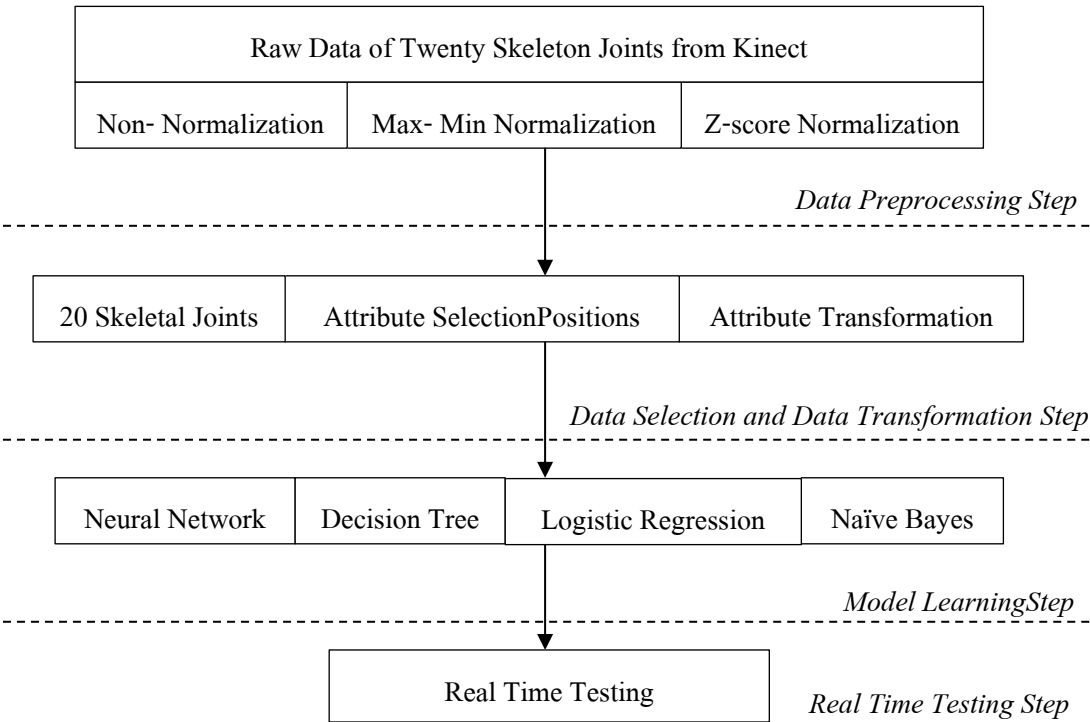


บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย

บทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนของการวิเคราะห์ท่าทาง วิธีการลดทอนข้อมูลเพื่อเพิ่มความถูกต้องในการวิเคราะห์ท่าทาง รวมถึงการออกแบบระบบที่ใช้ในการวิเคราะห์ท่าทาง

3.1 ภาพรวมของงานวิจัย

ขั้นตอนในการทดลองของงานวิจัยขั้นนี้สามารถแบ่งได้เป็น 4 ขั้นตอนด้วยกัน ได้แก่ ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการทดลอง (Data Preprocessing) ขั้นตอนการคัดเลือกและแปลงชุดข้อมูลดิบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Selection and Data Transformation) ขั้นตอนการเรียนรู้ชุดข้อมูลเพื่อทำการวิเคราะห์ และสร้างโมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล (Model Learning) และขั้นตอนการทดสอบระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นตามเวลาจริง (Real Time Testing) โดยภาพรวมของแต่ละขั้นตอนนั้นได้แสดงไว้ในรูปที่ 3.1 และรายละเอียดในแต่ละขั้นตอนแสดงไว้ในหัวข้อที่ 3.2-3.4 ตามลำดับ



รูปที่ 3.1 ภาพรวมของขั้นตอนการทดลอง

3.2 Data Preprocessing

ในขั้นตอนนี้จะเริ่มจากการบันทึกท่าทางต่าง ๆ ที่งานวิจัยให้ความสนใจโดยใช้กล้อง Kinect ในการบันทึกข้อมูล ซึ่งท่าทางที่งานวิจัยนี้ให้ความสนใจมีด้วยกันทั้งหมด 18 ท่าทาง โดยสามารถแยกเป็นท่าหลักด้วยกัน 4 ท่าประกอบด้วย ท่ายืน ท่านั่ง ท่านั่งที่พื้น และท่านอน โดยในส่วนของท่ายืน ท่านั่ง และท่าที่นั่งที่พื้นสามารถแยกแยะรายละเอียดท่าทางเพิ่มเติมได้ซึ่งประกอบด้วยลักษณะท่าทางของหลัง และท่าทางการยกมือ โดยในส่วนของท่านอนนั้นในงานวิจัยชิ้นนี้ให้ความสนใจเพียงภาพรวมเท่านั้น ซึ่งรายละเอียดของท่าทางทั้งหมดได้ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.2

Class Membership							
Stand							
	Normal stand	Stand both hands up	Stand left hand up	Stand right hand up	Stand lean forward		
Sit							
	Sit straight back	Sit lean forward	Sit lean backward	Sit both hands up	Sit left hand up	Sit right hand up	
Sit on floor							
	Sit on floor straight back	Sit on floor lean forward	Sit on floor lean backward	Sit on floor both hands up	Sit on floor left hand up	Sit on floor right hand up	
Lie down							
	Lie down in various manners						

รูปที่ 3.2 รายละเอียดท่าทางภายในงานวิจัย

3.2.1 Training Set Detail

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของแต่ละอัลกอริทึมมาจากข้อมูลที่ถูกบันทึกจากผู้เข้าร่วมการทดลองจำนวน 10 คนมีอายุระหว่าง 26-75 ปี มีความสูงระหว่าง 150-180 เซนติเมตร โดยแบ่งเป็น เพศหญิงจำนวน 5 คนและเพศชายจำนวน 5 คน โดยทุกคนจะถูกขอให้แสดงท่าทางต่าง ๆ ที่เห็นได้ชัดเจนหน้ากล้อง Kinect โดยระยะที่ใช้ในการบันทึกข้อมูลท่าทางการเคลื่อนไหวของผู้ร่วมการทดลองอยู่ระหว่าง

1.8-3.0 เมตร โดยท่าทางทั้ง 18 ท่าจะถูกแสดงโดยผู้เข้าร่วมทดลองทุกคน โดยแต่ละคนจะถูกบันทึกท่าทางแต่ละท่าเป็นจำนวน 5 คลิป ซึ่งข้อมูลที่บันทึกได้ในทุกท่าทางมีทั้งหมด 900 คลิปโดยจำนวนเฟรมภาพที่สามารถบันทึกได้จากผู้ร่วมทำการทดลองทุกคนในทุกคลิปมีทั้งหมด 140,048 เฟรม โดยรายละเอียดของจำนวนเฟรมในแต่ละท่าทางได้ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 3.1 และข้อมูลความกว้างของไหล่และความสูงของร่างกายผู้ร่วมการทดลองได้ถูกแสดงไว้ในตาราง 3.2

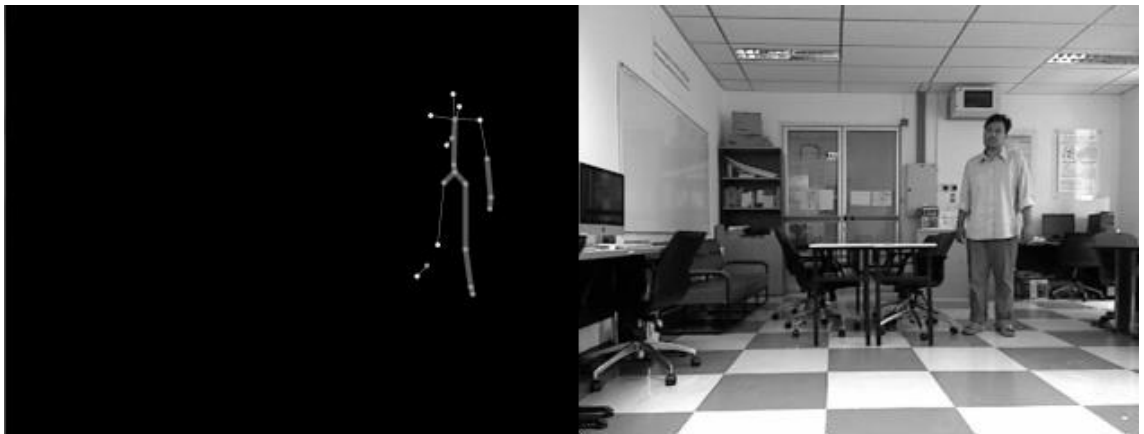
ตารางที่ 3.1 จำนวนชุดข้อมูลในแต่ละท่าทางของชุด Training Set

Posture	Training set (Frames)
Normal stand	8,153
Stand both hands up	7,915
Stand left hand up	8,165
Stand right hand up	7,521
Stand lean forward	7,848
Sit straight back	7,629
Sit lean forward	7,566
Sit lean backward	6,713
Sit both hands up	7,283
Sit left hand up	7,659
Sit right hand up	7,016
Sit on floor straight back	7,268
Sit on floor lean forward	8,513
Sit on floor lean backward	8,003
Sit on floor both hands up	8,620
Sit on floor left hand up	8,626
Sit on floor right hand up	7,292
Lie down in various manners	8,258

ตารางที่ 3.2 ความกว้างของไหล่และความสูงของร่างกายผู้ร่วมการทดลองในส่วนของ Training Set

	<i>T-1</i>	<i>T-2</i>	<i>T-3</i>	<i>T-4</i>	<i>T-5</i>	<i>T-6</i>	<i>T-7</i>	<i>T-8</i>	<i>T-9</i>	<i>T-10</i>
	<i>Male</i>	<i>Male</i>	<i>Male</i>	<i>Male</i>	<i>Male</i>	<i>Female</i>	<i>Female</i>	<i>Female</i>	<i>Female</i>	<i>Female</i>
Height	165 cm.	150 cm.	175 cm.	180 cm.	158 cm.	170 cm.	160 cm.	157 cm.	166 cm.	169 cm.
Shoulder Width	18 in.	18 in.	20 in.	23 in.	21 in.	18 in.	14 in.	16 in.	16 in.	17 in.

โดยหลังจากบันทึกข้อมูลท่าทางต่าง ๆ ของผู้ร่วมการทดลองทั้งหมดเสร็จแล้ว ผู้วิจัยจะนำข้อมูลดิบที่ได้จากกล้อง Kinect มาทำการคัดเลือกข้อมูลที่มีความผิดพลาดซึ่งเกิดจากการวิเคราะห์ท่าทางที่ผิดพลาดของกล้อง Kinect ออกจากชุดข้อมูลดิบ ซึ่งความผิดพลาดเหล่านี้มักเกิดจากช่วงที่ผู้ร่วมการทดลองออกนอกกระยะที่ได้กำหนดไว้ดังแสดงในรูปที่ 3.3.1 หรือ ในช่วงระหว่างที่กำลังเดินออกจากฉากรับภาพ (Frame) ของกล้อง Kinect ดังแสดงในรูปที่ 3.3.2 ซึ่งหากข้อมูลเหล่านี้ยังคงอยู่ในชุดข้อมูลดิบ และถูกนำไปเรียนรู้เพื่อใช้สร้างโมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล อาจส่งผลให้การเรียนรู้มีความผิดพลาดมากยิ่งขึ้น



รูปที่ 3.3.1 การวิเคราะห์ท่าทางที่ผิดพลาดของกล้อง Kinect ซึ่งเกิดจากช่วงที่ผู้ร่วมการทดลองออกนอกกระยะที่กำหนดไว้



รูปที่ 3.3.2 การวิเคราะห์ท่าทางที่ผิดพลาดของกล้อง Kinect ซึ่งเกิดในช่วงที่ผู้ร่วมการทดลองกำลังเดินออกจากฉากรับภาพ

รูปที่ 3.3 ความผิดพลาดที่เกิดจากการวิเคราะห์ข้อมูลของกล้อง Kinect

หลังจากทำการคัดกรองชุดข้อมูลดิบที่บันทึกได้จากกล้อง Kinect เสร็จแล้ว ชุดข้อมูลดิบจะถูกนำมาทำการ Normalization เพื่อปรับชุดข้อมูลของผู้ร่วมการทดลองแต่ละคนที่ได้ถูกบันทึกไว้ให้มีความแตกต่างที่น้อยลง ซึ่งในงานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้หลักการ Normalization แบบ Max-Min Normalization และ Z-score Normalization ในการคำนวณเพื่อลดความแตกต่างของชุดข้อมูลโดยวิธีการในการคำนวณนั้นได้แสดงไว้ในสมการที่ 3.1 และ 3.2 ตามลำดับ

$$J' = \frac{J - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} \quad (3.1)$$

$$J' = \frac{J - \bar{J}}{\sigma} \quad (3.2)$$

โดยค่าตัวแปร J' นั้นเป็นค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำ Normalization ของทั้งในแบบ Max-Min Normalization และ Z-score Normalization ค่าตัวแปร J นั้นเป็นข้อมูลในแต่ละแถว (Row) ของชุดข้อมูลดิบ โดยค่าตัวแปร Max และ Min ในสมการที่ 3.1 นั้นเป็นค่าที่มากที่สุดและน้อยสุดในแต่ละหลัก (Column) ของชุดข้อมูลดิบ ในส่วนค่าตัวแปร $\bar{J}$ และ σ ในสมการที่ 3.2 นั้นเป็นค่าเฉลี่ยรวม และ Standard Deviation ในแต่ละหลักของชุดข้อมูลดิบตามลำดับ สาเหตุที่งานวิจัยชิ้นนี้นำข้อมูลดิบมาทำ Normalization เพื่อต้องการทราบว่าการทำงาน Normalization นั้นเป็นปัจจัยหนึ่งส่งผลให้การเรียนรู้ของชุดข้อมูลมีความถูกต้องมากขึ้นหรือไม่

3.3 Data Selection and Data Transformation

ในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนในการเตรียมข้อมูลก่อนนำไปทำการเรียนรู้ และสร้างโมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์ท่าทาง โดยการนำชุดข้อมูลดิบทั้ง 3 แบบ ซึ่งประกอบด้วย ชุดข้อมูลดิบที่ไม่ผ่านการ Normalization (N-NML) และชุดข้อมูลดิบที่ถูก Normalization ในแบบ Max-Min Normalization (MM-NML) และ Z-score Normalization (Z-NML) มาทำการคัดเลือกและแปลงข้อมูลเพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่สามารถช่วยให้การเรียนรู้และค้นหารูปแบบในการวิเคราะห์ข้อมูลมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยหลักการที่จะประยุกต์ใช้ในขั้นตอนนี้มี 2 หลักการคือ Data Selection และ Data Transformation เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างในการรู้เรียนรู้ชุดข้อมูลที่ไม่ได้ผ่านทำ Data Selection และ Data Transformation (20 Skeletal Joints) ว่ามีความแตกต่างกันหรือไม่เพื่อหาวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการสร้างโมเดลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ท่าทาง

3.3.1 Data Selection

Data Selection เป็นการจัดลำดับความสำคัญของชุดข้อมูลเพื่อใช้เพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้และค้นหารูปแบบในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยส่วนของข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการเรียนรู้มากจะถูกจัดลำดับไว้ในลำดับต้นและส่วนที่ไม่มีความสำคัญในการเรียนรู้จะถูกจัดลำดับไว้ในลำดับท้าย โดยในงานวิจัยชิ้นนี้เลือกตัวคัดเลือกข้อมูลเพื่อนำมาใช้ในการจัดลำดับชุดข้อมูล 2 ตัวด้วยกันคือ Info-Gain Ranker Evaluation และ Gain Ranker Evaluation เพื่อใช้ในการคัดเลือก และลำดับความสำคัญของชุดข้อมูล โดยตัวคัดเลือกข้อมูลทั้งสองตัวนั้นเป็น Function ที่สามารถเรียกใช้ได้จากโปรแกรม Weka โดยในงานวิจัยชิ้นนี้ได้ทดลองเลือกใช้ข้อมูลใน 10, 20, 30, 40 และ 50 อันแรกเพื่อทดสอบความถูกต้องในการวิเคราะห์ท่าทาง โดยการจัดลำดับชุดข้อมูลได้แสดงไว้ในตารางที่ 4.1 และ 4.2 ของบทที่ 4

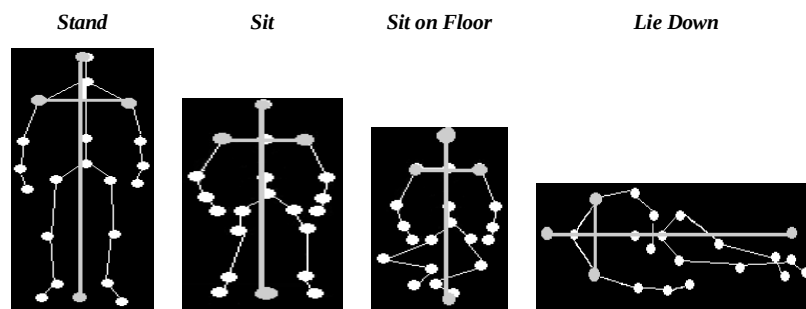
3.3.2 Data Transformation

Data Transformation เป็นหลักการในการนำชุดข้อมูลมาทำการเปลี่ยนแปลงเพื่อลดความซับซ้อนภายในชุดข้อมูล และยังส่งผลให้มีการเพิ่มความสัมพันธ์ภายในชุดข้อมูล ซึ่งจะทำให้การวิเคราะห์ชุดข้อมูลมีความถูกต้องมากขึ้น โดยข้อมูลตั้งต้นที่ใช้ในการเปลี่ยนแปลงข้อมูลของงานวิจัยชิ้นนี้คือข้อมูลพิกัดส่วนต่าง ๆ ของร่างกายที่วิเคราะห์ได้จากกล้อง Kinect โดยในงานวิจัยชิ้นนี้ได้สังเกตหาความแตกต่างของท่าทางของอวัยวะในส่วนต่าง ๆ ของร่างกายจากทั้ง 18 ท่าทางที่ได้กำหนดไว้เพื่อนำมาแปลงให้อยู่ในรูปสมการเพื่อใช้ในการสร้างชุดข้อมูลชุดใหม่ โดยในชุดข้อมูลนี้มี Attribute ที่ใช้ในการเรียนรู้ 9 Attributes ด้วยกันซึ่งได้แก่ มุมการงอของเข่าซ้ายและขวา (Angle of Knee Left and Right) อัตราส่วนระหว่างความกว้างและความสูงของร่างกาย (Aspect Ratio of Width and Height) ระยะห่างระหว่างเอวไปยังระนาบพื้นห้อง (Distance form Hip to Room Floor) ลักษณะการงอของหลัง (Back Status) และท่าทางการยกมือ (Hand Up) ซึ่งแต่ละ Attribute นั้นจะช่วยในการวิเคราะห์ท่าทางในส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย โดยวิธีการคำนวณค่าของแต่ละ Attribute ได้แสดงไว้ในสมการที่ 3.3–3.14

Aspect Ratio of Width and Height

Aspect Ratio of Width and Height เป็น Attribute ที่ใช้ในการแยกแยะท่าทางพื้นฐานซึ่งประกอบด้วย ท่ายืน ท่านั่ง ท่านั่งที่พื้น และท่านอน โดยแต่ละท่าทางนั้นจะมีอัตราส่วนระหว่างความกว้าง และความสูง ที่แตกต่างกันออกไปดังแสดงในรูปที่ 3.4 โดยพบว่าค่าอัตราส่วนของท่านอนนั้นค่อนข้างมีความแตกต่างจากท่าทางพื้นฐานอื่น ๆ อย่างชัดเจน จึงทำให้งานวิจัยชิ้นนี้เลือกอัตราส่วนระหว่างความกว้างและความสูงของร่างกายเป็นตัวช่วยในการวิเคราะห์ท่าทาง ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณหา

อัตราส่วนมาจากค่าพิกัดในแนวแกน X และค่าพิกัดในแนวแกน Y จาก 5 จุดบนร่างกายซึ่งประกอบด้วย จุดข้อมูลในส่วนหัว ไหล่ซ้าย ไหล่ขวา เท้าซ้ายและขวา โดยนำจุดทั้งหมดที่ได้กล่าวไว้มาเปรียบเทียบหาค่ามากที่สุดและน้อยที่สุดในแต่ละแกน (Max_X , Min_X , Max_Y , Min_Y) โดยค่า $Width$ นั้นเป็นค่าคำนวณได้จากผลต่างระหว่างค่าในแนวแกน X ที่มีค่ามากที่สุดและน้อยสุด และ $Height$ นั้นเป็นค่าที่คำนวณได้จากผลต่างระหว่างค่าในแนวแกน Y ที่มีค่ามากที่สุด และมีค่าน้อยสุดจากจุดทั้ง 5 จุด และค่า $Aspect Ratio$ เกิดจากอัตราส่วนระหว่างค่า $Width$ และ $Height$ ดังแสดงในสมการที่ 3.3–3.5



รูปที่ 3.4 อัตราส่วนระหว่างความกว้างและความสูงของร่างกายมนุษย์ในแต่ละท่าทาง

$$Width = Max_X - Min_X \quad (3.3)$$

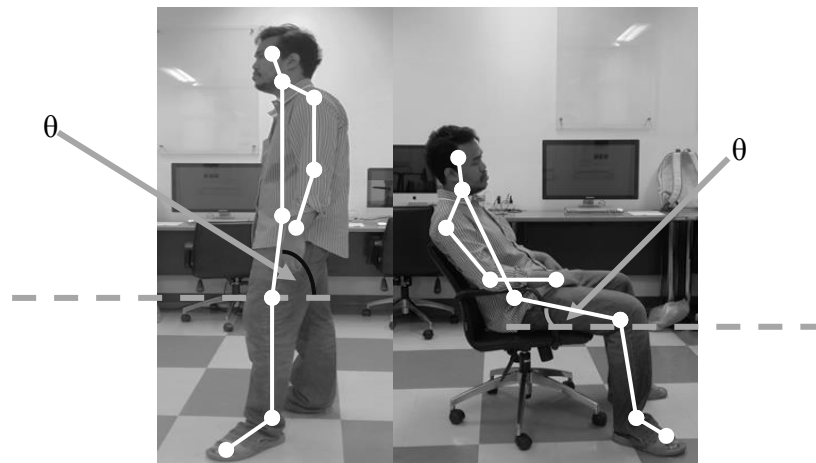
$$Height = Max_Y - Min_Y \quad (3.4)$$

$$Aspect Ratio = \frac{Width}{Height} \quad (3.5)$$

อย่างไรก็ตามแม้ว่า Aspect Ratio of Width and Height นั้นจะเป็น Attribute ที่สามารถช่วยในการวิเคราะห์ท่าทางพื้นฐานได้ แต่ก็ยังพบว่าหลายครั้งมีข้อมูลอัตราส่วนของท่ายืน ท่านั่ง และท่าก้มที่พื้นที่มีค่าคล้ายคลึงกัน ซึ่งอาจจะทำให้การแยกแยะท่าทางมีความผิดพลาดเกิดขึ้นได้ ดังนั้นในงานวิจัยชิ้นนี้จึงได้เพิ่ม Attribute ที่จะช่วยให้การวิเคราะห์ท่าทางพื้นฐานมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น ซึ่งประกอบด้วย การวิเคราะห์มุมการงอของเข่า และระยะทางระหว่างเอวไปยังพื้นห้อง

Angle of Knee Left and Right

Angle of Knee Left and Right เป็น Attribute ที่ใช้ในการแยกแยะท่าทางการนั่งออกจากท่าทางการยืน โดยปกติกรณีที่ร่างกายมนุษย์กำลังอยู่ในท่านั่ง ส่วนของขาที่นอนบนจะมีการงอตัวลงทำให้เกิดมุมของหัวเข่า ในทางกลับกันเมื่อร่างกายมนุษย์กำลังอยู่ในท่ายืนส่วนของขาที่นอนบนนั้นจะกางออกซึ่งทำให้เกิดมุมที่กว้างขึ้นกว่าตอนที่ร่างกายกำลังอยู่ในท่านั่งดังแสดงในรูปที่ 3.5 การงอของขาที่นอนบนจึงเป็นหนึ่งในลักษณะที่สามารถช่วยในการแยกแยะท่าทางระหว่างท่านั่ง และท่ายืนได้ ในงานวิจัยชิ้นนี้จึงเลือกคุณลักษณะนี้เพื่อใช้ในการแยกแยะท่าทางระหว่างท่านั่ง และท่านั่ง โดยวิธีการคำนวณการงอของขาที่นอนบนนั้นได้ถูกแสดงไว้ในสมการที่ 3.6–3.8 โดยค่าตัวแปร A ในสมการที่ 3.6 เป็นค่าระยะห่างระหว่างจุดของหัวเข่า และจุดของเอว ส่วนค่าของตัวแปร B ของสมการที่ 3.7 นั้นเป็นค่าผลต่างระหว่างค่าพิกัดในแนวแกน Y ของจุดหัวเข่าและเอว โดยมุมงอสามารถหาได้จากค่า $\arcsin$ ของอัตราส่วนของค่าตัวแปร A และ B ดังแสดงในสมการที่ 3.8



รูปที่ 3.5 ขนาดของมุมงอของเข่าที่นอนบนระหว่างท่านั่งและท่านั่ง

$$A = \sqrt{(X_{hip} - X_{knee})^2 + (Y_{hip} - Y_{knee})^2 + (Z_{hip} - Z_{knee})^2} \quad (3.6)$$

$$B = |Y_{hip} - Y_{knee}| \quad (3.7)$$

$$\theta = \sin^{-1} \left(\frac{A}{B} \right) \quad (3.8)$$

Distance form Hip to Room Floor

Distance form Hip to Room Floor เป็น Attribute ที่ช่วยในการแยกแยะระหว่างท่าทางนั่งที่พื้น และ นั่งบนเก้าอี้ ซึ่งพบว่าข้อมูลของ Attribute ของ Angle of Knee Left and Right และ Aspect Ratio of Width and Height นั้นไม่สามารถแยกแยะท่าทางทั้งสองแบบได้ ซึ่งความแตกต่างระหว่างสองท่าทางนี้ นั้นคือการนั่งติดพื้นนั้นจะมีระยะห่างระหว่างเอวมายังพื้นที่น้อยกว่าการนั่งบนเก้าอี้หรือโซฟา ดังแสดงในรูป 3.6 ในงานวิจัยชิ้นนี้จึงเลือกระยะห่างระหว่างเอวมายังพื้นเป็นตัวช่วยในการวิเคราะห์ และแยกแยะระหว่างท่าทางนั่งบนเก้าอี้และท่าทางที่พื้น โดยวิธีการคำนวณหาค่าระยะห่างได้ถูกแสดงไว้ในสมการที่ 3.9 ซึ่งเป็นสมการที่ใช้ในการวัดระยะห่างระหว่างจุดใด ๆ ไปยังระนาบ โดยเปรียบเทียบห้องเป็นระนาบ และใช้จุดของเอวในการวัดระยะห่างระหว่างจุดไปยังพื้นระนาบ โดยค่าตัวแปร A , B , C และ D นั้นเป็นค่าสัมประสิทธิ์ระนาบซึ่งเป็นค่าที่ถูกประมาณการด้วยกล้อง Kinect และตัวแปร X , Y และ Z นั้นคือค่าพิกัดของจุดเอวที่ถูกวิเคราะห์ได้จากกล้อง Kinect



รูปที่ 3.6 ระยะห่างระหว่างเอวมายังพื้นที่แตกต่างกันในแต่ละท่าทาง

$$Distance = \frac{AX_{hip\ center} + BY_{hip\ center} + CZ_{hip\ center} + D}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (3.9)$$

Back Status

Back Status เป็น Attribute ที่ใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะท่าทางของหลังซึ่งในงานวิจัยชิ้นนี้แบ่งแยกลักษณะท่าทางของหลังเป็น 3 รูปแบบด้วยกันได้แก่ หลังที่มีลักษณะงอ หลังที่มีลักษณะตรง และหลังที่มีลักษณะเอนไปด้านหลัง ดังแสดงไปในรูปที่ 3.7 โดยงานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้การวิเคราะห์ลักษณะของหลังจากค่าผลต่างของค่าในระนาบแกน Z ระหว่างจุดศูนย์กลางของไหล่และจุดศูนย์กลางของเอว ซึ่งข้อมูลทั้งสองจุดนั้นสามารถวิเคราะห์ได้จากกล้อง Kinect โดยวิธีการในการคำนวณได้แสดงไว้ในสมการที่ 3.10 โดยการวิเคราะห์ท่าทางของหลังในงานวิจัยชิ้นนี้ให้ความสนใจที่จะวิเคราะห์ในส่วนของท่านั่ง ท่านั่ง และท่านั่งที่พื้น



รูปที่ 3.7 ลักษณะท่าทางของหลังในแต่ละแบบ

$$\text{Back Status} = Z_{\text{shoulder center}} - Z_{\text{hip}} \quad (3.10)$$

Hand Up

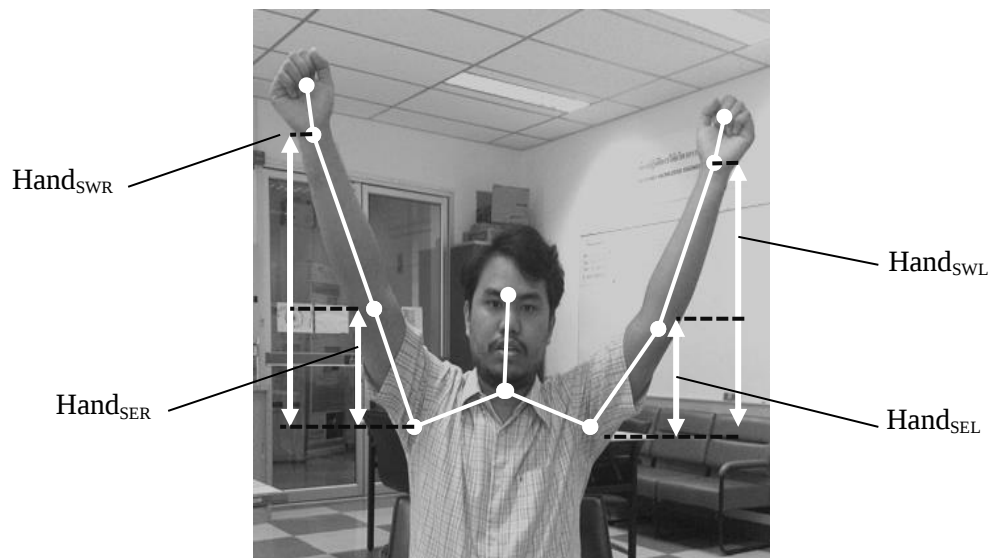
Hand Up คือ Attribute ที่ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อแยกแยะท่าทางการยกมือ ซึ่งในงานวิจัยชิ้นนี้แบ่งท่าทางการยกมือเป็นสามรูปแบบด้วยกันได้แก่ การยกมือข้างซ้าย การยกมือข้างขวา และการยกมือทั้งสองข้าง โดยงานวิจัยชิ้นนี้เลือก 4 Attribute เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ท่าทางการยกมือ ซึ่งประกอบด้วยผลต่างระหว่างค่าในแนวแกน Y ของไหล่และข้อศอกทั้งด้านซ้ายและด้านขวา และผลต่างระหว่างค่าในแนวแกน Y ของไหล่และข้อมือทั้งด้านซ้ายและด้านขวาดังแสดงในรูปที่ 3.8 ซึ่งวิธีการคำนวณค่าทั้ง 4 นั้นได้ถูกแสดงไว้สมการที่ 3.11–3.14

$$Hand_{SWL} = Y_{shoulder\ left} - Y_{wrist\ left} \quad (3.11)$$

$$Hand_{SWR} = Y_{shoulder\ right} - Y_{wrist\ right} \quad (3.12)$$

$$Hand_{SEL} = Y_{sholder\ left} - Y_{elbow\ left} \quad (3.13)$$

$$Hand_{SER} = Y_{sholder\ right} - Y_{elbow\ right} \quad (3.14)$$



รูปที่ 3.8 ผลต่างในแต่ละค่าตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ท่าทางการยกมือ

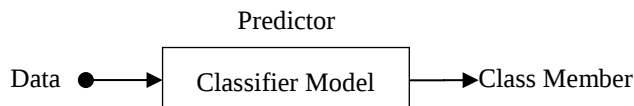
ค่าตัวแปร $Hand_{SWL}$ และ $Hand_{SWR}$ ในสมการที่ 3.11 และ 3.12 นั้นคือผลต่างระหว่างไหล่และข้อมือซ้าย และขวาตามลำดับ ส่วนค่าตัวแปร $Hand_{SEL}$ และ $Hand_{SER}$ ในสมการที่ 3.13 และ 3.14 ก็คือผลต่างระหว่างไหล่และข้อศอกซ้ายและขวาตามลำดับ

3.4 Model Learning

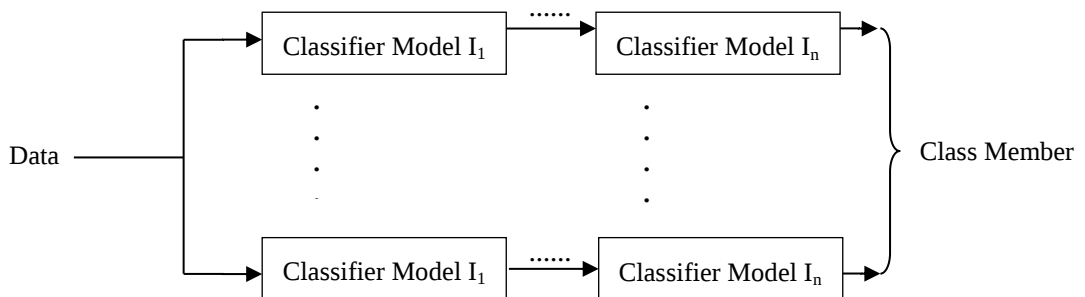
หลังจากนำชุดข้อมูลไปทำการคัดเลือกและทำการแปลงข้อมูลแล้ว ในงานวิจัยชิ้นนี้จะนำชุดข้อมูลแต่ละแบบมาทำการเรียนรู้ เพื่อนำไปสร้างโมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งมี 2 รูปแบบด้วยกันเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งประกอบด้วย

Single-stage Classifier Model เป็นโมเดลเชิงเดี่ยวที่เกิดจากการเรียนรู้ชุดข้อมูลทั้งหมดภายในชุดข้อมูลเดียว ซึ่งเป็นการสร้างโมเดลที่สามารถวิเคราะห์ชุดข้อมูลทั้งหมดได้ภายในโมเดลเดียวดังแสดงในรูป 3.9 ซึ่งการใช้โมเดลเดี่ยวในการวิเคราะห์ข้อมูลนั้นจะทำให้ง่ายต่อการพัฒนาระบบ แต่อย่างไรก็ตามการรวมชุดข้อมูลเข้าไว้ด้วยกันเป็นชุดเดียวนั้นทำให้ข้อมูลมีขนาดใหญ่ จึงส่งผลให้การเรียนรู้ของแต่ละอัลกอริทึมกินเวลานาน และนอกจากนี้ยังอาจส่งผลให้การเรียนรู้ในชุดข้อมูลมีความผิดพลาดมากยิ่งขึ้นตามไปด้วย

Multiple-stage Classifier Model เป็นโมเดลแบบเชิงซ้อนที่เกิดจากการเรียนรู้ชุดข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็นหลายชุด ซึ่งทุกชุดข้อมูลที่ได้รับการเรียนรู้จะสามารถสร้างโมเดลได้หนึ่งโมเดล โดยทุกโมเดลที่ถูกสร้างขึ้นจะทำงานร่วมกันเพื่อทำการวิเคราะห์ชุดข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 3.10 ซึ่งการแบ่งแยกชุดข้อมูลนั้นจะลดความซับซ้อนภายในชุดข้อมูล ส่งผลให้การวิเคราะห์ข้อมูลอาจมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น และนอกจากนี้ยังช่วยลดเวลาในการเรียนรู้ของชุดข้อมูลลงได้อีกด้วย

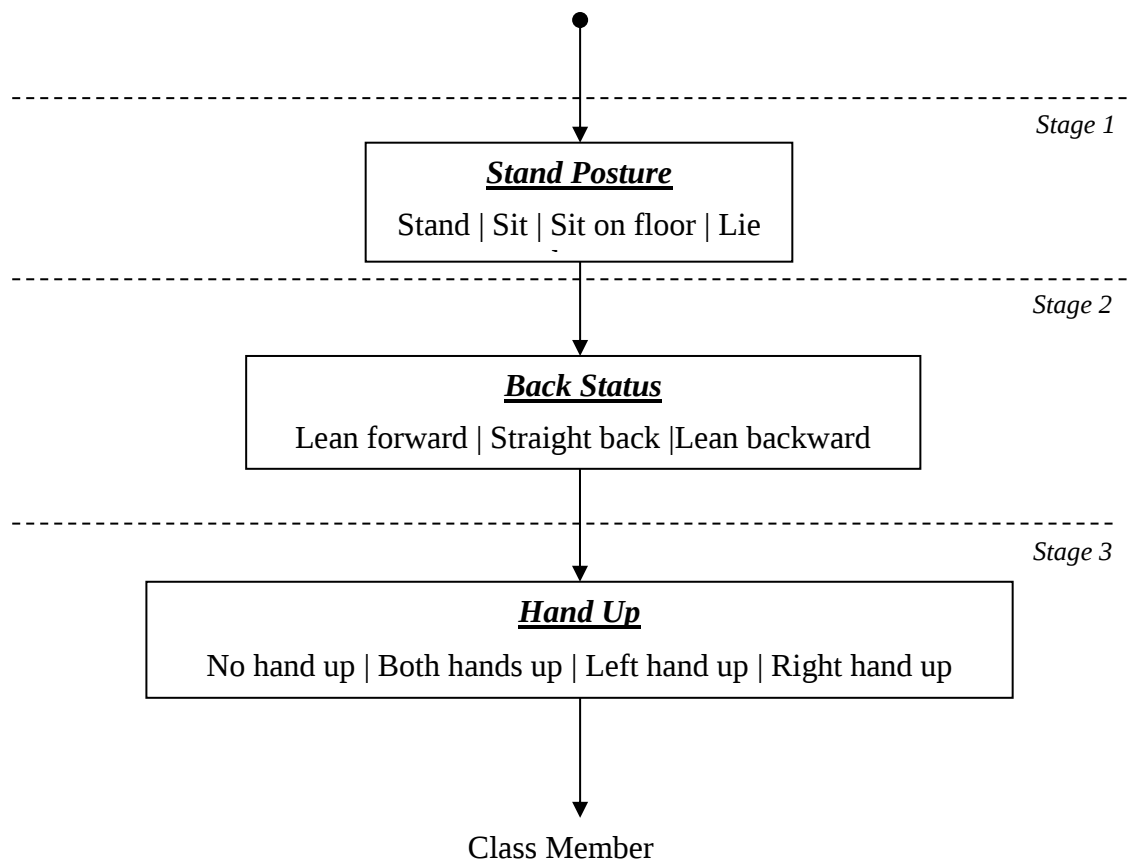


รูปที่ 3.9 Single-stage Classifier Model



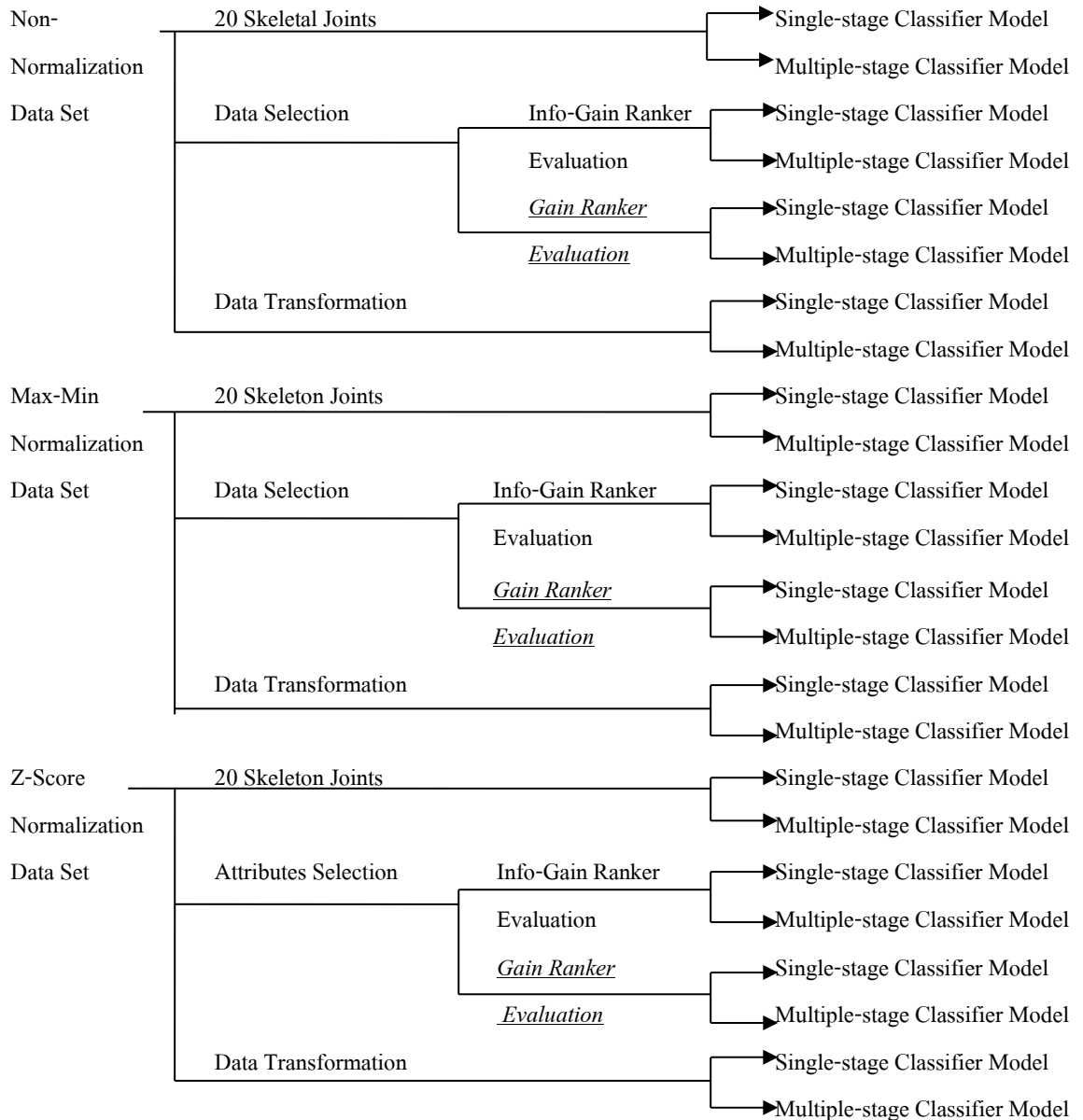
รูปที่ 3.10 Multiple-stage Classifier Model

โดยในส่วนของการแยกชุดข้อมูลของงานวิจัยชิ้นนี้ ได้มีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 3 ชุดด้วยกันซึ่งประกอบด้วย ชุดข้อมูลของท่าทางพื้นฐาน ชุดข้อมูลท่าทางการยกมือ และชุดข้อมูลของลักษณะการงอหลัง โดยแต่ละชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้จะได้ 1 โมเดล ซึ่งในการวิเคราะห์ข้อมูลตามเวลาจริงระบบจะการเริ่มวิเคราะห์จากท่าทางพื้นฐาน ซึ่งประกอบด้วย ท่ายืน ท่านั่ง ท่านั่งที่พื้น และท่านอนเป็นอย่างแรก และในขั้นถัดไปจะเป็นการวิเคราะห์รูปแบบการงอของหลังซึ่งจะสามารถวิเคราะห์ได้ 3 รูปแบบด้วยกัน ซึ่งประกอบด้วย ท่างอหลัง ท่าเอนหลัง และท่าหลังตรง ในขั้นสุดท้ายจะเป็นการวิเคราะห์ท่าทางการยกมือ ซึ่งสามารถวิเคราะห์ได้ 4 รูปแบบด้วยกันได้แก่ ท่ายกมือซ้าย ท่ายกมือขวา ท่ายกมือทั้งสองข้าง และท่าทางปกติไม่ได้ทำการยกมือ โดยรูปแบบการทำงานได้ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 โครงสร้างการทำงานของ การวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Multiple-stage Classifier Model

เมื่อจัดการชุดข้อมูลที่จะใช้ในการทดลองตามขั้นตอนต่าง ๆ ที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น จะทำให้จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองเพื่อเปรียบเทียบความอัตราความแม่นยำในการทดลองของงานวิจัยชิ้นนี้มีทั้งหมด 24 แบบด้วยกันดังแสดงในรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 รูปแบบชุดข้อมูลแบบต่าง ๆ ที่ใช้ในการทดลอง

3.4.1 Classifier Algorithm

Classifier Algorithm คืออัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อสร้างโมเดลที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งงานวิจัยชิ้นนี้เลือกอัลกอริทึมในการเรียนรู้ทั้งหมด 4 อัลกอริทึมซึ่งประกอบด้วย

Decision Tree

Decision Tree (DT) เป็นอัลกอริทึมที่ทำการเรียนรู้ชุดข้อมูลโดยการตัดสินใจทดสอบหาคุณลักษณะที่มีความสำคัญมากที่สุดเพื่อใช้ในการจำแนกชุดข้อมูล ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของอัลกอริทึมแบบ Decision Tree นั้นจะอยู่ในรูปแบบของโครงสร้างแผนภาพต้นไม้ (Tree Structure) ข้อมูลที่ถูกวิเคราะห์จากอัลกอริทึมของ Decision Tree นั้นจะเริ่มถูกวิเคราะห์จากรากของแผนภาพต้นไม้ (Root Node) ซึ่งมีความสามารถจำแนกที่หลากหลายผ่านไปยังแขนงต่าง ๆ (Branch) ไปจนถึงใบของแผนภาพต้นไม้ (Leaf Nodes) ซึ่งจะเป็นส่วนที่ใช้ในการจำแนกประเภทของชุดข้อมูลที่ถูกวิเคราะห์ โดยงานวิจัยชิ้นนี้เลือกใช้อัลกอริทึม Decision Tree แบบ J48 ในการวิเคราะห์ข้อมูล

Naïve Bayes

Naïve Bayes (NB) เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมพื้นฐานที่ได้รับความนิยมในการจำแนกประเภทในชุดข้อมูล ซึ่งอัลกอริทึม Naïve Bayes เป็นอัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้ชุดข้อมูลได้อย่างรวดเร็วเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ โดยอัลกอริทึมนี้จะประยุกต์ใช้ทฤษฎีของ Bayes ในการวิเคราะห์ชุดข้อมูล โดยการทำนายประเภทของชุดข้อมูลจากความน่าจะเป็นของชุดข้อมูลที่มีความเป็นไปได้มากที่สุด

Neural Network

Neural Network (NN) เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลในรูปแบบเครือข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นการจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมของสมองมนุษย์ โดยการวิเคราะห์ข้อมูลของอัลกอริทึม Neural Network นั้นจะทำการวิเคราะห์ข้อมูลแบบลำดับชั้น (Layer) โดยทุกลำดับชั้นจะมีการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนักของชุดข้อมูล (Weight) เปรียบเทียบกับค่า Threshold เพื่อหาเส้นทางไปยังลำดับชั้นถัดไป โดยในงานวิจัยชิ้นนี้ใช้ Neural Network แบบ Multilayer Perceptron (MLP) โดยใช้อัลกอริทึมแบบ Back-propagation ในการเรียนรู้ชุดข้อมูล

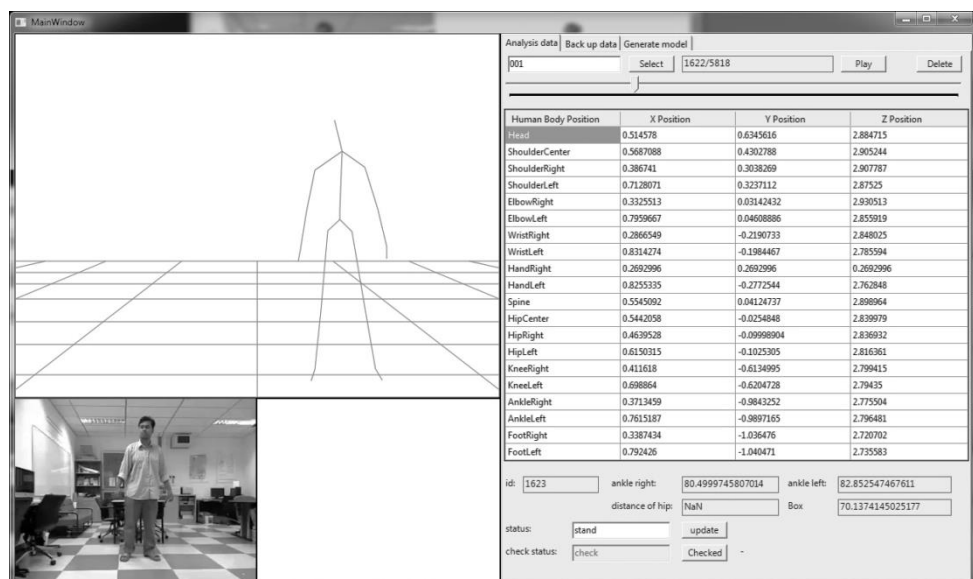
Logistic Regression

Logistic Regression (LGT) เป็นอัลกอริทึมหนึ่งที่ได้รับคามนิยมในการแยกแยะประเภทของชุดข้อมูล โดยใช้หลักการเรียนรู้ทางสถิติแบบเชิงเส้นในการวิเคราะห์เพื่อหารูปแบบของชุดข้อมูลโดย

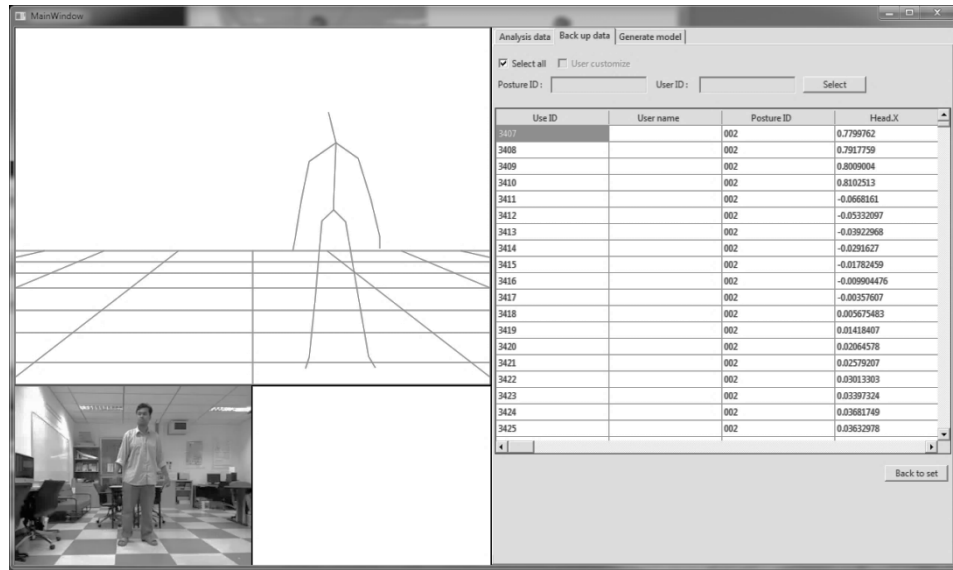
การเปรียบเทียบความเป็นไปได้ในแต่ละประเภทภายในชุดข้อมูล โดยในงานวิจัยชิ้นนี้เลือกอัลกอริทึมแบบ Multinomial Logistic Regression ในการเรียนรู้ชุดข้อมูล

3.5 ภาพรวมของระบบ

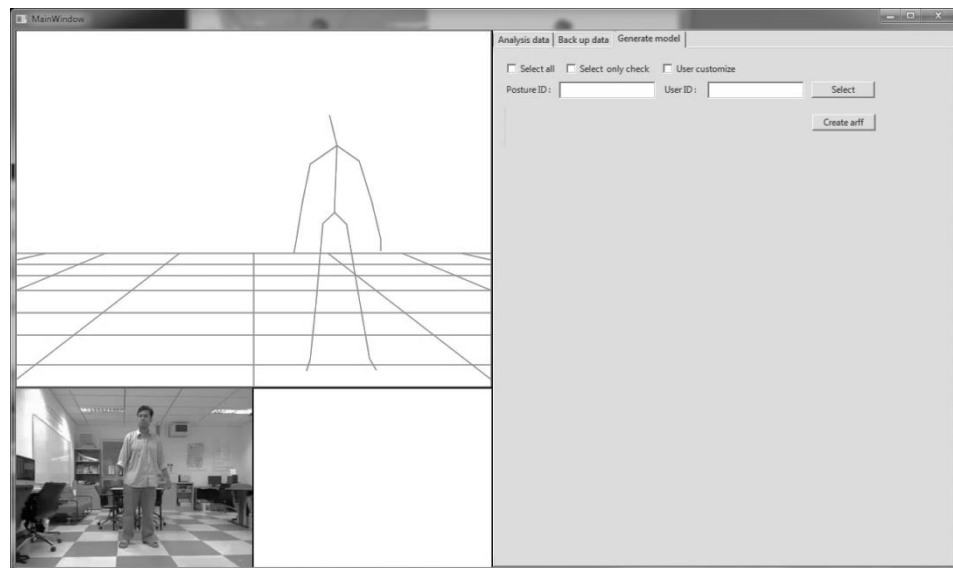
ระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ท่าทางของงานวิจัยชิ้นนี้แบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยกัน ประกอบด้วย ส่วนที่หนึ่งโปรแกรมที่ใช้ในการจัดการชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการเรียนรู้และส่วนที่สองคือโปรแกรมที่ใช้ในการบันทึก และวิเคราะห์ท่าทางตามเวลาจริง โดยในส่วนแรกนั้นสามารถแบ่งย่อยออกเป็น 3 ส่วนด้วยกันซึ่งประกอบด้วย ส่วนที่หนึ่งเป็นส่วนในการจัดการลบข้อมูลที่มีความผิดพลาดจากการชุดข้อมูล โดยข้อมูลที่ได้ออกมาจากกล้อง Kinect อาจมีความผิดพลาดซึ่งข้อมูลเหล่านี้ควรทำการแยกออกก่อนนำชุดข้อมูลไปทำการเรียนรู้ เพื่อไม่ให้ส่งผลต่อการเรียนรู้ที่ผิดพลาด ซึ่งหน้าจอในการทำงานถูกแสดงในรูปที่ 3.13 ส่วนที่สองเป็นส่วนในการจัดการดึงข้อมูลที่ถูกลบกลับเข้ามาสู่ชุดข้อมูล โดยในส่วนนี้ถูกพัฒนาขึ้นมาช่วยในการนำข้อมูลกลับสู่ชุดข้อมูลในกรณีผู้ใช้งานทำการลบข้อมูลที่ผิดพลาด และต้องการนำข้อมูลนั้นกลับมาใช้งานอีกครั้ง ซึ่งหน้าจอการทำงานในส่วนนี้ได้ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.14 และส่วนสุดท้ายคือส่วนที่ใช้ในการสร้างไฟล์ CSV ซึ่งเป็นไฟล์ที่นำไปใช้ในการเรียนรู้ชุดข้อมูลเพื่อสร้างเป็นโมเดลในโปรแกรม Weka ซึ่งมีหน้าจอการทำงานดังแสดงในรูปที่ 3.15 และ โครงสร้างของ Class Diagram ของโปรแกรมที่ใช้ในการจัดการชุดข้อมูลได้ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.16



รูปที่ 3.13 หน้าจอการทำงานของโปรแกรมการจัดการชุดข้อมูลในหน้าจอการลบข้อมูล

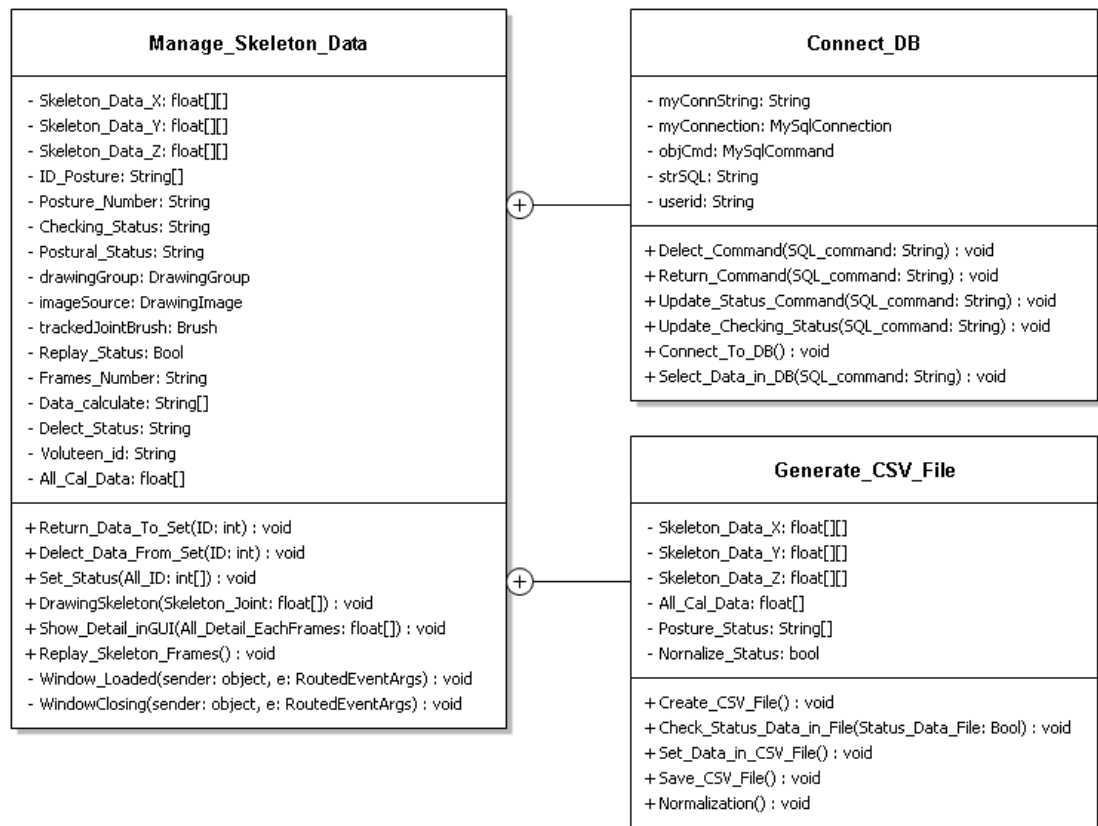


รูปที่ 3.14 หน้าจอการทำงานของโปรแกรมการจัดการชุดข้อมูลในหน้าของการดึงข้อมูลที่ถูกกลับ
สู่ชุดข้อมูลอีกครั้ง



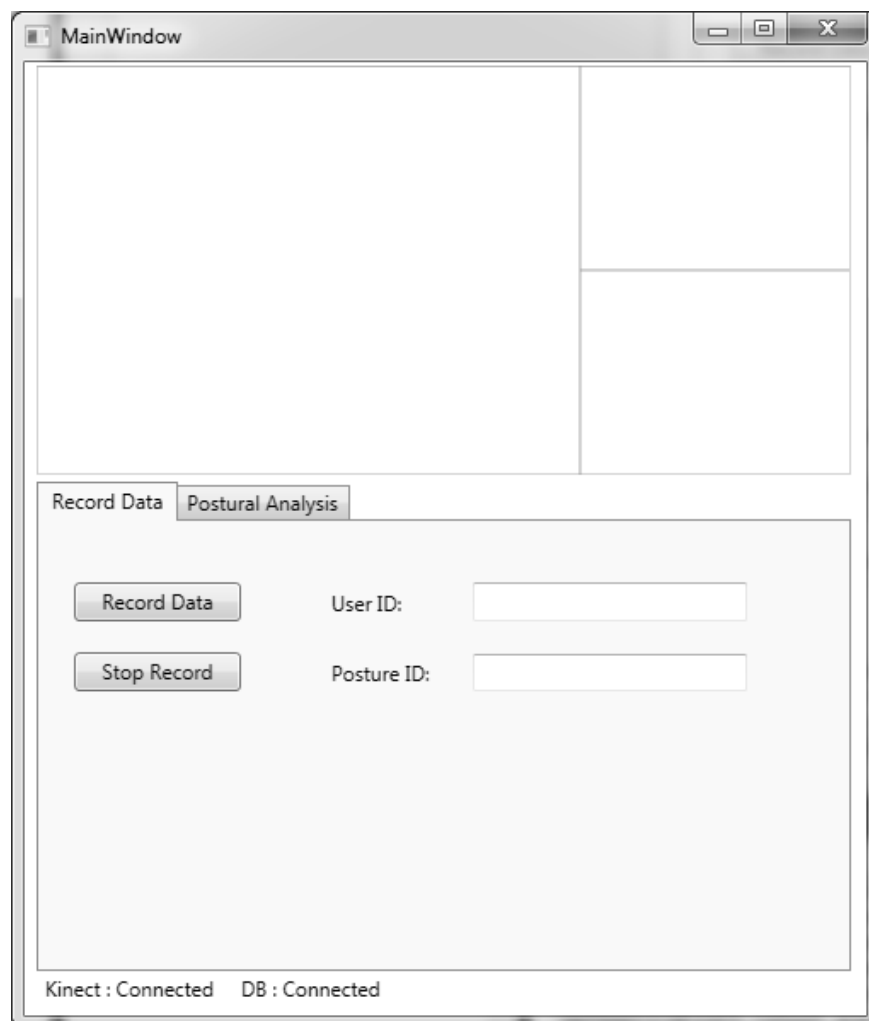
รูปที่ 3.15 หน้าจอการทำงานของโปรแกรมการจัดการชุดข้อมูลในหน้าสร้างไฟล์ CSV

Class Diagram

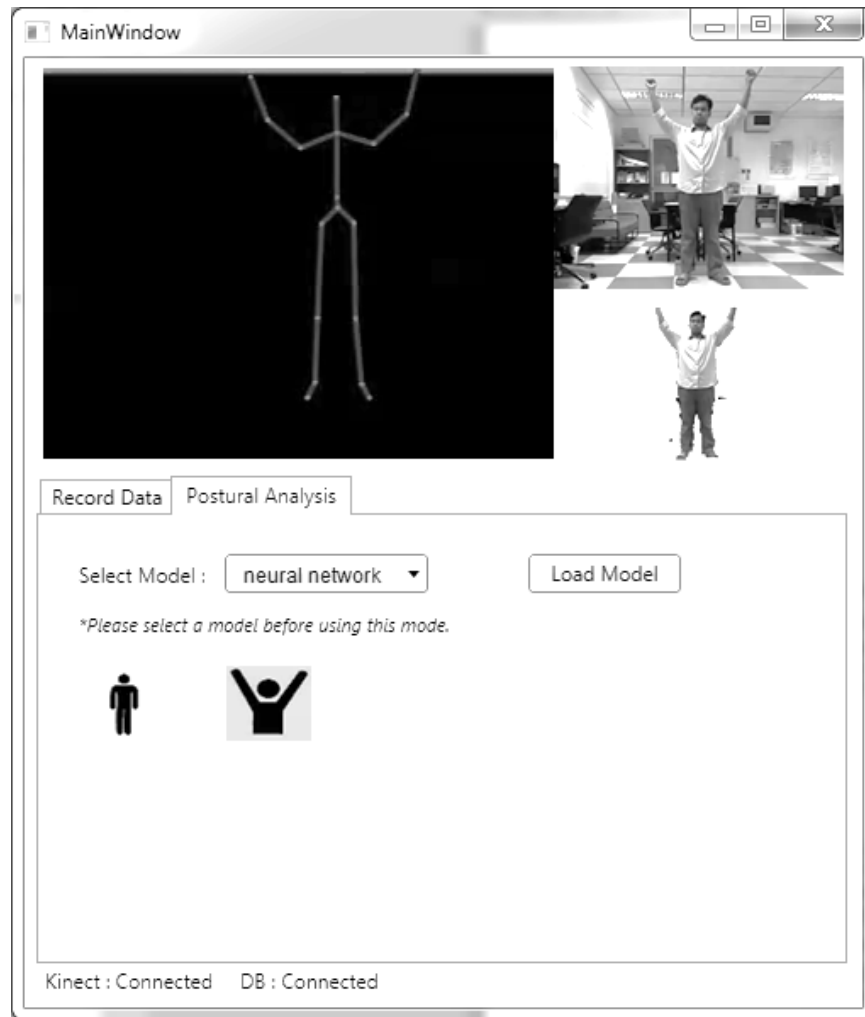


รูปที่ 3.16 การออกแบบ Class Diagram ในส่วนของโปรแกรมที่ใช้ในการจัดการชุดข้อมูล

โดยในส่วนของโปรแกรมที่ใช้ในการจัดการชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการเรียนรู้สามารถบ่งชี้แยกได้เป็น 2 ส่วนด้วยกันได้แก่ ส่วนที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลท่าทางตามเวลาจริงและส่วนที่ใช้ในการบันทึกข้อมูลสำหรับการเรียนรู้เพื่อสร้างโมเดล โดยหน้าจอการทำงานนั้นได้ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.17 และ 3.18 ตามลำดับ โดยโครงสร้างของ Class Diagram ของโปรแกรมที่ใช้ในการบันทึกและวิเคราะห์ข้อมูลได้ถูกแสดงไว้ในรูปที่ 3.19

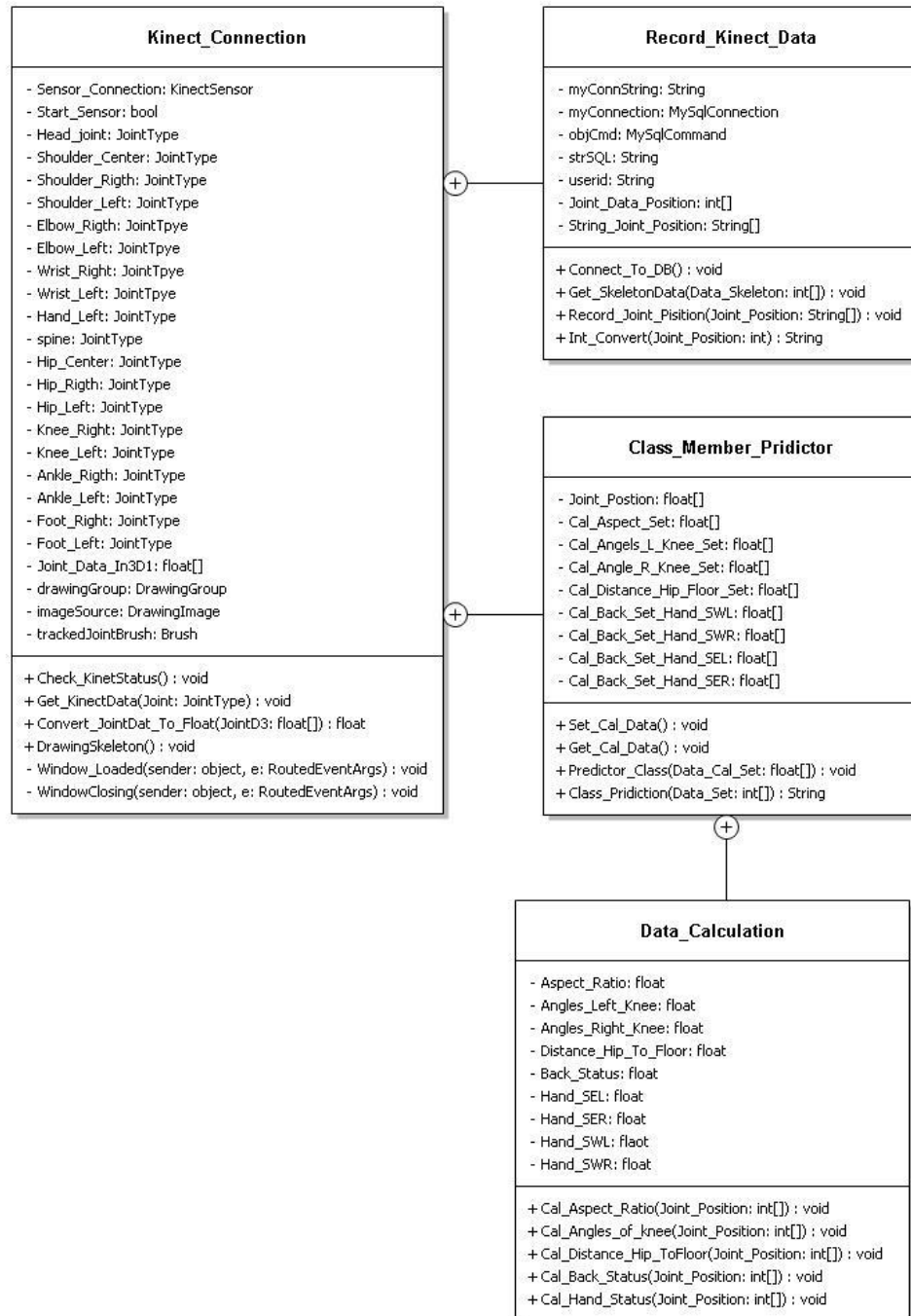


รูปที่ 3.17 หน้าจอการทำงานของโปรแกรมที่ใช้ในการบันทึกและวิเคราะห์ท่าทางตามเวลาจริงใน
โมเดลการบันทึกข้อมูล



รูปที่ 3.18 หน้าจอการทำงานของโปรแกรมที่ใช้ในการบันทึกและวิเคราะห์ท่าทางตามเวลาจริงใน
โหมดการวิเคราะห์ข้อมูลท่าทาง

Class Diagram



รูปที่ 3.19 การออกแบบ Class Diagram ในส่วนของโปรแกรมบันทึกและวิเคราะห์ข้อมูลท่าทาง