระหว่างการทดลองที่ 1 และการทดลองที่ 2 อ้างอิงการเก็บข้อมูลจาก (ภาคผนวก ค และภาคผนวก ง)

ตารางที่ 16 ตารางผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจ ด้านความคับข้องใจ

t-Test: Paired Two Sample for Means		
	การทดลองที่ 1	การทดลองที่ 2
Mean	12.10	7.67
Standard Deviation	4.65	5.18
Variance	21.61	72.89
Observations	30.00	30.00
Pearson Correlation	0.61	
Hypothesized Mean Difference	0.05	
df	29.00	
t Stat	5.54	
P(T<=t) one-tail	2.86E-06	
t Critical one-tail	1.70	
P(T<=t) two-tail	5.72E-06	
t Critical two-tail	2.05	

*0.05



รูปภาพที่ 31 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลเฉลี่ยคะแนนรวมสุขุติ ด้านความคับข้องใจ

จากรูปที่ 32 ค่าเฉลี่ยคะแนนภาระงานทางจิตใจในด้านความคับข้องใจของผู้ทดลองเมื่อใช้โปรแกรม Motion Capture เท่ากับ 12.10 ซึ่งสูงกว่าค่าเฉลี่ยของเมื่อใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning ซึ่งอยู่ที่ 7.67 (โดยประมาณ) แสดงให้เห็นถึงความคับข้องใจที่ลดลงเมื่อใช้โปรแกรม Deep Learning

ตารางที่ 16 ผลการวิเคราะห์เพิ่มเติมยังระบุว่า ค่าสถิติ t ที่ได้จากการทดสอบเท่ากับ 5.54 ซึ่งสูงกว่าค่า t -critical แบบสองด้าน (two-tailed) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ซึ่งเท่ากับ 2.05 และมีค่า p -value เท่ากับ 2.86×10^{-6} ซึ่งต่ำกว่าระดับนัยสำคัญที่กำหนดอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ส่งผลให้สามารถสรุปได้ว่ามีความแตกต่างของคะแนนระหว่างสองโปรแกรมอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ กล่าวคือ ผู้ทดลองมีระดับความคับข้องใจลดลงอย่างมีนัยสำคัญเมื่อใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning

แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกสามารถลดความรู้สึกคับข้องใจของผู้ใช้งานได้อย่างมีนัยสำคัญเมื่อเปรียบเทียบกับ Motion Capture ซึ่งอาจมีสาเหตุมาจากการทดลองในเรื่องของความสะดวกในการใช้งาน หรือกระบวนการทำงานที่มีประสิทธิภาพและเป็นกันเองกับผู้ทดลองมากขึ้น จึงอาจช่วยลดความรู้สึกหงุดหงิดหรือคับข้องใจลงได้อย่างมีนัยสำคัญ

จากผลลัพธ์ดังกล่าว จึงสามารถเสนอแนะได้ว่า การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี โดยเฉพาะในรูปแบบของ Deep Learning ในการพัฒนาโปรแกรมหรือนวัตกรรมที่เกี่ยวข้องกับการมีปฏิสัมพันธ์ของมนุษย์และคอมพิวเตอร์ (Human-Computer Interaction: HCI) สามารถเป็นแนวทางที่มีศักยภาพสูงในการยกระดับประสบการณ์ของผู้ใช้งาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในมิติของการลดภาระทางจิตใจในด้านลบ เช่น ความคับข้องใจ อันจะนำไปสู่การใช้งานที่มีประสิทธิภาพและความพึงพอใจที่สูงขึ้นในระยะยาว

4.2 การประเมินทางกายศาสตร์ การประเมินร่างกายส่วนบน Rapid Upper Limb Assessment (RULA)

การประเมินทางกายศาสตร์ (Ergonomic Assessment) เป็นกระบวนการที่สำคัญในการวิเคราะห์ท่าทางการทำงานของมนุษย์ เพื่อป้องกันความเสี่ยงจากการเกิดอาการบาดเจ็บหรือโรคจากการทำงาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการประเมินร่างกายส่วนบน ซึ่งสามารถใช้เครื่องมืออย่าง Rapid Upper Limb Assessment (RULA) ในการประเมินความเสี่ยงจากท่าทางที่ไม่เหมาะสม การวิจัยในครั้งนี้ได้ทำการเลือกเฟรมภาพจากวิดีโอที่บันทึกไว้จากการทดลองจำนวน 2 รูปภาพ ได้แก่ รูปภาพ

ขณะทำท่าหนึ่งยกย้ายสิ่งของ และรูปภาพขณะทำท่าอื่นยกย้ายสิ่งของ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และประเมินค่าดัชนี RULA จากสองชุดการทดลอง โดยการทดลองที่ 1 ให้เป็นการประเมิน RULA ผ่านโปรแกรม Motion Capture ในท่าหนึ่งยกย้ายสิ่งของ และท่าอื่นยกย้ายสิ่งของด้วยการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง และการทดลองที่ 2 ให้เป็นการประเมิน RULA ผ่านโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning ท่าหนึ่งยกย้ายสิ่งของ และท่าอื่นยกย้ายสิ่งของเช่นกัน

ในส่วนของการสรุปผล โปรแกรม Motion Capture ซึ่งเป็นระบบที่ใช้เซนเซอร์ตรวจจับการเคลื่อนไหวอย่างแม่นยำ เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการประเมิน RULA ระหว่างสองการทดลอง โดยให้ค่าที่ได้จาก Motion Capture เป็นข้อมูลอ้างอิงหลัก (Ground Truth) และค่าที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning เป็นค่าที่ต้องการประเมินประสิทธิภาพ จากนั้นนำค่าที่ได้มาเปรียบเทียบเพื่อหาค่าความแม่นยำของการรายงานผล ซึ่งจะช่วยประเมินศักยภาพของการใช้เทคโนโลยี Deep Learning ในการประเมินทางการยศาสตร์โดยไม่ต้องพึ่งพาอุปกรณ์ Motion Capture ที่มีต้นทุนสูง

4.2.1 การประเมินค่าความแม่นยำของผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ จำนวนผู้ทดลองทั้ง 30 คน (ภาคผนวก จ)

ตารางที่ 17 ตารางการเปรียบเทียบผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ

คนที่	คะแนน RULA ผีงซ้าย		ความถูกต้อง	คะแนน RULA ผีงขวา		ความถูกต้อง
	โปรแกรม Motion Capture	โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning		โปรแกรม Motion Capture	โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning	
1	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
2	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
3	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
4	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
5	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
6	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
7	4	3	ไม่ถูกต้อง	3	3	ไม่ถูกต้อง

คนที่	คะแนน RULA ฝั่งซ้าย		ความถูกต้อง	คะแนน RULA ฝั่งขวา		ความถูกต้อง
8	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
9	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
10	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
11	4	4	ถูกต้อง	4	3	ไม่ถูกต้อง
12	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
13	3	3	ถูกต้อง	4	4	ถูกต้อง
14	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
15	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
16	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
17	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
18	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
19	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
20	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
21	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
22	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
23	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
24	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
25	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
26	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
27	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
28	4	4	ถูกต้อง	4	3	ไม่ถูกต้อง
29	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
30	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง

จากตารางที่ 17 การประเมินท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ โดยเปรียบเทียบระหว่างคะแนน RULA ที่ได้จากการประเมินผ่าน Motion Capture ซึ่งถือเป็นค่าอ้างอิง (Ground Truth) กับผลคะแนนที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning พบว่าโปรแกรมสามารถทำนายคะแนน RULA ได้ใกล้เคียงกับค่าจริง

การทดลองครั้งนี้ใช้ข้อมูลจากผู้เข้าร่วมทั้งหมดจำนวน 30 คน โดยนำผลคะแนน RULA ส่วนฝั่งซ้ายและฝั่งขวา ที่ได้จากการประเมินทั้งสองวิธีมาทำการเปรียบเทียบแบบตัวต่อตัว ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าในส่วนของการประเมินท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของจากจำนวนทั้งหมดนี้ การแสดงคะแนน RULA ฝั่งซ้าย มีจำนวน 29 คน ที่โปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning สามารถทำนายผลได้ตรงกับค่าที่ได้จากโปรแกรม Motion Capture คิดเป็น 96.67% ของข้อมูลทั้งหมด ขณะที่เพียง 1 คนเท่านั้นที่ค่าผลลัพธ์ไม่ตรงกัน และในส่วนของคะแนน RULA ฝั่งขวามีจำนวน 28 คนที่ผลคะแนนจากโปรแกรมตรงกับค่าจากโปรแกรม Motion Capture คิดเป็น 93.33% ของข้อมูลทั้งหมด ขณะที่ 2 คนที่ผลลัพธ์ไม่ตรงกัน รวมไปถึงการแปลผลคะแนน RULA โดยทั่วไปแล้วการแปลผลนั้นจะมีเกณฑ์ ได้แก่ คะแนน 1-2 จะหมายถึง ยอมรับได้ แต่อาจจะมีปัญหาทางการยศาสตร์ ได้ถ้ามีการทำงานดังกล่าวซ้ำๆ ต่อเนื่องเป็นเวลานานกว่าเดิม, คะแนน 3-4 ควรมีการศึกษาเพิ่มเติม และติดตามวัดผลอย่างต่อเนื่องอาจจะจำเป็นที่จะต้องมีการออกแบบงานใหม่, คะแนน 5-6 หมายถึงงานนั้นเริ่มเป็นปัญหา ควรทำการศึกษาเพิ่มเติมหรือควรปรับปรุง และสุดท้าย 7 คะแนนขึ้นไป หมายถึงงานนั้นมีปัญหาทางการยศาสตร์ และต้องมีการปรับปรุงทันที เมื่อนำมาพิจารณาจากการทดลองการประเมินท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของในฝั่งซ้ายและฝั่งขวา โดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning แสดงให้เห็นว่าคะแนน RULA ทั้งหมดนั้นอาจไม่ถูกต้องตามค่าอ้างอิงทั้งหมด แต่ในส่วนของความถูกต้องของการแปลผลคะแนน RULA คิดเป็น 100.00% ที่สามารถแปลผลคะแนนออกมาได้อย่างถูกต้องและอยู่ในช่วงเกณฑ์

ผลการทดลองดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าโปรแกรมที่พัฒนาด้วยเทคนิค Deep Learning มีความแม่นยำสูงในการประเมินคะแนน RULA จากภาพถ่ายโดยไม่ต้องพึ่งพาระบบ Motion Capture ที่มีต้นทุนสูงและใช้งานซับซ้อน จึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ความเสี่ยงทางการยศาสตร์ในสภาพแวดล้อมจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องการโปรแกรมวิเคราะห์ที่สะดวก เคลื่อนย้ายง่าย และต้นทุนต่ำ

4.2.2 การประเมินค่าความแม่นยำของผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการยืน ยกย้ายสิ่งของ จำนวนผู้ทดลองทั้ง 30 คน (ภาคผนวก จ)

ตารางที่ 18 ตารางการเปรียบเทียบผลลัพธ์และการรายงานผล RULA ในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ

คนที่	คะแนน RULA ผู้ชาย		ความถูกต้อง	คะแนน RULA ผู้หญิง		ความถูกต้อง
	โปรแกรม Motion Capture	โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning		โปรแกรม Motion Capture	โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning	
1	3	4	ไม่ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
2	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
3	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
4	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
5	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
6	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
7	4	4	ไม่ถูกต้อง	4	3	ไม่ถูกต้อง
8	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
9	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
10	3	3	ถูกต้อง	4	4	ถูกต้อง
11	4	4	ถูกต้อง	4	4	ถูกต้อง
12	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
13	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
14	3	3	ถูกต้อง	4	4	ถูกต้อง
15	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
16	4	4	ถูกต้อง	4	3	ไม่ถูกต้อง
17	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
18	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
19	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
20	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
21	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
22	4	4	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
23	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
24	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง

คนที่	คะแนน RULA ผีงซ้าย		ความถูกต้อง	คะแนน RULA ผีงขวา		ความถูกต้อง
25	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
26	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
27	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
28	4	4	ถูกต้อง	4	3	ไม่ถูกต้อง
29	3	3	ถูกต้อง	3	3	ถูกต้อง
30	3	4	ไม่ถูกต้อง	4	4	ถูกต้อง

จากตารางที่ 18 การประเมินท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ โดยเปรียบเทียบระหว่างคะแนน RULA ที่ได้จากการประเมินผ่าน Motion Capture ซึ่งถือเป็นค่าอ้างอิง (Ground Truth) กับผลคะแนนที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning พบว่าโปรแกรมสามารถทำนายคะแนน RULA ได้ใกล้เคียงกับค่าจริงเช่นเดียวกับการประเมินท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของในหัวข้อ 4.2.1

ดังนั้นผลการประเมินท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของโดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วยเทคนิค Deep Learning แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในการทำนายคะแนน RULA เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากโปรแกรม Motion Capture โดยในผีงซ้ายพบว่ามีคะแนน RULA ตรงกัน 28 คน คิดเป็น 93.33% ที่ผลคะแนนจากโปรแกรมทั้งสองตรงกัน และมี 2 คนที่ไม่ตรงกัน ขณะที่ผีงขวาพบว่ามีคะแนน RULA ตรงกัน 27 คน คิดเป็น 90.00% จากผลที่คะแนน RULA ไม่ตรงกัน 3 คน ทั้งนี้แม้จะมีความคลาดเคลื่อนบางส่วนในการรายงานผลคะแนน แต่เมื่อนำผลคะแนน RULA มาทำการแปลผล โปรแกรมสามารถแปลผลคะแนนได้ถูกต้อง 100.00% ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโปรแกรมในการประเมินท่าทางโดยรวมได้อย่างแม่นยำ

4.3 การวิเคราะห์ระยะเวลาการทดลอง

4.3.1 การวิเคราะห์เวลาในการประเมินผลลัพธ์คะแนน RULA 2 ท่าทางจาก 2 วิธีการ

ในการวิเคราะห์ผลเวลาในการประเมินผลลัพธ์คะแนน RULA ผ่าน 2 ท่าทาง คือท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ และท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ จาก 2 วิธีการ ได้แก่ วิธีที่ 1 คือการทดลองที่ 1 การใช้เฟรมภาพจากโปรแกรม Motion Capture แล้วนำมาประเมินผลลัพธ์คะแนน RULA ผ่านวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง และวิธีที่ 2 คือการนำภาพเข้าสู่โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning เพื่อให้โปรแกรมประเมินผลลัพธ์คะแนน RULA และเก็บข้อมูลเวลาในการประเมินทั้ง 2

วิธีการแล้วนำมาเปรียบเทียบหาผลลัพธ์ (ข้อมูลเวลาที่นำมาทำการเปรียบเทียบจาก (ภาคผนวก ฉ และภาคผนวก ช มีหน่วยของเวลาเป็นนาทีก)

ตารางที่ 19 ตารางการเปรียบเทียบผลของเวลาในส่วนของการประเมินคะแนนผลลัพธ์ RULA ในท่าทางการนั่งและยืนยกย้ายสิ่งของ ผ่าน 2 วิธีการ

การประเมิน	วิธีการ	n	mean	S.D.	t	Sig
ท่าทางการนั่ง ยกย้ายสิ่งของ	การประเมินด้วยมือ	30	11.44	1.57	16.61	0.00
	โปรแกรม Deep Learning	30	5.50	1.05		
ท่าทางการยืน ยกย้ายสิ่งของ	การประเมินด้วยมือ	30	9.70	0.76	24.39	0.00
	โปรแกรม Deep Learning	30	5.14	0.85		

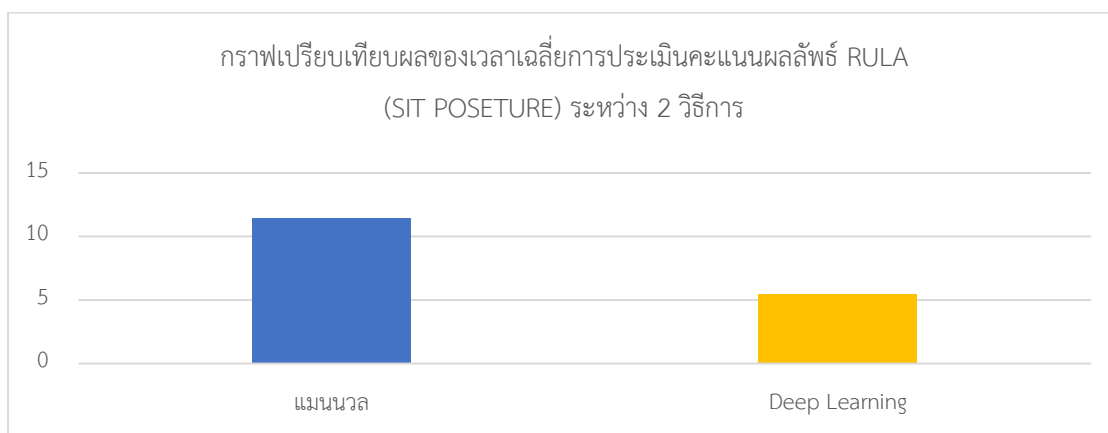
*0.05

จากตารางที่ 19 ผลการวิเคราะห์ในกรณีของท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ พบว่า เวลาที่ใช้ในการประเมินด้วยวิธีวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 11.44 นาที โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1.57 ขณะที่การประเมินด้วยโปรแกรม Deep Learning มีค่าเฉลี่ยเวลาอยู่ที่ 5.502 นาที และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1.05 เมื่อคำนวณความแตกต่างของเวลาเฉลี่ยในการประเมินพบว่า โปรแกรม Deep Learning สามารถลดเวลาในการประเมินลงได้ 5.938 วินาที หรือคิดเป็น 51.91% จากวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง โดยผลการทดสอบทางสถิติพบว่าความแตกต่างดังกล่าวมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ($t = 16.61$, $Sig < 0.00$)

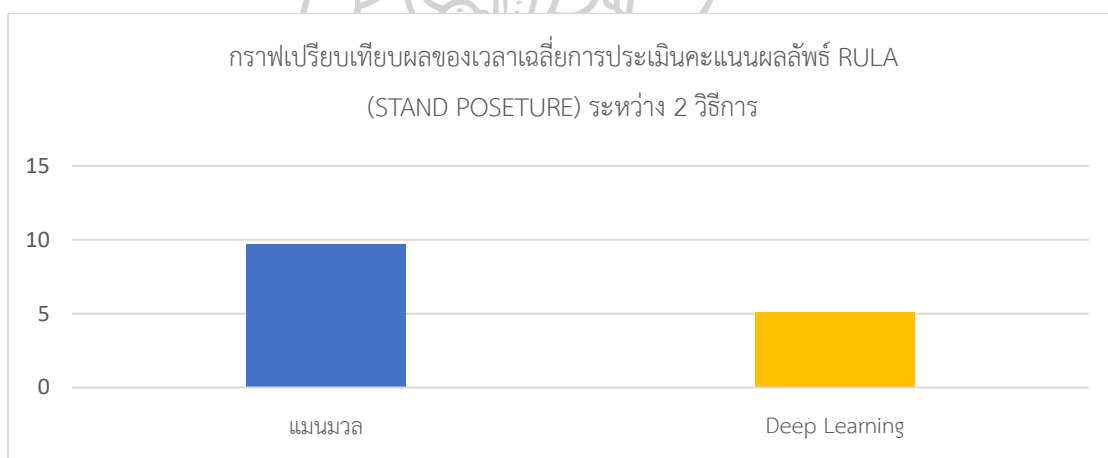
ในกรณีของท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ พบว่า เวลาที่ใช้ในการประเมินด้วยวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 9.70 นาที โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.76 ขณะที่การประเมินด้วยโปรแกรม Deep Learning มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 5.14 นาที โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.85 โดยสามารถลดเวลาได้ 4.56 วินาที หรือคิดเป็น 47.01% ของระยะเวลาเดิมที่ใช้ในการประเมินด้วยวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง ซึ่งผลการทดสอบทางสถิติก็แสดงให้เห็นว่าความแตกต่างของเวลาการประเมินในทั้งสองวิธีมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 เช่นกัน ($t = 24.39$, $Sig < 0.00$)

สรุปจากการวิเคราะห์ทั้งสองลักษณะท่าทางดังกล่าว แสดงให้เห็นว่า โปรแกรม Deep Learning ที่พัฒนาขึ้นสามารถลดระยะเวลาในการประเมินผลลัพธ์คะแนน RULA ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง โดยสามารถลดเวลาเฉลี่ยในการประเมินได้ในช่วงประมาณ 47-52% ขึ้นอยู่กับลักษณะของท่าทางที่ทำการประเมิน ซึ่งผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนให้เห็นถึงประสิทธิภาพ ความรวดเร็ว และศักยภาพของการนำเทคโนโลยี

Deep Learning มาประยุกต์ใช้ในกระบวนการวิเคราะห์ทางการยศาสตร์ได้อย่างเหมาะสมและเป็นประโยชน์อย่างยิ่ง ดังรูปภาพที่ 32 และรูปภาพที่ 33



รูปภาพที่ 32 กราฟแสดงการเปรียบเทียบของเวลาเฉลี่ยการประเมินคะแนนผลลัพธ์ RULA (SIT POSETURE) ระหว่าง 2 วิธีการ



รูปภาพที่ 33 กราฟแสดงการเปรียบเทียบของเวลาเฉลี่ยการประเมินคะแนนผลลัพธ์ RULA (STAND POSETURE) ระหว่าง 2 วิธีการ

4.4 การวิเคราะห์ความแม่นยำของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วยพิกัด 3 มิติ

การวิเคราะห์ความแม่นยำของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นโดยใช้เทคนิค Deep Learning สำหรับการระบุตำแหน่งพิกัดของร่างกายมนุษย์ในรูปแบบ 3 มิติ โดยใช้ข้อมูลจากระบบ Motion Capture เป็นข้อมูลอ้างอิงหลัก (Ground Truth) เพื่อเปรียบเทียบระยะห่างระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นในบริเวณที่โปรแกรมมีการอ้างอิงจุดพิกัดเหมือนกัน ได้แก่ บริเวณคอ-ศีรษะ หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา หัวไหล่ขวา-มือขวา และหัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย โดยเก็บข้อมูลจากการทดลองที่แบ่งออกเป็น

2 ส่วน ได้แก่ การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดต่างๆของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรม และการวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรมเช่นกัน จากนั้นให้ทำการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัดสำคัญต่าง ๆ ของร่างกาย เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น โดยการเก็บข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์จาก (ภาคผนวก ซ และภาคผนวก ฉ)

4.4.1 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรม

4.4.1.1 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน X เป็นการเปรียบเทียบระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์ในแนวแกน X แสดงไว้ใน ตารางที่ 20

ตารางที่ 20 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน x โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ

พิกัด จุดที่ X_i และ จุดที่ X_i	ค่าจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)			ค่าจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)			ความคลาด เคลื่อนของ ระยะทาง ระหว่างจุด จาก 2 โปรแกรม	MAE	RMSE
	$\bar{X}_i$	$\bar{X}_i$	ระยะ ระหว่าง จุด	X_i	$\bar{X}_i$	ระยะ ระหว่าง จุด			
คอ-ศีรษะ	0.40	0.34	0.06	0.12	0.07	0.05	0.01	0.07	0.09
หัวไหล่ซ้าย- หัวไหล่ขวา	0.43	0.41	0.02	0.15	0.25	0.10	0.08	0.18	0.18
หัวไหล่ขวา- มือขวา	0.41	0.19	0.22	0.25	0.15	0.10	0.12	0.41	0.47
หัวไหล่ซ้าย- มือซ้าย	0.43	0.27	0.16	0.15	0.17	0.02	0.14	0.45	0.49

จากตารางที่ 20 จากการวิเคราะห์ค่าความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งพิกัดท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน X พบว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning สามารถประเมิน

ระยะห่างระหว่างจุดได้ใกล้เคียงกับค่าจริงจากโปรแกรม Motion Capture โดยจุดที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือคอ-ศีรษะ มีค่า MAE เท่ากับ 0.07 และ RMSE เท่ากับ 0.09 ส่วนจุดที่คลาดเคลื่อนมากที่สุดคือ หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย มีค่า MAE เท่ากับ 0.45 และ RMSE เท่ากับ 0.49 ซึ่งอาจเกิดจากการเคลื่อนไหวที่ซับซ้อนหรือข้อจำกัดของมุกกล้อง ทั้งนี้ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมมีความแม่นยำในระดับที่น่าพอใจสำหรับการประเมินในแนวแกน x

4.4.1.2 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน Y เป็นการเปรียบเทียบระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์ในแนวแกน Y แสดงไว้ใน ตารางที่ 21

ตารางที่ 21 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน y โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ

พิกัดจุดที่ Y_i และจุดที่ $\bar{Y}_i$	ค่าจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)			ค่าจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)			ความคลาดเคลื่อนของระยะทางระหว่างจุดจาก 2 โปรแกรม	MAE	RMSE
	$\bar{Y}_i$	$\bar{Y}_i$	ระยะระหว่างจุด	$\bar{Y}_i$	$\bar{Y}_i$	ระยะระหว่างจุด			
คอ-ศีรษะ	0.26	0.29	0.03	3.47	3.50	0.03	0.00	0.12	0.47
หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา	0.19	0.38	0.19	3.68	3.34	0.34	0.15	0.23	0.57
หัวไหล่ขวา-มือขวา	0.38	0.33	0.05	3.34	3.34	0.00	0.05	0.58	0.72
หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย	0.19	0.20	0.01	3.68	3.62	0.06	0.05	0.24	0.29

จากตารางที่ 21 ต่อเนื่องมาจากการวิเคราะห์ในแนวแกน X เมื่อนำข้อมูลในแนวแกน Y มาพิจารณา พบว่าระยะห่างระหว่างจุดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning และโปรแกรม Motion Capture มีค่าความคลาดเคลื่อนที่แตกต่างกันไปในแต่ละคู่จุด โดยคู่จุดคอ-ศีรษะทั้ง MAE และ RMSE เท่ากับ 0.12 และ 0.47 เมตร ตามลำดับ ทำให้คู่จุดในส่วนนี้เกิดความ

คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ส่วนคู่หัวไหล่ขวา-มือขวา มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมากที่สุด โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.58 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.72 เมตร ขณะที่คู่จุดหัวไหล่ขวา-มือขวา และหัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย มีค่าความคลาดเคลื่อนในระดับใกล้เคียง แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมอาจต้องปรับปรุงความสามารถในการประเมินค่าพิกัดในแนวแกน y อันเนื่องมาจากบางจุดอาจมีความคลาดเคลื่อนมาก โดยเกิดขึ้นเฉพาะในตำแหน่งที่มีความเคลื่อนไหวมากหรือเกิดการบังมุกกล้องในการประเมิน

4.4.1.3 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน Z เป็นการเปรียบเทียบระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์ในแนวแกน Z แสดงไว้ใน ตารางที่ 22

ตารางที่ 22 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน z โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ

พิกัดจุดที่ Z_i และจุดที่ Z_i	ค่าจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)			ค่าจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)			ความคลาดเคลื่อนของระยะทางระหว่างจุดจาก 2 โปรแกรม	MAE	RMSE
	Z_i	$\bar{Z}_i$	ระยะระหว่างจุด	Z_i	$\bar{Z}_i$	ระยะระหว่างจุด			
คอ-ศีรษะ	0.11	0.06	0.05	0.17	0.16	0.01	0.04	0.07	0.09
หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา	0.12	0.11	0.01	0.28	0.29	0.01	0.00	0.09	0.10
หัวไหล่ขวา-มือขวา	0.11	0.60	0.05	0.29	0.81	0.52	0.47	0.17	0.22
หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย	0.12	0.55	0.43	0.28	0.75	0.47	0.04	0.13	0.17

จากตารางที่ 22 สำหรับการวิเคราะห์ในแนวแกน Z จากข้อมูลในตารางพบว่า โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning สามารถประเมินระยะห่างระหว่างจุดได้ใกล้เคียงกับค่าจาก Motion Capture โดยคู่จุดที่มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือ คอ-ศีรษะ โดยมี MAE เท่ากับ 0.07 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.09 เมตร ส่วนคู่จุดที่มีความคลาดเคลื่อนมากที่สุดคือหัวไหล่ขวา-มือขวา ซึ่งมี MAE

เท่ากับ 0.17 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.22 เมตร ทั้งนี้ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมสามารถประเมินตำแหน่งพิกัดในแนวแกน Z ได้อย่างแม่นยำในระดับที่น่าพอใจ โดยเฉพาะในบริเวณคอและศีรษะไปจนถึงลำตัว ส่วนบริเวณแขนและมือยังคงมีความคลาดเคลื่อนสูงกว่าจุดอื่นเล็กน้อย ซึ่งอาจเกิดจากความซับซ้อนของท่าทางและการเคลื่อนไหว

4.4.1.4 การวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยระยะห่างแบบ Euclidean Distance ของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ ระหว่างตำแหน่งพิกัด X Y และ Z จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์แสดงไว้ใน ตารางที่ 23

ตารางที่ 23 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยระยะห่างแบบ Euclidean Distance ของท่าทางในขณะนั่งยกย้ายสิ่งของ

พิกัด จุดที่ 1 และ จุดที่ 2	ค่าเฉลี่ยจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)		Euclidean Distance (Motion)	ค่าเฉลี่ยจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)		Euclidean Distance (Deep Learning)	Euclidean Distance Error / MAE Euclidean Distance Error
คอ - ศีรษะ	$\bar{X}_1$ คอ 0.40	$\bar{X}_2$ ศีรษะ 0.34	0.09	$\bar{X}_1$ คอ 0.12	$\bar{X}_2$ ศีรษะ 0.07	0.06	0.03 / 0.16
	$\bar{Y}_1$ คอ 0.26	$\bar{Y}_2$ ศีรษะ 0.29		$\bar{Y}_1$ คอ 3.47	$\bar{Y}_2$ ศีรษะ 3.50		
	$\bar{Z}_1$ คอ 0.11	$\bar{Z}_2$ ศีรษะ 0.06		$\bar{Z}_1$ คอ 0.17	$\bar{Z}_2$ ศีรษะ 0.16		
หัวไหล่ ซ้าย - หัวไหล่ ขวา	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.43	$\bar{X}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.41	0.19	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.15	$\bar{X}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.25	0.36	0.17 / 0.19
	$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.19	$\bar{Y}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.38		$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 3.68	$\bar{Y}_2$ หัวไหล่ ขวา 3.34		
	$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.12	$\bar{Z}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.11		$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.28	$\bar{Z}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.29		
หัวไหล่ ขวา - มือขวา	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.41	$\bar{X}_2$ มือขวา 0.19	0.54	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.25	$\bar{X}_2$ มือขวา 0.15	0.54	0.00 / 0.55

พิกัด จุดที่ 1 และ จุดที่ 2	ค่าเฉลี่ยจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)		Euclidean Distance (Motion)	ค่าเฉลี่ยจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)		Euclidean Distance (Deep Learning)	Euclidean Distance Error / MAE Euclidean Distance Error
มือขวา	$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.38	$\bar{Y}_2$ มือขวา 0.33		$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ขวา 3.34	$\bar{Y}_2$ มือขวา 3.34		
	$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.11	$\bar{Z}_2$ มือขวา 0.60		$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.29	$\bar{Z}_2$ มือขวา 0.81		
หัวไหล่ ซ้าย - มือ ซ้าย	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.43	$\bar{X}_2$ มือซ้าย 0.27	0.47	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.15	$\bar{X}_2$ มือซ้าย 0.17	0.47	0.00 / 0.33
	$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.19	$\bar{Y}_2$ มือซ้าย 0.20		$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 3.68	$\bar{Y}_2$ มือซ้าย 3.62		
	$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.12	$\bar{Z}_2$ มือซ้าย 0.55		$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.28	$\bar{Z}_2$ มือซ้าย 0.75		

จากตารางที่ 23 ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน MAE Euclidean Distance Error ระหว่างค่าที่ได้จากระบบ Motion Capture และค่าที่ได้จากการทำนายของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ในจุดคอและศีรษะมีค่าเท่ากับ 0.16 เมตร ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับต่ำ แสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของจุดทั้งสองนี้ได้ค่อนข้างแม่นยำ ในขณะที่จุดหัวไหล่ซ้ายและหัวไหล่ขวามีค่า MAE เท่ากับ 0.19 เมตร ซึ่งสูงขึ้นเล็กน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าของจุดคอและศีรษะ และในส่วนของจุดที่มีค่าสูงสุดคือ หัวไหล่ขวาและมือขวา อย่างไรก็ตามค่าความคลาดเคลื่อนที่เพิ่มขึ้น อาจมีสาเหตุมาจากความซับซ้อนของการเคลื่อนไหวในบริเวณไหล่ที่มีความอิสระมากกว่าบริเวณศีรษะ

4.4.1.5 สรุปผลการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติ ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรมโดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์แสดงไว้ในตารางที่ 24

ตารางที่ 24 ตารางสรุปผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติ ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ

ระยะห่างระหว่างพิกัด	MAE_X	MAE_Y	MAE_Z	RMSE_X	RMSE_Y	RMSE_Z	Mean Euclidean Error
ศีรษะ-คอ	0.07	0.12	0.07	0.09	0.47	0.10	0.16
หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา	0.18	0.23	0.09	0.18	0.57	0.10	0.19
หัวไหล่ขวา-มือขวา	0.41	0.58	0.17	0.47	0.72	0.22	0.55
หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย	0.45	0.24	0.13	0.49	0.29	0.17	0.33

จากตารางที่ 24 แสดงผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ พบว่าระยะห่างระหว่างพิกัดในส่วน ศีรษะ-คอ มีค่าความคลาดเคลื่อนโดยรวมต่ำที่สุด โดยค่า MAE ในแกน X, Y และ Z อยู่ที่ 0.07, 0.12 และ 0.07 ตามลำดับ ส่วนค่ารากที่สองของค่า RMSE ในแต่ละแกนอยู่ในช่วง 0.08–0.47 เมตร โดยเฉพาะในแกน Y ที่มีค่า RMSE สูงถึง 0.47 เมตร แต่เมื่อรวมค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิด (Mean Euclidean Error) ค่าที่ได้อยู่ที่ 0.16 เมตร ถือว่าเป็นค่าที่ต่ำที่สุด ในส่วนของหัวไหล่ซ้าย-ขวา ค่าความคลาดเคลื่อนเพิ่มขึ้นเล็กน้อย โดย MAE ในแกน X, Y และ Z มีค่าเท่ากับ 0.18, 0.23 และ 0.09 ตามลำดับ ค่าของ RMSE ในแกน Y ยังคงสูงขึ้นไปถึง 0.57 เมตร แสดงถึงความไม่เสถียรของข้อมูลในแกน Y สำหรับระยะห่างของพิกัดในส่วนนี้ โดย Mean Euclidean Error รวมเท่ากับ 0.19 เมตร ต่อมาในส่วนของระยะห่างระหว่างพิกัดที่ หัวไหล่ขวา-มือขวา มีการเพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัดในทุกตัวแปร โดย MAE ในแกน Y อยู่ที่ 0.58 เมตร และ RMSE ในแกน Y ขยับขึ้นไปถึง 0.72 เมตร ซึ่งเป็นค่าที่สูงที่สุดในกลุ่มนี้ ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดโดยรวมของท่านี้อยู่ที่ 0.55 เมตร ซึ่งเป็นค่าสูงสุดในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ และสุดท้ายในส่วน หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนในแกน X มีค่ามากที่สุดในกลุ่มการทดสอบนี้ โดยค่า MAE และ RMSE ในแกน X มีค่า 0.45 และ 0.49 เมตรตามลำดับ ขณะที่แกน Y ในท่านี้กลับมีค่า RMSE ต่ำกว่าท่าอื่น ๆ อยู่ที่ 0.17 เมตร Mean Euclidean Error อยู่ที่ 0.33 เมตร

จากผลการวิเคราะห์จะเห็นได้ว่าโดยทั่วไปแล้วความคลาดเคลื่อนในแกน Y มีแนวโน้มสูงกว่าความคลาดเคลื่อนในแกน X และ Z ซึ่งอาจเกิดจากการเคลื่อนตัวในระยะทางที่เพิ่มขึ้นและการเคลื่อนไหวที่มีความซับซ้อน ทั้งนี้ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดโดยรวมต่ำที่สุดในเกิดที่ ศีรษะ-คอ และสูงสุดในท่า หัวไหล่ขวา-มือขวา แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของความแม่นยำในแต่ละระยะพิกัด

ที่ต้องพิจารณาในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวแบบ 3 มิติ โดยเฉพาะในระยะพิกัดที่มีความเคลื่อนไหวระหว่างระยะทางที่ไกลหรือมุมที่ซับซ้อน

4.4.2 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2

โปรแกรม

4.4.1.1 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน X เป็นการเปรียบเทียบระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์ในแนวแกน X แสดงไว้ใน ตารางที่ 25

ตารางที่ 25 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน x โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ

พิกัด จุดที่ X_i และ จุดที่ X_i	ค่าจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)			ค่าจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)			ความคลาด เคลื่อนของ ระยะทาง ระหว่างจุด จาก 2 โปรแกรม	MAE	RMSE
	$\bar{X}_i$	$\bar{X}_i$	ระยะ ระหว่าง จุด	X_i	$\bar{X}_i$	ระยะ ระหว่าง จุด			
คอ-ศีรษะ	0.36	0.36	0.00	0.16	0.16	0.00	0.00	0.05	0.10
หัวไหล่ซ้าย- หัวไหล่ขวา	0.45	0.39	0.06	0.19	0.14	0.05	0.01	0.18	0.22
หัวไหล่ขวา- มือขวา	0.39	0.17	0.22	0.14	0.15	0.01	0.21	0.27	0.33
หัวไหล่ซ้าย- มือซ้าย	0.45	0.21	0.24	0.19	0.34	0.15	0.09	0.41	0.43

จากตารางที่ 25 จากการวิเคราะห์ค่าความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งพิกัดท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน X พบว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning สามารถประเมินระยะห่างระหว่างจุดได้ใกล้เคียงกับค่าจริงจากโปรแกรม Motion Capture โดยจุดที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือคอ-ศีรษะเช่นเดียวกับขณะนั่งและยกย้ายสิ่งของ มีค่า MAE เท่ากับ 0.05 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.10 เมตร ส่วนจุดที่คลาดเคลื่อนมากที่สุดคือ หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย

เช่นเดียวกับขณะนั่งและยกย้ายสิ่งของ มีค่า MAE เท่ากับ 0.45 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.49 เมตร ซึ่งอาจเกิดจากการเคลื่อนไหวที่ซับซ้อนหรือข้อจำกัดของมุกกล้อง ทั้งนี้ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมมีความแม่นยำในระดับที่น่าพอใจสำหรับการประเมินในแนวแกน x

4.4.1.2 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน Y เป็นการเปรียบเทียบระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์ในแนวแกน Y แสดงไว้ใน ตารางที่ 26

ตารางที่ 26 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน y โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ

พิกัด จุดที่ Y_i และ จุดที่ $\hat{Y}_i$	ค่าจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)			ค่าจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)			ความคลาด เคลื่อนของ ระยะทาง ระหว่างจุด จาก 2 โปรแกรม	MAE	RMSE
	Y_i	$\hat{Y}_i$	ระยะ ห่าง จุด	Y_i	$\hat{Y}_i$	ระยะ ห่าง จุด			
คอ-ศีรษะ	0.25	0.27	0.02	3.41	3.35	0.06	0.04	0.02	0.02
หัวไหล่ซ้าย- หัวไหล่ขวา	0.17	0.37	0.20	3.53	3.30	0.23	0.03	0.07	0.09
หัวไหล่ขวา- มือขวา	0.37	0.38	0.01	3.30	3.16	0.14	0.13	0.57	0.66
หัวไหล่ซ้าย- มือซ้าย	0.17	0.18	0.01	3.53	3.43	0.10	0.09	0.14	0.18

จากตารางที่ 26 จากการวิเคราะห์ในแนวแกน Y พบว่าระยะห่างระหว่างจุดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning และโปรแกรม Motion Capture คู่จุดคอ-ศีรษะ ทั้ง MAE และ RMSE เท่ากับ 0.02 เมตร ทำให้คู่จุดในส่วนนี้เกิดความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ส่วนคู่หัวไหล่ขวา-มือขวา มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมากที่สุด โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.57 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.66 เมตร แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมอาจต้องปรับปรุงความสามารถในการประเมินค่า

พิกัดในแนวแกน y อันเนื่องมาจากบางจุดอาจมีความคลาดเคลื่อนมาก โดยเกิดขึ้นเฉพาะในตำแหน่งที่มีความเคลื่อนไหวมากหรือเกิดการบังมุกกล้องในการประเมิน

4.4.1.3 การวิเคราะห์ระยะห่างระหว่างพิกัดของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ ในแนวแกน Z เป็นการเปรียบเทียบระหว่างพิกัดที่ได้จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์ในแนวแกน Z แสดงไว้ใน ตารางที่ 27

ตารางที่ 27 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในแนวแกน z โดยใช้ระยะห่างระหว่างพิกัด จากท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ

พิกัดจุดที่ Z_i และจุดที่ Z_j	ค่าจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)			ค่าจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)			ความคลาดเคลื่อนของระยะทางระหว่างจุดจาก 2 โปรแกรม	MAE	RMSE
	Z_i	Z_j	ระยะระหว่างจุด	Z_i	Z_j	ระยะระหว่างจุด			
คอ-ศีรษะ	0.11	0.10	0.01	0.32	0.33	0.01	0.00	0.05	0.07
หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา	0.08	0.13	0.05	0.24	0.24	0.00	0.05	0.07	0.12
หัวไหล่ขวา-มือขวา	0.13	0.62	0.49	0.24	0.29	0.05	0.44	0.15	0.19
หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย	0.08	0.57	0.49	0.24	0.23	0.01	0.48	0.12	0.17

จากตารางที่ 27 สำหรับการวิเคราะห์ในแนวแกน Z จากข้อมูลในตารางพบว่า โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning สามารถประเมินระยะห่างระหว่างจุดได้ใกล้เคียงกับค่าจาก Motion Capture โดยคู่จุดที่มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือ คอ-ศีรษะ โดยมี MAE เท่ากับ 0.05 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.07 เมตร ส่วนคู่จุดที่มีความคลาดเคลื่อนมากที่สุดคือหัวไหล่ขวา-มือขวา ซึ่งมี MAE เท่ากับ 0.15 เมตร และ RMSE เท่ากับ 0.19 เมตร ทั้งนี้ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมสามารถประเมินตำแหน่งพิกัดในแนวแกน z ได้อย่างแม่นยำในระดับที่น่าพอใจเช่นเดียวกับท่าทางยกย้ายสิ่งของ โดยเฉพาะในบริเวณคอและศีรษะไปจนถึงลำตัว ส่วนบริเวณแขนและมือยังคงมีความคลาดเคลื่อนสูงกว่าจุดอื่นเล็กน้อย ซึ่งอาจเกิดจากความซับซ้อนของท่าทางและการเคลื่อนไหว

4.4.1.4 การวิเคราะห์ค่าระยะห่างแบบ Euclidean Distance ของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ ระหว่างตำแหน่งพิกัด X Y และ Z จากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นกับพิกัดจากระบบ Motion Capture ซึ่งถือเป็นข้อมูลอ้างอิง (Ground Truth) โดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์แสดงไว้ใน ตารางที่ 28

ตารางที่ 28 ตารางผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยระยะห่างแบบ Euclidean Distance ของท่าทางในขณะยืนยกย้ายสิ่งของ

พิกัด จุดที่ 1 และ จุดที่ 2	ค่าเฉลี่ยจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)		Euclidean Distance (Motion)	ค่าเฉลี่ยจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)		Euclidean Distance (Deep Learning)	Euclidean Distance Error / MAE Euclidean Distance Error
คอ - ศีรษะ	$\bar{X}_1$ คอ 0.36	$\bar{X}_2$ ศีรษะ 0.36	0.02	$\bar{X}_1$ คอ 0.16	$\bar{X}_2$ ศีรษะ 0.16	0.06	0.04 / 0.06
	$\bar{Y}_1$ คอ 0.25	$\bar{Y}_2$ ศีรษะ 0.27		$\bar{Y}_1$ คอ 3.41	$\bar{Y}_2$ ศีรษะ 3.35		
	$\bar{Z}_1$ คอ 0.11	$\bar{Z}_2$ ศีรษะ 0.10		$\bar{Z}_1$ คอ 0.32	$\bar{Z}_2$ ศีรษะ 0.33		
หัวไหล่ ซ้าย - หัวไหล่ ขวา	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.45	$\bar{X}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.39	0.21	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.19	$\bar{X}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.14	0.24	0.03 / 0.07
	$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.17	$\bar{Y}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.37		$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 3.53	$\bar{Y}_2$ หัวไหล่ ขวา 3.30		
	$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.08	$\bar{Z}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.13		$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.24	$\bar{Z}_2$ หัวไหล่ ขวา 0.24		
หัวไหล่ ขวา - มือ ขวา	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.39	$\bar{X}_2$ มือขวา 0.17	0.53	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.14	$\bar{X}_2$ มือขวา 0.15	0.15	0.38 / 0.50
	$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.37	$\bar{Y}_2$ มือขวา 0.38		$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ขวา 3.30	$\bar{Y}_2$ มือขวา 3.16		
	$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.13	$\bar{Z}_2$ มือขวา 0.62		$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ขวา 0.24	$\bar{Z}_2$ มือขวา 0.29		

พิกัด จุดที่ 1 และ จุดที่ 2	ค่าเฉลี่ยจาก Motion Capture (ค่าอ้างอิง)		Euclidean Distance (Motion)	ค่าเฉลี่ยจากโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ด้วย Deep Learning (ค่าทำนาย)		Euclidean Distance (Deep Learning)	Euclidean Distance Error / MAE Euclidean Distance Error
หัวไหล่ ซ้าย - มือ ซ้าย	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.45	$\bar{X}_2$ มือซ้าย 0.21	0.55	$\bar{X}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.19	$\bar{X}_2$ มือซ้าย 0.34	0.18	0.37 / 0.36
	$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.17	$\bar{Y}_2$ มือซ้าย 0.18		$\bar{Y}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 3.53	$\bar{Y}_2$ มือซ้าย 3.43		
	$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.08	$\bar{Z}_2$ มือซ้าย 0.57		$\bar{Z}_1$ หัวไหล่ ซ้าย 0.24	$\bar{Z}_2$ มือซ้าย 0.23		

จากตารางที่ 28 ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน MAE (Mean Absolute Error) ด้วย Euclidean Distance Error ระหว่างค่าที่ได้จากระบบ Motion Capture และค่าที่ได้จากการทำนายของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วยเทคนิค Deep Learning พบว่า จุดคอและศีรษะมีค่า MAE เท่ากับ 0.06 เมตร ซึ่งจัดว่าอยู่ในระดับต่ำมาก บ่งชี้ว่าโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งของจุดเหล่านี้ได้อย่างแม่นยำและมีความน่าเชื่อถือสูง นอกจากนี้ จุดหัวไหล่ซ้ายและหัวไหล่ขวายังพบว่ามีค่า MAE เท่ากับ 0.07 เมตร ซึ่งถือว่าใกล้เคียงกันและยังคงอยู่ในระดับความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ สะท้อนให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโมเดลในการทำนายจุดสำคัญบริเวณลำตัวส่วนบนได้อย่างดี

อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาในส่วนของจุดหัวไหล่ซ้ายและมือซ้าย พบว่าค่า MAE เพิ่มขึ้นเป็น 0.36 เมตร ซึ่งค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับค่าของจุดคอและศีรษะ แสดงให้เห็นว่าในตำแหน่งที่อยู่ห่างจากแกนกลางลำตัวหรือมีการเคลื่อนไหวมากขึ้น อาจมีความยากในการทำนายที่เพิ่มขึ้นตามไปด้วย ในขณะที่จุดที่มีค่าความคลาดเคลื่อนสูงที่สุด ได้แก่ หัวไหล่ขวาและมือขวา ซึ่งมีค่า MAE อยู่ที่ 0.50 เมตร โดยความคลาดเคลื่อนที่เพิ่มขึ้นในบริเวณนี้อาจมีสาเหตุจากความซับซ้อนของการเคลื่อนไหวในบริเวณไหล่และแขน ซึ่งมีระดับความอิสระของการเคลื่อนไหวมากกว่าส่วนอื่น ๆ เช่น ศีรษะหรือคอ จึงทำให้โมเดลทำนายตำแหน่งได้ยากขึ้น

โดยสรุป ผลการเปรียบเทียบแสดงให้เห็นว่าแม้จะมีบางตำแหน่งที่โมเดลยังทำนายได้ไม่แม่นยำเท่าที่ควร แต่โดยรวมแล้วโมเดลสามารถทำนายตำแหน่งจุดต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในส่วนของจุดคอและศีรษะ ซึ่งเป็นตำแหน่งสำคัญที่มีบทบาทในการวิเคราะห์ท่าทางและการเคลื่อนไหวของมนุษย์

4.4.1.5 สรุปผลการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติ ในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของระหว่าง 2 โปรแกรมโดยใช้ค่าเฉลี่ยทั้ง 30 คน ผลการวิเคราะห์แสดงไว้ในตารางที่ 29

ตารางที่ 29 ตารางสรุปผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติ ในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ

ระยะห่างระหว่างพิกัด	MAE_X	MAE_Y	MAE_Z	RMSE_X	RMSE_Y	RMSE_Z	Mean Euclidean Error
ศีรษะ-คอ	0.05	0.02	0.05	0.10	0.02	0.07	0.06
หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา	0.18	0.07	0.07	0.22	0.09	0.12	0.07
หัวไหล่ขวา-มือขวา	0.27	0.57	0.15	0.33	0.66	0.19	0.50
หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย	0.41	0.14	0.12	0.43	0.18	0.17	0.36

จากตารางที่ 29 การวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัด 3 มิติ ในท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ พบว่าระยะห่างที่ ศีรษะ-คอ มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุด โดยค่า MAE ในแต่ละแกน X, Y, Z อยู่ที่ 0.05, 0.02 และ 0.05 ตามลำดับ ขณะที่ค่า RMSE อยู่ในเกณฑ์ต่ำ โดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0.02–0.07 เมตร และค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดรวมเพียง 0.06 เมตร แสดงถึงความแม่นยำที่สูง เมื่อพิจารณาระยะห่างที่ หัวไหล่ซ้าย-หัวไหล่ขวา พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในแกน X, Y, Z อยู่ที่ 0.18, 0.07, 0.07 เมตรตามลำดับ ขณะที่ RMSE อยู่ในเกณฑ์ต่ำ โดยมีค่าอยู่ระหว่าง 0.09–0.22 เมตร ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดโดยรวมอยู่ที่ 0.07 เมตร ซึ่งถือว่าค่อนข้างต่ำ เกิดความแม่นยำสูงเช่นเดียวกับที่ ศีรษะ-คอ ในส่วนหัวไหล่ซ้าย-มือขวา ค่าความคลาดเคลื่อนในแกน Y มีความโดดเด่น โดยค่า MAE แกน Y สูงถึง 0.57 เมตร ขณะที่แกน X และ Z อยู่ที่ 0.27 และ 0.15 เมตร ตามลำดับ ค่า RMSE แกน Y ในท่ายืนมีค่าสูงสุดของทุกท่า ที่ 0.66 เมตร ซึ่งสะท้อนถึงความไม่สม่ำเสมอและความแปรปรวนของการเคลื่อนไหวในแกน Y เมื่อเทียบกับแกนอื่น ๆ ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดรวมในท่ายืนสูงถึง 0.50 เมตร และส่วนสุดท้ายที่หัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนในแกน X มีค่ามากที่สุด โดย MAE แกน X เท่ากับ 0.41 และ RMSE แกน X เท่ากับ 0.43 เมตร ขณะที่แกน Y มีค่าต่ำที่สุด โดย MAE แกน Y เท่ากับ 0.14 และ RMSE แกน Y=0.18 เมตร ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดโดยรวมในท่ายืนอยู่ที่ 0.36 เมตร

โดยรวมแล้ว ความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดเฉลี่ยต่ำที่สุดอยู่ในที่ ศีรษะ-คอ เท่ากับ 0.06 เมตร และสูงสุดที่ หัวไหล่ขวา-มือขวา เท่ากับ 0.50 เมตร ในขณะที่หลายท่ามีค่า MAE และ RMSE ในแกน

Y สูงกว่าเกณฑ์อื่นๆ สะท้อนให้เห็นถึงความซับซ้อนของการเคลื่อนไหวในท่าทางเหล่านี้ โดยเฉพาะใน ระยะที่มีการเหยียดหรือการเคลื่อนที่ของมืออย่างกว้างและซับซ้อน

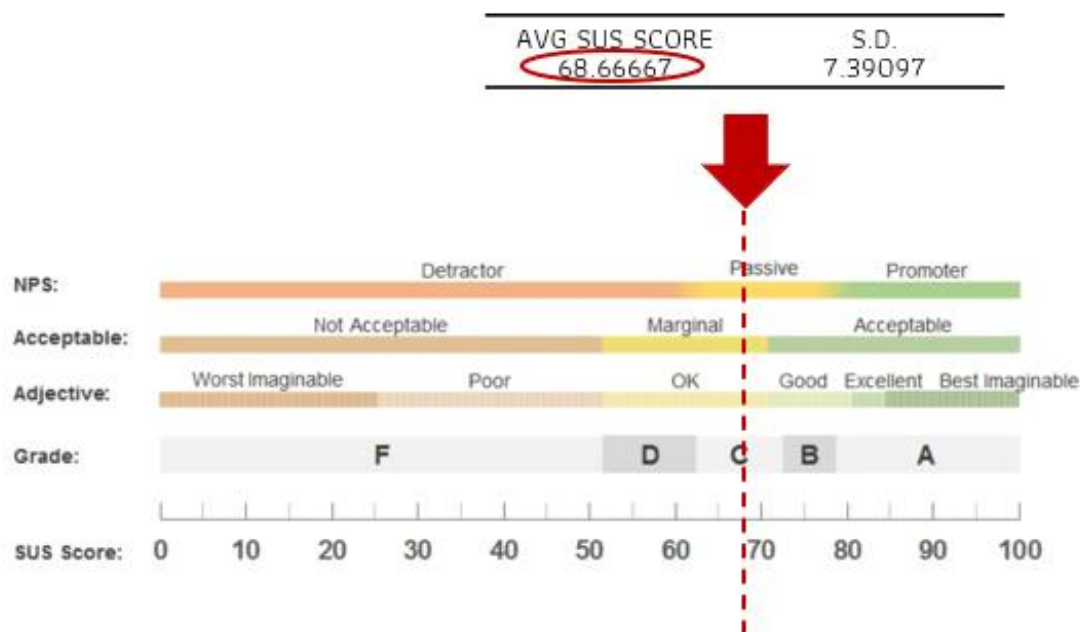
4.4 การวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม System Usability Scale: SUS

สำหรับการประเมินประสิทธิภาพของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นโดยใช้เทคโนโลยี Deep Learning ในมิติของความง่ายต่อการใช้งาน (usability) ได้มีการสำรวจความคิดเห็นของผู้ใช้งานผ่าน แบบสอบถามมาตรฐาน System Usability Scale (SUS) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ได้รับการยอมรับและใช้ กันอย่างแพร่หลายในการประเมินประสบการณ์ผู้ใช้ โดยแบบสอบถาม SUS ประกอบด้วยคำถาม จำนวน 10 ข้อ ที่ครอบคลุมหัวข้อสำคัญ ได้แก่ ความพึงพอใจโดยรวม ความสะดวกในการเรียนรู้ การ ใช้งานซ้ำ และความซับซ้อนของระบบ ในขั้นตอนการประเมินครั้งนี้ ได้เชิญผู้เข้าร่วมการทดลอง ทั้งหมด 30 คน เพื่อให้ข้อมูลสะท้อนความคิดเห็นที่แท้จริงเกี่ยวกับการใช้งานโปรแกรม หลังจากการ ทดลองใช้งาน โปรแกรมได้มีการอธิบายวิธีการใช้งานอย่างละเอียด ผู้เข้าร่วมการทดลองจึงสามารถ ตอบแบบสอบถามได้โดยมีความเข้าใจเพียงพอ ผลลัพธ์การประเมิน ที่ได้จากแบบสอบถาม SUS นี้ จะถูกนำมาคำนวณเป็นค่า SUS Score เพื่อประเมินคุณภาพด้านการใช้งานของโปรแกรมโดยรวม ซึ่ง เป็นข้อมูลสำคัญที่สามารถระบุได้ว่าโปรแกรมมีจุดเด่นหรือข้อจำกัดใดในเชิง usability โดยการ วิเคราะห์นี้จะช่วยสามารถระบุแนวทางการปรับปรุงและพัฒนาต่อยอดโปรแกรมให้ตอบสนองต่อ ความต้องการและความคาดหวังของผู้ใช้งานในอนาคตได้อย่างเหมาะสมและมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ทั้งนี้ ข้อมูลจากการตอบแบบสอบถามของผู้ใช้งานจำนวน 30 คนดังกล่าว ถูกเก็บและแสดงไว้ใน ภาคผนวก ก และนำมาสรุปผลได้ดังตารางที่ 30

ตารางที่ 30 ตารางแสดงค่าที่ได้จากการวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม

System Usability Scale: SUS

รายการ	ค่า SUS (คะแนนเต็ม 100)
จำนวนผู้เข้าร่วม (n)	30.00
ค่าเฉลี่ย (Mean)	68.67
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD)	7.40
ค่าต่ำสุด (Min)	50.00
ค่าสูงสุด (Max)	77.50
ค่ากลาง (Median)	67.50



รูปภาพที่ 34 ผลคะแนนความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม System Usability Scale: SUS
(Jeff Sauro, 2018)

จากตารางที่ 30 และ รูปที่ 35 พบว่าค่าเฉลี่ยคะแนน SUS อยู่ที่ 68.67 โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 7.40 ซึ่งเมื่อพิจารณาตามเกณฑ์การแปลความหมายคะแนน SUS พบว่า คะแนนเฉลี่ยดังกล่าวอยู่ในระดับ "C" หรือระดับ "Okay" ซึ่งถือว่าเป็นระดับที่ "พอใช้ได้" (Marginal Acceptability) ในเชิงคุณภาพ อีกทั้งเกณฑ์การจัดระดับ SUS คะแนนเฉลี่ยที่ได้อยู่ในช่วงค่ามาตรฐานของระบบที่ถือว่ายอมรับได้ (Acceptable) แม้ว่าจะยังไม่อยู่ในระดับที่ยอดเยี่ยมหรือดีมาก (Good หรือ Excellent) แต่ก็แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมมีความสามารถในการใช้งานในระดับที่ผู้ใช้สามารถเข้าใจและใช้งานได้โดยไม่เกิดอุปสรรคที่รุนแรง โดยผู้ใช้อยู่ในกลุ่มที่จัดว่าเป็น "Passive" ซึ่งหมายถึงผู้ใช้อยู่มีความรู้สึกเป็นกลางต่อระบบ และยังไม่ถึงระดับที่มีความประทับใจมากพอในการแนะนำหรือส่งต่อการใช้งานระบบให้แก่ผู้อื่น ผลการประเมินชี้ให้เห็นว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการใช้งานในระดับที่ยอมรับได้ แต่ยังมีโอกาสในการพัฒนาเพิ่มเติมเพื่อยกระดับประสบการณ์การใช้งานของผู้ใช้ให้ดีขึ้น เช่น การออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ให้ชัดเจนยิ่งขึ้น การลดความซับซ้อนในการใช้งาน หรือการปรับปรุงคู่มือหรือคำแนะนำภายในโปรแกรมให้เข้าใจง่ายมากขึ้น

การพัฒนาต่อยอดจากผลการประเมิน SUS นี้ อาจรวมถึงการปรับปรุงด้านการสื่อสารระหว่างระบบกับผู้ใช้ เช่น การจัดเรียงเมนูและปุ่มกดให้ง่ายต่อการเข้าถึง การเพิ่มคำอธิบาย

(Tooltip) ในจุดที่ผู้ใช้อาจเกิดความสับสน การใช้ภาพประกอบหรืออินโฟกราฟิก เพื่อช่วยอธิบาย ฟังก์ชันการทำงานที่ซับซ้อน และการปรับโทนสีหรือรูปแบบการแสดงผลให้สอดคล้องกับหลักการ ออกแบบที่เป็นมิตรต่อผู้ใช้ (User-Centered Design)

อีกทั้ง ในระยะยาวควรมีการออกแบบวงจรการประเมินและการปรับปรุง (Iterative Design) โดยการนำความคิดเห็นของผู้ใช้มาใช้เป็นข้อมูลย้อนกลับ (Feedback Loop) เพื่อปรับปรุง โปรแกรมให้สอดคล้องกับความต้องการและความคาดหวังของผู้ใช้อย่างต่อเนื่อง การนำแนวทางนี้มาใช้ ไม่เพียงแต่จะทำให้คะแนน SUS ในอนาคตมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นเท่านั้น แต่ยังเป็นการสร้าง ประสบการณ์ผู้ใช้ที่ดียิ่งขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้ผู้ใช้เกิดความเชื่อมั่นและมีแนวโน้มแนะนำโปรแกรมให้แก่ ผู้อื่นในที่สุด



บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินงาน

งานวิจัยเรื่อง “การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก” มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อสร้างและประเมิน ประสิทธิภาพของโปรแกรมที่สามารถวิเคราะห์ท่าทางการยกของแรงงานมนุษย์ในลักษณะ 3 มิติ โดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยการทดสอบเปรียบเทียบความถูกต้องกับระบบ Motion Capture (Motive) ที่มีใช้อยู่แล้ว เพื่อพิสูจน์ว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้เป็น เครื่องมือวิเคราะห์ทางการยศาสตร์ที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพ ซึ่งจะแยกผลการดำเนินงานออกเป็น 4 ส่วนได้แก่

- 5.1 สรุปผลการวิจัย
- 5.2 อภิปรายผลการวิจัย
- 5.3 ประโยชน์ที่ได้รับจากงานวิจัย
- 5.4 ข้อเสนอแนะในการวิจัย

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.1.1 สรุปผลของการประเมินภาระงานทางจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX)

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินระดับภาระงานทางด้านจิตใจของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้เครื่องมือ NASA-TLX (Task Load Index) ซึ่งแบ่งการประเมินออกเป็น 6 มิติ ได้แก่ ความต้องการด้านจิตใจ (Mental Demand), ความต้องการทางร่างกาย (Physical Demand), ความต้องการด้านเวลา (Temporal Demand), ความพยายาม (Effort), ประสิทธิภาพ (Performance) และระดับความหงุดหงิด (Frustration Level) ผู้วิจัยได้เก็บข้อมูลโดยให้ผู้ตอบแบบสอบถามประเมินตนเองในแต่ละมิติของภาระงาน โดยใช้ระดับคะแนนตั้งแต่ 0 ถึง 100 และมีการจับคู่มิติ (pairwise comparison) เพื่อชั่งน้ำหนักความสำคัญของแต่ละมิติ (weighting) ผลลัพธ์ที่ได้คือ คะแนนถ่วงน้ำหนักของภาระงาน (Weighted Workload Score) ซึ่งแสดงให้เห็นถึงระดับภาระงานโดยรวมของผู้ปฏิบัติงานในแต่ละด้าน สามารถสรุปออกมาได้ดังนี้

ในส่วนที่ 1 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ความคิด ด้วยสถิติ t-test แบบกลุ่มตัวอย่างที่จับคู่กัน พบว่า ผู้ทดลองมีภาระงานทางจิตใจสูงกว่าขณะใช้โปรแกรม Motive (เฉลี่ย 39.77) เมื่อเทียบกับโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning (เฉลี่ย 25.93) อย่างมี

นัยสำคัญทางสถิติ ($t = 5.70, p < 0.05$) โดยอาจเป็นผลจากความซับซ้อนของโปรแกรม Motion Capture ที่ต้องใช้การคิดวิเคราะห์มากกว่า ขณะที่โปรแกรมแบบ Deep Learning ถูกออกแบบให้ใช้งานง่ายและลดภาระในการประมวลผลข้อมูลในการประเมินทางการยศาสตร์ของผู้ใช้

ในส่วนที่ 2 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกาย วิเคราะห์ด้วย Paired Sample t-test พบว่า ภาระงานทางจิตใจด้านการใช้ร่างกายจากการใช้โปรแกรม Motive และโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = 1.89, p = 0.07$) แม้โปรแกรม Motion Capture จะมีค่าเฉลี่ยสูงกว่าเล็กน้อย จึงสรุปได้ว่าทั้งสองโปรแกรมมีผลต่อภาระงานทางกายภาพใกล้เคียงกันในการรับรู้ของผู้ใช้งานในการประเมินทางการยศาสตร์

ในส่วนที่ 3 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านการใช้เวลา ผลการวิเคราะห์ด้วย Paired Sample t-test พบว่า ภาระงานทางจิตใจด้านเวลาในการใช้โปรแกรม Motive (เฉลี่ย 44.40) สูงกว่าการใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning (เฉลี่ย 25.33) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = 7.21, p < 0.05$) สะท้อนให้เห็นว่า โปรแกรม Motive อาจมีขั้นตอนการใช้งานและการประเมินทางการยศาสตร์ที่ซับซ้อนและใช้เวลามากกว่า

ในส่วนที่ 4 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ ผลการวิเคราะห์พบว่า ผู้ทดลองมีความพึงพอใจต่อผลสำเร็จจากการใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning (เฉลี่ย 24.40) สูงกว่าโปรแกรม Motive (เฉลี่ย 13.37) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = -8.65, p < 0.05$) สะท้อนว่าโปรแกรม Deep Learning ช่วยให้ผู้ใช้เข้าถึงผลลัพธ์ได้สะดวก รวดเร็ว และมั่นใจมากกว่า จึงรู้สึกพึงพอใจต่อการใช้งานมากยิ่งขึ้นในการประเมินทางการยศาสตร์

ในส่วนที่ 5 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความพยายามที่ใช้ ผลการวิเคราะห์พบว่า คะแนนเฉลี่ยด้านความพยายามของโปรแกรม Motive (33.27) สูงกว่าโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning (30.70) เล็กน้อย แต่ความแตกต่างไม่เป็นนัยสำคัญทางสถิติ ($t = 1.42, p = 0.1653$) จึงสรุปได้ว่าผู้ใช้งานรับรู้ถึงระดับความพยายามในการใช้งานทั้งสองโปรแกรมใกล้เคียงกัน โดยไม่มีระบบใดสร้างภาระทางจิตใจด้านนี้มากกว่าอย่างชัดเจนในการใช้งานหน้าต่างโปรแกรมเพื่อประเมินทางการยศาสตร์

ในส่วนที่ 6 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจด้านความคับข้องใจ พบว่า คะแนนภาระงานทางจิตใจด้านความคับข้องใจของผู้ทดลองลดลงอย่างมีนัยสำคัญเมื่อใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning (ค่าเฉลี่ย 7.67) เมื่อเทียบกับโปรแกรม Motive (ค่าเฉลี่ย 12.1) โดยมี

ค่า $t = 5.5363$ และ $p\text{-value} = 2.86\text{E-}06$ ซึ่งต่ำกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงถึงความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ อธิบายได้ว่าโปรแกรม Deep Learning อาจมีความสะดวกและเป็นมิตรต่อผู้ใช่มากกว่า ส่งผลให้ความคับข้องใจลดลงอย่างชัดเจน จึงเสนอว่าเทคโนโลยี Deep Learning มีศักยภาพในการพัฒนาโปรแกรมที่ช่วยยกระดับประสบการณ์ผู้ใช้งานในการประเมินทางกายศาสตร์ โดยเฉพาะในด้านการลดภาระทางจิตใจเชิงลบในบริบทของปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์กับคอมพิวเตอร์ (HCI)

ท้ายที่สุดในการสรุปผลการประเมินภาระงานทางจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) รวมทั้ง 6 มิติ ด้วยคะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก พบว่าผลการเปรียบเทียบภาระงานทางจิตใจระหว่างการใช้โปรแกรม Motive และโปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning พบว่าค่าเฉลี่ยภาระงานของโปรแกรม Motive เท่ากับ 9.87 ($SD = 0.95$) ขณะที่โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 7.70 ($SD = 0.87$) การวิเคราะห์ทางสถิติด้วยการทดสอบ t แบบสองด้านพบว่า $t\text{-Statistic}$ เท่ากับ 11.93 ซึ่งสูงกว่าค่า $t\text{-Critical}$ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ($t = 2.045$) และมีค่า $p\text{-value}$ เท่ากับ 1.04×10^{-12} ซึ่งน้อยกว่า 0.05 อย่างมีนัยสำคัญ แสดงให้เห็นว่าภาระงานทางจิตใจที่เกิดขึ้นจากการใช้ทั้งสองโปรแกรมมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยผู้ทดลองรับรู้ภาระงานทางจิตใจจากการใช้โปรแกรม Motive มากกว่าการใช้โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning อย่างชัดเจน ซึ่งอาจสะท้อนถึงข้อจำกัดด้านความซับซ้อนในการใช้งานของระบบ Motive ในการประเมินผลทางกายศาสตร์จากการตรวจจับท่าทาง เมื่อเปรียบเทียบกับความยืดหยุ่นและความสอดคล้องกับกระบวนการทำงานของผู้ใช้ในระบบที่พัฒนาด้วย Deep Learning

5.1.2 สรุปการประเมินทางกายศาสตร์ การประเมินร่างกายส่วนบน Rapid Upper Limb Assessment (RULA)

จากกระบวนการวิจัยพบว่า โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นโดยใช้เทคนิค Deep Learning สามารถตรวจจับและวิเคราะห์ท่าทางการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของของร่างกายแบบ 3 มิติได้อย่างมีประสิทธิภาพและน่าเชื่อถือ โดยการทดลองกับกลุ่มตัวอย่าง 30 คน พบว่า ผลการทำนายคะแนน Rapid Upper Limb Assessment (RULA) ของโปรแกรมมีความใกล้เคียงกับค่าจากโปรแกรม Motion Capture แบบวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง สำหรับการประเมินท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ พบว่าฝั่งซ้ายตรงกับ Motion Capture 96.67% และฝั่งขวา 93.33% โดยโปรแกรมสามารถแปลผลคะแนน RULA ได้อย่างถูกต้องทุกกรณี (100%) แม้ว่าคะแนนบางส่วนอาจคลาดเคลื่อนเล็กน้อย แต่ไม่มีผลต่อการแปลผลระดับความเสี่ยงทางกายศาสตร์

ในส่วนการประเมินท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ ผังซ้ายตรงกับ Motion Capture 93.33% และผังขวา 90.00% เช่นเดียวกับการประเมินท่านั่ง โปรแกรมยังสามารถแปลผลคะแนน RULA ได้ถูกต้องทั้งหมด (100%)

ผลการทดลองทั้งหมดนี้จึงยืนยันว่า โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถตอบสนองวัตถุประสงค์หลักของงานวิจัย คือ การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก ที่มีความแม่นยำและน่าเชื่อถือ นอกจากนี้ ผลการเปรียบเทียบกับ Motion Capture ยังแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการนำโปรแกรมไปประยุกต์ใช้ในงานด้านการยศาสตร์จริง โดยโปรแกรมมีจุดเด่นด้านความสะดวกในการใช้งาน ความสามารถในการเคลื่อนย้าย และต้นทุนที่ต่ำกว่า Motion Capture จึงมีศักยภาพสูงในการใช้เป็นเครื่องมือประเมินความเสี่ยงทางการยศาสตร์ในสภาพแวดล้อมการทำงานจริง

5.1.3 การวิเคราะห์ระยะเวลาการทดลอง

จากการประเมินท่าทางเพื่อประเมินผลทางการยศาสตร์ของการทำงานด้วยโปรแกรม Deep Learning สามารถลดระยะเวลาในการประเมินคะแนน RULA ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติเมื่อเทียบกับวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง โดยใช้โมเดลจาก Motion Capture โดยในกรณีท่านั่ง ยกย้ายสิ่งของ ลดเวลาได้เฉลี่ย 51.91% และในกรณียืนยกย้ายสิ่งของ ลดได้เฉลี่ย 47.01% สะท้อนถึงประสิทธิภาพและความเหมาะสมของการนำเทคโนโลยี Deep Learning มาใช้ในกระบวนการวิเคราะห์ทางการยศาสตร์อย่างชัดเจน

5.1.4 การวิเคราะห์ความแม่นยำของพิกัดภายในโปรแกรม

จากการวิเคราะห์ผลการทดสอบความแม่นยำของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อระบุตำแหน่งพิกัดของร่างกายมนุษย์ในรูปแบบ 3 มิติ โดยใช้ข้อมูลจาก Motion Capture เป็นข้อมูลอ้างอิง พบว่าการเคลื่อนไหวในลักษณะนั่งและยืนมีรูปแบบความคลาดเคลื่อนของระยะห่างระหว่างพิกัดที่แตกต่างกัน ในท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ พบว่าระยะห่างระหว่างพิกัดในส่วนศีรษะ-คอ มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด โดยมีค่า MAE ในแต่ละแกน (X, Y, Z) อยู่ในเกณฑ์ต่ำ (0.07, 0.12 และ 0.07 เมตรตามลำดับ) และ Mean Euclidean Error โดยรวมอยู่ที่ 0.16 เมตร แสดงถึงความแม่นยำในการประมาณตำแหน่งบริเวณดังกล่าว ในขณะที่ระยะห่างระหว่างหัวไหล่ขวา-มือขวา มีค่าความคลาดเคลื่อนสูงที่สุด โดย MAE ในแกน Y ถึง 0.58 เมตร และ RMSE สูงถึง 0.72 เมตร ส่งผลให้

Mean Euclidean Error รวมอยู่ที่ 0.55 เมตร แสดงถึงความท้าทายของโปรแกรมในการประมาณค่าตำแหน่งพิกัดที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนที่ของแขนและมืออย่างซับซ้อน ในทำนองนี้ยังพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนในแกน Y มักสูงกว่าแกน X และ Z ซึ่งอาจเกิดจากการเคลื่อนตัวในระยะทางที่เพิ่มขึ้นหรือทิศทางการเคลื่อนไหวที่มีความซับซ้อน

สำหรับท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ พบว่าระยะห่างระหว่างพิกัดในส่วนศีรษะ-คอ ยังคงมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด โดยมีค่า MAE ในแต่ละแกน (X, Y, Z) อยู่ที่ 0.05, 0.02 และ 0.05 เมตร และ Mean Euclidean Error เพียง 0.06 เมตร แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโปรแกรมในการวิเคราะห์ตำแหน่งส่วนบนของร่างกายในขณะยืนได้แม่นยำมากขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับท่าอื่น อย่างไรก็ตาม ในทำนองนี้ยังพบความคลาดเคลื่อนสูงในส่วนของระยะระหว่างหัวไหล่ขวา-มือขวา โดย MAE ในแกน Y สูงถึง 0.57 เมตร และ RMSE ในแกน Y สูงถึง 0.66 เมตร ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงยูคลิดรวมในบริเวณนี้อยู่ที่ 0.50 เมตร ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงความซับซ้อนของการเคลื่อนไหวและความยากในการประมาณตำแหน่งพิกัดในส่วนแขน-มือ

โดยสรุป โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถระบุพิกัดในส่วนศีรษะ-คอ และหัวไหล่ซ้าย-ขวา ได้แม่นยำสูงทั้งในท่าอื่นและท่าอื่น เนื่องจากการเคลื่อนไหวในส่วนเหล่านี้มีระยะสั้นและรูปแบบการเคลื่อนไหวค่อนข้างคงที่ ในขณะที่การเคลื่อนไหวที่เกี่ยวข้องกับมือ เช่น หัวไหล่ขวา-มือขวา และหัวไหล่ซ้าย-มือซ้าย มีความคลาดเคลื่อนสูงกว่า โดยเฉพาะในแกน Y ซึ่งมักเกิดจากการเหยียดแขนหรือการเคลื่อนไหวของมือในระยะทางที่กว้างและมุมที่ซับซ้อน

ข้อมูลดังกล่าวสะท้อนให้เห็นถึงจุดแข็งและจุดอ่อนของโปรแกรมเมื่อเปรียบเทียบกับโปรแกรมที่มีอยู่ในปัจจุบัน (ข้อมูลจาก Motion Capture) ซึ่งใช้เป็นข้อมูลอ้างอิง โดยแสดงให้เห็นว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการวิเคราะห์และประมาณค่าพิกัดในส่วนร่างกายที่มีการเคลื่อนไหวคงที่และซับซ้อนน้อยได้ใกล้เคียงกับมาตรฐาน Motion Capture แต่ยังคงมีข้อจำกัดในส่วนที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวแขนและมือ ซึ่งมีความซับซ้อนสูงกว่า ผลการทดสอบนี้จึงสามารถสรุปได้ว่าโปรแกรมมีศักยภาพในการใช้งานจริง โดยมีจุดที่ควรปรับปรุงเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหว 3 มิติของมนุษย์ โดยเฉพาะการเคลื่อนไหวที่มีมุมกว้างหรือการเคลื่อนไหวระยะไกลของแขนและมือ

5.1.5 การวิเคราะห์แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS)

จากการสำรวจพบว่าค่าเฉลี่ยคะแนน SUS อยู่ที่ 68.67 โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 7.40 ซึ่งเมื่อพิจารณาตามเกณฑ์การแปลความหมายคะแนน SUS พบว่า คะแนนเฉลี่ยดังกล่าวอยู่ในระดับ "C" หรือระดับ "Okay" ซึ่งถือว่าเป็นระดับที่ "พอใช้ได้" (Marginal Acceptability) ในเชิงคุณภาพ อีกทั้งเกณฑ์การจัดระดับ SUS คะแนนเฉลี่ยที่ได้อยู่ในช่วงค่ามาตรฐานของระบบที่ถือว่ายอมรับได้ (Acceptable) แม้ว่าจะยังไม่อยู่ในระดับที่ยอดเยี่ยมหรือดีมาก (Good หรือ Excellent) แต่ก็แสดงให้เห็นว่าโปรแกรมมีความสามารถในการใช้งานในระดับที่ผู้ใช้สามารถเข้าใจและใช้งานได้โดยไม่เกิดอุปสรรคที่รุนแรง โดยผู้ใช้อยู่ในกลุ่มที่จัดว่าเป็น "Passive" ซึ่งหมายถึงผู้ใช้อยู่มีความรู้สึกเป็นกลางต่อระบบ และยังไม่ถึงระดับที่มีความประทับใจมากพอในการแนะนำหรือส่งต่อการใช้งานระบบให้แก่ผู้อื่น

โดยสรุป ผลการประเมินชี้ให้เห็นว่าโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการใช้งานในระดับที่ยอมรับได้ แต่ยังมีโอกาสในการพัฒนาเพิ่มเติมเพื่อยกระดับประสบการณ์การใช้งานของผู้ใช้ให้ดีขึ้น เช่น การออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้ให้ชัดเจนยิ่งขึ้น การลดความซับซ้อนในการใช้งาน หรือการปรับปรุงคู่มือหรือคำแนะนำภายในโปรแกรมให้เข้าใจง่ายมากขึ้น

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

การใช้แบบวัดภาระงานทางจิตใจ NASA-TLX ช่วยให้สามารถประเมินภาระงานในมิติต่างๆ ได้อย่างชัดเจน ครอบคลุมทั้งด้านจิตใจ ร่างกาย เวลา ความพยายาม ประสิทธิภาพ และความหงุดหงิด ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า โปรแกรมที่พัฒนาด้วย Deep Learning มีแนวโน้มที่จะลดภาระงานทางจิตใจได้มากกว่าอย่างมีนัยสำคัญในหลายมิติ โดยเฉพาะด้าน ความต้องการทางจิตใจ, เวลา, ความคับข้องใจ, และความพึงพอใจต่อผลงาน สามารถอภิปรายผลได้ดังนี้

1. ด้านความต้องการทางจิตใจ (Mental Demand): โปรแกรม Motive มีความซับซ้อนและต้องใช้การคิดวิเคราะห์มากกว่าชัดเจน ทำให้คะแนนภาระงานสูงกว่า
2. ด้านความต้องการทางร่างกาย (Physical Demand): ทั้งสองโปรแกรมไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ แสดงว่าไม่มีผลต่อภาระทางกายภาพอย่างเด่นชัด
3. ด้านความต้องการด้านเวลา (Temporal Demand): โปรแกรม Motive ใช้เวลามากกว่า ซึ่งอาจเนื่องจากขั้นตอนการใช้งานซับซ้อนกว่า

4. ด้านความพึงพอใจต่อผลสำเร็จ (Performance): ผู้ใช้พึงพอใจกับผลลัพธ์ของโปรแกรม Deep Learning มากกว่า สะท้อนว่าใช้งานง่ายและให้ผลลัพธ์ที่ชัดเจน
5. ด้านความพยายาม (Effort): แม้โปรแกรม Motive จะมีคะแนนเฉลี่ยสูงกว่าเล็กน้อย แต่ไม่ต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แสดงว่าไม่สร้างความเหนื่อยล้าทางจิตใจแตกต่างกันอย่างชัดเจน
6. ด้านความหงุดหงิด (Frustration): โปรแกรม Deep Learning ลดความคับข้องใจได้อย่างชัดเจน อาจเพราะอินเทอร์เฟซที่เป็นมิตรหรือกระบวนการที่เรียบง่าย

ผลการวิจัยนี้ช่วยลดภาระงานทางจิตใจของผู้ใช้งาน โดยเฉพาะในงานที่ต้องการความแม่นยำและการประมวลผลข้อมูลจำนวนมาก การใช้ Deep Learning มีส่วนช่วยในการทำให้กระบวนการเป็นอัตโนมัติมากขึ้น ลดภาระการคิด วิเคราะห์ และตัดสินใจของผู้ใช้ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับบริบทการทำงานอื่น ๆ ที่คล้ายกัน เช่น งานอุตสาหกรรม หรือการควบคุมคุณภาพ

ในด้านการใช้เวลาสามารถลดระยะเวลาในการประเมินคะแนน RULA ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติเมื่อเทียบกับวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง โดยใช้โมเดลจาก Motion Capture โดยในกรณีทำนึ่งยกย้ายสิ่งของ ลดเวลาได้เฉลี่ย 51.91% และในกรณียืนยกย้ายสิ่งของ ลดได้เฉลี่ย 47.01% สะท้อนถึงประสิทธิภาพและความเหมาะสมของการนำเทคโนโลยี Deep Learning มาใช้ในกระบวนการวิเคราะห์ทางกายศาสตร์อย่างชัดเจน

ในด้านของความแม่นยำผลลัพธ์จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปใช้วิเคราะห์สภาพการยกของในสภาพแวดล้อมจริงได้ดี โดยเฉพาะในสถานที่ที่ไม่สามารถติดตั้งอุปกรณ์ Motion Capture ได้อย่างเต็มรูปแบบ

1. ความแม่นยำของโปรแกรม: ความแม่นยำที่ใกล้เคียงกับโปรแกรมมาตรฐานแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของเทคโนโลยี Deep Learning ในการแทนที่หรือทำงานร่วมกับอุปกรณ์ราคาแพงอย่าง Motion Capture โดยสามารถลดต้นทุนในการตรวจวิเคราะห์และเพิ่มความสะดวกในการใช้งาน
2. ข้อจำกัดที่พบ: แม้ว่าโปรแกรมจะมีประสิทธิภาพโดยรวมที่ดี แต่ยังพบความคลาดเคลื่อนในบางจุด เช่น บริเวณมือซ้ายและขวาซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนเชิงตำแหน่งที่สูงกว่าบริเวณอื่น อันอาจเนื่องมาจากความเร็วหรือความซับซ้อนของการเคลื่อนไหวที่สูง
3. ประโยชน์เชิงปฏิบัติ: โปรแกรมสามารถประยุกต์ใช้ในด้านอาชีวอนามัยและความปลอดภัย เพื่อประเมินความเสี่ยงทางการกายศาสตร์ของแรงงานในสายการผลิต รวมถึงสามารถใช้เป็นสื่อการเรียนรู้ในรายวิชาเกี่ยวกับการกายศาสตร์และการออกแบบงาน

5.3 ประโยชน์ที่ได้รับจากงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีคุณูปการอย่างสำคัญทั้งในเชิงทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งานจริง โดยสามารถแบ่งออกเป็นประโยชน์ใน 3 มิติหลัก ได้แก่ มิติด้านการประเมินทางการยศาสตร์ มิติด้านเทคโนโลยี และมิติด้านการศึกษาและฝึกอบรม ดังนี้

1. มิติด้านการประเมินทางการยศาสตร์ โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการประเมินท่าทางของผู้ปฏิบัติงานในภาคอุตสาหกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยไม่จำเป็นต้องพึ่งพาเครื่องมือที่มีราคาสูงหรือมีขั้นตอนซับซ้อน เช่น ระบบ Motion Capture หรือการบันทึกข้อมูลจากอุปกรณ์แบบสวมใส่ (Wearable Sensors) ซึ่งอาจไม่เหมาะสมในสภาพแวดล้อมจริงที่มีข้อจำกัดทางกายภาพหรืองบประมาณ โปรแกรมนี้ช่วยให้สามารถประเมินความเสี่ยงของการเกิดอาการปวดหรือบาดเจ็บจากการทำงานได้ในเชิงป้องกัน เช่น การยกของในท่าทางที่ไม่เหมาะสม การงอคอหรือไหล่ในระยะเวลาานาน ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพและความปลอดภัยของแรงงาน
2. มิติด้านเทคโนโลยีและการออกแบบระบบอัจฉริยะ งานวิจัยนี้เป็นตัวอย่างสำคัญของการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) และการประมวลผลภาพ (Computer Vision) เข้ากับปัญหาที่เกิดขึ้นจริงในภาคอุตสาหกรรม โดยไม่ต้องอาศัยภาพ 3 มิติหรือกล้องหลายตัว แต่สามารถใช้เพียงภาพจากกล้อง 2 มิติ แล้วประมวลผลเป็นโครงสร้าง 3 มิติของร่างกายมนุษย์ได้อย่างแม่นยำ ถือเป็นส่วนสำคัญของการพัฒนาเครื่องมืออัจฉริยะที่เข้าถึงได้ง่าย และสามารถปรับใช้ให้เหมาะสมกับบริบทของผู้ใช้งานแต่ละกลุ่มที่ไม่ต้องใช้เวลาใช้สูง
3. มิติด้านการศึกษาและการฝึกอบรม อีกหนึ่งประโยชน์ที่สำคัญคือ โปรแกรมสามารถนำไปใช้เป็นสื่อการเรียนรู้ในสถาบันการศึกษา โดยเฉพาะในสาขาที่เกี่ยวข้องกับการยศาสตร์ วิศวกรรมอุตสาหการ อาชีวอนามัย และสุขภาพแรงงาน นักศึกษาสามารถใช้โปรแกรมนี้เพื่อศึกษาวิธีการประเมินท่าทางของร่างกายจากสถานการณ์จำลองจริง ๆ ได้ทันที โดยไม่จำเป็นต้องมีห้องปฏิบัติการหรืออุปกรณ์ราคาสูง ส่งผลให้เกิดการเรียนรู้ที่เข้าใจง่าย เชื่อมโยงกับสถานการณ์จริง และสร้างความตระหนักรู้ในด้านความปลอดภัยในการทำงานได้ตั้งแต่ระดับการศึกษา

5.4 ข้อเสนอแนะในการวิจัย

แม้ว่างานวิจัยนี้จะสามารถพัฒนาโปรแกรมได้สำเร็จในระดับที่สามารถใช้งานได้จริงและมีความแม่นยำค่อนข้างสูง แต่ยังมีประเด็นและมิติอื่นๆ ที่ควรศึกษาเพิ่มเติมหรือปรับปรุงต่อไป เพื่อพัฒนาความสามารถของระบบให้รอบด้านยิ่งขึ้น ดังนี้

1. การเพิ่มความหลากหลายของท่าทางการยกในงานวิจัยนี้ การทดลองเน้นที่การยกของ ซึ่งเป็นท่าทางพื้นฐานในการทำงานจริง อย่างไรก็ตามในสถานการณ์จริงของภาคอุตสาหกรรมยังมีการยกของในท่าทางอื่น ๆ เช่น การบิดลำตัวขณะยก การยกของเหนือศีรษะ การถือของข้างลำตัว หรือการยกของพร้อมเดินเคลื่อนที่ ซึ่งล้วนเป็นท่าทางที่มีผลต่อความเสี่ยงทางการยกอย่างมาก ดังนั้น การวิจัยในอนาคตควรออกแบบชุดการทดลองที่ครอบคลุมท่าทางที่หลากหลายและซับซ้อนมากยิ่งขึ้น เพื่อให้ระบบมีความสามารถในการวิเคราะห์สภาพจริงได้สมบูรณ์
2. การตรวจจับกลุ่มบุคคลหรือหลายร่างกายพร้อมกัน ระบบในปัจจุบันรองรับการตรวจจับบุคคลเพียงรายเดียวต่อครั้ง ซึ่งยังไม่เพียงพอต่อการนำไปประยุกต์ใช้ในโรงงานที่มีพนักงานหลายคนปฏิบัติงานพร้อมกัน การพัฒนาระบบให้สามารถตรวจจับและวิเคราะห์ร่างกายของบุคคลหลายคนในเฟรมเดียว (multi-person detection and analysis) จะช่วยให้การใช้งานมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยเฉพาะในสายการผลิตขนาดใหญ่ หรือการตรวจสอบงานที่ใช้แรงงานจำนวนมาก
3. การผนวกข้อมูลเวลาและการวิเคราะห์ต่อเนื่อง (temporal analysis) งานวิจัยนี้วิเคราะห์จากภาพนิ่งเป็นหลัก ซึ่งแม้จะให้ผลที่ดีในระดับหนึ่ง แต่หากสามารถวิเคราะห์ภาพต่อเนื่องในรูปแบบวิดีโอ พร้อมคำนวณการเปลี่ยนแปลงท่าทางตามช่วงเวลาได้ (time-series posture analysis) จะทำให้สามารถวิเคราะห์ความเสี่ยงที่เกิดจากการทำงานต่อเนื่องเป็นระยะเวลานาน เช่น อาการเมื่อยล้าหรือการเคลื่อนไหวที่ซ้ำซ้อน ซึ่งส่งผลต่อการบาดเจ็บสะสม
4. การขยายโมเดลให้รองรับลักษณะทางกายภาพที่หลากหลาย อย่างไรก็ตามผู้ปฏิบัติงานในชีวิตจริงมีความหลากหลายทั้งในด้านเพศ อายุ ส่วนสูง น้ำหนัก และรูปร่าง การฝึกโมเดลด้วยข้อมูลที่หลากหลายมากขึ้นจะทำให้ระบบมีความยืดหยุ่นและลดความผิดพลาดของโมเดลได้
5. การประเมินผลจากผู้ใช้งานจริง (User Validation) แม้ว่าการทดลองในห้องปฏิบัติการจะให้ผลลัพธ์ที่น่าพึงพอใจ แต่การนำระบบไปทดลองใช้งานจริงกับกลุ่มเป้าหมาย เช่น

เจ้าหน้าที่ความปลอดภัย หัวหน้างาน หรือนักกายภาพบำบัด จะช่วยสะท้อนความต้องการที่แท้จริงของผู้ใช้ และช่วยปรับปรุงระบบให้ตอบโจทย์การใช้งานในเชิงปฏิบัติมากยิ่งขึ้น เช่น การเพิ่มฟังก์ชันแนะนำท่าทางที่ปลอดภัย หรือการแสดงผลคะแนนในรูปแบบที่เข้าใจง่าย

6. การผนวกข้อมูลจากเซ็นเซอร์อื่นร่วมกับภาพถ่ายหรือวิดีโอ (Multimodal Data Integration) การใช้ภาพนิ่งหรือวิดีโอเป็นข้อมูลหลักอาจมีข้อจำกัดในด้านมุมมอง แสง หรือความคมชัด การเพิ่มการใช้งานร่วมกับข้อมูลจากเซ็นเซอร์อื่น เช่น เซ็นเซอร์แรงกด (Pressure Sensor) หรือ EMG (Electromyography) จะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการประเมินท่าทาง และสามารถตรวจจับแรงที่ใช้หรืออาการเกร็งของกล้ามเนื้อ ซึ่งส่งผลต่อการวิเคราะห์ความเสี่ยงทางการยศาสตร์ได้ลึกซึ้งยิ่งขึ้น
7. การปรับปรุง UI/UX ของระบบให้เหมาะกับผู้ใช้งานที่ไม่ใช่สายเทคนิค ระบบที่ดีควรสามารถใช้งานได้โดยบุคลากรทั่วไปที่ไม่มีความรู้ด้านเทคนิค เช่น หัวหน้างานหรือเจ้าหน้าที่ความปลอดภัย การออกแบบอินเทอร์เฟซที่ใช้งานง่าย แสดงผลภาพประกอบหรือคำแนะนำท่าทางในรูปแบบที่เข้าใจง่าย รวมถึงรองรับการใช้งานบนอุปกรณ์พกพา เช่น แท็บเล็ตหรือมือถือ จะช่วยเพิ่มการนำไปใช้งานจริงในภาคสนาม
8. ศึกษาการประเมินผลลัพธ์ในมิติของต้นทุนและประสิทธิภาพการทำงาน ควรมีการศึกษาว่า การใช้งานระบบนี้ในสถานประกอบการส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานจริงหรือไม่ เช่น ลดอัตราการบาดเจ็บ ลดเวลาพักงาน หรือช่วยวางแผนการฝึกอบรมได้แม่นยำขึ้น พร้อมทั้งเปรียบเทียบต้นทุนการใช้งานกับผลลัพธ์ที่ได้รับ เพื่อเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจในการนำระบบไปใช้จริงในระดับองค์กร
9. ศึกษาเพิ่มเติมในส่วนของความเป็นส่วนตัวและความปลอดภัยของข้อมูล (Data Privacy & Ethics) เมื่อมีการเก็บภาพหรือวิดีโอของพนักงานในการทำงานจริง จำเป็นต้องมีการจัดการด้านความเป็นส่วนตัวของข้อมูลอย่างรัดกุม เช่น การทำข้อมูลให้เป็นนิรนาม (anonymization), การเข้ารหัสข้อมูล และการได้รับความยินยอมก่อนใช้งาน เพื่อลดความเสี่ยงทางจริยธรรมและกฎหมาย
10. ระบบที่พัฒนาขึ้นยังอิงกับการฝึกแบบออฟไลน์ ซึ่งอาจไม่รองรับการเปลี่ยนแปลงของท่าทางหรือสภาพแวดล้อมในสถานการณ์จริงได้ทันที การเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้แบบต่อเนื่องจากผู้ใช้งานแต่ละคนโดยไม่ต้องฝึกใหม่ทั้งหมด จะช่วยให้ระบบมีความยืดหยุ่นปรับตัวได้ดี และรักษาความแม่นยำในการใช้งานระยะยาว

รายการอ้างอิง

- Agarwal, M. *Neural Network with BackPropagation*. <https://github.com/Vercaca/NN-Backpropagation>
- Aho, A. V., Lam, M. S., & Sethi, R. & ULLMAN, JD. (2006). *Compilers: Principles, Techniques, and Tools*.
- Anton, H. (2013). *Calculus: A new horizon* John Wiley & Sons.
- Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A. D., Katz, R., Konwinski, A., & Zaharia, M. (2010). A view of cloud computing. *Communications of the ACM*, 53(4), 50-58.
- azure.microsoft.com. โครงสร้างของ IaaS, PaaS และ SaaS. <https://azure.microsoft.com/en-us/>
- Benlian, A., Koufaris, M., & Hess, T. . (2011). Service quality in software-as-a-service: Developing the SaaS-Qual measure and examining its role in usage continuance. *Journal of management information systems*, 28(3), 85-126.
- Bhardwaj, A. (2020, Oct 11, 2020). *What is a Perceptron? – Basics of Neural Networks*. <https://towardsdatascience.com/what-is-a-perceptron-basics-of-neural-networks-c4cfea20c590/>
- Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M. . (2006). *Pattern recognition and machine learning* New York: *springer*, 4(4), 738.
- Bisong, E. (2019). *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*. CA: Apress.
- Bronstein, M. M., Bruna, J., LeCun, Y., Szlam, A., & Vandergheynst, P. (2017). Geometric deep learning: going beyond euclidean data. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34(4), 18-42.
- Brooke, J. (1996). SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194), 4-7.
- Buehler, M., Ijspeert, A. J., & Koditschek, D. E. (2018). Optical Tracking Systems in Motion Analysis and Motion Capture. *Journal of Robotics Research*, 37(3), 467-489.
- Carneiro, T., Da Nóbrega, R. V. M., Nepomuceno, T., Bian, G. B., De Albuquerque, V. H. C., & Reboucas Filho, P. P. . (2018). Performance analysis of google colaboratory

- as a tool for accelerating deep learning applications. *Ieee Access*, 6, 61677-61685.
- Choudhary, V. (2007). Comparison of software quality under perpetual licensing and software as a service. *Journal of management information systems*, 24(2), 141-165.
- Contemporary Calculus. Lines and planes in three dimensions. In.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. . (2009). *Introduction to Algorithms* MIT Press.
- Cortes, C., & Vapnik, V. . (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.
- Davis, B., & Adams, J. . (2019). Recent Advances in Optical Motion Capture for Interactive Media Applications. *Journal of Visual Computing*, 45(7), 891-902.
- Dillon, T., Wu, C. & Chang, E. . (2010, 20-23 April 2010). Cloud Computing: Issues and Challenges. Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA), Perth.
- Domingos, P. (2012). A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM*, 55(10), 78-87.
<https://doi.org/10.1145/2347736.2347755>
- Draper, N. R. (1998). *Applied regression analysis*. McGraw-Hill. Inc.
- Ergonomics Society of Thailand. (2020). การประเมินท่าทางในการนั่งทำงาน *Rapid Upper Limb Assessment(RULA)*. <http://www.est.or.th>
- Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S. . (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639), 115-118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
- Feng, G., He, X., Polson, N., & Xu, J. . (2019). Deep learning for predicting asset returns. *Journal of Financial Economics*, 133(3), 696-719.
- George Lawton. (2008). "Developing Software Online With Platform-as-a-Service Technology,". *Computer* 41(6), 13-15. <https://doi.org/10.1109/MC.2008.185>
- Guido Van Rossum, F. L. D. (2009). *Python 3 Reference Manual*.
- Han, J., Pei, J., & Tong, H. . (2022). *Data mining: concepts and techniques*. Morgan kaufmann.

- Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786), 504-507.
- Ian Goodfellow, Y. B., Aaron Courville,. (2016). *Deep Learning*. The MIT Press.
- Jeff Sauro, P. (2018, September 19, 2018). *5 Ways to Interpret a SUS Score*.
<https://measuringu.com/interpret-sus-score/>
- Kamarudin, N. H., Mohamed, N., & Sulaiman, N. . (2013). A review on the NIOSH lifting equation and ergonomic analysis. *Proceedings of the 2013 IEEE Symposium on Industrial Electronics & Applications (ISIEA)*, 96-101.
- Kernighan, B. W., & Ritchie, D. M. (1988). *The C Programming Language*.
- Knuth, D. E. (1998). *The Art of Computer Programming* Addison-Wesley.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G.E. . (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Imagenet classification with deep convolutional neural networks.*, 25.
- Lay, D. C. (2012). *Linear algebra and its applications* Pearson.
- MATLAB. (2023, 12 Apr, 2023). *RGB image representation*.
<https://www.geeksforgeeks.org/software-engineering/matlab-rgb-image-representation/>
- McAtamney & Corlett. (1993). Rula: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. *Applied Ergonomics*, 24(2), 91-99.
- Mell, P., & Grance, T. (2011). The NIST Definition of Cloud Computing. *National Institute of Standards and Technology Special Publication*, 53, 1-7.
- Meyer, A., Schreiber, A., & Menze, B. (2018). Motion Capture: A Review of Applications and Technologies. *Journal of Applied Physiology*, 124(3), 567-578.
- Michael Nielsen. (2015). *Neural networks and deep learning* (Vol. 25). USA: Determination press.
- Mitchell, T. M., & Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning* (Vol. 1).
- Moeslund, T. B., Hilton, A., & Krüger, V. . (2006). A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis. *Computer Vision and Image Understanding*, 104(2-3), 90-126.
- Monnier, T., & Coste-Maniere, E. . (2020). A Review on Optical Tracking Technologies for Interactive Systems. *Sensors*, 20(12), 1231.

- Monti, F., Boscaini, D., Masci, J., Rodola, E., Svoboda, J., & Bronstein, M. M. (2017). Geometric deep learning on graphs and manifolds using mixture model CNNs. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 5115-5124.
- Nitish Srivastava nitish, G. H. h., Alex Krizhevsky kriz, Ilya Sutskever ilya & Ruslan Salakhutdinov,. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, 15(1), 1929-1958.
- Patterson, D. A., & Hennessy, J. L. . (1994). *Computer organization and Design*. Morgan Kaufmann.
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees *Machine Learning*, 1, 81-106.
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206-215.
- Rumelhart, D., Hinton, G. & Williams, R. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Sárándi, I., Hermans, A., & Leibe, B. . (2023). Learning 3d human pose estimation from dozens of datasets using a geometry-aware autoencoder to bridge between skeleton formats. In *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, 2956-2966.
- Sean Marston, Z. L., Subhajyoti Bandyopadhyay, Juheng Zhang, & Anand Ghalsasi, . (2011). Cloud computing — The business perspective. *Decision Support Systems*, 51(1), 176-189. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.12.006>
- Sebesta, R. W. (2004). *Concepts of programming languages*. Pearson Education India.
- Stewart, J. (2016). *Calculus: Early transcendentals* Cengage Learning.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* MIT Press.
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer Science & Business Media.
- Tanenbaum, A. S. (2016). *Structured computer organization*. Pearson Education India.
- Wikipedia. *Linear separability*. https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_separability
- Wikipedia. *Neural network (machine learning)*.

[https://en.wikipedia.org/wiki/Neural_network_\(machine_learning\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Neural_network_(machine_learning))

- Wolpert, L. (1990). The evolution of patterning mechanisms: chiral symmetry breaking and the evolution of development. *Trends in Genetics*, 6, 33-37.
- Yann Lecun, Y. B., Geoffrey Hinton. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Zhang, Q., Cheng, L., & Boutaba, R. . (2010). Cloud computing: state-of-the-art and research challenges. *Journal of internet services and applications*, 1, 7-18.
- ขอบภพ ชาเสน, ฐ. ส., เปรม อิงคเวชชากุล. (2024). การพัฒนาระบบตรวจจับการสวมหมวกนิรภัยโดยใช้เทคโนโลยีการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ. วารสารวิศวกรรมและเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์, 2(3), 1-10.
- จันทิมา ทুমะลา. (2019). การตรวจจับการหกล้มของผู้สูงอายุ โดยใช้โมดูลกล้องพร้อมระบบแจ้งเตือน. *Chulalongkorn University Theses and Dissertations (Chula ETD)*, 9607.
- ชลธิชา ใจบรรทัด และจเร เลิศสุดวิชัย. (2024). แนวทางในการลดปัญหาทางการยศาสตร์ กรณีศึกษาโรงงานปุ๋ยเคมี ในจังหวัดปทุมธานี. วารสารวิชาการวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏจันทรเกษม *SCI JCRU*, 34(1), 1-12.
- ชินปัญชธนะ และนัศพ์ชาณัณ. (2022). แบบจำลองการเรียนรู้ท่าทางมนุษย์จากการเคลื่อนไหว ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม แบบสังวัตนาการ และแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว. *Journal of Information Science & Technology*, 12(1), 27.
- ชูชาติ วิรเศรณี. (2544). *ISO 9000 สำหรับนักบริหารมืออาชีพ*. สำนักวิทยบริการและเทคโนโลยีสารสนเทศ.
- ณัฏกร เกษมสำราญ. (2019). การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาท เพื่อตรวจจับเซลล์หลายชนิด ผ่านกล้องจุลทรรศน์เชิงซ้อน ด้วยตัวรับรู้ภาพ. *Chulalongkorn University Theses and Dissertations (Chula ETD)*, 9614.
- ดัชกรณ์ ต้นเจริญ. (2011). เทคโนโลยีการตรวจจับการเคลื่อนไหว และการประยุกต์ใช้งาน. วารสารปัญญาวิวัฒน์, 3(1), 113-122.
- ธนโชติ ภาชนะนัย, จ. ป., กรรณิการ์ คนงาม, วรชัย ศรีสมุดคำ และวาสนา วงศ์ษา, . (2022). เครื่องคัดแยกขยะรีไซเคิล ด้วยการประมวลผลภาพ. วารสารวิชาการเทคโนโลยีอุตสาหกรรม และวิศวกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏพิบูลสงคราม, 4(2), 242-253.
- ธนากร รัตนจริยา. (2018). การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการฝังคำเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนายผลการวินิจฉัยโรค จากบันทึกทางการแพทย์ ของแผนกออร์โธปิดิกส์. *Chulalongkorn University Theses and Dissertations (Chula ETD)*, 3387.
- นริศ เจริญพร. เอกสารประกอบการสอนวิชาการยศาสตร์. In.

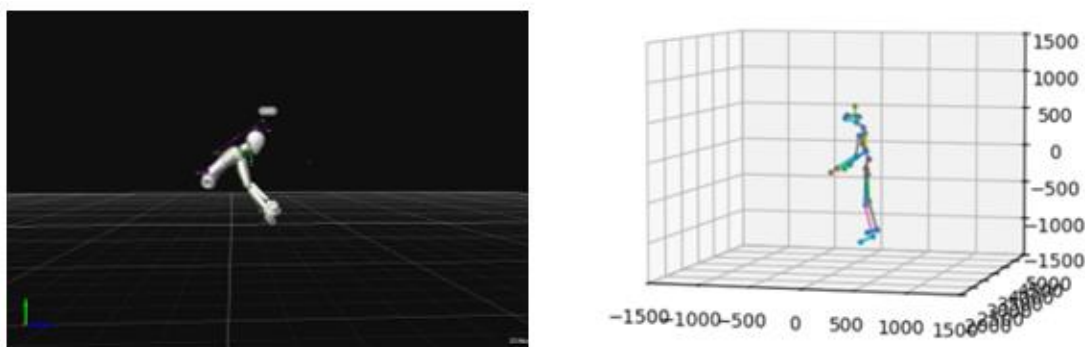
- นาถนภา นกดี. (2563). การศึกษาความสัมพันธ์ของภาระงานทางคลืนสมองในการทำงานสองอย่าง พร้อมกันจากการจดจำระยะสั้น. มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- ประจวบ กล่อมจิตร. (2554). การประเมินและปรับปรุงงานในสถานประกอบการโดยหลักการยศาสตร์. โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- ปาณิสรา หาดขุนทด. (2023). การพัฒนาระบบอินเทอร์เน็ตทุกสรรพสิ่ง ที่ควบคุมด้วยตรรกศาสตร์คลุมเครือ สำหรับการปลูกทุเรียน. *SCIENCE AND TECHNOLOGY NAKHON SAWAN RAJABHAT UNIVERSITY JOURNAL*, 15(22), 93-107.
- พลพงศ์ สุวรรณวาทีน. (2016). การรับรู้ภาระงานและความเหนื่อยหน่ายในการทำงานของพนักงานต้อนรับบนเครื่องบิน โดยมีการสื่อสารภายในองค์กรและความเครียดในการทำงานเป็นตัวแปรกำกับ. มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- วรวิทย์ กังหัน, อ. โ., ชลธิศ ปิติภูมิ สุขสันต์, พศิน มัชฌิมา, บัณฑิต อินทรีย์ มีศักดิ์, สุนทร วีระเดชสิกุล และพงศกร อุ่ณสุพรรณ. (2023). การหาหน้าหนักของแต่งโม โดยใช้การประมาณพื้นที่วงรี ด้วยการประมวลผลภาพ. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธนบุรี*, 7(1), 35-46.
- สุขสันต์ พรหมบุญเรือง, ธ. บ., สุทธิพงษ์ พลทอง และธนา โชติประเดิม. (2023). การตรวจจับการสวมหน้ากากอนามัย โดยเทคนิคการส่งถ่ายความรู้. *KKU Science Journal*, 51(2), 103-112.
- สุดธิดา กรุงไกรวงศ์. (2551). หน่วยที่ 14 การบ่งชี้และ วิเคราะห์งานด้านการยศาสตร์เพื่อปรับปรุงสภาพ การทำงาน. ใน เอกสารการสอนชุดวิชาการยศาสตร์. โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช.
- อุเทน ว่องไว. (2522). การพัฒนาระบบจดจำภาพ สำหรับการตรวจจับอะไหล่ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบ คอนโวลูชัน (Doctoral dissertation). มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช.





คู่มือการทดลอง

การทดลอง เรื่องการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก



รูปภาพที่ 35 รูปภาพที่ 1 บนคู่มือการทดลอง

คู่มือการทดลอง เรื่องการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก มีวัตถุประสงค์ต้องการศึกษา ดังนี้

1. เพื่อพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก
2. เพื่อสร้างโมเดลการคำนวณทางกายศาสตร์จากข้อมูลการยก ที่ได้จากการตรวจจับรูปแบบ 3 มิติ
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น โดยเปรียบเทียบกับโปรแกรมที่มีอยู่ในปัจจุบัน
4. เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการนำโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นไปประยุกต์ใช้ในงานด้านการยศาสตร์

กลุ่มประชากรที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่ นักศึกษาภาควิชาอุตสาหกรรมและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยศิลปากร วิทยาเขตพระราชวังสนามจันทร์ การทดลองดังกล่าวจะแบ่งเป็น 2 การทดลอง ได้แก่

1. การทดลองที่ 1 เป็นการทดลองโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้ Motion Capture ผ่านโปรแกรม Motive
2. การทดลองที่ 2 เป็นการทดลองการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยแรงกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

การทดลองที่ 1

การทดลองโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้ Motion Capture ผ่านโปรแกรม Motive

คำสั่ง : ให้ผู้ทดลองทำการทดลองที่ 1 : โปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้ Motion Capture ผ่านโปรแกรม Motive โดยมีข้อจำกัด ดังนี้

- การทดลองนี้ว่าไม่สามารถยับยั้งหรือเคลื่อนที่ขา
- ขณะทำการทดลองลำตัวต้องไม่บิดหรือหมุนออกทางด้านข้าง จนกว่าจะเสร็จสิ้นการทดลอง
- การเริ่มการทดลองให้ผู้ทดลองเข้าประจำจุดทดลองการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ ดังภาพด้านล่าง
- ให้ผู้ทดลองเตรียมตัวเข้าประจำตำแหน่งการทดลอง ให้ขาทั้งสองข้างยืนอยู่บนกระดาษที่ทำ
การกำหนดไว้บนพื้น และทำการบันทึกวิดีโอทางด้านซ้ายของผู้ทดลอง ระหว่างการทดลอง
ห้ามมีบุคคลอื่นเข้าร่วมเฟรม



รูปภาพที่ 36 รูปภาพที่ 2 บนคู่มือการทดลองโดยแสดงสถานการณ์การทดลอง

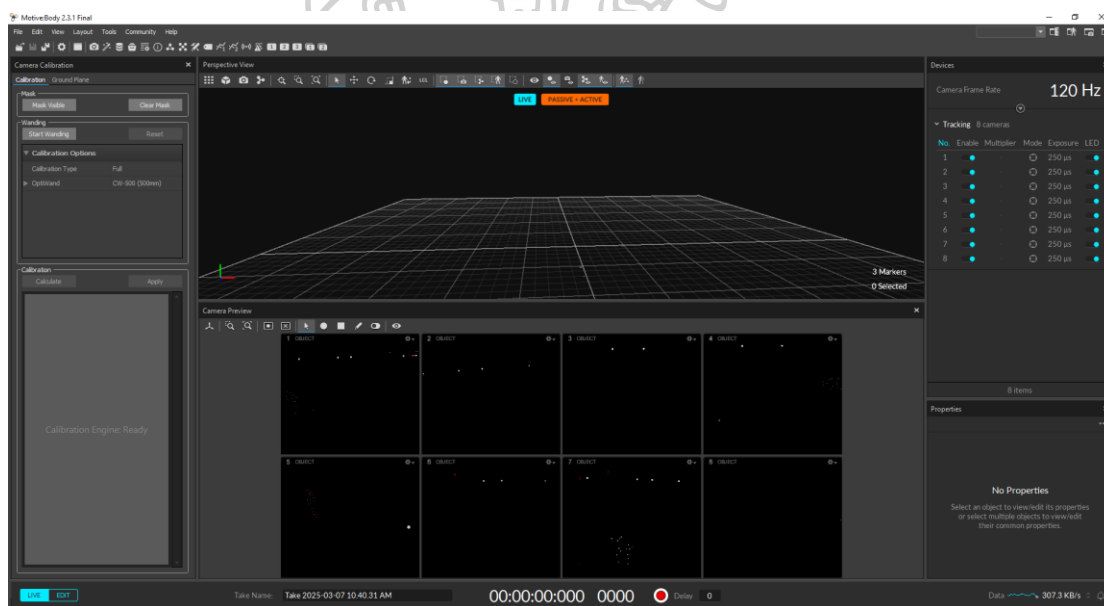
ขั้นตอนการทดลอง Motive

ขั้นตอนที่ 1 ให้ผู้ทดสอบใส่สวมอุปกรณ์เพื่อทำ Motion Capture



รูปภาพที่ 37 รูปภาพที่ 3 บนมคู่มือการทดลอง โดยการสวมใส่อุปกรณ์ Motion Capture แบบครึ่งตัว

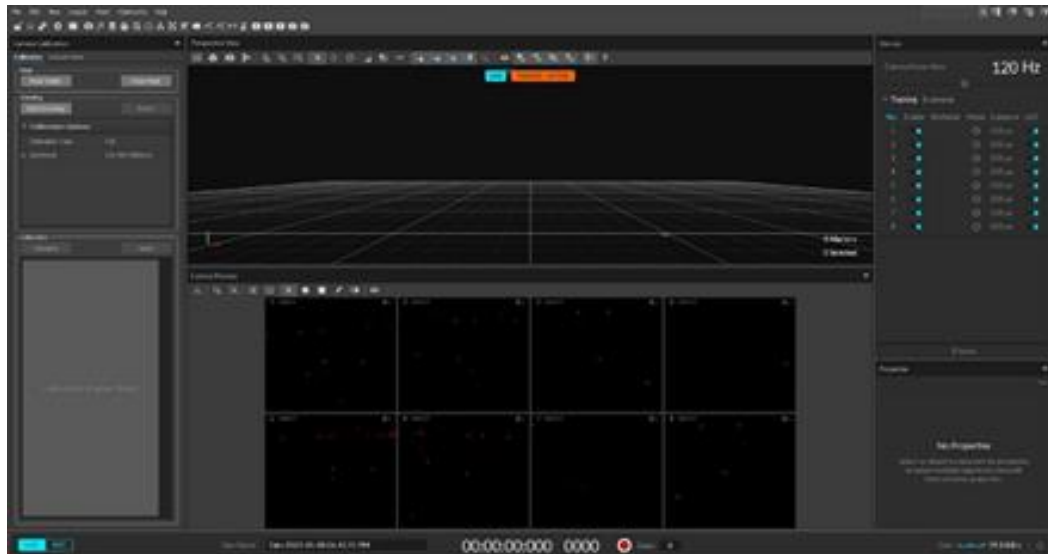
ขั้นตอนที่ 2 ทางผู้จัดทำ จะทำการจัดเตรียมการเปิดโปรแกรม Motion Capture ที่มีชื่อว่า Motive ไว้สำหรับผู้ทดลอง เพื่อให้ผู้ทดลองได้ใช้โปรแกรมดังกล่าว



รูปภาพที่ 38 รูปภาพที่ 4 บนมคู่มือการทดลองโดยขั้นตอนในการทำ Motion Capture

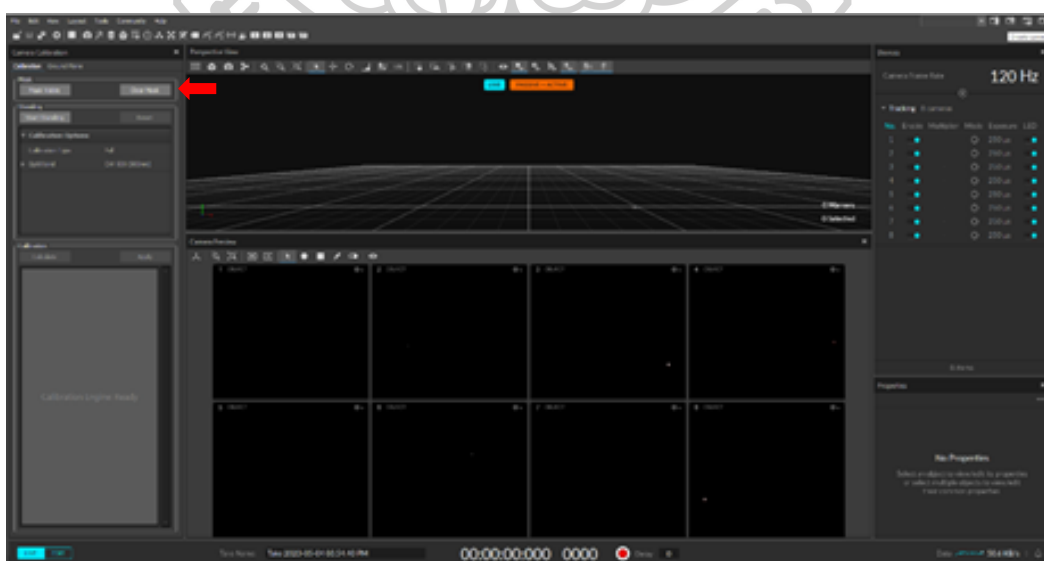
ขั้นตอนการใช้โปรแกรม Motion Capture ที่มีชื่อว่า Motive

1. หลังจากที่ได้ทำการติดตั้งโปรแกรม Motive : Body 2.3.1. Final เสร็จสิ้นแล้ว ทำการเข้าโปรแกรมโดยการเข้าไปที่ ICON  ของโปรแกรม เมื่อเข้าสู่โปรแกรมจะพบหน้าจอเริ่มต้นของโปรแกรม



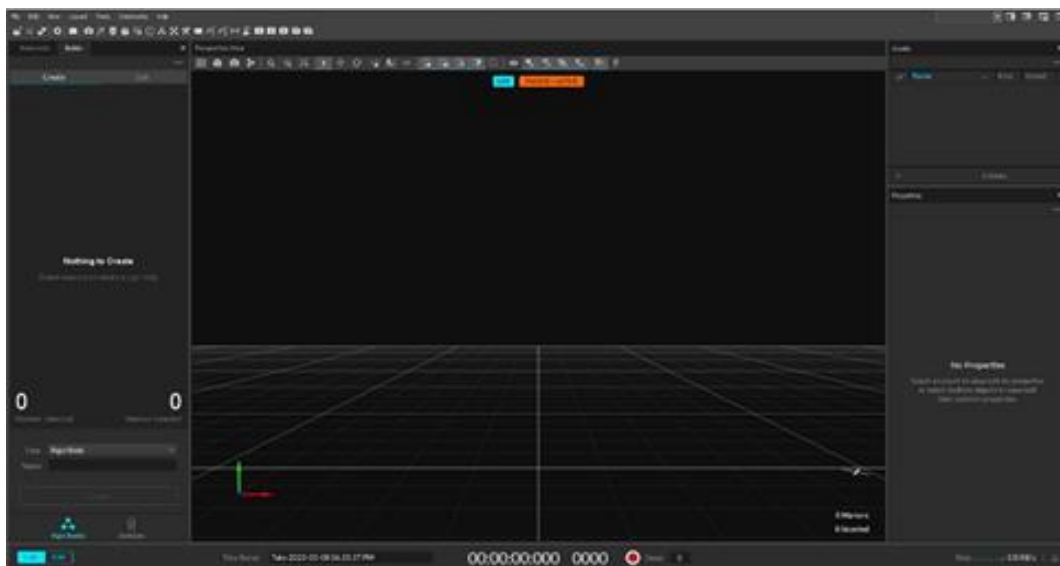
รูปภาพที่ 39 รูปภาพที่ 5 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 1

2. ในการใช้งานโปรแกรม ไปยัง Camera Calibration ให้คลิกที่ปุ่ม Mask Visible เพื่อกำจัดมาร์กเกอร์ที่ไม่ต้องการ



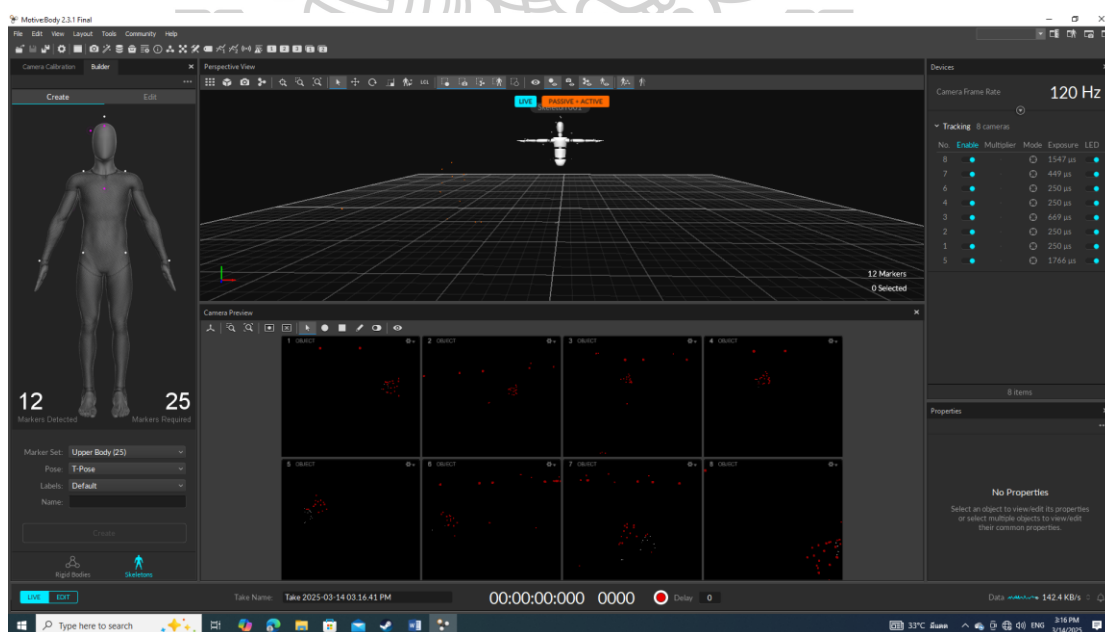
รูปภาพที่ 40 รูปภาพที่ 6 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 2

3. และให้คลิกเลือกที่ปุ่ม Create Layout จะปรากฏหน้าต่าง ดังภาพ



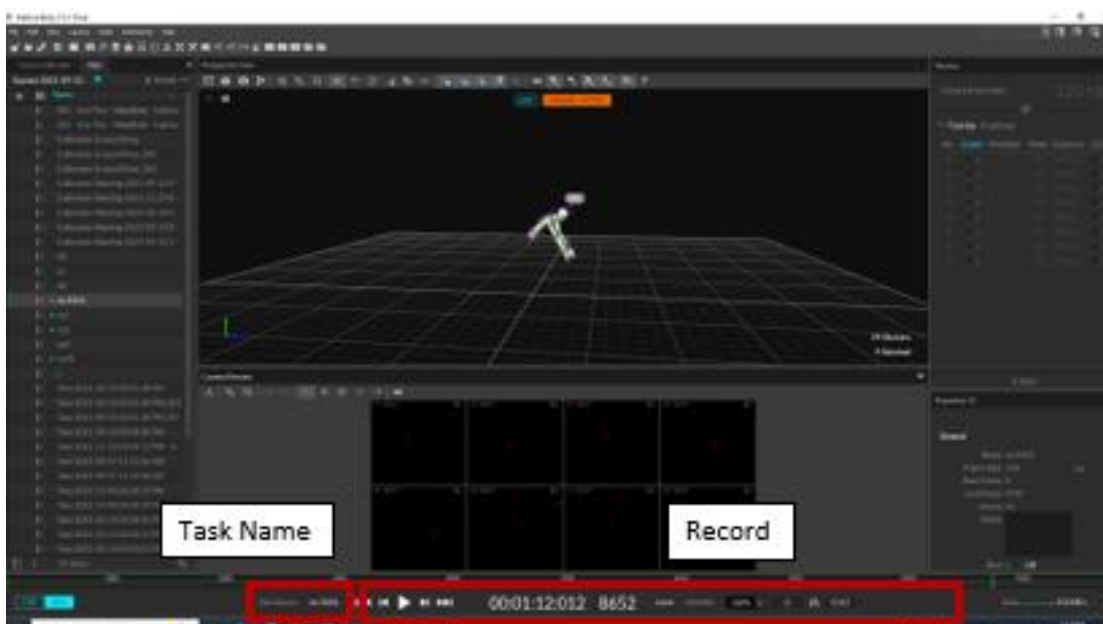
รูปภาพที่ 41 รูปภาพที่ 7 บนมคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 3

4. จากนั้นให้คลิกเลือกที่ปุ่ม Skeletons เพื่อทำการตั้งค่ามาร์กเกอร์เซตที่ต้องการใช้
ในการทดลองนี้ใช้ Marker Set: Upper Body (25) ,T-pose, Labels: Default



รูปภาพที่ 42 รูปภาพที่ 8 บนมคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 4

5. นำผู้ทดลองเข้าพื้นที่ระบบกล้องเพื่อทำการตรวจจับมาร์กเกอร์ เมื่อกล้องตรวจจับมาร์กเกอร์ครบ ตามที่เลือกไว้ คลิกปุ่ม Create ก็จะแสดงผลการตรวจจับดังกล่าว จากนั้นให้ทำการเปลี่ยนชื่อในช่อง Take Name จากนั้นทำการคลิกปุ่ม Record



รูปภาพที่ 43 รูปภาพที่ 9 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 5

ขั้นตอนที่ 3 ให้ผู้ทดลองทำการยกเคลื่อนย้ายสิ่งของ จากระดับพื้นและนำไปวางบนจุดสิ้นสุดดังภาพด้านล่าง โดยบันทึกวิดีโอไว้ทางด้านข้างขวาทำมุม 45 องศา พร้อมกับบันทึกหน้าจอ หรือเก็บไฟล์ขณะทำการทดลองไว้ โดยระหว่างการทดลองห้ามมีบุคคลอื่นเข้าร่วมเฟรม ตั้งชื่อวิดีโอเป็น VDO(...ลำดับผู้เข้าทดลอง + ชื่อผู้ทดลอง...) ดังรูปด้านล่าง



รูปภาพที่ 44 รูปภาพที่ 10 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 6

ขั้นตอนที่ 4 หลังจากการทดลองเสร็จสิ้นให้คัดเลือกเฟรมภาพ 2 เฟรมภาพจากวิดีโอหรือไฟล์จากโปรแกรม Motion Capture ที่ได้บันทึกไว้จากการทดลอง ได้แก่ ภาพการนั่งยกย้ายสิ่งของที่ระดับพื้น และภาพขณะยืนย้ายสิ่งของที่ระดับเอวในจุดเสร็จสิ้นการยกย้ายสิ่งของ เพื่อใช้ในการประเมิน (ตัวอย่างการคัดเลือกเฟรมภาพด้านล่าง)



รูปภาพที่ 45 รูปภาพที่ 11 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรม Motive ขั้นที่ 7

เมื่อได้รูปภาพเสร็จสิ้นให้ทำการประเมินร่างกายส่วนบนผ่านรูปแบบวิธีการประเมินด้วยมือของผู้ทดลอง โดยใช้แบบฟอร์มในการประเมิน และการประเมินต่างๆที่ได้จากการทดลอง โดยในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยจะมีแบบฟอร์มการประเมินและคำอธิบายให้กับผู้ทดลองจาก ภาคผนวก ข

การทดลองที่ 2

การทดลองการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก

คำสั่ง : ให้ผู้ทดลองทำการทดลองที่ 2 : การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้าย
สิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก โดยมีข้อจำกัดดังนี้

- การทดลองนี้ว่าไม่สามารถยับยั้งหรือเคลื่อนที่ขา
- ขณะทำการทดลองลำตัวต้องไม่บิดหรือหมุนออกทางด้านข้าง จนกว่าจะเสร็จสิ้นการทดลอง
- ให้ผู้ทดลองเตรียมตัวเข้าประจำตำแหน่งการทดลอง ให้ขาทั้งสองข้างยืนอยู่บนกระดาษที่ทำ
การกำหนดไว้บนพื้น และทำการบันทึกวิดีโอทางด้านซ้ายของผู้ทดลอง ระหว่างการทดลอง
ห้ามมีบุคคลอื่นเข้าร่วมเฟรม



รูปภาพที่ 46 รูปภาพที่ 12 บนมมือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น

ขั้นตอนที่ 1 ให้ผู้ทดลองทำการยกเคลื่อนย้ายสิ่งของ จากระดับพื้นและนำไปวางบนจุดสิ้นสุด
ดังภาพด้านล่าง โดยบันทึกวิดีโอไว้ทางด้านข้างขวาทำมุม 45 องศาเช่นเดียวกับการทดลองที่ 1 ตั้งชื่อ
วิดีโอเป็น VDO(...ลำดับผู้เข้าทดลอง + ชื่อผู้ทดลอง...) ดังรูปด้านล่าง (สามารถใช้ไฟล์วิดีโอจากการ
ทดลองที่ 1 ได้โดยไม่ต้องทำซ้ำ)



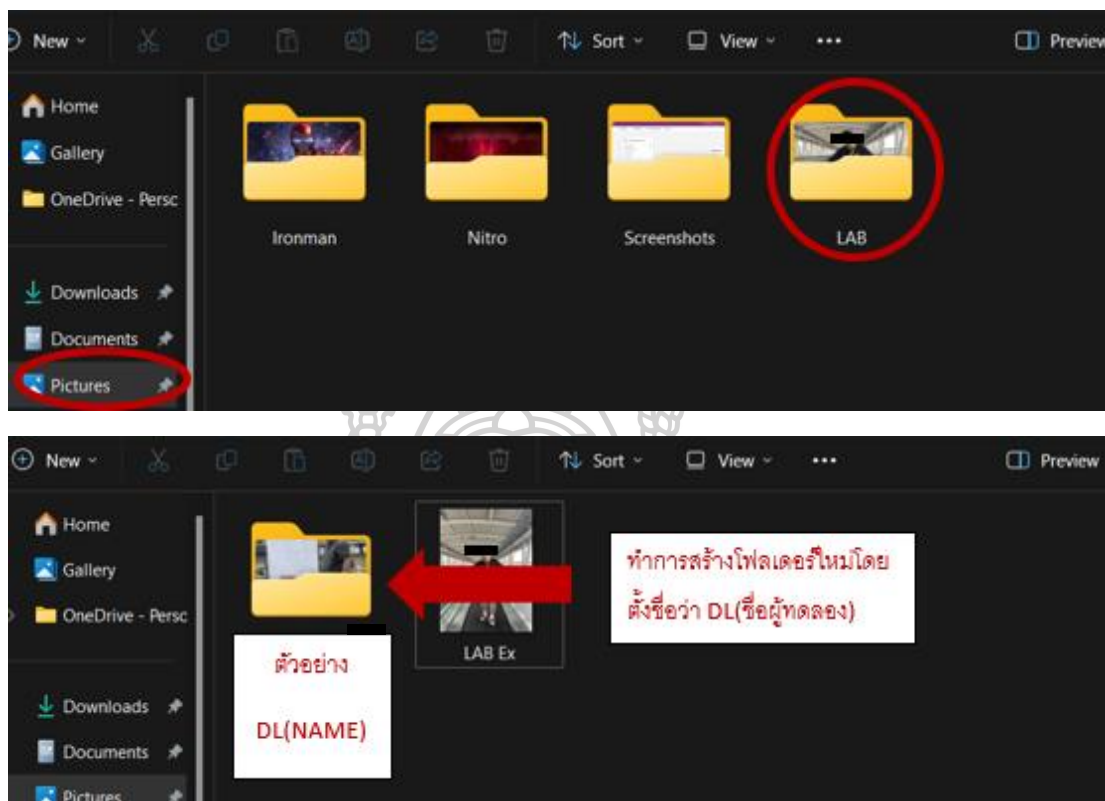
รูปภาพที่ 47 รูปภาพที่ 13 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 1

ขั้นตอนที่ 2 หลังจากการทดลองเสร็จสิ้นให้คัดเลือกเฟรมภาพ 2 เฟรมภาพจากวิดีโอที่ได้
บันทึกไว้จากการทดลองเท่านั้น ได้แก่ ภาพการนั่งยกย้ายสิ่งของที่ระดับพื้น และภาพขณะยืนย้าย
สิ่งของที่ระดับเอวในจุดเสร็จสิ้นการยกย้ายสิ่งของ เพื่อใช้ในการประเมิน (ตัวอย่างการคัดเลือกเฟรม
ภาพด้านล่าง)



รูปภาพที่ 48 รูปภาพที่ 14 บนครู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 2

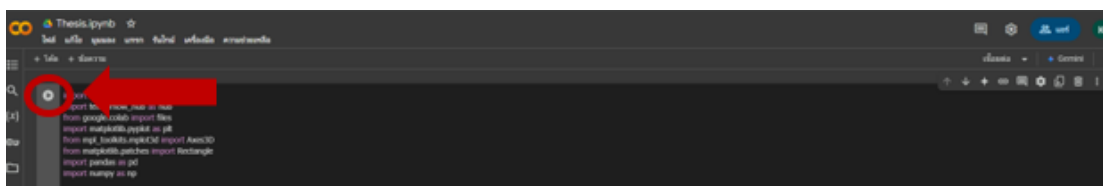
ขั้นตอนที่ 3 นำเฟรมภาพที่คัดเลือกเข้าคอมพิวเตอร์ นำไปไว้ใน Picture > LAB > สร้าง
โพลเดอร์เป็น DL(ลำดับผู้ทดลอง) > และตั้งชื่อเฟรมที่คัดเลือก ขั้นตอนการทำตามภาพด้านล่าง



รูปภาพที่ 49 รูปภาพที่ 15 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 3

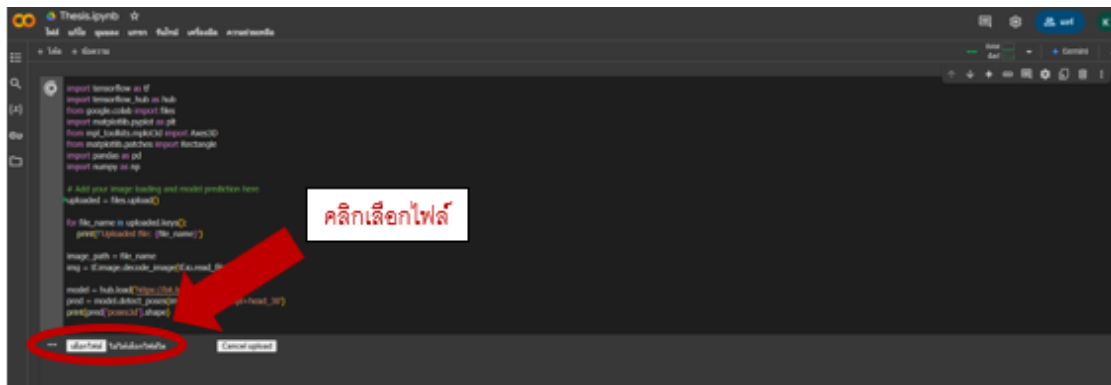
ขั้นตอนที่ 4 นำรูปที่บันทึกสำเร็จทุกภาพไปทำการประเมิน และเก็บบันทึกผล ผ่านโปรแกรม
วิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการเรียนรู้เชิง
ลึก โดยที่ผู้จัดทำจะเปิดโปรแกรกดังกล่าวไว้ให้แล้ว ดังรูป

1. กดคลิก เครื่องหมายดำเนินการ ลำดับที่ 1 และรอนกว่าคำว่าเลือกไฟล์จะปรากฏขึ้น (ใช้
เวลา 3-5 นาทีในการประมวลผล)



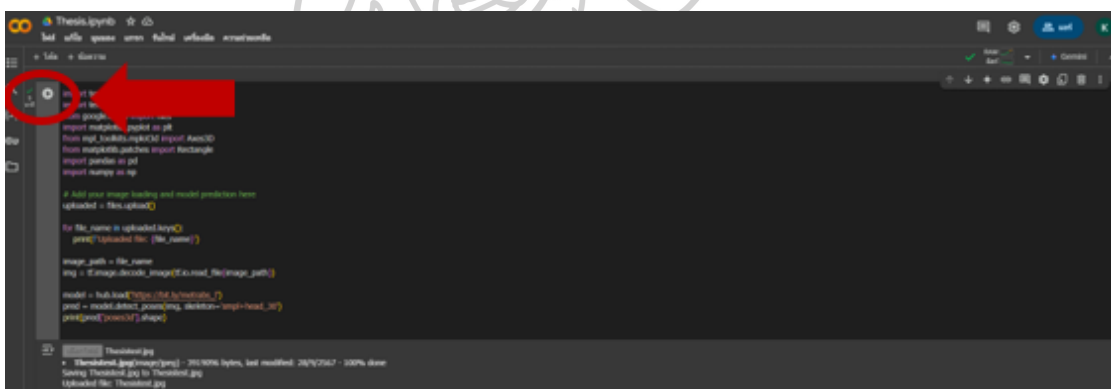
รูปภาพที่ 50 รูปภาพที่ 16 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 4

2. คลิกเลือกไฟล์ ทำการเลือกไฟล์ที่ต้องการทำการประเมิน ทำได้ทีละไฟล์ (ทำทั้งหมด 4 เฟรม)



รูปภาพที่ 51 รูปภาพที่ 17 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 5

3. รอกจนกว่าจะมีเครื่องหมายถูกสีเขียวปรากฏที่ด้านหน้าตัวดำเนินการ



รูปภาพที่ 52 รูปภาพที่ 18 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 6

4. กดคลิก เครื่องหมายดำเนินการ ลำดับที่ 2 และรอกจนกว่าเครื่องหมายถูกสีเขียวปรากฏที่ด้านหน้าตัวดำเนินการ



รูปภาพที่ 53 รูปภาพที่ 19 บนคู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 7

5. กดคลิก เครื่องหมายดำเนินการ ลำดับที่ 3 และรอจนกว่าเครื่องหมายถูกสีเขียวปรากฏที่
ด้านหน้าตัวดำเนินการ



รูปภาพที่ 54 รูปภาพที่ 20 บนมมือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 8

6. กตคลิก เครื่องหมายดำเนินการ ลำดับที่ 4 และรองจนกว่าเครื่องหมายถูกสีเขียวปรากฏที่
ด้านหน้าตัวดำเนินการ



รูปภาพที่ 55 รูปภาพที่ 21 บนมมือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 9

7. จะปรากฏข้อเสียเหลี่ยมให้ใส่ข้อมูลที่โปรแกรมไม่สามารถตอบเองได้ ดังรูป



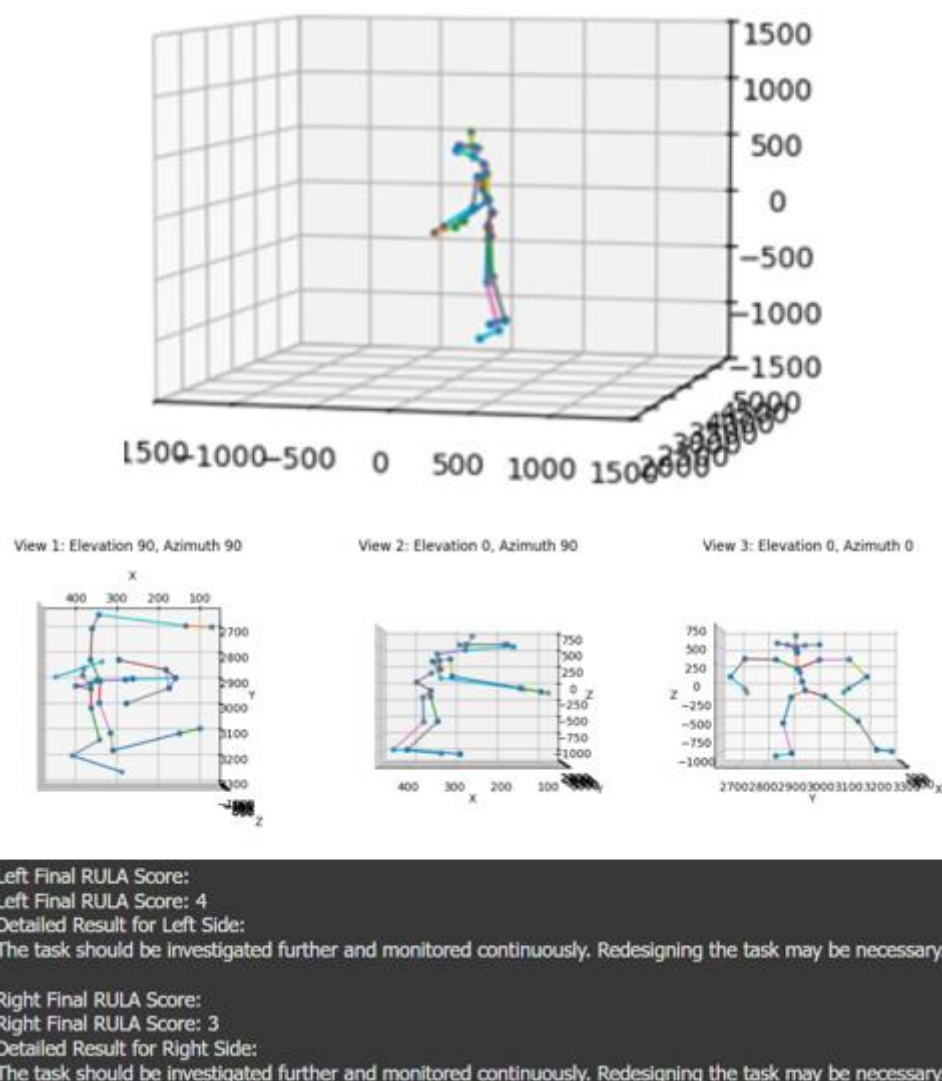
รูปภาพที่ 56 รูปภาพที่ 22 บนมู่มือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 10

โดยจะมีข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 31 ตารางการใส่ข้อมูลของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น

รายการ	ตัวอย่าง การใส่คะแนน
ป้อนคะแนนการบิดข้อมือซ้าย (1 หรือ 2): - ขณะทำงานข้อมือไม่ควรหมุนถ้ามีการหมุนข้อมือให้คะแนนเป็น 1 - ถ้ามีการทำงานที่หมุนข้อมือมากเกือบสุดให้คะแนนเป็น 2	1
ป้อนคะแนนการบิดข้อมือขวา (1 หรือ 2): - ขณะทำงานข้อมือไม่ควรหมุนถ้ามีการหมุนข้อมือให้คะแนนเป็น 1 - ถ้ามีการทำงานที่หมุนข้อมือมากเกือบสุดให้คะแนนเป็น 2	1
ป้อนคะแนนการใช้กล้ามเนื้อแบบคงที่ (0 หรือ 1): - ถ้าการทำงานดังกล่าวมีลักษณะการใช้แรงจากกล้ามเนื้อแบบสถิตเช่นมีการใช้แรงโดย เกร็งกล้ามเนื้อต่อเนื่องนานกว่า 1 นาทีให้ใส่คะแนนเป็น 1	0
ป้อนคะแนนการเคลื่อนไหวซ้ำๆ (0 หรือ 1): - ถ้าการทำงานเป็นแบบซ้ำๆ โดยมีการเคลื่อนไหวกลับไปกลับมาเกินกว่า 4 ครั้งต่อนาที หรือมากกว่า ให้บวกคะแนนเพิ่มอีก	0
ป้อนคะแนนภาระงาน (0, 1, 2 หรือ 3): - ภาระงานที่ทำได้แก่แรงที่ใช้หรือน้ำหนักที่ถือถ้าน้อยกว่า 2 กิโลกรัมให้คะแนนเป็น 0 - ถ้าภาระงานอยู่ระหว่าง 2-10 กก. ถือหรือใช้แรงนานๆ ครั้งให้คะแนนเป็น 1 - ถ้าภาระงานอยู่ระหว่าง 2-10 กก. ถือหรือใช้แรงตลอดเวลาหรือทำซ้ำไปมาบ่อยๆ ให้คะแนนเป็น 2 - ถ้าภาระงานมากกว่า 10 กก. ถือหรือใช้แรงแบบสถิตหรือเคลื่อนที่ซ้ำไปมาบ่อยๆ หรือมีการใช้แรงทำงานดังกล่าวอย่างรวมเร็วให้คะแนนเป็น 3	1
มีการเอียงศีรษะหรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่): - ถ้ามีการเอียงศีรษะไปด้านข้างให้คะแนนเพิ่มอีก +1	0
มีการบิดศีรษะหรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่): - ถ้ามีการหมุน (twist) ศีรษะด้วยให้คะแนนเพิ่มอีก +1	0
มีการบิดลำตัวหรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่): - ลำตัวมีการหมุนให้คะแนนเพิ่มอีก +1	0
มีการเอียงลำตัวไปด้านข้างหรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่): - ลำตัวมีการเอียงไปด้านข้างให้คะแนนเพิ่มอีก +1	0
ตำแหน่งของขาสมดุลหรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่): - ขาอยู่ในลักษณะสมดุลซ้ายขวาโดยเท้าสามารถวางบนพื้นที่มีการรองรับดีให้คะแนนเป็น 1	1
การรองรับเท้าดีหรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่): - สมดุลหรือพื้นรองรับเท้าได้ดี	1
มีแรงกล้ามเนื้อแบบคงที่หรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่):	0
มีการเคลื่อนไหวซ้ำๆ หรือไม่ (0 สำหรับไม่, 1 สำหรับใช่):	0

8. จะได้ผลสรุปด้านล่าง และทำการเก็บข้อมูล (ในแต่ละเฟรมให้ผู้ทดลองเก็บข้อมูลตามภาพด้านล่าง) เมื่อเสร็จสิ้นให้ทำแบบประเมินการทดลองที่ได้จากผู้วิจัย (ภาคผนวก ข)



รูปภาพที่ 57 รูปภาพที่ 23 บนมือถือการทดลองการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ขั้นที่ 11



ภาคผนวก ข
แบบฟอร์มการเก็บข้อมูล และประเมินการทดลอง

แบบสอบถามเชิงประชากร

และแบบประเมิน เรื่องการพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ

ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยการใช้การเรียนรู้เชิงลึก



ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการและการจัดการ

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม

แบบสอบถามเชิงประชากร

(Demographic Questionnaire)

คำชี้แจง ทำเครื่องหมาย (✓) และกรอกข้อมูลตามที่เป็นจริงของท่าน

เพศ : ☐ ชาย ☐ หญิง

อายุ : _____ ปี

ขณะนี้ท่านกำลังศึกษาในระดับ ☐ ปริญญาตรี ☐ ปริญญาโท ☐ และอื่นๆ

คณะ : _____

ภาควิชา : _____ ชั้นปีที่ _____

ท่านมีความสนใจในการเรียนรู้โปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วย
ร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกหรือไม่ ☐ มี ☐ ไม่มี

ท่านมีประสบการณ์การใช้โปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ ด้วยร่างกาย
ของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกหรือไม่ ☐ มี ☐ ไม่มี

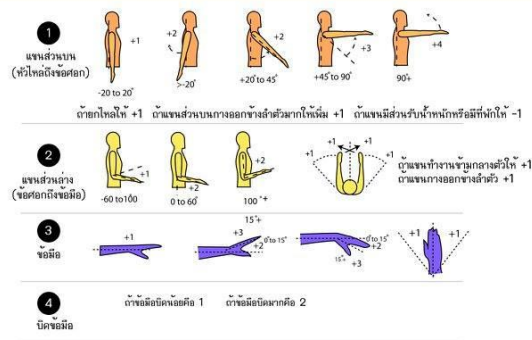


แบบประเมินการทดลองที่ 1 Motion Capture

การประเมินท่าทางในการนั่งทำงาน Rapid Upper Limb Assessment(RULA)

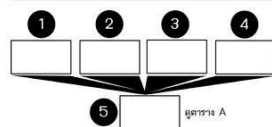


แบบประเมิน



1	2	3 ขวัญ							
		1		2		3		4	
บุษย์ ตัว บน	บุษย์ ตัว ล่าง	บุษย์ ตัว บน	บุษย์ ตัว ล่าง	บุษย์ ตัว บน	บุษย์ ตัว ล่าง	บุษย์ ตัว บน	บุษย์ ตัว ล่าง	บุษย์ ตัว บน	บุษย์ ตัว ล่าง
1	1	1	2	1	2	1	2	1	2
	1	1	2	2	2	2	3	3	3
	2	2	2	2	2	3	3	3	3
2	1	2	2	2	3	3	3	4	4
	2	2	2	2	3	3	3	4	4
	3	2	3	3	3	3	3	4	5
3	1	2	3	3	3	4	4	5	5
	2	2	3	3	3	4	4	5	5
	3	2	3	3	4	4	4	5	5
4	1	3	4	4	4	4	4	5	5
	2	3	4	4	4	4	4	5	5
	3	3	4	4	5	5	5	6	6
5	1	5	5	5	5	5	6	6	7
	2	5	6	6	6	6	7	7	7
	3	6	6	6	7	7	7	7	8
6	1	7	7	7	7	7	8	8	9
	2	7	8	8	8	8	9	9	9
	3	9	9	9	9	9	9	9	9

ตาราง A



ลำดับที่ 10												
KB	1		2		3		4		5		6	
	JA	JA	JA	JA	JA	JA	JA	JA	JA	JA	JA	JA
9	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	2	1	2	2	3	3	4	4	4	4	5
2	1	2	2	2	3	4	4	5	5	5	5	5
3	2	2	2	3	3	4	4	5	5	5	6	6
4	2	3	2	3	3	4	4	5	5	6	6	6
5	3	4	4	4	4	5	5	6	6	6	6	6

๖	๖	๖	๖	๖
ตาราง B				

	1	2	3	4	5	6	7+
1	1	2	3	4	5	6	7
2	2	3	4	5	6	7	8
3	3	4	5	6	7	8	9
4	4	5	6	7	8	9	10
5	5	6	7	8	9	10	11
6	6	7	8	9	10	11	12
7	7	8	9	10	11	12	13
8+	8	9	10	11	12	13	14

ตาราง C

11	ถ้าผู้พิชิตของชาวมอแกน คือ 1 คน แล้ว คือ 2	
12	ให้จำนวนจาก 9, 10, 11 ให้หาค่าตอบในตาราง B	
13	ถ้าผู้พิชิตชาวมอแกนในสงครามกว่า 1 นาที แล้ว ถ้าผู้พิชิตในสงครามชาวมอแกนกว่า 4 คนแล้ว ผู้พิชิตชาวมอแกนคือ 1	
14	ถ้าจำนวนจาก 2 ถึง 10 เป็นค่า +0 จำนวน 2-10 ที่เลือก หากค่าเป็น -1 จำนวน 2-10 ที่เลือก หากค่าเป็น +2 หากค่า 10 ที่เลือก ค่าที่เลือกจะ ลดค่าลงเป็น -3	
15	ถ้าหาค่าตอบในช่องของตาราง C	

ถ้าผลคำตอบสุดท้ายเท่ากับ 1-2 ยอมรับได้ ถ้า 3-4 ต้องตรวจสอบ ถ้า 5-6 ให้แก้ปัญหาใหม่ซ้ำ ถ้า 7 ต้องแก้ปัญหาทันที

รูปภาพที่ 58 แบบฟอร์มการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA)

ที่มา (Ergonomics Society of Thailand, 2020)

การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rula Upper Limb Assessment: RULA)

จากรูปภาพแบบฟอร์มการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทดลองที่ 1 Motion Capture (Motive) สามารถเก็บข้อมูลได้ดังนี้

ตารางที่ 32 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่าทางการนั่งยกของ ผีงซ้าย Motion Capture

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

ตารางที่ 33 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่าทางการนั่งยกของ ผีงขวา Motion Capture

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

ตารางที่ 34 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่าทางการนั่งยืนของ ผีงซ้าย Motion Capture

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

ตารางที่ 35 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่าทางการนั่งยืนของ ผีงขวา Motion Capture

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

การเก็บข้อมูลเวลาการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA)

ตารางที่ 36 ตารางเก็บข้อมูลเวลาในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) Motion Capture

ระยะเวลาในการประเมิน (นาที)	
ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ	
ท่าทางการนั่งยืนย้ายสิ่งของ	

การประเมิน NASA-TLX

ตารางที่ 37 ตารางค่าถ่วงน้ำหนักของมิติทั้ง 6 ด้าน ของการทดลองที่ 1

ความพยายามที่ใช้ or ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	การใช้เวลา or ความรู้สึกคับข้องใจ
ใช้เวลา or ความพยายามที่ใช้	การใช้ร่างกาย or ความรู้สึกคับข้องใจ
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ or ความรู้สึกคับข้องใจ	การใช้ร่างกาย or ใช้เวลา
การใช้ร่างกาย or ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	ใช้เวลา or การใช้ความคิด
ความรู้สึกคับข้องใจ or ความพยายามที่ใช้	ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ or การใช้ความคิด
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ or ใช้เวลา	การใช้ความคิด or ความพยายามที่ใช้
การใช้ความคิด or การใช้ร่างกาย	ความพยายามที่ใช้ or การใช้ร่างกาย
ความรู้สึกคับข้องใจ or การใช้ความคิด	

คำชี้แจง : ให้คะแนนตามระดับความรู้สึกในการประเมินแต่ละ 6 มิติ ตั้งแต่ 0-20 คะแนน

การใช้ความคิด คุณคิดว่างานที่ทำนั้นมีความง่ายหรือซับซ้อน, เข้มงวดหรือสบายๆ?

ต่ำมาก

สูงมาก

การใช้ร่างกาย คุณคิดว่างานที่ทำนั้นออกแรงกายช้าหรือรวดเร็ว, ใช้แรงมากหรือน้อย?

ต่ำมาก

สูงมาก

ใช้เวลา คุณคิดว่างานที่ทำนั้นสามารถทำได้อย่างช้าๆ สบายๆ หรือต้องเร็วแข่งกับเวลา?

ต่ำมาก

สูงมาก

ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ คุณคิดว่าคุณมีประสิทธิภาพเพียงพอต่อการทำงานที่ทำอยู่หรือไม่?

ต่ำมาก

สูงมาก

ความพยายามที่ใช้ คุณคิดว่าตนเองต้องใช้ความพยายามมากน้อยเพียงใดเพื่อให้งานนั้นสำเร็จ?

ต่ำมาก

สูงมาก

ความรู้สึกคับข้องใจ คุณคิดว่าคุณรู้สึกไม่ปลอดภัย, เครียด, ท้อแท้ หรือหงุดหงิดในช่วงเวลาทำงานมากน้อยเพียงใด?

ต่ำมาก

สูงมาก

แบบประเมินการทดลองที่ 2 โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning

จากผลที่ได้ผ่านโปรแกรมการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทดลองที่ 2 โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย Deep Learning เก็บข้อมูลได้ดังนี้
 ตารางที่ 38 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่างานนึ่งยักของ ผึ้งซ้าย Deep Learning

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

ตารางที่ 39 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่างานนึ่งยักของ ผึ้งขวา Deep Learning

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

ตารางที่ 40 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่างานนึ่งย่นของ ผึ้งซ้าย Deep Learning

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

ตารางที่ 41 ตารางเก็บข้อมูลการประเมินรายย่อยร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ในส่วนของการทำท่างานนึ่งย่นของ ผึ้งขวา Deep Learning

ขั้นตอน	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	RULA
คะแนน																

การเก็บข้อมูลเวลาการประเมินร่างกายส่วนบน (Rula Upper Limb Assessment: RULA)

ตารางที่ 42 ตารางเก็บข้อมูลเวลาในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) Deep Learning

ระยะเวลาในการประเมิน (นาที)	
ทำท่างานนึ่งยักย้ายสิ่งของ	
ทำท่างานนึ่งย่นย้ายสิ่งของ	

การประเมิน NASA-TLX

ตารางที่ 43 ตารางค่าถ่วงน้ำหนักของมิติทั้ง 6 ด้าน ของการทดลองที่ 2

ความพยายามที่ใช้ or ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	การใช้เวลา or ความรู้สึกคับข้องใจ
ใช้เวลา or ความพยายามที่ใช้	การใช้ร่างกาย or ความรู้สึกคับข้องใจ
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ or ความรู้สึกคับข้องใจ	การใช้ร่างกาย or ใช้เวลา
การใช้ร่างกาย or ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	ใช้เวลา or การใช้ความคิด
ความรู้สึกคับข้องใจ or ความพยายามที่ใช้	ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ or การใช้ความคิด
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ or ใช้เวลา	การใช้ความคิด or ความพยายามที่ใช้
การใช้ความคิด or การใช้ร่างกาย	ความพยายามที่ใช้ or การใช้ร่างกาย
ความรู้สึกคับข้องใจ or การใช้ความคิด	

คำชี้แจง : ให้คะแนนตามระดับความรู้สึกในการประเมินแต่ละ 6 มิติ ตั้งแต่ 0-20 คะแนน

การใช้ความคิด คุณคิดว่างานที่ทำนั้นมีความง่ายหรือซับซ้อน, เข้มงวดหรือสบายๆ?

ต่ำมาก

สูงมาก

การใช้ร่างกาย คุณคิดว่างานที่ทำนั้นออกแรงกายช้าหรือรวดเร็ว, ใช้แรงมากหรือน้อย?

ต่ำมาก

สูงมาก

การใช้เวลา คุณคิดว่างานที่ทำนั้นสามารถทำได้ช้าๆ สบายๆ หรือต้องเร็วแข่งกับเวลา?

ต่ำมาก

สูงมาก

ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ คุณคิดว่าคุณมีประสิทธิภาพเพียงพอต่อการทำงานที่ทำอยู่หรือไม่?

ต่ำมาก

สูงมาก

ความพยายามที่ใช้ คุณคิดว่าตนเองต้องใช้ความพยายามมากน้อยเพียงใดเพื่อให้งานนั้นสำเร็จ?

ต่ำมาก

สูงมาก

ความรู้สึกคับข้องใจ คุณคิดว่าคุณรู้สึกไม่ปลอดภัย, เครียด, ท้อแท้ หรือหงุดหงิดในช่วงเวลาทำงานมากน้อยเพียงใด?

ต่ำมาก

สูงมาก

แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS)

มาตรวัดความสามารถในการใช้งานของระบบ (System Usability Scale)

คำแนะนำ: สำหรับแต่ละข้อความด้านล่าง ให้ทำเครื่องหมายในช่องเพียง หนึ่งช่องที่อธิบายปฏิกิริยาของคุณต่อโปรแกรมในวันนี้ได้ดีที่สุด

ตารางที่ 44 แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS)

ไม่เห็นด้วย (1) เห็นด้วย (5)

รายการ	1	2	3	4	5
ฉันคิดว่าฉันอยากจะใช้โปรแกรมนี้บ่อยๆ					
ฉันคิดว่าโปรแกรมนี้ซับซ้อนโดยไม่จำเป็น					
ฉันคิดว่าโปรแกรมนี้ใช้งานง่าย					
ฉันคิดว่าฉันจะต้องได้รับความช่วยเหลือในการใช้โปรแกรมนี้					
ฉันคิดว่าฟังก์ชันต่างๆ ในโปรแกรมนี้ถูกรวมเข้าด้วยกันอย่างดี					
ฉันคิดว่าโปรแกรมนี้มีความไม่สอดคล้องกันมากเกินไป					
ฉันคิดว่าคนส่วนใหญ่จะเรียนรู้การใช้โปรแกรมนี้ได้อย่างรวดเร็ว					
ฉันคิดว่าโปรแกรมนี้ใช้งานยาก/ไม่สะดวก					
ฉันรู้สึกมั่นใจในการใช้โปรแกรมนี้					
ฉันจำเป็นต้องเรียนรู้หลายสิ่งก่อนจึงจะสามารถใช้งานโปรแกรมนี้ได้					

หมายเหตุ: แบบสอบถามนี้สามารถนำไปใช้ร่วมกับคำถามติดตามเพิ่มเติมที่เจาะจงตามโครงการได้

ข้อเสนอแนะอื่นๆ

.....

.....

.....

.....

ขอขอบคุณที่ให้ความร่วมมือในการตอบแบบประเมิน

ภาคผนวก ค

การเก็บผลข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX:
NASA-TLX) 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture



ตารางที่ 45 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 1

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	1	10	10
การใช้เวลา	4	12	48
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	13	39
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			172
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			11.47

ตารางที่ 46 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 2

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	1	8	8
การใช้เวลา	3	13	39
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	0	16	0
ความพยายามที่ใช้	3	15	45
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	5	15
คะแนนรวมสุทธิ =			157
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.47

ตารางที่ 47 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 3

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	1	5	5
การใช้เวลา	4	12	48
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	14	14
ความพยายามที่ใช้	4	10	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			157
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.47

ตารางที่ 48 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 4

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	16	16
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	2	8
คะแนนรวมสุทธิ =			124
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.27

ตารางที่ 49 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 5

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	16	64
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	8	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	8	16
คะแนนรวมสุทธิ =			169
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			11.27

ตารางที่ 50 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 6

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	1	5	5
การใช้เวลา	3	12	36
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	2	18	36
ความพยายามที่ใช้	4	10	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			167
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			11.13

ตารางที่ 51 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 7

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	0	1	0
การใช้เวลา	5	10	50
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	4	12
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	5	10
คะแนนรวมสุทธิ =			127
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.47

ตารางที่ 52 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 8

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	1	4	4
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	2	16	32
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	5	5
คะแนนรวมสุทธิ =			157
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.47

ตารางที่ 53 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 9

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	0	16	0
การใช้เวลา	4	9	36
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	2	16	32
ความพยายามที่ใช้	2	15	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	5	10
คะแนนรวมสุทธิ =			158
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.53

ตารางที่ 54 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 10

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	3	10	30
การใช้เวลา	3	15	45
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	7	0
คะแนนรวมสุทธิ =			170
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			11.33

ตารางที่ 55 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 11

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	11	55
การใช้ร่างกาย	3	8	24
การใช้เวลา	3	10	30
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	0	12	0
ความพยายามที่ใช้	3	14	42
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	5	5
คะแนนรวมสุทธิ =			156
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.40

ตารางที่ 56 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 12

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	0	8	0
การใช้เวลา	3	10	30
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	13	13
ความพยายามที่ใช้	4	12	48
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	5	10
คะแนนรวมสุทธิ =			151
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.07

ตารางที่ 57 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 13

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	12	60
การใช้ร่างกาย	2	8	16
ใช้เวลา	4	12	48
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	0	12	0
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	5	5
คะแนนรวมสุทธิ =			165
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			11.00

ตารางที่ 58 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 14

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	0	8	0
ใช้เวลา	4	11	44
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	16	16
ความพยายามที่ใช้	2	12	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	4	16
คะแนนรวมสุทธิ =			140
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.33

ตารางที่ 59 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 15

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	1	6	6
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	0	12	0
ความพยายามที่ใช้	3	15	45
ความรู้สึกคับข้องใจ	5	3	15
คะแนนรวมสุทธิ =			126
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.40

ตารางที่ 60 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 16

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	5	10	50
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	2	12	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	2	8
คะแนนรวมสุทธิ =			127
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.47

ตารางที่ 61 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 17

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	1	8	8
การใช้เวลา	5	10	50
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	0	12	0
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	6	18
คะแนนรวมสุทธิ =			142
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.47

ตารางที่ 62 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 18

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	18	18
ความพยายามที่ใช้	2	16	32
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	5	20
คะแนนรวมสุทธิ =			150
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.00

ตารางที่ 63 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 19

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	12	36
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	5	12	60
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	16	16
ความพยายามที่ใช้	2	10	20
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	3	12
คะแนนรวมสุทธิ =			144
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.60

ตารางที่ 64 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 20

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	5	10	50
การใช้ร่างกาย	0	3	0
การใช้เวลา	3	10	30
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	5	15
คะแนนรวมสุทธิ =			140
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.33

ตารางที่ 65 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 21

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	0	5	0
ใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	5	15
คะแนนรวมสุทธิ =			146
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.73

ตารางที่ 66 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 22

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	6	0
ใช้เวลา	5	10	50
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	16	16
ความพยายามที่ใช้	3	11	33
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	5	15
คะแนนรวมสุทธิ =			144
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.60

ตารางที่ 67 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 23

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	8	32
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	16	16
ความพยายามที่ใช้	4	10	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	5	10
คะแนนรวมสุทธิ =			138
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.20

ตารางที่ 68 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 24

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	5	12	60
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	5	15
คะแนนรวมสุทธิ =			156
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			10.40

ตารางที่ 69 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 25

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	10	40
การใช้ร่างกาย	0	4	0
ใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	5	15
คะแนนรวมสุทธิ =			140
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.33

ตารางที่ 70 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 26

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	12	48
การใช้ร่างกาย	0	3	0
ใช้เวลา	5	10	50
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	14	42
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	5	10
คะแนนรวมสุทธิ =			165
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			11.00

ตารางที่ 71 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 27

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	4	8	32
การใช้ร่างกาย	0	3	0
การใช้เวลา	4	11	44
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	3	6	18
คะแนนรวมสุทธิ =			145
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.67

ตารางที่ 72 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 28

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	16	16
ความพยายามที่ใช้	3	14	42
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	4	16
คะแนนรวมสุทธิ =			144
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.60

ตารางที่ 73 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 29

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	18	18
ความพยายามที่ใช้	2	10	20
ความรู้สึกคับข้องใจ	5	3	15
คะแนนรวมสุทธิ =			123
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.20

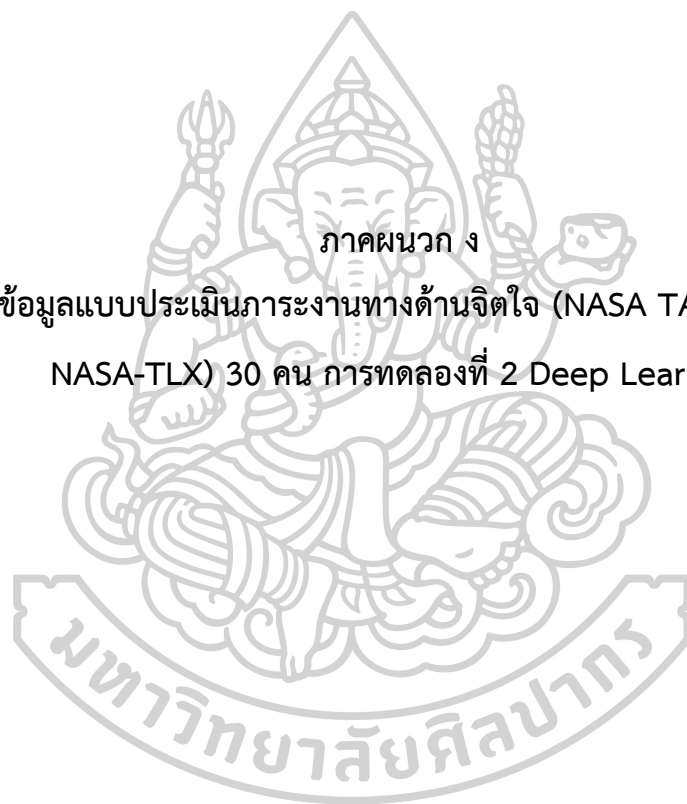
ตารางที่ 74 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 1 Motion Capture คนที่ 30

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	5	12	60
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	1	15	15
ความพยายามที่ใช้	2	10	20
ความรู้สึกคับข้องใจ	4	4	16
คะแนนรวมสุทธิ =			141
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.40

ภาคผนวก ง

การเก็บผลข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX:

NASA-TLX) 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning



ตารางที่ 75 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 1

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	4	0
การใช้เวลา	4	6	24
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	6	30
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			118
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.87

ตารางที่ 76 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 2

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	7	28
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	6	30
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			122
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.13

ตารางที่ 77 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 3

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	3	6	18
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	8	8
คะแนนรวมสุทธิ =			103
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			6.87

ตารางที่ 78 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 4

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	1	2	2
การใช้เวลา	3	8	24
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	4	20
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	5	0
คะแนนรวมสุทธิ =			98
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			6.53

ตารางที่ 79 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 5

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	14	42
การใช้ร่างกาย	1	5	5
การใช้เวลา	3	12	36
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	3	7	21
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	5	0
คะแนนรวมสุทธิ =			129
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.60

ตารางที่ 80 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 6

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	12	36
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	3	8	24
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	4	20
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	8	8
คะแนนรวมสุทธิ =			118
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.87

ตารางที่ 81 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 7

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	14	28
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	3	5	15
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	6	30
ความพยายามที่ใช้	4	5	20
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			103
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			6.87

ตารางที่ 82 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 8

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	10	30
การใช้ร่างกาย	1	4	4
การใช้เวลา	4	5	20
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	2	10	20
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	10	0
คะแนนรวมสุทธิ =			99
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			6.60

ตารางที่ 83 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 9

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	12	36
การใช้ร่างกาย	0	1	0
ใช้เวลา	4	8	32
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	4	8	32
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	8	8
คะแนนรวมสุทธิ =			138
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.20

ตารางที่ 84 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 10

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	1	14	14
การใช้ร่างกาย	3	8	24
ใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	2	10	20
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	5	0
คะแนนรวมสุทธิ =			123
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.20

ตารางที่ 85 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 11

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	1	8	8
การใช้เวลา	5	10	50
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	4	5	20
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	3	0
คะแนนรวมสุทธิ =			128
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.53

ตารางที่ 86 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 12

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	8	16
การใช้ร่างกาย	1	7	7
การใช้เวลา	3	7	21
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	4	9	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	5	0
คะแนนรวมสุทธิ =			105
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.00

ตารางที่ 87 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 13

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	8	32
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	4	20
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	5	5
คะแนนรวมสุทธิ =			107
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.13

ตารางที่ 88 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 14

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	1	10	10
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	6	24
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	3	15
ความพยายามที่ใช้	3	8	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	7	14
คะแนนรวมสุทธิ =			87
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			5.80

ตารางที่ 89 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 15

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	3	5	15
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	4	10	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			114
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.60

ตารางที่ 90 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 16

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	14	28
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	5	20
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	3	8	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	5	5
คะแนนรวมสุทธิ =			102
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			6.80

ตารางที่ 91 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 17

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	12	36
การใช้ร่างกาย	0	4	0
การใช้เวลา	2	5	10
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	8	16
คะแนนรวมสุทธิ =			117
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.80

ตารางที่ 92 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 18

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	11	22
การใช้ร่างกาย	0	4	0
การใช้เวลา	3	7	21
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	6	30
ความพยายามที่ใช้	4	12	48
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	12	12
คะแนนรวมสุทธิ =			133
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.87

ตารางที่ 93 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 19

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	6	0
การใช้เวลา	3	6	18
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	4	5	20
ความพยายามที่ใช้	5	8	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	9	9
คะแนนรวมสุทธิ =			111
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.40

ตารางที่ 94 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 20

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	4	0
การใช้เวลา	4	8	32
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	3	8	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			115
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.67

ตารางที่ 95 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 21

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	14	28
การใช้ร่างกาย	1	4	4
การใช้เวลา	3	7	21
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกคับข้องใจ	0	10	0
คะแนนรวมสุทธิ =			110
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.33

ตารางที่ 96 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 22

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	11	33
การใช้ร่างกาย	1	4	4
การใช้เวลา	2	7	14
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	4	5	20
ความพยายามที่ใช้	3	8	24
ความรู้สึกคับข้องใจ	2	10	20
คะแนนรวมสุทธิ =			115
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.67

ตารางที่ 97 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 23

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	4	10	40
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	6	30
ความพยายามที่ใช้	3	12	36
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	8	8
คะแนนรวมสุทธิ =			134
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.93

ตารางที่ 98 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 24

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	14	42
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	3	10	30
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	4	5	20
ความพยายามที่ใช้	4	10	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			142
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			9.47

ตารางที่ 99 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 25

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	3	0
การใช้เวลา	3	6	18
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			109
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.27

ตารางที่ 100 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 26

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	3	15	45
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	3	7	21
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	3	10	30
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	8	8
คะแนนรวมสุทธิ =			129
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.60

ตารางที่ 101 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 27

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	10	20
การใช้ร่างกาย	0	5	0
การใช้เวลา	3	8	24
ความรู้สึกรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	4	20
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			106
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			7.07

ตารางที่ 102 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 28

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	14	28
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	3	7	21
ความรู้สึกรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	6	30
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกรู้สึกคับข้องใจ	1	12	12
คะแนนรวมสุทธิ =			123
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.20

ตารางที่ 103 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 29

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	8	16
การใช้ร่างกาย	0	1	0
การใช้เวลา	3	8	24
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	5	25
ความพยายามที่ใช้	4	8	32
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	7	7
คะแนนรวมสุทธิ =			104
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			6.93

ตารางที่ 104 ตารางการเก็บข้อมูลแบบประเมินภาระงานทางด้านจิตใจ (NASA TASK LOAD INDEX: NASA-TLX) การทดลองที่ 2 Deep Learning คนที่ 30

หัวข้อมิติ	ค่าถ่วงน้ำหนัก	คะแนนดิบ	คะแนนสุทธิ
การใช้ความคิด	2	12	24
การใช้ร่างกาย	0	2	0
การใช้เวลา	3	9	27
ความรู้สึกพอใจกับผลสำเร็จ	5	4	20
ความพยายามที่ใช้	4	10	40
ความรู้สึกคับข้องใจ	1	10	10
คะแนนรวมสุทธิ =			121
คะแนนรวมสุทธิผ่านการถ่วงน้ำหนัก =			8.07

ภาคผนวก จ

การเก็บผลข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน

(Rapid Upper Limb Assessment: RULA) 30 คน

การทดลองที่ 1 Motion Capture

และการทดลองที่ 2 Deep Learning



ท่าทางการนํ้าย้ายสิ่งของ

ตารางที่ 105 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการนํ้าย้ายสิ่งของ ผังซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
2	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
3	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
4	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
5	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
6	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
7	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
8	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
9	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
10	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
11	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
12	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
13	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
14	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
15	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
16	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
17	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
18	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
19	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
20	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
21	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
22	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
23	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
24	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
25	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
26	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
27	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
28	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
29	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
30	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3

ตารางที่ 106 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ทำทางานนึ่งยกย้ายสิ่งของ ผึ่งขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
2	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
3	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
4	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
5	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
6	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
7	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
8	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
9	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
10	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
11	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
12	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
13	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
14	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
15	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
16	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
17	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
18	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
19	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
20	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
21	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
22	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
23	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
24	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
25	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
26	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
27	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
28	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
29	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
30	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3

ตารางที่ 107 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ทำทางานนึ่งยักย้ายสิ่งของ ผึงซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
2	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
3	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
4	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
5	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
6	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
7	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
8	3	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
9	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
10	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
11	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
12	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
13	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
14	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
15	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
16	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
17	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
18	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
19	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
20	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
21	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
22	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
23	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
24	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
25	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
26	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
27	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
28	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
29	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
30	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3

ตารางที่ 108 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ทำทางานนึ่งยกย้ายสิ่งของ ผึงขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คน ที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
2	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
3	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
4	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
5	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
6	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
7	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
8	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
9	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
10	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
11	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
12	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
13	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
14	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
15	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
16	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
17	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
18	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
19	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
20	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
21	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
22	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
23	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
24	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
25	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
26	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
27	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
28	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
29	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
30	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3

ท่าทางการยื่นยกย้ายสิ่งของ

ตารางที่ 109 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ท่าทางการยื่นยกย้ายสิ่งของ ฝั่งซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
2	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
3	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
4	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
5	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
6	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
7	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
8	3	2	1	1	2	0	1	3	3	4	1	4	0	1	5	4
9	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
10	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
11	3	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
12	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
13	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
14	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
15	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
16	3	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
17	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
18	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
19	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
20	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
21	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
22	4	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
23	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
24	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
25	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
26	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
27	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
28	3	2	1	1	3	0	1	4	2	3	1	3	0	1	4	4
29	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
30	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3

ตารางที่ 110 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ทำทางกรายินยกายยาลิ่งของ ผังขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

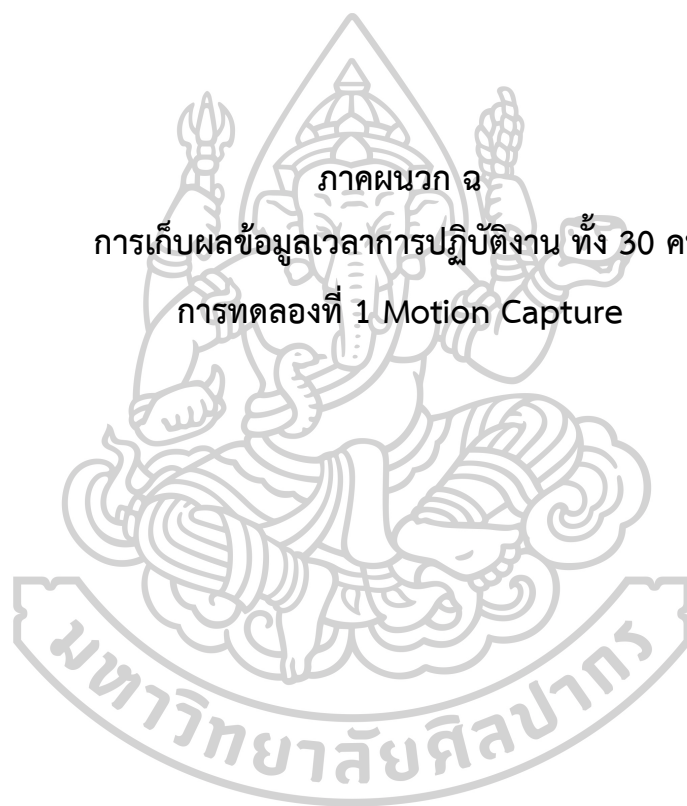
คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
2	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
3	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
4	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
5	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
6	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
7	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
8	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
9	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
10	3	2	1	1	2	0	1	3	3	4	1	4	0	1	5	4
11	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
12	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
13	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
14	3	2	1	1	2	0	1	3	3	4	1	4	0	1	5	4
15	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
16	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
17	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
18	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
19	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
20	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
21	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
22	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	2	0	1	3	3
23	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
24	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
25	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
26	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
27	3	2	1	1	2	0	1	3	2	2	1	2	0	1	3	3
28	3	2	1	1	2	0	1	3	2	3	1	3	0	1	4	4
29	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
30	3	2	1	1	2	0	1	3	3	4	1	4	0	1	5	4

ตารางที่ 111 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ทำทางกรณียินยย้ายสิ่งของ ผังซ้าย ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	3	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
2	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
3	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
4	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
5	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
6	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
7	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
8	3	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
9	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
10	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
11	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
12	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
13	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
14	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
15	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
16	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
17	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
18	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
19	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
20	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
21	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
22	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
23	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
24	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
25	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	3	3
26	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
27	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
28	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4
29	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	3	3
30	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	3	4

ตารางที่ 112 การเก็บข้อมูลการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) ทำทางกรณียินยย้ายสิ่งของ ผึ้งขวา ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

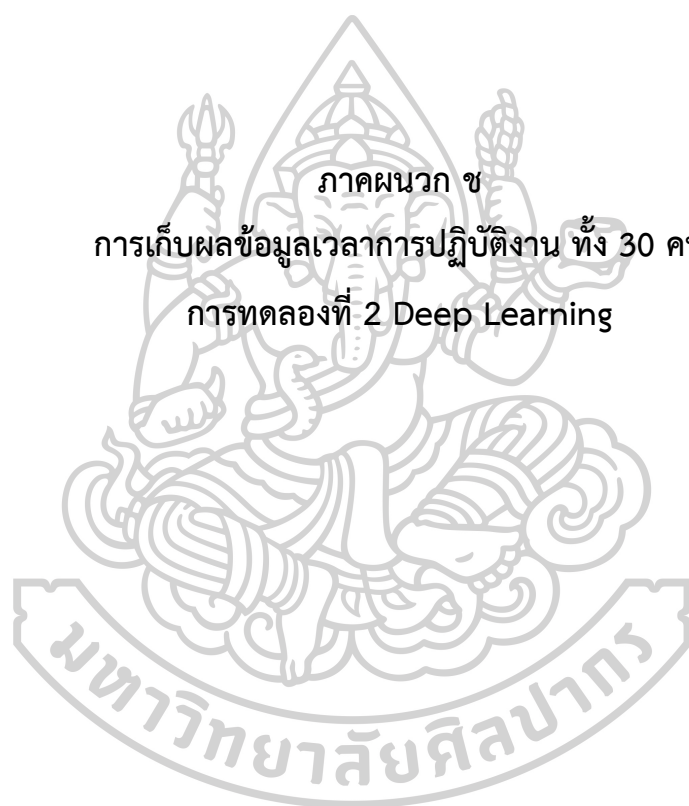
คนที่	ขั้นตอนที่															RULA
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
2	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
3	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
4	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
5	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
6	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
7	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
8	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
9	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
10	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	1	4
11	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	1	4
12	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
13	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
14	3	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	1	4
15	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
16	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
17	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
18	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
19	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
20	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
21	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
22	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
23	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
24	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
25	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
26	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
27	3	2	1	1	2	0	1	3	3	2	1	2	0	1	1	3
28	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
29	4	2	1	1	3	0	1	4	3	2	1	2	0	1	1	3
30	4	2	3	1	4	0	1	5	3	2	1	2	0	1	1	4



ภาคผนวก จ
การเก็บผลข้อมูลเวลาการปฏิบัติงาน ทั้ง 30 คน
การทดลองที่ 1 Motion Capture

ตารางที่ 113 การเก็บข้อมูลเวลาในการปฏิบัติงาน ทั้ง 30 คน ในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ (นาท)	ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ (นาท)
1	10.19	10.25
2	11.05	10.55
3	12.32	11.05
4	10.48	9.44
5	14.23	10.22
6	9.24	8.46
7	14.03	10.49
8	12.18	9.43
9	12.27	10.21
10	9.55	9.33
11	10.22	8.56
12	12.53	9.13
13	10.41	8.49
14	10.11	9.19
15	12.05	10.34
16	11.37	10.28
17	9.09	8.47
18	14.27	10.41
19	10.16	9.05
20	10.54	10.11
21	11.33	9.56
22	14.33	9.44
23	13.24	10.56
24	12.47	10.09
25	10.26	9.32
26	13.09	10.12
27	11.14	8.46
28	9.54	9.12
29	11.29	10.55
30	10.35	10.28



ภาคผนวก ช
การเก็บผลข้อมูลเวลาการปฏิบัติงาน ทั้ง 30 คน
การทดลองที่ 2 Deep Learning

ตารางที่ 114 การเก็บข้อมูลเวลาในการปฏิบัติงาน ทั้ง 30 คน ในการประเมินร่างกายส่วนบน (Rapid Upper Limb Assessment: RULA) การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ (นาท)	ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ (นาท)
1	4.53	5.12
2	5.17	4.45
3	5.48	6.31
4	7.29	4.21
5	5.36	5.56
6	4.41	5.17
7	3.46	6.15
8	8.02	5.22
9	5.23	4.48
10	5.51	4.56
11	4.47	4.37
12	6.34	5.19
13	6.08	5.53
14	5.26	4.11
15	5.13	3.56
16	6.42	4.32
17	7.33	5.14
18	6.51	5.33
19	4.39	4.29
20	5.12	5.09
21	5.54	5.16
22	6.08	5.20
23	5.34	7.10
24	4.16	6.44
25	5.34	5.43
26	4.15	5.02
27	5.44	4.53
28	5.09	6.54
29	5.23	4.19
30	7.18	6.48



ภาคผนวก ซ
การเก็บผลข้อมูลพิกัดจุดของโปรแกรม ทั้ง 30 คน
การทดลองที่ 1 Motion Capture

ตารางที่ 115 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณคอของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.42	-0.05	-0.07	-0.33	-0.11	-0.05
2	-0.50	0.03	-0.11	-0.47	0.00	-0.07
3	-0.55	0.03	-0.12	-0.45	-0.02	-0.06
4	-0.54	0.01	-0.11	-0.45	-0.02	-0.08
5	-0.53	-0.03	-0.11	-0.45	-0.01	-0.09
6	-0.44	-0.05	-0.05	-0.38	-0.10	-0.06
7	-0.39	-0.03	-0.03	-0.41	-0.12	-0.02
8	-0.39	-0.33	0.13	-0.42	-0.31	0.06
9	-0.52	-0.33	0.18	-0.46	-0.30	0.08
10	-0.29	-0.23	0.16	-0.35	-0.18	0.13
11	-0.24	-0.22	0.09	-0.31	-0.16	0.11
12	-0.42	-0.39	0.13	-0.25	-0.30	0.08
13	-0.48	-0.30	0.15	-0.45	-0.25	0.25
14	-0.60	-0.35	0.24	-0.48	-0.34	0.15
15	-0.45	-0.31	0.09	-0.35	-0.34	0.05
16	-0.43	-0.35	0.15	-0.38	-0.33	0.05
17	-0.32	-0.21	0.16	-0.31	-0.19	0.14
18	-0.10	-0.37	0.10	-0.13	-0.31	0.09
19	-0.59	-0.36	0.31	-0.41	-0.33	0.19
20	-0.49	-0.41	0.23	-0.36	-0.33	0.15
21	-0.16	-0.44	0.10	-0.15	-0.39	0.06
22	-0.43	-0.42	0.27	-0.40	-0.41	0.13
23	-0.52	-0.37	0.17	-0.29	-0.37	0.15
24	-0.32	-0.36	0.25	-0.34	-0.38	0.23
25	-0.35	-0.24	0.18	-0.36	-0.16	0.16
26	-0.42	-0.39	0.13	-0.40	-0.40	0.11
27	-0.35	-0.42	0.21	-0.38	-0.45	0.18
28	-0.15	-0.28	0.04	-0.32	-0.23	-0.01
29	-0.32	-0.36	0.25	-0.34	-0.39	0.22
30	-0.30	-0.35	0.20	-0.31	-0.38	0.20

ตารางที่ 116 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณศีรษะของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.26	-0.15	-0.05	-0.55	-0.17	-0.12
2	-0.24	-0.08	-0.04	-0.36	-0.09	-0.06
3	-0.43	-0.08	-0.08	-0.39	-0.11	-0.07
4	-0.42	-0.11	-0.09	-0.43	-0.11	-0.09
5	-0.45	-0.15	-0.08	-0.41	-0.10	-0.08
6	-0.43	-0.12	-0.09	-0.51	-0.18	-0.09
7	-0.44	-0.10	-0.09	-0.52	-0.16	-0.11
8	-0.50	-0.33	0.10	-0.40	-0.37	0.08
9	-0.44	-0.39	0.12	-0.43	-0.37	0.11
10	-0.21	-0.13	0.08	-0.32	-0.09	0.12
11	-0.19	-0.18	0.11	-0.32	-0.13	0.17
12	-0.52	-0.41	0.14	-0.27	-0.26	0.06
13	-0.35	-0.36	0.14	-0.36	-0.21	0.14
14	-0.40	-0.42	0.13	-0.37	-0.40	0.10
15	-0.39	-0.39	0.06	-0.36	-0.41	0.09
16	-0.53	-0.36	0.14	-0.35	-0.40	0.09
17	-0.33	-0.12	0.16	-0.32	-0.10	0.15
18	-0.08	-0.39	0.11	-0.21	-0.32	0.15
19	-0.29	-0.45	0.10	-0.26	-0.36	0.10
20	-0.28	-0.53	0.13	-0.40	-0.35	0.12
21	-0.17	-0.47	0.09	-0.10	-0.44	0.05
22	-0.39	-0.35	0.03	-0.51	-0.38	0.07
23	-0.44	-0.30	0.01	-0.24	-0.30	-0.05
24	-0.19	-0.34	0.05	-0.22	-0.34	0.06
25	-0.27	-0.21	0.22	-0.34	-0.12	0.19
26	-0.60	-0.39	0.16	-0.51	-0.43	0.10
27	-0.41	-0.37	0.02	-0.52	-0.38	0.09
28	-0.19	-0.28	0.08	-0.37	-0.30	0.11
29	-0.18	-0.35	0.06	-0.27	-0.33	0.06
30	-0.12	-0.35	0.03	-0.27	-0.32	0.07

ตารางที่ 117 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1
Motion Capture

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.45	0.16	-0.02	-0.46	0.07	-0.06
2	-0.40	0.27	-0.02	-0.44	0.22	-0.08
3	-0.47	0.30	0.00	-0.43	0.18	-0.06
4	-0.48	0.26	-0.02	-0.41	0.19	-0.09
5	-0.48	0.24	-0.04	-0.44	0.20	-0.09
6	-0.48	0.18	0.00	-0.49	0.09	-0.06
7	-0.43	0.15	0.01	-0.50	0.07	-0.02
8	-0.48	-0.10	0.18	-0.46	-0.11	0.12
9	-0.46	-0.11	0.23	-0.48	-0.10	0.14
10	-0.33	-0.16	0.17	-0.40	-0.16	0.07
11	-0.35	-0.18	0.06	-0.43	-0.13	0.06
12	-0.42	-0.20	0.09	-0.33	-0.21	-0.02
13	-0.43	-0.19	0.06	-0.45	-0.12	0.12
14	-0.59	-0.14	0.20	-0.50	-0.14	0.08
15	-0.47	-0.12	0.20	-0.41	-0.14	0.11
16	-0.48	-0.14	0.21	-0.45	-0.14	0.12
17	-0.36	-0.16	0.17	-0.38	-0.17	0.09
18	-0.32	-0.28	0.03	-0.28	-0.25	0.02
19	-0.47	-0.19	0.30	-0.45	-0.19	0.08
20	-0.47	-0.21	0.25	-0.54	-0.22	0.14
21	-0.39	-0.28	0.15	-0.39	-0.23	0.04
22	-0.40	-0.15	0.22	-0.51	-0.19	0.06
23	-0.62	-0.10	0.12	-0.48	-0.18	0.00
24	-0.42	-0.21	0.16	-0.51	-0.23	0.10
25	-0.37	-0.24	0.08	-0.45	-0.11	0.06
26	-0.39	-0.20	0.09	-0.47	-0.15	0.03
27	-0.41	-0.14	0.18	-0.48	-0.22	0.08
28	-0.29	-0.34	0.02	-0.44	-0.26	-0.09
29	-0.43	-0.21	0.13	-0.51	-0.25	0.09
30	-0.44	-0.20	0.10	-0.48	-0.28	0.08

ตารางที่ 118 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1
Motion Capture

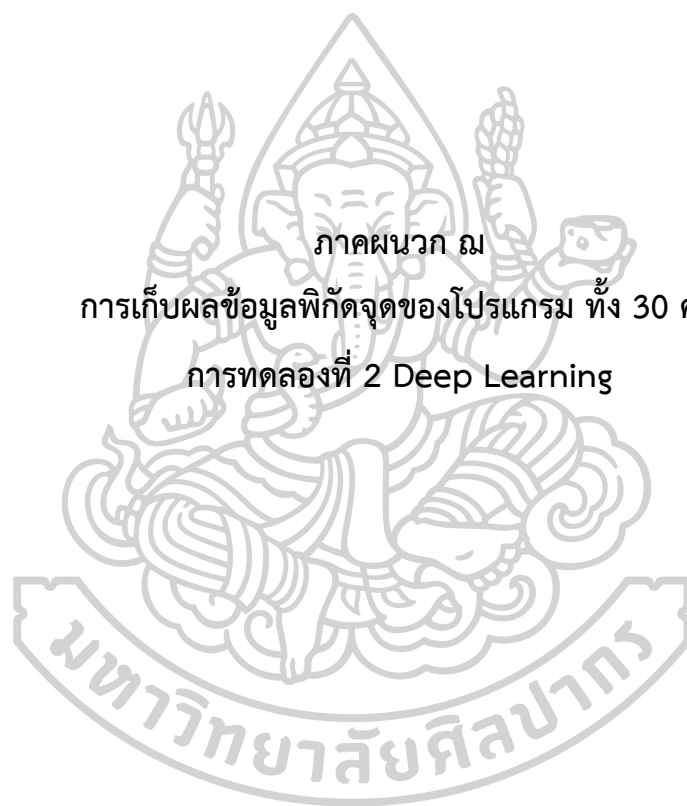
คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.37	-0.18	-0.08	-0.38	-0.17	-0.02
2	-0.42	-0.11	-0.16	-0.45	-0.13	-0.08
3	-0.45	-0.13	-0.12	-0.44	-0.13	-0.06
4	-0.48	-0.13	-0.13	-0.43	-0.12	-0.06
5	-0.48	-0.17	-0.13	-0.44	-0.14	-0.08
6	-0.41	-0.18	-0.10	-0.39	-0.22	-0.03
7	-0.38	-0.13	-0.08	-0.42	-0.22	-0.02
8	-0.45	-0.43	0.05	-0.39	-0.45	0.05
9	-0.47	-0.44	0.04	-0.41	-0.45	0.06
10	-0.38	-0.43	0.08	-0.39	-0.40	0.09
11	-0.23	-0.47	0.08	-0.38	-0.41	0.06
12	-0.37	-0.48	0.19	-0.24	-0.43	0.17
13	-0.34	-0.50	0.11	-0.38	-0.43	0.17
14	-0.72	-0.38	0.09	-0.42	-0.51	0.13
15	-0.44	-0.42	0.03	-0.33	-0.46	0.07
16	-0.46	-0.44	0.07	-0.36	-0.45	0.05
17	-0.40	-0.42	0.07	-0.38	-0.40	0.10
18	-0.19	-0.51	0.18	-0.16	-0.48	0.19
19	-0.55	-0.53	0.02	-0.42	-0.46	0.12
20	-0.57	-0.39	0.13	-0.55	-0.36	0.26
21	-0.41	-0.47	0.14	-0.36	-0.45	0.14
22	-0.43	-0.51	0.09	-0.43	-0.46	0.14
23	-0.55	-0.45	0.12	-0.37	-0.47	0.15
24	-0.37	-0.42	0.16	-0.39	-0.47	0.23
25	-0.31	-0.55	0.15	-0.40	-0.45	0.10
26	-0.36	-0.47	0.18	-0.39	-0.49	0.23
27	-0.41	-0.47	0.10	-0.39	-0.51	0.19
28	-0.23	-0.37	0.14	0.43	-0.07	0.49
29	-0.38	-0.42	0.17	-0.36	-0.48	0.23
30	-0.37	-0.38	0.14	-0.34	-0.46	0.23

ตารางที่ 119 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.12	0.42	0.61	0.01	0.26	0.60
2	0.00	0.43	0.61	-0.06	0.29	0.74
3	-0.03	0.32	0.67	0.01	0.30	0.72
4	0.43	-0.19	0.29	-0.13	0.36	0.66
5	-0.42	0.10	0.77	-0.03	0.36	0.69
6	-0.15	0.46	0.73	0.06	0.30	0.59
7	-0.10	0.38	0.56	0.07	0.27	0.63
8	0.14	0.15	0.67	0.24	0.14	0.60
9	0.18	0.21	0.65	0.25	0.25	0.60
10	-0.59	0.38	-0.45	0.34	0.14	0.52
11	0.28	0.15	0.53	0.30	-0.09	0.59
12	0.24	0.05	0.68	0.17	0.13	0.68
13	0.20	0.22	0.66	0.00	0.45	0.20
14	0.29	0.02	0.63	0.32	0.08	0.57
15	0.26	0.18	0.61	0.24	0.12	0.58
16	0.15	0.10	0.63	0.21	0.14	0.60
17	-0.59	0.79	-0.15	0.38	0.10	0.48
18	0.36	0.23	0.54	0.30	0.24	0.52
19	0.31	-0.01	0.58	0.35	0.11	0.56
20	0.19	0.21	0.64	0.44	-0.05	0.42
21	0.18	0.21	0.65	0.24	-0.04	0.65
22	0.24	0.17	0.59	0.06	0.30	0.59
23	0.33	-0.10	0.51	0.52	-0.01	0.43
24	0.26	0.19	0.70	0.14	-0.02	0.67
25	0.35	-0.04	0.11	0.27	-0.02	0.56
26	0.33	-0.09	0.03	0.25	-0.19	-0.55
27	0.25	0.02	0.65	0.25	-0.02	0.65
28	0.43	-0.05	0.47	-0.33	-0.46	0.17
29	0.26	0.17	0.60	0.13	-0.05	0.67
30	0.30	0.09	0.59	0.12	-0.07	0.71

ตารางที่ 120 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 1 Motion Capture

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.17	0.15	0.30	-0.12	0.74	0.55
2	0.00	0.24	0.73	0.07	-0.06	-0.70
3	0.01	0.28	0.68	0.06	-0.04	-0.67
4	0.01	0.17	0.71	-0.03	0.06	0.83
5	0.03	-0.14	-0.63	0.05	-0.05	-0.49
6	-0.19	0.16	0.26	-0.14	0.71	0.57
7	-0.17	0.16	0.24	-0.12	0.73	0.54
8	0.10	0.29	0.68	0.03	0.29	0.73
9	0.04	0.27	0.75	0.02	0.31	0.74
10	0.14	0.55	0.66	0.21	0.34	0.91
11	0.04	0.27	0.75	0.04	0.39	0.66
12	0.23	0.48	0.68	0.25	0.47	0.69
13	0.07	0.14	0.83	-0.02	0.21	0.79
14	-0.01	0.27	0.74	-0.19	0.36	0.72
15	0.04	0.29	0.74	0.05	0.31	0.74
16	-0.46	-0.51	0.68	-0.13	-0.53	0.65
17	0.22	0.47	0.80	0.17	0.37	0.91
18	0.05	0.27	0.75	-0.19	0.36	0.72
19	0.22	-0.15	-0.63	-0.38	0.17	0.68
20	0.36	0.45	0.58	0.22	-0.07	-0.31
21	0.37	0.45	0.59	0.53	0.84	-0.05
22	0.46	0.85	0.12	-0.14	0.71	0.57
23	0.57	0.79	0.16	0.40	0.87	-0.24
24	-0.25	-0.15	0.69	-0.22	-0.02	0.70
25	0.05	0.28	0.74	0.10	0.49	0.67
26	0.30	0.43	0.62	0.29	0.41	0.84
27	0.56	0.82	-0.07	0.56	0.82	-0.08
28	0.06	0.28	0.73	-0.08	-0.60	-0.53
29	0.23	-0.01	-0.67	-0.19	0.02	0.70
30	0.26	0.11	-0.66	0.14	0.02	-0.65



ภาคผนวก ณ
การเก็บผลข้อมูลพิกัดจุดของโปรแกรม ทั้ง 30 คน
การทดลองที่ 2 Deep Learning

ตารางที่ 121 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณคอของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.11	3.50	-0.23	0.07	3.28	0.28
2	-0.19	3.57	-0.18	-0.02	3.29	0.39
3	-0.16	3.52	-0.17	-0.01	3.29	0.41
4	-0.15	3.47	-0.16	-0.01	3.27	0.40
5	-0.15	3.48	-0.17	-0.02	3.27	0.38
6	-0.14	3.53	-0.25	0.04	3.29	0.26
7	-0.12	3.57	-0.25	0.72	3.31	0.28
8	0.01	3.64	-0.29	0.11	3.47	0.21
9	-0.03	3.67	-0.29	0.07	3.59	0.19
10	0.05	3.56	-0.24	0.14	3.77	0.23
11	0.07	3.61	-0.29	0.22	3.45	0.26
12	0.17	3.59	-0.29	0.30	3.36	0.26
13	0.04	1.46	-0.05	0.18	4.13	0.48
14	-0.01	3.44	-0.19	0.08	3.49	0.35
15	-0.02	3.63	-0.31	0.10	3.54	0.23
16	0.02	3.64	-0.28	0.10	3.47	0.24
17	0.04	3.56	-0.25	0.16	3.82	0.20
18	-0.41	3.43	-0.04	-0.20	3.27	0.37
19	-0.41	3.53	0.36	-0.41	3.53	0.37
20	-0.47	3.06	0.12	-0.28	2.84	0.28
21	-0.38	3.44	0.33	-0.22	3.28	0.44
22	0.09	3.57	-0.10	0.04	3.27	0.49
23	-0.27	3.28	-0.18	-0.23	3.34	0.28
24	-0.32	3.55	-0.18	-0.19	3.33	0.37
25	0.09	3.63	-0.30	0.16	3.57	0.28
26	0.17	3.57	-0.27	0.32	3.36	0.27
27	-0.10	3.55	-0.08	0.06	3.24	0.48
28	-0.12	3.79	-0.34	0.00	3.53	0.24
29	-0.34	3.58	-0.18	-0.11	3.32	0.39
30	-0.39	3.71	-0.21	-0.11	3.32	0.42

ตารางที่ 122 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณศีรษะของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.06	3.44	-0.21	0.13	3.22	0.28
2	-0.14	3.51	-0.17	0.05	3.22	0.39
3	-0.10	3.45	-0.18	0.06	3.22	0.41
4	-0.09	3.41	-0.16	0.05	3.21	0.39
5	-0.09	3.42	-0.18	0.04	3.20	0.38
6	-0.08	3.46	-0.24	0.10	3.23	0.27
7	-0.07	3.50	-0.24	0.13	3.24	0.28
8	0.06	3.56	-0.31	0.16	3.40	0.20
9	0.02	3.60	-0.29	0.12	3.52	0.19
10	0.10	3.50	-0.21	0.20	3.70	0.26
11	0.12	3.55	-0.26	0.26	3.38	0.26
12	0.23	3.53	-0.31	0.36	3.29	0.26
13	0.10	4.09	-0.02	0.23	4.05	0.50
14	0.06	3.38	-0.21	0.14	3.42	0.34
15	0.03	3.56	-0.31	0.16	3.47	0.24
16	0.07	3.57	-0.29	0.16	3.40	0.25
17	0.09	3.49	-0.23	0.22	3.75	0.22
18	-0.36	3.38	-0.01	-0.14	3.22	0.39
19	-0.34	3.47	0.37	-0.34	3.47	0.37
20	-0.42	3.00	0.11	-0.22	2.79	0.20
21	-0.34	3.39	0.37	-0.16	3.24	0.47
22	-0.04	3.49	-0.10	0.10	3.20	0.48
23	-0.21	3.22	-0.19	-0.17	3.28	0.30
24	-0.25	3.50	-0.17	-0.11	3.28	0.39
25	0.14	3.57	-0.28	0.21	3.49	0.29
26	0.23	3.51	-0.30	0.38	3.28	0.25
27	-0.05	3.48	-0.09	0.12	3.18	0.46
28	-0.07	3.74	-0.33	0.06	3.47	0.25
29	-0.27	3.53	-0.16	-0.04	3.28	0.41
30	-0.31	3.66	-0.18	-0.04	3.27	0.44

ตารางที่ 123 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2
Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	0.00	3.62	-0.33	0.16	3.42	0.19
2	-0.07	3.69	-0.25	0.09	3.41	0.32
3	-0.05	3.63	-0.24	0.10	3.41	0.34
4	-0.03	3.59	-0.22	0.09	3.39	0.32
5	-0.04	3.60	-0.23	0.08	3.38	0.31
6	-0.03	3.64	-0.35	0.14	3.42	0.18
7	-0.01	3.68	-0.35	0.16	3.44	0.19
8	0.13	3.74	-0.38	0.22	3.58	0.13
9	0.10	3.78	-0.37	0.18	3.70	0.12
10	0.16	3.67	-0.33	0.26	3.88	0.15
11	0.17	3.74	-0.37	0.36	3.54	0.19
12	0.26	3.72	-0.38	0.40	3.48	0.18
13	0.16	4.29	-0.13	0.31	4.22	0.37
14	0.09	3.58	-0.25	0.20	3.61	0.27
15	0.11	3.74	-0.40	0.22	3.65	0.15
16	0.14	3.75	-0.37	0.22	3.58	0.15
17	0.15	3.68	-0.33	0.28	3.94	0.12
18	-0.28	3.55	-0.11	-0.10	3.39	0.03
19	-0.32	3.65	0.28	-0.32	3.65	0.28
20	-0.40	3.19	0.06	-0.22	2.97	0.20
21	-0.30	3.57	0.24	0.13	3.42	0.38
22	0.02	3.69	-0.17	0.15	3.40	0.43
23	-0.20	3.41	-0.25	-0.13	3.47	0.21
24	-0.26	3.70	-0.27	-0.13	3.48	0.31
25	0.18	3.76	-0.40	0.30	3.65	0.21
26	0.26	3.69	-0.37	0.42	3.48	0.18
27	0.02	3.67	-0.16	0.15	3.38	0.42
28	-0.03	3.93	-0.40	0.11	3.66	0.20
29	-0.27	3.72	-0.27	-0.07	3.48	0.32
30	-0.30	3.86	-0.30	-0.05	3.48	0.34

ตารางที่ 124 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณหัวไหล่ด้านขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2
Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.25	3.40	-0.31	-0.06	3.17	0.19
2	-0.32	3.49	-0.26	-0.14	3.18	0.30
3	-0.28	3.43	-0.24	-0.13	3.18	0.32
4	-0.27	3.39	-0.24	-0.14	3.17	0.31
5	-0.27	3.39	-0.24	-0.15	3.17	0.30
6	-0.28	2.42	-0.33	-0.08	3.18	0.18
7	-0.27	3.47	-0.33	-0.06	3.19	0.20
8	-0.13	3.54	-0.38	-0.02	3.37	0.12
9	-0.16	3.58	-0.38	-0.06	3.49	0.11
10	-0.09	3.48	-0.32	0.00	3.68	0.15
11	-0.04	3.49	-0.36	0.09	3.37	0.18
12	0.02	3.50	-0.35	0.16	3.25	0.18
13	-0.08	1.05	-0.16	0.04	4.03	0.40
14	-0.14	3.35	-0.27	-0.05	3.38	0.27
15	-0.16	3.55	-0.41	-0.02	3.43	0.14
16	-0.12	3.54	-0.38	-0.02	3.37	0.15
17	-0.10	3.48	-0.32	0.01	3.72	0.12
18	-0.51	3.31	-0.14	-0.31	3.17	0.28
19	-0.51	3.41	0.29	-0.51	3.41	0.29
20	-0.59	2.98	0.05	-0.40	2.74	0.22
21	-0.49	3.33	0.23	-0.32	3.18	0.33
22	-0.22	3.75	-0.19	-0.08	3.16	0.37
23	-0.40	3.21	-0.26	-0.33	3.23	0.20
24	-0.43	3.41	-0.27	-0.27	3.19	0.28
25	-0.02	3.50	-0.37	0.04	3.47	0.22
26	0.02	3.48	-0.34	0.17	3.26	0.19
27	-0.22	3.45	-0.18	-0.05	3.13	0.38
28	-0.23	3.70	-0.42	-0.10	3.42	0.15
29	-0.45	3.45	-0.27	-0.20	3.18	0.30
30	-0.51	3.59	-0.30	-0.20	3.18	0.33

ตารางที่ 125 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือซ้ายของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	0.08	3.54	-0.86	0.37	3.30	-0.27
2	0.07	3.57	-0.75	0.26	3.31	-0.21
3	0.08	3.53	-0.74	0.26	3.31	-0.17
4	0.11	3.48	-0.74	0.25	3.27	-0.20
5	0.08	3.54	-0.73	0.25	3.27	-0.22
6	0.05	3.54	-0.88	0.36	3.30	-0.31
7	0.08	3.61	-0.88	0.33	3.32	-0.29
8	0.26	3.65	-0.91	0.48	3.43	-0.31
9	0.26	3.70	-0.90	0.46	3.54	-0.32
10	0.28	3.58	-0.85	0.52	3.69	-0.29
11	0.28	3.67	-0.91	0.53	3.40	-0.28
12	0.34	3.66	-0.90	0.63	3.40	-0.32
13	0.29	4.24	-0.65	0.47	4.09	-0.12
14	0.19	3.58	-0.79	0.47	3.46	-0.17
15	0.23	3.67	-0.93	0.48	3.52	-0.31
16	0.26	3.67	-0.89	0.45	3.46	-0.32
17	0.28	3.60	-0.85	0.56	3.72	-0.29
18	0.06	3.38	-0.45	0.13	3.28	-0.16
19	0.03	3.56	-0.12	0.03	3.56	-0.12
20	-0.25	3.15	-0.43	0.01	2.87	-0.23
21	-0.09	3.52	-0.25	0.14	3.37	-0.07
22	0.19	3.60	-0.69	0.39	3.33	-0.09
23	-0.04	3.37	-0.77	0.19	3.36	-0.20
24	-0.06	3.75	-0.80	0.09	3.50	-0.20
25	0.34	3.73	-0.91	0.51	3.45	-0.25
26	0.35	3.63	-0.88	0.63	3.39	-0.33
27	0.21	3.57	-0.66	0.37	3.33	-0.09
28	0.15	4.00	-0.87	0.37	3.56	-0.27
29	-0.05	3.72	-0.80	0.17	3.55	-0.18
30	-0.16	3.90	-0.83	0.13	3.50	-0.19

ตารางที่ 126 การเก็บผลพิกัดจุดบริเวณมือขวาของโปรแกรม ทั้ง 30 คน การทดลองที่ 2 Deep Learning

คนที่	ท่าทางการนั่งยกย้ายสิ่งของ			ท่าทางการยืนยกย้ายสิ่งของ		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0.17	3.26	-0.91	0.09	3.07	-0.35
2	-0.15	3.36	-0.81	0.01	3.07	-0.26
3	-0.13	3.31	-0.81	0.00	3.06	-0.25
4	-0.15	3.26	-0.81	0.01	3.04	-0.24
5	-0.15	3.28	-0.81	0.00	3.04	-0.26
6	-0.21	3.30	-0.93	0.11	3.03	-0.37
7	-0.19	3.32	-0.93	0.09	3.06	-0.35
8	-0.03	3.37	-0.97	0.20	3.20	-0.38
9	-0.03	3.42	-0.95	0.18	3.29	-0.38
10	-0.04	3.29	-0.89	0.22	3.48	-0.37
11	-0.02	3.33	-0.96	0.24	3.20	-0.34
12	0.09	3.35	-0.94	0.32	3.10	-0.36
13	0.05	3.96	-0.73	0.19	3.91	-0.15
14	-0.07	3.22	-0.83	0.19	3.20	-0.22
15	-0.02	3.38	-0.98	0.22	3.27	-0.35
16	0.01	3.97	-0.94	0.18	3.20	-0.36
17	-0.04	3.28	-0.89	0.18	3.55	-0.31
18	-0.26	3.16	-0.61	-0.14	3.08	-0.23
19	-0.22	3.27	-0.20	-0.22	3.27	-0.20
20	-0.45	2.92	-0.49	-0.19	2.61	-0.26
21	-0.30	3.26	-0.31	-0.09	3.07	-0.19
22	-0.05	3.32	-0.75	0.14	3.04	-0.19
23	-0.28	3.11	-0.82	-0.05	3.07	-0.26
24	-0.33	3.23	-0.84	-0.11	3.09	-0.28
25	0.04	3.32	-0.94	0.25	3.25	-0.28
26	0.08	3.32	-0.92	0.32	3.11	-0.35
27	-0.06	3.28	-0.76	0.15	3.04	-0.18
28	-0.13	3.51	-0.94	0.13	3.28	-0.37
29	-0.33	3.27	-0.86	-0.05	3.06	-0.27
30	-0.40	3.43	-0.89	-0.12	3.11	-0.27



ภาคผนวก ญ
แบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม
(System Usability Scale: SUS) ทั้ง 30 คน

ตารางที่ 127 การเก็บข้อมูลแบบประเมินความง่ายต่อการใช้งานโปรแกรม (System Usability Scale: SUS) ทั้ง 30 คน

คนที่	ข้อที่											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	SUS	RAW
1	5	2	5	2	3	3	5	2	4	2	77.5	31
2	4	3	4	2	3	3	4	1	4	1	72.5	29
3	3	2	4	1	2	2	3	2	4	2	67.5	27
4	3	4	4	1	3	4	3	3	1	2	50	20
5	3	3	5	3	3	4	3	4	4	2	55	22
6	4	2	4	2	3	4	2	3	2	2	55	22
7	3	3	5	2	4	4	4	4	3	1	62.5	25
8	4	2	4	3	5	3	3	3	4	2	67.5	27
9	5	1	4	2	3	2	3	2	4	2	75	30
10	4	1	3	3	1	3	5	2	4	1	67.5	27
11	3	2	3	3	4	2	5	2	3	2	67.5	27
12	4	2	3	1	4	2	4	3	3	3	67.5	27
13	3	3	5	2	3	2	4	2	3	2	67.5	27
14	5	2	4	2	3	2	3	2	4	1	75	30
15	3	1	5	2	4	2	3	1	4	2	77.5	31
16	2	2	3	2	3	2	3	3	3	2	57.5	23
17	3	2	4	2	3	3	4	3	4	1	67.5	27
18	5	2	4	2	4	3	4	1	3	1	77.5	31
19	4	2	5	1	4	3	4	3	4	2	75	30
20	3	2	3	3	3	3	3	2	3	1	60	24
21	3	1	3	2	4	1	3	2	4	2	72.5	29
22	4	2	4	3	3	2	4	3	3	1	67.5	27
23	4	2	4	2	3	2	3	2	4	2	70	28
24	3	1	3	2	4	2	4	1	3	2	72.5	29
25	5	2	4	2	5	3	3	2	3	1	75	30
26	4	2	4	1	4	3	4	1	4	2	77.5	31
27	5	1	4	3	3	2	4	2	3	1	75	30
28	3	3	3	2	4	3	4	1	4	2	67.5	27
29	3	2	4	1	3	2	3	3	3	2	65	26
30	4	2	5	2	4	3	4	2	4	2	75	30

ภาคผนวก ก
การเขียนโปรแกรมวิเคราะห์สภาพการยกและเคลื่อนย้ายสิ่งของ 3 มิติ
ด้วยร่างกายของผู้ปฏิบัติงาน โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก



```
import tensorflow as tf

import tensorflow_hub as hub

from google.colab import files

import matplotlib.pyplot as plt

from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D

from matplotlib.patches import Rectangle

import pandas as pd

import numpy as np

# อัปโหลดไฟล์ภาพ

uploaded = files.upload()

for file_name in uploaded.keys():

    print(f'Uploaded file:')

    image_path = file_name

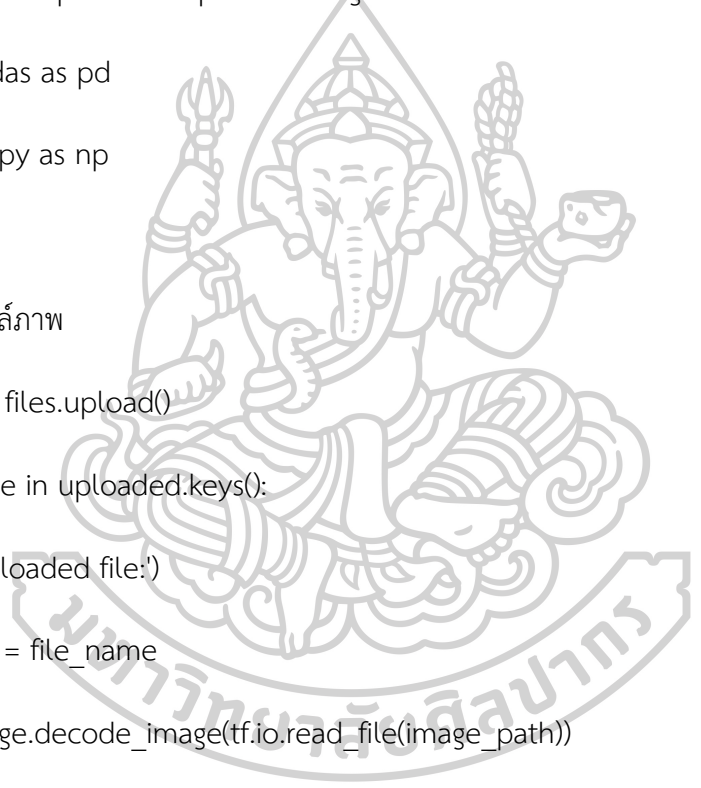
    img = tf.image.decode_image(tf.io.read_file(image_path))

# โหลดโมเดล

model = hub.load('https://bit.ly/metrabs_l')

pred = model.detect_poses(img, skeleton='smpl+head_30')

print(pred['poses3d'].shape)
```



นิยามชื่อข้อต่อและขอบของโครงกระดูก

```
joint_names = np.array([

    'pelv_smpl', 'hip_smpl', 'lkne_smpl', 'lank_smpl', 'ltoe_smpl',

    'rhip_smpl', 'rkne_smpl', 'rank_smpl', 'rtoe_smpl', 'spine1_smpl',

    'spine2_smpl', 'spine3_smpl', 'neck_smpl', 'head_smpl',

    'lcla_smpl', 'lsho_smpl', 'lelb_smpl', 'lwri_smpl', 'lhan_smpl',

    'rcla_smpl', 'rsho_smpl', 'relb_smpl', 'rwri_smpl', 'rhan_smpl',

    'thor_smpl', 'jaw_smpl', 'leye_smpl', 'reye_smpl', 'lear_smpl',

    'rear_smpl'

])

joint_edges = [

    (0, 1), (1, 2), (2, 3), (3, 4),

    (0, 5), (5, 6), (6, 7), (7, 8),

    (0, 9), (9, 10), (10, 11), (11, 12), (12, 13),

    (10, 14), (14, 15), (15, 16), (16, 17), (17, 18),

    (10, 19), (19, 20), (20, 21), (21, 22), (22, 23)

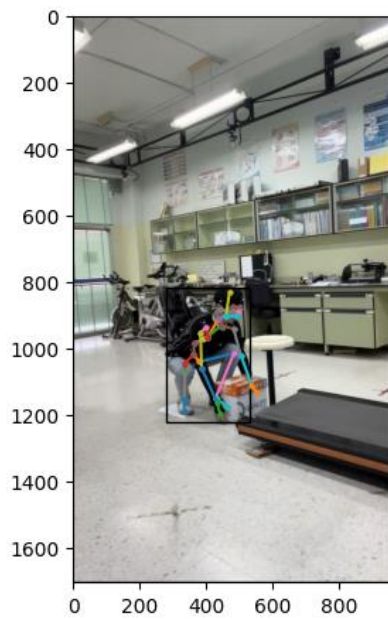
]
```

เรียกใช้ฟังก์ชันหลักเพื่อแสดงภาพและวิเคราะห์ RULA

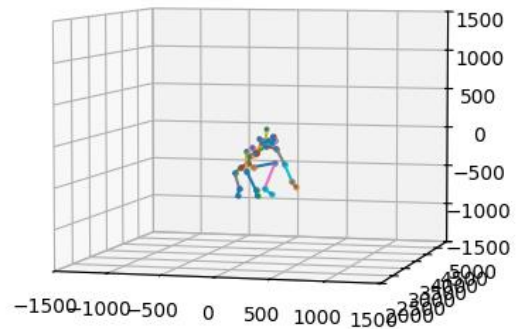
```
plot_results(img, pred, joint_names, joint_edges)
```



ภาคผนวก ก
รูปภาพการทดลองทั้ง 2 โปรแกรม สำหรับผู้เข้าทดลอง

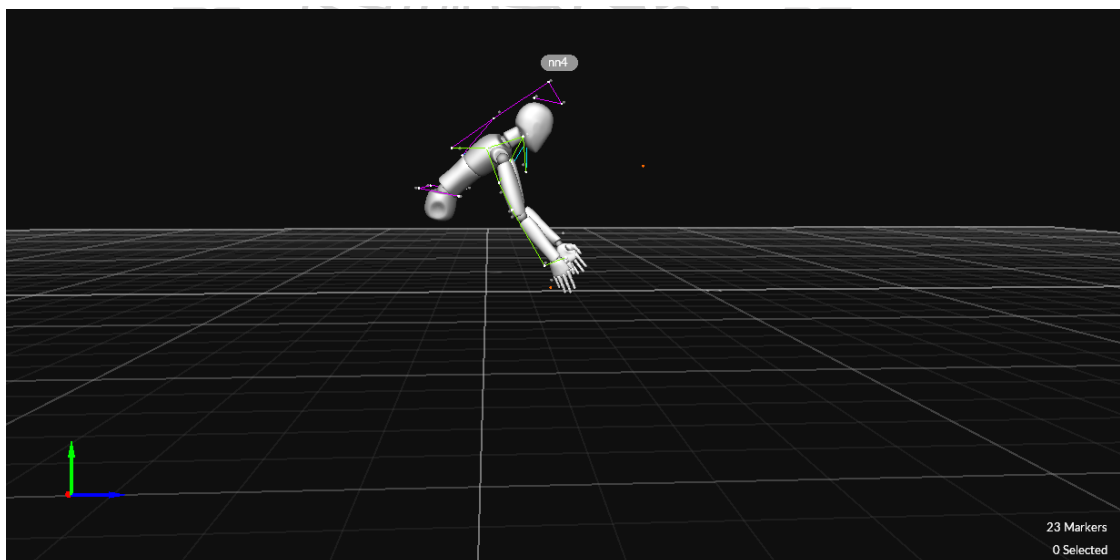
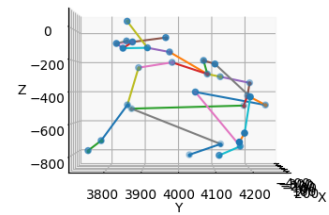
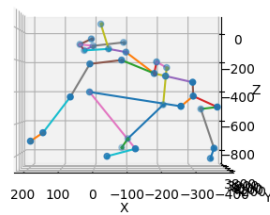
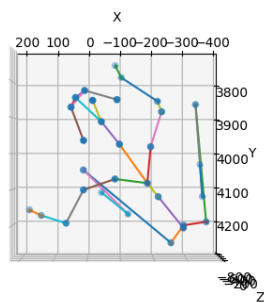


View 1: Elevation 90, Azimuth 90



View 2: Elevation 0, Azimuth 90

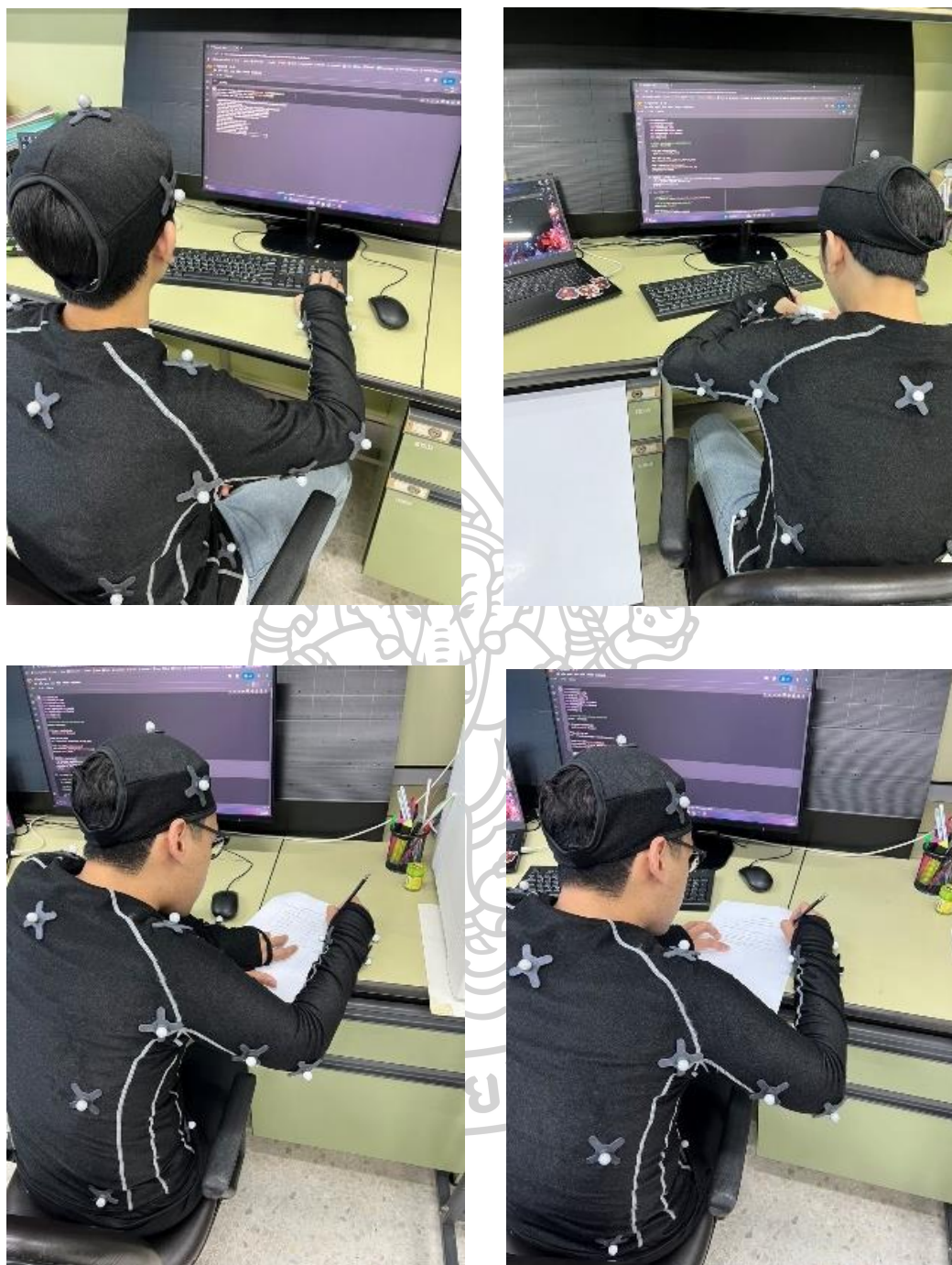
View 3: Elevation 0, Azimuth 0



รูปภาพที่ 59 รูปภาพการทดลองทั้ง 2 โปรแกรม สำหรับผู้เข้าทดลอง



ภาคผนวก ร
รูปภาพผู้ทดลอง



รูปภาพที่ 60 รูปภาพผู้ทดลอง

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล

นายกิตติพงษ์ ศรีสวาท

วุฒิการศึกษา

มัธยมศึกษาตอนต้น ดรณาราชบุรีวิเทศศึกษา

มัธยมศึกษาตอนปลาย ดรณาราชบุรี

อุดมศึกษา วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

(วิศวกรรมการจัดการและโลจิสติกส์)

คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม

มหาวิทยาลัยศิลปากร วิทยาเขตพระราชวังสนามจันทร์

