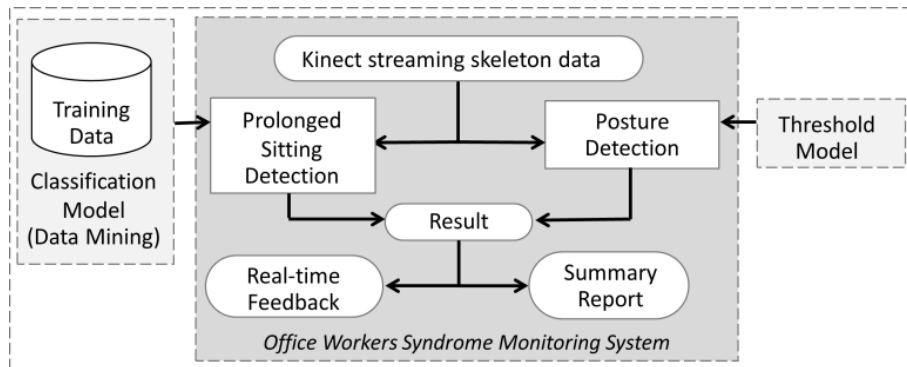


## บทที่ 3 ขั้นตอนการทำวิจัย

### 3.1 ข้อมูลทั่วไปของงานวิจัย

#### 3.1.1 ภาพรวมของงานวิจัย



รูปที่ 3.1 ภาพรวมของงานวิจัย

งานวิจัยที่นำเสนอ (รูปที่ 3.1) ประกอบด้วยการทำงานสำคัญ 2 ส่วน ได้แก่ การตรวจจับการนั่งนิ่งเป็นระยะเวลานาน และการตรวจจับท่าที่นั่งที่ผิดปกติขณะ ระบบต้นแบบจะถูกพัฒนาโดยมีการเก็บข้อมูลตัวอย่างจากอาสาสมัครเป็นวิดีโอคลิป ข้อมูลดังกล่าวถูกใช้เป็นข้อมูลฝึกฝน (Training data) ในการสร้างโมเดลการจำแนก (Data Mining Classification Model) สำหรับตรวจจับการนั่งนิ่งเป็นระยะเวลานาน ด้วยวิธีทางเหมืองข้อมูล ส่วนการตรวจจับท่าที่นั่งที่ผิดปกติขณะ ได้ทำโดยอาศัยโมเดลค่าคงที่ (Threshold Model) ซึ่งเกิดจากการคำนวณองศาร่างกายด้วยวิธีทางคณิตศาสตร์ และการใช้ค่าคงที่ ที่ได้จากการยศาสตร์

ระบบที่นำเสนอจะอ่านข้อมูลโครงร่างจากกล้อง Kinect จากนั้นจะให้ผลตอบกลับ จากการตรวจจับการนั่งนิ่งและการตรวจจับท่าที่นั่งที่ผิดปกติขณะ แก่ผู้ใช้แบบเรียลไทม์ ระบบยังสามารถนำข้อมูลดังกล่าวมาสรุปผลเป็นรายงาน ซึ่งจะบอกระดับสุขภาพ และความเครียดตามหลักการยศาสตร์ จากพฤติกรรมการนั่งของผู้ใช้

#### 3.1.2 การติดตั้งระบบ

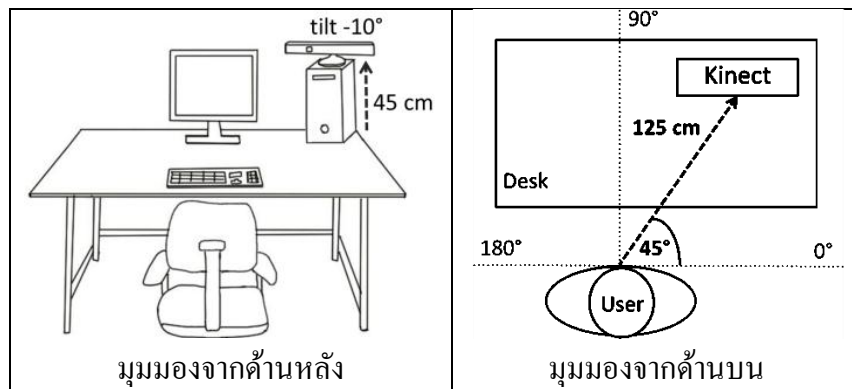
ผู้วิจัยค้นพบว่า กล้อง Kinect จะทำงานได้มีประสิทธิภาพสูงสุด เมื่อวัตถุที่ตรวจจับอยู่กึ่งกลางด้านหน้าของกล้อง (พิกัด 0 องศาทั้งในแนวระนาบและแนวตั้ง) และวัตถุอยู่ในระยะห่างที่มากกว่า 2 เมตร อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยค้นพบว่าการตั้งกล้องโดยให้ผู้ทำงานอยู่ในตำแหน่งดังกล่าวเป็นเรื่องยากในทางปฏิบัติ เนื่องจากสภาพแวดล้อมของสถานที่ทำงานส่วนใหญ่ไม่เอื้ออำนวย เช่น เมื่อตั้งกล้อง

ด้านหน้า ทิศนะวิสัยของกล้องจะถูกบังคับโดยหน้าจอคอมพิวเตอร์ หรือด้วยเหตุผลเรื่องพื้นที่ที่จำกัด ทำให้ไม่สามารถตั้งกล้องในระยะห่างกว่า 2 เมตรได้

ผู้วิจัยได้ทำการปรับแต่งและค้นหาวิธีติดตั้งกล้อง Kinect ให้ได้ประสิทธิภาพที่น่าพอใจที่สุด ภายใต้สภาพแวดล้อมของสถานที่ทำงานส่วนใหญ่ ผลที่ได้คือ ผู้วิจัยพบว่ากล้อง Kinect ควรติดตั้งโดยวางกล้องบนกล่องให้สูงประมาณ 45 เซนติเมตร จากพื้นโต๊ะทำงาน ในทิศตะวันออกเฉียงเหนือของผู้ทำงาน (พิกัด 45 องศา ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียน) ระยะห่างสมควรอยู่ที่ 125 เซนติเมตร โดยวัดจากตัวผู้ใช้ถึงกึ่งกลางของกล้อง และกล้องควรก้มลงที่ -7 องศา อย่างไรก็ตาม ค่าต่างๆสามารถปรับได้ตามความเหมาะสมของสถานที่ ซึ่งสรุปได้ดังตาราง 3.1 และรูปที่ 3.2

ตารางที่ 3.1 การติดตั้งที่แนะนำ

	ค่าที่แนะนำ	ค่าที่เป็นทางเลือก
ทิศทาง	ตะวันออกเฉียงเหนือ (45°)	ตะวันออกเฉียงเหนือ (20° ถึง 70°) หรือ ตะวันตกเฉียงเหนือ (110° ถึง 160°)
ระยะ	125 เซนติเมตร	100 ถึง 150 เซนติเมตร
ความสูงจากโต๊ะ	45 เซนติเมตร	30 ถึง 60 เซนติเมตร
องศาการก้มของกล้อง Kinect	-15°	-7° ถึง -15°



รูปที่ 3.2 การติดตั้งที่แนะนำ

ในจุดที่เหมาะสม กล้องจะเห็นโครงร่างของผู้ใช้ที่กำลังนั่งที่สถานีวิทยุ ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 ภาพที่เห็นจากกล้อง Kinect

กล้อง Kinect สามารถทำงานได้ดีในที่ร่ม และจะดีที่สุดที่สุดในสถานที่ที่มีแสงน้อย คำแนะนำเพิ่มเติมคือ ฉากด้านหลังไม่ควรมีหน้าต่าง เนื่องจากรังสีอัลตราไวโอเลตจากดวงอาทิตย์อาจรบกวนการตรวจจับของกล้อง รวมทั้งวัตถุที่เป็นกระจกหรือมีคุณสมบัติสะท้อนแสง จะส่งผลกระทบต่ออินฟราเรดของกล้อง Kinect

### 3.1.3 การตั้งค่าในแอปพลิเคชัน

- ปรับองศาการก้มเงยให้อยู่ที่  $-7^{\circ}$  ถึง  $-15^{\circ}$
- เปิดใช้งาน Seated Mode
- เปิดใช้งาน Default Range Mode
- เปิดใช้งาน Smoothing โดยตั้งค่าดังตาราง 3.2

ตารางที่ 3.2 พารามิเตอร์ในการปรับ Smoothing

Smoothing	0.50
Correction	0.50
Prediction	0.50
JitterRadius	0.05
MaxDeviationRadius	0.04

\*\* ค่าที่ระบุเป็นค่าเริ่มต้นของ Smoothing อยู่แล้ว

### 3.1.4 ประเด็นอื่นๆของระบบ

#### ก. ความเป็นส่วนตัว (Privacy)

ในการบันทึกข้อมูล ระบบจะทำการบันทึกข้อมูลโครงร่าง ข้อมูลค่าความเที่ยงด้านสุขภาพ และข้อมูลประกอบอื่นๆ เช่น ข้อมูลวันเวลา และการตั้งค่าของระบบ (ก๊อปปี้ห่างจากผู้ใช้เท่าไร ทิศทางเท่าใด) ข้อมูลโครงร่างสามารถนำกลับมาเล่นซ้ำเสมือนวิดีโอ ส่วนข้อมูลที่เป็นภาพสีหรือวิดีโอจะไม่ถูกบันทึก ซึ่งจะทำให้ผู้ใช้รู้สึกเป็นส่วนตัวมากขึ้น

#### ข. ความทนทาน (Robustness)

อัลกอริทึมที่ใช้การตรวจจับการนั่งและการตรวจจับท่าทาง สามารถทำงานได้อย่างมีความน่าเชื่อถือภายใต้สภาพแวดล้อมที่หลากหลาย โดยการตรวจจับการนั่งอาศัยการ Normalization เพื่อรับมือกับขนาดร่างกายที่มีความแตกต่างกันของผู้ใช้ และการตรวจจับนี้จะไม่ได้รับผลกระทบจากการติดตั้งระบบ เช่น ความสูงของโต๊ะ หรือระยะห่างระหว่างผู้ใช้กับกล้อง Kinect ขณะเดียวกัน การตรวจจับท่าทางอาศัยการคำนวณองศาและสัดส่วนของร่างกาย ซึ่งจะไม่ได้รับผลกระทบจากความแตกต่างในด้านขนาดตัวของผู้ใช้ และเนื่องจากการคำนวณอาศัยการหาความเปลี่ยนแปลง (Relative Change) ระหว่างท่าทางปัจจุบัน (Current Posture) กับท่าทางตั้งต้น (Base Posture) จึงสามารถรับมือกับการติดตั้งระบบที่มีความแตกต่างกันได้ อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยพบว่าประสิทธิภาพในการตรวจจับท่าทางอาจได้รับผลกระทบจากการติดตั้งระบบ เมื่อบางจุดของร่างกายไม่สามารถมองเห็นได้อย่างชัดเจน

#### ค. การสำรองข้อมูล และการกู้คืนข้อมูล (Data Backup & Data Recovery)

ในการตรวจจับการนั่ง ระบบจะทำการสำรองข้อมูลโครงร่างและข้อมูลค่าความเที่ยงสุขภาพ ในทุกช่วงเวลาที่กำหนด (ค่าเริ่มต้น คือ ทุก 3 นาที) การสำรองดังกล่าวถูกทำขึ้นเพื่อป้องกันการสูญหายของข้อมูลในกรณีที่ระบบล่ม ไฟดับ หรือผู้ใช้ลบบันทึกข้อมูล โดยระบบจะเก็บข้อมูลล่าสุดในรูปแบบไฟล์ชั่วคราว (Temp File) ซึ่งไฟล์ชั่วคราวจะถูกเขียนทับด้วยข้อมูลล่าสุดไปเรื่อยๆ

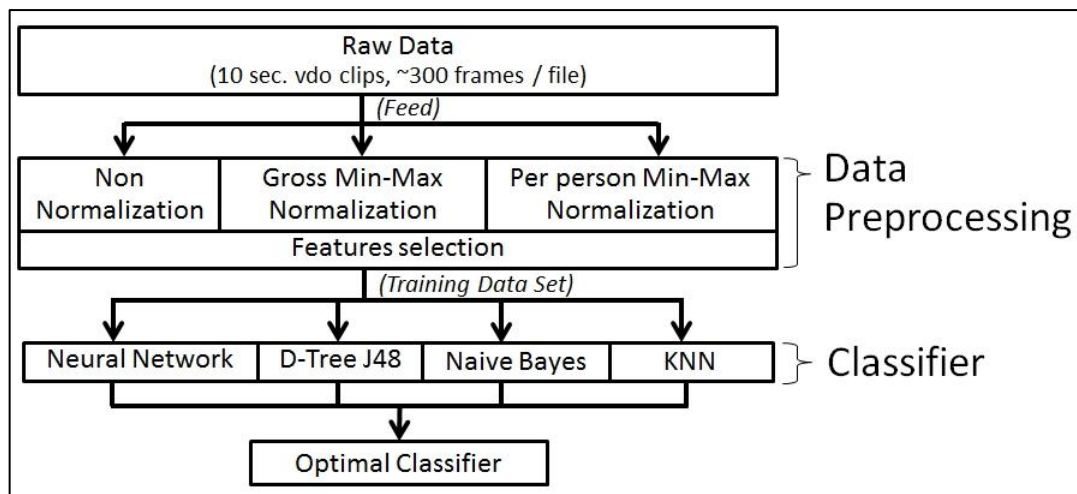
#### ง. การปรับแต่งให้เข้ากับผู้ใช้ (Customization)

ค่าคงที่ต่างๆ ในระบบ (เช่น เวลาที่เหมาะสม ในการทำงานก่อนไปพัก) มาจากงานวิจัยที่มีชื่อเสียงในทางการแพทย์และการยศาสตร์ อย่างไรก็ตาม ระบบได้เปิดโอกาสให้ผู้ใช้สามารถปรับตั้งต้นค่าต่างๆให้เข้ากับตนเอง เช่น ตั้งปริมาณเวลาที่ต้องการทำงานก่อนจะออกไปพัก ตั้งค่าคงที่ขององศาที่จะใช้ในการตรวจจับท่าทาง

ผู้ใช้งานสามารถส่วนต่างๆของปรับระบบให้เข้ากับความต้องการของตนเอง เช่น เปิด-ปิดเสียงแจ้งเตือนต่างๆ เลือกส่วนเชื่อมต่อและวิธีการรับผลตอบกลับว่าจะรับผ่านทางข้อความป๊อปอัพ เสียงพูด เสียงสัญญาณแจ้งเตือน หรืออุปกรณ์แจ้งเตือน กำหนดช่วงเวลาสำหรับการสำรองข้อมูลและจำนวนไฟล์ชั่วคราวที่จะสำรอง รวมถึงปรับรายละเอียดของแอปพลิเคชัน เช่น ให้การติดตามท่าทางแสดงข้อมูลอะไรบ้าง แสดงภาพเฉพาะ โครงร่าง หรือแสดงข้อมูลความลึก หรือข้อมูลภาพสี RGB ด้วย ซึ่งการปรับลดรายละเอียดบางอย่างสามารถช่วยให้โปรแกรมทำงานเร็วขึ้นได้

## 3.2 การตรวจจับการนั่งนิ่ง

ระบบที่นำเสนอ ได้ตรวจจับการนั่งนิ่งโดยอาศัยการจำแนกทางเหมืองข้อมูล ตัวจำแนก (Classifier) ได้ถูกสร้างขึ้นเป็นจำนวนหลายตัวจากการนำข้อมูลฝึกฝนมาทำการสร้างโมเดล โดยใช้การผสมผสานเทคนิควิธีต่างๆที่มีความแตกต่างกัน (วิธีการ Normalization วิธีการเลือกคุณลักษณะ วิธีการจำแนก) เพื่อหาตัวจำแนกที่ได้ผลลัพธ์ที่น่าพอใจที่สุด (Optimal Model) และตัวจำแนกที่เป็นผลลัพธ์ดังกล่าวจะถูกนำไปใช้ในการพัฒนาระบบต้นแบบ (รูปที่ 3.4)



รูปที่ 3.4 ขั้นตอนการสร้างตัวจำแนก เพื่อการตรวจจับการนั่งนิ่ง

### 3.2.1 การเก็บข้อมูลตัวอย่าง

ผู้วิจัยได้ทำการเก็บวิดีโอคลิป (ข้อมูลดิบ) จากอาสาสมัครจำนวน 28 คน (ชาย 16 คน และหญิง 12 คน) ค่าเฉลี่ยอายุของอาสาสมัครอยู่ที่  $34.57 \pm 12.83$  ปี ค่าเฉลี่ยความสูงอยู่ที่  $167.14 \pm 8.63$  เซนติเมตร และรูปร่างของอาสาสมัครมีความหลากหลาย

คลิปวิดีโอได้ถูกตัดแบ่งเป็นส่วนย่อยของข้อมูล เรียกว่า “ฟีด (Feed)” ซึ่งแทนการเคลื่อนไหวของโครงร่างของผู้ใช้ภายในระยะเวลา 10 วินาที ข้อมูลทั้งหมดที่เก็บมา มีจำนวน 1,326 ฟีด โดยแต่ละฟีด

จะมีคุณสมบัติดังรูปที่ 3.5 และมีจำนวนเฟรมประมาณ 300 เฟรม (~30 เฟรม / 1 วินาที หรือ 1 เฟรม / 0.033 วินาที) ข้อมูลทั้งหมดใน 1 ฟีดจะถือเป็น 1 ตัวอย่าง (Instance) และจะถูกระบุประเภทว่าตัวอย่างดังกล่าว คือ การนั่งนิ่ง หรือการเคลื่อนไหว

### 1. Still

ประเภทที่บอกว่า ผู้ใช้ไม่มีการเคลื่อนไหวที่มีนัยยะสำคัญในเวลาที่กำหนด ซึ่งหากสถานะนี้ดำเนินต่อไปในช่วงเวลาหนึ่ง จะถือว่าผู้ใช้มีการนั่งนิ่ง ซึ่งส่งผลเสียต่อสุขภาพ

### 2. Move

ประเภทที่บอกว่าผู้ใช้มีการเคลื่อนไหวที่มีนัยยะสำคัญในระยะเวลาที่กำหนด เช่น มีการออกกำลังกาย หรือยืดเส้นยืดสาย สถานะดังกล่าวนี้ จะทำให้การนั่งนิ่งถูกระงับ ซึ่งจะช่วยป้องกันโรคคนทำงานออฟฟิศ

▪ Time	▪ ElbowLeft_c	▪ HandLeft_c
▪ Head_c	▪ ElbowLeft_x	▪ HandLeft_x
▪ Head_x	▪ ElbowLeft_y	▪ HandLeft_y
▪ Head_y	▪ ElbowLeft_z	▪ HandLeft_z
▪ Head_z	▪ ElbowRight_c	▪ HandRight_c
▪ ShoulderCenter_c	▪ ElbowRight_x	▪ HandRight_x
▪ ShoulderCenter_x	▪ ElbowRight_y	▪ HandRight_y
▪ ShoulderCenter_y	▪ ElbowRight_z	▪ HandRight_z
▪ ShoulderCenter_z	▪ WristLeft_c	
▪ ShoulderLeft_c	▪ WristLeft_x	
▪ ShoulderLeft_x	▪ WristLeft_y	
▪ ShoulderLeft_y	▪ WristLeft_z	
▪ ShoulderLeft_z	▪ WristRight_c	
▪ ShoulderRight_c	▪ WristRight_x	
▪ ShoulderRight_x	▪ WristRight_y	
▪ ShoulderRight_y	▪ WristRight_z	
▪ ShoulderRight_z		

รูปที่ 3.5 คุณลักษณะ (Feature) ต่างๆของฟีด

### 3.2.2 การทำ Normalization

ผู้วิจัยได้ทำการเปลี่ยนสเกลของข้อมูลให้อยู่บนสเกลมาตรฐาน เพื่อลดปัญหาที่เกิดจากความแตกต่างของขนาดตัวบุคคล จากข้อมูลฟีดจำนวน 1,326 ตัวอย่าง (663 *Still*, 663 *Move*) ในแต่ละฟีด ได้มีการคำนวณระยะทางแบบยูคลิด (Euclidian Distance) ระหว่างเฟรมที่ต่อเนื่องกันของแต่ละจุดบนร่างกาย อาจเรียกผลลัพธ์ที่ได้ว่า ระยะทางของการเคลื่อนไหวของจุดใดๆ ในระยะเวลา 0.033 วินาที ดังสมการที่ 1

$$J_{Dist(1,2)} = \sqrt{(J_{x_2} - J_{x_1})^2 + (J_{y_2} - J_{y_1})^2 + (J_{z_2} - J_{z_1})^2} \quad (1)$$

- ค่า  $J$  แทนถึงจุดใดๆบนร่างกาย (เช่น หัว)
- ค่า  $J_{Dist}$  แทนถึงระยะทางแบบยูคลิดระหว่างสองเฟรมที่ต่อเนื่องกันของจุดดังกล่าว

ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้เป็นดังรูปที่ 3.6

<b>Feed</b>				
Time	Head x	Head y	Head z	Head Dist
1115261727	-0.01298	0.225969	0.891952	
1115261731	0.002006	0.208991	0.904973	<b>0.02612252</b>
1115261733	0.008041	0.202962	0.909994	<b>0.00989865</b>
1115261738	0.008026	0.200983	0.910965	<b>0.00220443</b>
1115261740	0.003011	0.207954	0.907986	<b>0.00908947</b>
1115261744	0.001047	0.208975	0.907957	<b>0.00221444</b>
1115261748	-0.00097	0.210996	0.907978	<b>0.00285387</b>
1115261750	-0.00398	0.216967	0.906999	<b>0.00676034</b>

\*\* 1115261727 >> Date 11, Time 15:26:17 and .27 sec.

รูปที่ 3.6 การหา Euclidian Distance ของจุดหัว

เมื่อระยะทางแบบยูคลิดทั้งหมดถูกคำนวณ ผู้วิจัยได้ทำ Min-Max Normalization ตามสมการที่ 2 บนค่า  $J_{Dist}$  โดยการทำให้ Min-Max Normalization นี้ ถูกทำขึ้น 2 รูปแบบ คือ Gross Min-Max Normalization (GMM) และ Per Person Min-Max Normalization (PMM)

GMM คือการทำ Min-Max Normalization บนทั้งข้อมูลทั้งหมดในคราวเดียว โดยใช้ค่าสูงสุด และค่าต่ำสุด จากฟีดทั้งหมด 1,326 ฟีด ขณะที่ PMM จะเป็นการทำ Min-Max Normalization โดยใช้ค่าสูงสุด และค่าต่ำสุด จากฟีดทั้งหมดของคนแต่ละคน (ทำทั้งสิ้น 28 รอบ แต่ละรอบใช้ฟีดประมาณ 48 ฟีดโดยเฉลี่ย)

$$J'_{Dist_n} = \frac{J_{Dist_n} - J_{Dist_{Min}}}{J_{Dist_{Max}} - J_{Dist_{Min}}} \quad (2)$$

ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้เป็นดังรูปที่ 3.7

<b>Feed</b>						
Time	Head x	Head y	Head z	Head Dist	Head Dist'	
1115261727	-0.01298	0.225969	0.891952			
1115261731	0.002006	0.208991	0.904973	0.02612252		<b>1</b>
1115261733	0.008041	0.202962	0.909994	0.00989865		<b>0.32169035</b>
1115261738	0.008026	0.200983	0.910965	0.00220443		<b>0</b>
1115261740	0.003011	0.207954	0.907986	0.00908947		<b>0.28785935</b>
1115261744	0.001047	0.208975	0.907957	0.00221444		<b>0.00041888</b>
1115261748	-0.00097	0.210996	0.907978	0.00285387		<b>0.0271527</b>
1115261750	-0.00398	0.216967	0.906999	0.00676034		<b>0.19048004</b>
				min 0.00220443		
				max 0.02612252		

รูปที่ 3.7 การหา Normalized Euclidian Distance ของจุดหัว

ข้อมูลของแต่ละฟีด ถูกสรุปด้วยสถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics) ออกมาเป็นข้อมูล 1 เรคคอร์ด โดยคุณลักษณะของข้อมูลจะถูกดึงออกมา (Feature Extraction) ผ่านการคำนวณ ความแปรปรวน ( $V$ ) ค่าสูงสุด ( $Max$ ) ค่าเฉลี่ย ( $Avg$ ) เปอร์เซ็นไทล์ที่ 75 ( $P75$ ) และเปอร์เซ็นไทล์ที่ 90 ( $P90$ ) บนค่า  $J'_{Dist}$  ดังรูปที่ 3.8

<b>Training Data Set</b>							
id	user	class	Head_Dist_V	Head_Dist_Max	Head_Dist_Avg	Head_Dist_P75	Head_Dist_P90
001	A01	M	0.000780478	0.225327449	0.012805889	0.031635451	0.048621169

1 Feed (~300 frame)  
ถูกสรุปเป็น 1 record ใน Training Data Set

<b>Feed</b>						
Time	Head x	Head y	Head z	Head Dist	Head Dist'	
1115261727	-0.01298	0.225969	0.891952			
1115261731	0.002006	0.208991	0.904973	0.02612252		1
1115261733	0.008041	0.202962	0.909994	0.00989865		0.32169035

รูปที่ 3.8 การเปลี่ยน Feed เป็น Training Data Set

อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยได้พบว่า  $P75$  และ  $P90$  มีประโยชน์น้อย เมื่อเทียบกับ  $Avg$  ค่าทั้งสองจึงถูกตัดทิ้ง ในฐานะคุณลักษณะที่ไม่จำเป็น

เมื่อนำข้อมูล 1 Record ของทุกฟีดมารวมกัน ผลลัพธ์ที่ออกมา คือ ชุดข้อมูลฝึกฝน (Training Data Set) ซึ่งมี *class* เป็นคุณลักษณะที่บอกประเภท และมี 30 คุณลักษณะเป็นตัวคาดคะเน (Predictor) ดังรูปที่ 3.9

▪ class	▪ ElbowLeft_Dist_V	▪ WristRight_Dist_V
▪ Head_Dist_V	▪ ElbowLeft_Dist_Max	▪ WristRight_Dist_Max
▪ Head_Dist_Max	▪ ElbowLeft_Dist_Avg	▪ WristRight_Dist_Avg
▪ Head_Dist_Avg	▪ ElbowRight_Dist_V	▪ HandRight_Dist_V
▪ ShoulderCenter_Dist_V	▪ ElbowRight_Dist_Max	▪ HandRight_Dist_Max
▪ ShoulderCenter_Dist_Max	▪ ElbowRight_Dist_Avg	▪ HandRight_Dist_Avg
▪ ShoulderCenter_Dist_Avg	▪ WristLeft_Dist_V	
▪ ShoulderLeft_Dist_V	▪ WristLeft_Dist_Max	
▪ ShoulderLeft_Dist_Max	▪ WristLeft_Dist_Avg	
▪ ShoulderLeft_Dist_Avg	▪ HandLeft_Dist_V	
▪ ShoulderRight_Dist_V	▪ HandLeft_Dist_Max	
▪ ShoulderRight_Dist_Max	▪ HandLeft_Dist_Avg	
▪ ShoulderRight_Dist_Avg		

รูปที่ 3.9 คุณลักษณะต่างๆ ของชุดข้อมูลฝึกฝน

### 3.2.3 การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

การเลือกคุณลักษณะ คือ การเลือกกลุ่มของคุณลักษณะจากข้อมูลทดสอบ ซึ่งกลุ่มของคุณลักษณะที่ดี จะมีจำนวนคุณลักษณะน้อย แต่สามารถจำแนกข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ การเลือกคุณลักษณะในงานวิจัยนี้ ได้ถูกทำขึ้นโดยอาศัยเทคนิคทั้งสิ้น 4 เทคนิค ดังนี้

#### ก. Independent Samples T-test

Independent Samples T-test [155] เป็นวิธีทางสถิติ เพื่อใช้ทดสอบค่าเฉลี่ยของตัวแปรประเภท Interval หรือ Ratio ระหว่างหมวดหมู่ที่เป็น Nominal หรือ Ordinal ในงานวิจัยนี้ Independent Samples T-test ได้ถูกใช้เพื่อทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis) ว่าคุณลักษณะใดๆ ขึ้นตรงกับกลุ่มของข้อมูลหรือไม่

#### ข. D-Tree, Optimal Decision Nodes

Decision Tree (D-Tree) [6, 156] สามารถแบ่งข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ ด้วยการทดสอบหาคุณลักษณะที่มีความสำคัญมากที่สุด ในการจำแนกประเภทของข้อมูล ดังนั้นแล้ว คุณลักษณะที่อยู่ในโหนด (Node) ระดับบนของต้นไม้ จะมีความสามารถในการจำแนกมากกว่าคุณลักษณะที่อยู่ในโหนดระดับล่าง

#### ค. Neural Network และ Normalize Importance (SPSS)

ผลลัพธ์จากการทำ Neural Network ในโปรแกรม SPSS จะมีค่าที่เรียกว่า Normalize Importance [157] โดยค่า Importance บ่งชี้ว่าเมื่อตัวแปรอิสระใดๆมีการเปลี่ยนแปลง จะส่งผลกระทบต่อค่าที่คาดคะเนเท่าไร และ Normalize Importance ก็คือค่า Important ของตัวแปรอิสระใดๆ หากด้วยค่า Important ที่มากที่สุด ซึ่งจะแสดงผลในรูปแบบของเปอร์เซ็นต์

#### ง. Boxplot

Boxplot [6] คือ เทคนิคหนึ่งที่ใช้ในการตรวจสอบลักษณะการกระจายของข้อมูล (Exploratory Data Analysis) ในงานวิจัยนี้ Boxplot ได้ถูกใช้เพื่อหาคุณลักษณะที่มีนัยยะสำคัญ ในการจำแนกประเภทของข้อมูล

### 3.2.4 วิธีการจำแนก (Classification Methods)

ชุดของคุณลักษณะที่ได้จากการเลือกคุณลักษณะจะถูกนำไปประมวลผล ด้วยการจำแนก 4 วิธี ดังนี้

#### ก. Decision Tree (D-Tree)

Decision Tree [6, 155] ใช้สำหรับจำแนกข้อมูลตามกลุ่มตามป้ายประเภท ซึ่งจะให้ผลลัพธ์ในลักษณะที่เป็นแผนผังต้นไม้ ในงานวิจัยนี้ Decision Tree ใช้อัลกอริทึมที่เรียกว่า J48 (โปรแกรม WEKA) เพื่อการจำแนกท่าทางของมนุษย์เป็นโหนดตัดสินใจ (Decision Node) และโหนดใบไม้ (Leaf Nodes) โดยแต่ละโหนดใบไม้จะเป็นคำตอบของการจำแนกป้ายประเภท (*Move* หรือ *Still*).

#### ข. Neural Network

ในงานวิจัยนี้ Neural Network ที่ใช้เป็น Multi-Layer Perceptron (MLP) [6] ซึ่งเป็น Neural Network แบบป้อนไปหน้า (Feed Forward) โดยมีเลเยอร์หนึ่งเลเยอร์หรือมากกว่า คั่นระหว่างเลเยอร์ข้อมูลเข้า และเลเยอร์ข้อมูลออก และ Neural Network ประเภทนี้จะใช้อัลกอริทึมการ

เรียนรู้แบบส่งกลับ (Back Propagation) MLP ถูกใช้กันแพร่หลายในงานประเภทการจำแนกรูปแบบ การจดจำ การคาดคะเน และการประมาณ

### ค. Naïve Bayes

Naïve Bayes [6] ซึ่งเป็นตัวจำแนกความน่าจะเป็นอย่างง่าย ที่ใช้ทฤษฎีของ Bayes กับสมมุติฐานแบบมองโลกในแง่ดี บนความเป็นอิสระระหว่างคู่ของคุณลักษณะ โหนดในโมเดลจะถูกสร้างขึ้นจากข้อมูลฝึกฝนที่กำหนด

### ง. k-Nearest Neighbors (KNN)

KNN [6] เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบเกยจรั้น ที่ไม่จดจำลักษณะพิเศษ แต่จะจำแนกค่าหรือประเภทของวัตถุเป้าหมาย ณ เวลาใดนเรียกใช้งานเท่านั้น โดยจะอ้างอิงจากเพื่อนบ้านหรือข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายคลึงมากที่สุดจำนวน  $k$  ตัว KNN เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ง่ายที่สุดในการทำ Machine Learning เพราะผลลัพธ์อาศัยแค่เสียงโหวตส่วนใหญ่จากเพื่อนบ้าน ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ใช้ค่า  $k$  เท่ากับ 5

## 3.3 การตรวจจับท่าทางที่ไม่ถูกหลักการยศาสตร์

ระบบที่นำเสนอสามารถตรวจจับท่าจับท่าที่นั่งที่ผิดสุขลักษณะ และตรวจจับการลุกขึ้นหรือการเดินออกไปพักของผู้ใช้ได้ โดยทฤษฎีบททางคณิตศาสตร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่ออ่านองศาร่างกายของมนุษย์และถอดความหมายของท่าทาง ค่าคงที่ได้ถูกกำหนดเพื่อใช้ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงในท่าทางของผู้ใช้งาน

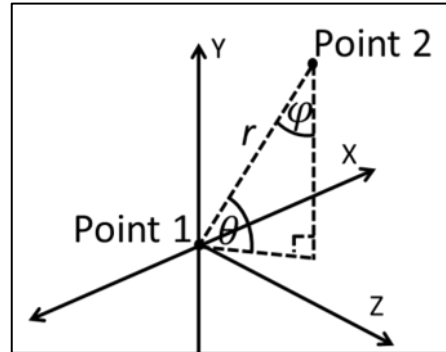
### 3.3.1 ทฤษฎีบททางคณิตศาสตร์เพื่อการอ่านองศาร่างกาย

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้อาศัยทฤษฎีบททางคณิตศาสตร์สองทฤษฎีหลักๆ ในการอ่านองศาร่างกาย ซึ่งประกอบด้วย ระบบพิกัดรูปทรงกลม (Spherical Coordinate System) [7] และเรขาคณิต (Geometry) [8]

#### ก. ระบบพิกัดรูปทรงกลม

ระบบพิกัดรูปทรงกลม เป็นระบบพิกัดสำหรับพื้นที่ 3 มิติ ซึ่งใช้กันในทางภูมิศาสตร์และดาราศาสตร์ เพื่อระบุตำแหน่งใดๆ โดยวัดจากพื้นผิวโลก นอกจากนี้ ระบบพิกัดรูปทรงกลมถูกใช้กันอย่างแพร่หลายในทางคอมพิวเตอร์กราฟิก 3 มิติ และการพัฒนาเกมส์ 3 มิติ อย่างการใช้เพื่อหมุนมุมกล้องโดยมีวัตถุใดๆ เช่น ตัวผู้เล่นเป็นจุดศูนย์กลาง

ระบบพิกัดรูปทรงกลมสามารถรองรับระบบพิกัดของ Kinect ที่ประกอบด้วยค่า  $X, Y, Z$  ได้ดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 ระบบพิกัดรูปทรงกลมบนพิกัดของกล้อง Kinect

ตามทฤษฎี กล่าวได้ว่า หากแกนของมิติทั้ง 3 เป็นดังรูปที่ 3.10 เมื่อมีจุด *Point 1* และ *Point 2* จะเกิดเส้นตรงที่เชื่อมจุดทั้งสองเข้าด้วยกัน เรียกว่า ระยะรัศมี (Radial Distance) มีความยาวเท่ากับ  $r$  ซึ่งหาค่าได้ด้วยการคำนวณระยะทางแบบยูคลิด (สมการที่ 3) และเมื่อ  $X$  และ  $Z$  เป็นแนวระนาบ  $Y$  เป็นแนวตั้ง พารามิเตอร์  $\varphi$  จะมีค่าเท่ากับมุมขั้วโลก (Polar Angle) (สมการที่ 4) และ  $\theta$  จะเป็นมุมประกอบของ  $\varphi$  (สมการที่ 5)

$$r = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2} \quad (3)$$

$$\varphi^\circ = \arccos\left(\frac{\alpha}{r}\right) \times \frac{180}{\pi} \quad (4)$$

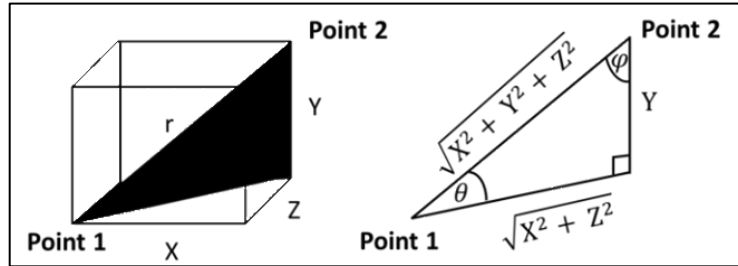
$$\theta^\circ = 90 - \varphi^\circ \quad (5)$$

\*\* โดย  $\alpha$  ในตัวอย่าง คือ  $Y$

#### ข. เรขาคณิต

เรขาคณิตเป็นแขนงหนึ่งของคณิตศาสตร์ที่เกี่ยวข้องกับรูปทรง ขนาด พื้นที่ และความสัมพันธ์เชิงตำแหน่ง ตรีโกณมิติเป็นส่วนประกอบหนึ่งในการประมวลผลทางเรขาคณิต ซึ่งว่าด้วยการจัดการกับรูปทรงสามเหลี่ยม โดยเฉพาะสามเหลี่ยมมุมฉาก ตรีโกณมิติสามารถใช้คำนวณความสัมพันธ์ระหว่างด้านและมุมต่างๆของสามเหลี่ยม ผ่านทางทฤษฎีบทย่อยต่างๆ อาทิ ทฤษฎีบทพีทาโกรัส และกฎของโคไซน์ (The Law of Cosines)

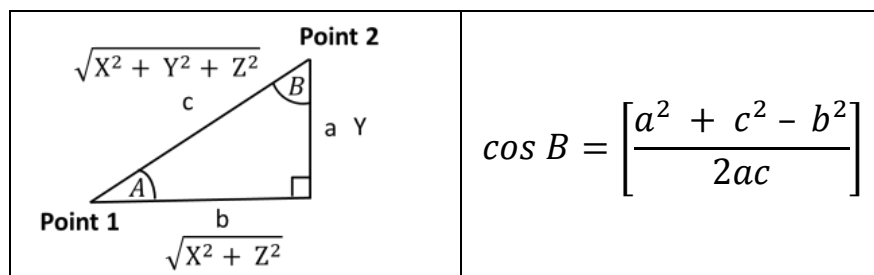
ในทางเรขาคณิต สี่เหลี่ยมลูกบาศก์เป็นรูปทรง 3 มิติพื้นฐาน โดยเป็นของแข็งที่เป็นปริซึม 3 มิติ ประกอบด้วยด้านเรียบ 6 ด้าน และมุมทั้งหมดเป็นมุมฉาก โดยแต่ละด้านที่ตรงข้ามจะมีขนาดเท่ากัน



รูปที่ 3.11 สี่เหลี่ยมลูกบาศก์ที่สร้างจากจุด 2 จุด บนพิสัย  $X, Y, Z$

เมื่อสี่เหลี่ยมลูกบาศก์ประกอบด้วยพิสัย  $X, Y, Z$  ดังรูปที่ 3.11 เส้นทแยงมุมที่มีความยาวมากที่สุด (Max Diagonal) คือ เส้นที่ลากตรงจาก  $Point1$  ไปยัง  $Point2$  มีค่าเท่ากับ  $r$  หาค่าได้ด้วยการคำนวณระยะทางแบบยูคลิด เมื่ออิงเส้นทแยงมุมดังกล่าวจะสามารถวาดสามเหลี่ยมมุมฉากได้ดังแรงเงาสีดำในรูปที่ 3.11 ภาพซ้าย โดยสามเหลี่ยมมุมฉาก จะมีด้านตรงข้ามมุมฉากคือ  $r$  ส่วนด้านที่อยู่ติดมุมฉาก ด้านหนึ่งจะมีค่าเท่ากับ  $Y$  ที่เป็นแกนแนวตั้ง (ความสูงของลูกบาศก์) ขณะที่อีกด้านอยู่บนพื้นระนาบของ  $X$  และ  $Z$  ซึ่งขนาดของด้านดังกล่าวจะหาได้จากทฤษฎีบทพีทาโกรัส โดยใช้ค่า  $X$  และ  $Z$  ซึ่งที่กล่าวมา สรุปได้ดังรูปที่ 3.11 ภาพขวา

เมื่อมีสามเหลี่ยมใดๆ มุมของด้านต่างๆ จะสามารถคำนวณได้ โดยใช้กฎของโคไซน์



รูปที่ 3.12 สามเหลี่ยมกับกฎของโคไซน์

เมื่อนำกฎของโคไซน์ ในรูปที่ 3.12 ไปใช้กับรูปที่ 3.11 ภาพขวา มุม  $\varphi$  และ  $\theta$  สามารถคำนวณได้ดังรูปที่ 3.13

จากกฎของโคไซน์

$$\cos B = \left[ \frac{a^2 + c^2 - b^2}{2ac} \right]$$

$$B = \text{acos} \left[ \frac{a^2 + c^2 - b^2}{2ac} \right]$$

แทนค่า  $B$  ด้วย  $\varphi$ ,  $A$  ด้วย  $\theta$  และแทนค่าด้านทั้งสาม จะได้

$$\varphi = \text{acos} \left[ \frac{Y^2 + (X^2 + Y^2 + Z^2) - (X^2 + Z^2)}{2 * Y * \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}} \right]$$

$$\varphi = \text{acos} \left[ \frac{2 Y^2}{2 * Y * \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}} \right]$$

$$\varphi = \text{acos} \left( \frac{Y}{r} \right)$$

แปลงค่าเรเดียนเป็นองศา

$$\varphi^\circ = \text{acos} \left( \frac{Y}{r} \right) * 180/\pi$$

หา  $\theta$  โดยใช้สมบัติของมุมประกอบ

$$\theta^\circ = 90^\circ - \varphi$$

รูปที่ 3.13 การใช้กฎของโคไซน์ หามุมต่างๆของสามเหลี่ยม

สรุปแล้ว ค่าต่างๆของสามเหลี่ยมมุมฉากในรูปที่ 3.13 จะคำนวณได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$r = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2} \quad (6)$$

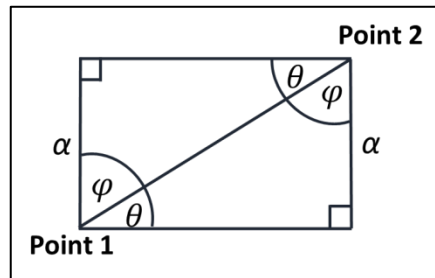
$$\varphi^\circ = \arccos\left(\frac{\alpha}{r}\right) \times \frac{180}{\pi} \quad (7)$$

$$\theta^\circ = 90 - \varphi^\circ \quad (8)$$

\*\* โดย  $\alpha$  ในตัวอย่าง คือ  $Y$

### 3.3.2 การอ่านองศาร่างกายกับกล้อง Kinect

จาก 3.3.1 จะเห็นว่าทฤษฎีบททางคณิตศาสตร์ทั้งสองทฤษฎี ให้สมการออกมาเหมือนกัน (3, 4, 5 และ 6, 7, 8) ซึ่งสรุปได้ว่า พิกัดสามมิติใดๆ ที่ประกอบด้วย {X, Y, Z} เมื่อมีจุดสองจุด (จุดบนร่างกาย) จะทำให้เกิดสามเหลี่ยมมุมฉากขึ้นตามรูปที่ 3.14 และค่าต่างๆของสามเหลี่ยมดังกล่าวจะหาได้ดังรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.14 สามเหลี่ยมมุมฉาก และสมบัติของมัน

		$r = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}$ $\varphi^\circ = \text{acos}\left(\frac{Y}{r}\right) * 180/\pi$ $\theta^\circ = 90^\circ - \varphi$
		$r = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}$ $\varphi^\circ = \text{acos}\left(\frac{X}{r}\right) * 180/\pi$ $\theta^\circ = 90^\circ - \varphi$
		$r = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}$ $\varphi^\circ = \text{acos}\left(\frac{Z}{r}\right) * 180/\pi$ $\theta^\circ = 90^\circ - \varphi$

รูปที่ 3.15 เมื่อแทนค่า α ในสมการองศาด้วยแกนต่างๆ

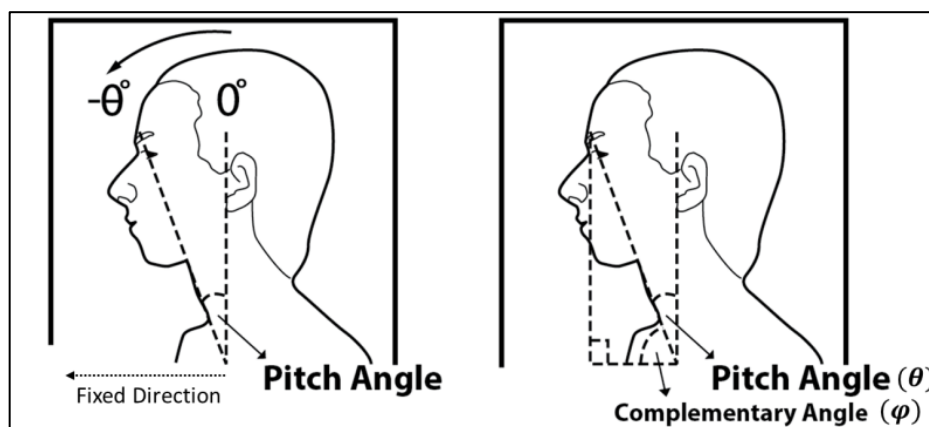
### 3.3.3 การตรวจจับท่าทาง

ในการตรวจจับท่าทาง ระบบอาศัยโมเดลค่าคงที่ (Threshold Model) ในการตรวจจับการเปลี่ยนแปลง ในเวลาที่ผู้ใช้มีการก้มหน้า บิดตัว ลุกขึ้นยืน หรือเดินออกไปพัก โดยค่าคงที่ขององศาร่างกาย ถูก กำหนดโดยอาศัยหลักการทางกายศาสตร์ ดังที่กล่าวไว้ในบท 2.3.2

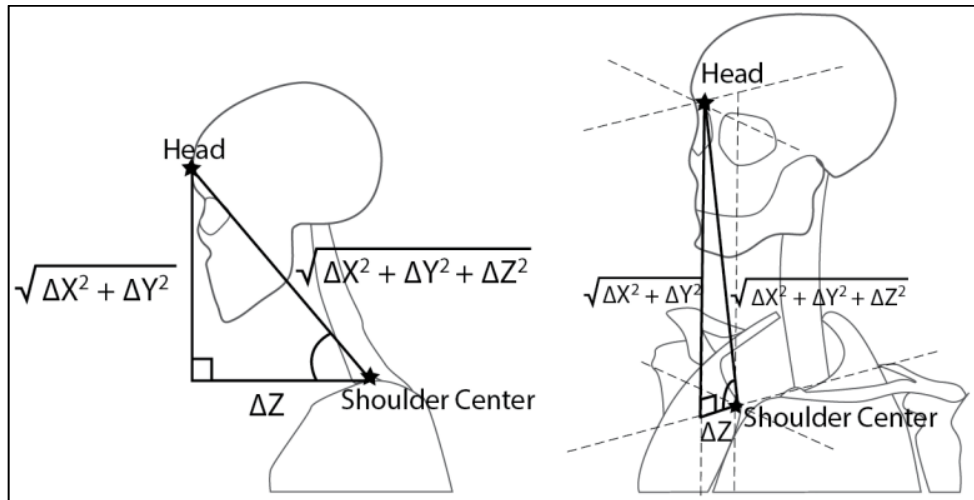
ด้วยเหตุที่สภาพแวดล้อมการทำงานมีความแตกต่างกัน ระบบจะไม่สามารถตรวจจับท่าทางโดยอาศัย ค่าที่ได้จากการประมวลผลโดยทันที ตัวอย่างเช่น เมื่อระบบอ่านองศาการก้มหน้าได้  $-20$  องศา ระบบ ไม่สามารถนำค่าดังกล่าวนี้มาเป็นข้อสรุปว่าผู้ใช้กำลังก้มหน้าหรือไม่โดยตรง เพราะค่านี้ได้รับ ผลกระทบจากสภาพแวดล้อม เช่น ความสูงของกล้องจากพื้น โต้ะ หรือองศาการก้มเมยของกล้อง อีก ตัวอย่างก็เช่น การตรวจจับการเดินออกไปพัก ระบบไม่สามารถบอกได้ว่าระยะห่างที่ระยะเท่าใด คือ การออกไปพัก เพราะระบบไม่ทราบได้ว่าขณะนั่งทำงาน ผู้ใช้นั่งห่างจากกล้องเท่าไร ดังนั้นแล้ว เมื่อระบบเริ่มทำงาน ผู้ใช้จึงต้องให้ข้อมูลที่เรียกว่า ท่าทางเริ่มต้น (Base Posture) ซึ่งเป็นท่าหนึ่งที่ถูก สุกซ์ลักษณะตามหลักการยศาสตร์ (ในบท 2.3.2 ข้อ ข.) และท่าทางดังกล่าวนี้ ระบบจะนำไปใช้คำนวณ หาการเปลี่ยนแปลงในท่าทางของผู้ใช้ในภายหลัง

#### ก. การตรวจจับการก้มหน้า (Pitch Detection)

การนั่งก้มหน้าเป็นท่าหนึ่งที่ผิดสุขลักษณะ และเป็นสาเหตุสำคัญสำหรับของการปวดเมื่อยต้นคอ ระบบได้ทำการการตรวจจับการก้มหน้า โดยใช้การอ่านองศาของของผู้ใช้ อาศัยจุด *Head* และจุด *Shoulder Center* ของร่างกาย ตามรูปที่ 3.16 และ 3.17



รูปที่ 3.16 การวัดองศาของของผู้ใช้



รูปที่ 3.17 การคำนวณองศาของเสาครอบบนพิกัด 3 มิติ

การคำนวณองศาการก้มหน้า อ้างอิงแกน  $Z$  เป็นแกนหลัก ( $\alpha = Z$ ) และคำนวณด้วยสมการที่ 9 และ 10

$$Pitch^{\circ} = 90^{\circ} - \left[ \arccos\left(\frac{\Delta Z}{r}\right) \times \frac{180}{\pi} \right] \quad (9)$$

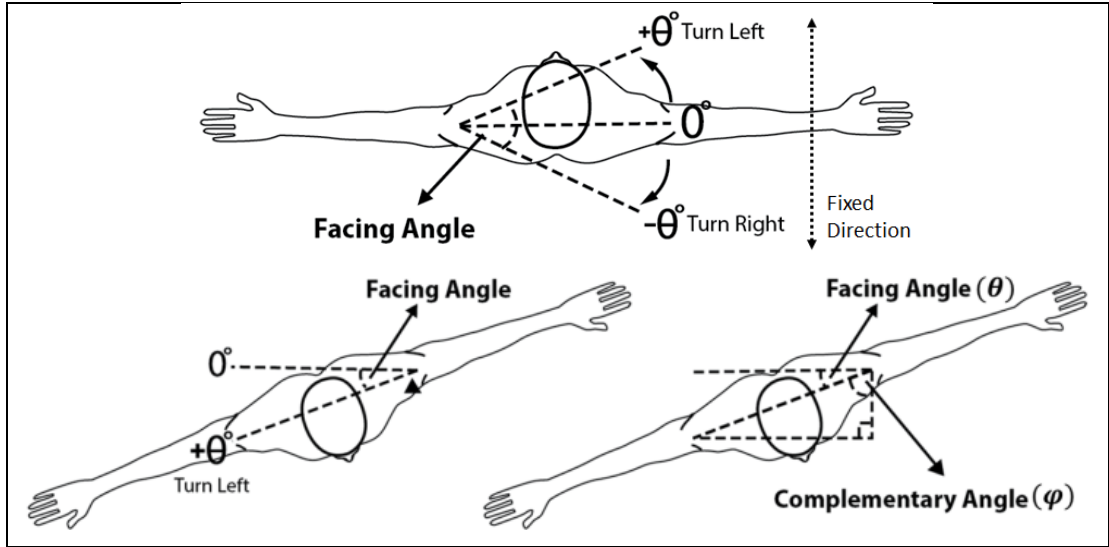
$$Pitch_{relative}^{\circ} = Pitch_{current}^{\circ} - Pitch_{base}^{\circ} \quad (10)$$

ระบบจะตัดสินว่าผู้ใช้ก้มหน้า ตามเงื่อนไขดังสมการที่ 11

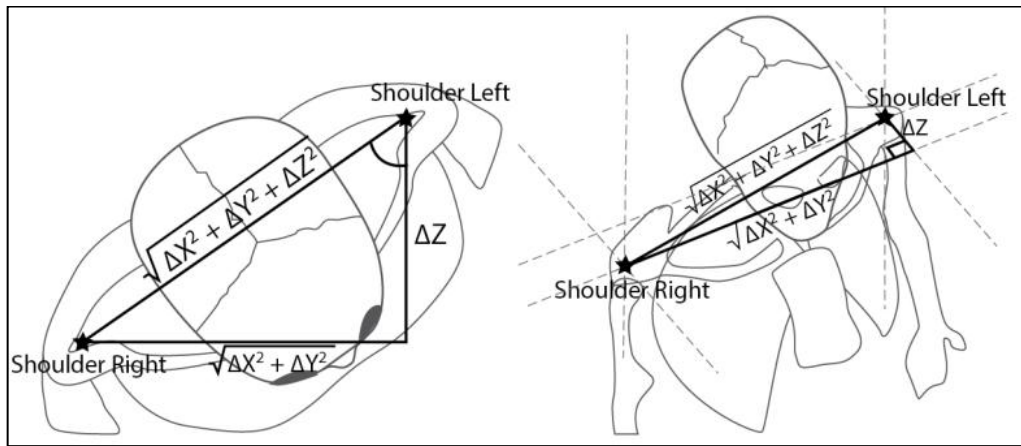
$$Pitch_{relative}^{\circ} \leq 10^{\circ} \quad (11)$$

#### ข. การตรวจจับการบิดตัว (Twisted Posture Detection)

การบิดตัว หรือการนั่งตัวไม่ตรง คือ การตรวจจับเมื่อลำตัวของผู้ใช้อยู่ในทิศทางที่ไม่ได้หันตรงเข้าหาหน้าจอคอมพิวเตอร์ ในขณะที่กำลังทำงานกับคอมพิวเตอร์ ซึ่งอาจส่งผลให้เกิดการปวดเมื่อยกล้ามเนื้อและกระดูกส่วนต่างๆ เช่น คอ สะโพก หรือส่งผลให้เป็นโรคสายตาเอียง ระบบได้ตรวจจับการบิดตัว โดยคำนวณองศาการหัน (Facing Degree) ของผู้ใช้ อ้างอิงจุดบนร่างกายสองจุด คือ *Shoulder Right* และ *Shoulder Left* ดังรูปที่ 3.18 และ 3.19



รูปที่ 3.18 การวัดองศาการหันของผู้ใช้



รูปที่ 3.19 การคำนวณองศาการหันบนพิกัด 3 มิติ

การคำนวณองศาการหัน อ้างอิงแกน Z เป็นแกนหลัก ( $\alpha = \Delta Z$ ) องศาวัดจากไหล่ซ้ายไปไหล่ขวา โดยคำนวณด้วยสมการที่ 12 และ 13

$$Facing^\circ = \left[ \arccos\left(\frac{\Delta Z}{r}\right) \times \frac{180}{\pi} \right] - 90^\circ \tag{12}$$

$$Facing_{relative}^\circ = Facing_{current}^\circ - Facing_{base}^\circ \tag{13}$$

ระบบจะตัดสินใจว่าผู้มีการบิดตัวแบบหันขวา ตามเงื่อนไขดัง 14

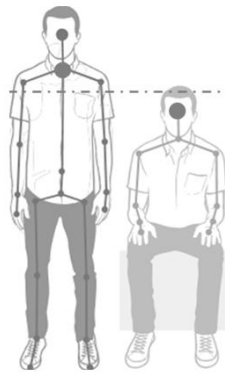
$$Facing_{relative}^\circ \leq -20^\circ \tag{14}$$

ระบบจะตัดสินว่าผู้ใช้มีการบิดตัวแบบหันขวา ตามเงื่อนไขดัง 15

$$Facing_{relative}^{\circ} \geq +20^{\circ} \quad (15)$$

### ค. การตรวจจับการลุกนั่ง (Sit-Stand detection)

การตรวจจับการลุกนั่ง ใช้ค่าความสูง ( $Y$ ) ของจุดสองจุดบนร่างกาย คือ *Head* และ *Shoulder Center* โดยใช้ทฤษฎีที่ว่า ความสูงของอกของคนใดๆขณะที่ยืน จะสูงกว่าความสูงของศีรษะของคนคนนั้นขณะที่นั่ง (Base Posture) ดังรูปที่ 3.20



รูปที่ 3.20 ความสูง ( $Y$ ) ของ *Head* และ *ShoulderCenter* ระหว่างการนั่งกับการยืน

ระบบจะตัดสินว่าผู้ใช้ยืน ตามเงื่อนไขดัง 16

$$ShoulderCenter_{Y_{current}} > Head_{Y_{base}} \quad (16)$$

ระบบจะตัดสินว่าผู้ใช้นั่ง ตามเงื่อนไขดัง 17

$$ShoulderCenter_{Y_{current}} \leq Head_{Y_{base}} \quad (17)$$

ทฤษฎีดังกล่าวได้มาจากการสังเกต โดยใช้หลักเหตุผลดังนี้

1. การตรวจจับการลุกนั่ง สามารถทำได้ด้วยการวิเคราะห์ความสูงของผู้ใช้ ซึ่งความสูงของมนุษย์ในขณะที่นั่งและยืน ย่อมมีความแตกต่างอย่างชัดเจน
2. เมื่อระบบสามารถจดจำ Base Posture จึงกล่าวได้ว่า ระบบสามารถเก็บค่า “ความสูงของผู้ใช้ในขณะที่นั่ง” ไว้สำหรับเปรียบเทียบกับความสูงของผู้ใช้ ณ เวลาใดๆ เพื่อการตรวจจับท่าทาง

3. เนื่องจากระบบทำงานด้วย Seated Mode จุดบนร่างกายที่สามารถนำมาใช้ได้จะมีทั้งหมด 10 จุด คือ { *Head*, *ShoulderCenter*, *ShoulderLeft*, *ShoulderRight*, *ElbowLeft*, *ElbowRight*, *WristLeft*, *WristRight*, *HandLeft*, *HandRight* } ดังนั้น ค่าความสูงจะต้องอาศัยจุดใดๆ ภายใน 10 จุดนี้
4. จุดที่อยู่บนแขนไม่เหมาะจะนำมาใช้ในการตรวจจับ เนื่องจากความสูง (ค่า  $Y$ ) ของจุดดังกล่าวมีความแปรปรวนสูง ที่ได้รับผลกระทบอย่างชัดเจนจากท่าทางการเคลื่อนไหว เช่น การยกมือ ดังนั้นจุดที่เป็นตัวเลือกจะเหลือ { *Head*, *ShoulderCenter*, *ShoulderLeft*, *ShoulderRight* }
5. จุดบนไหล่ทั้ง 3 ถือว่าสามารถทดแทนกันได้ และผู้วิจัยเห็นว่า หากต้องเลือกจุดหนึ่งมาใช้ จุดนั้นสมควรเป็นจุดกึ่งกลางไหล่ คือ *ShoulderCenter* ดังนั้น ตัวเลือกที่เหลือคือ { *Head*, *ShoulderCenter* }
6. ผู้วิจัยได้สังเกตสรีระของมนุษย์ขณะนั่งและยืน จากอาสาสมัคร 28 คน และพบว่าความสูงของ *ShoulderCenter* ของผู้ใช้ขณะที่ยืน จะสูงกว่าความสูงของ *Head* ในขณะที่เขานั่งเสมอ

### ง. การตรวจจับการเดินออกไปพัก (Break Detection)

การตรวจจับการเดินออกไปพักอาศัยระยะห่าง ( $\Delta Z$ ) ของจุด *ShoulderCenter* โดยระบบจะตัดสินใจว่าผู้ใช้เดินออกไปพัก เมื่อระยะห่างปัจจุบันมีค่ามากกว่าระยะห่างตั้งต้น 1 เมตร หรือเมื่อกล้องไม่สามารถตรวจจับผู้ใช้ได้ ดังสมการที่ 18 และ เงื่อนไขดังสมการที่ 19

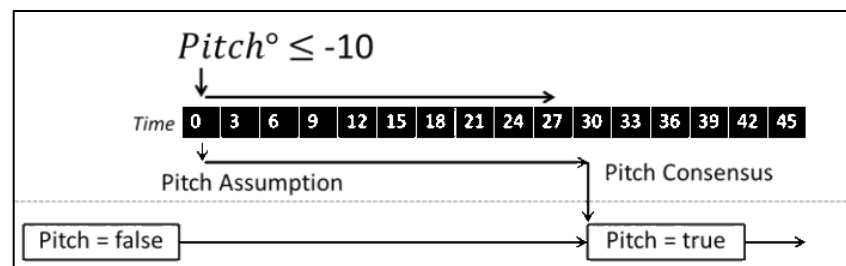
$$ShoulderCenter_{Z_{relative}} = ShoulderCenter_{Z_{current}} - ShoulderCenter_{Z_{base}} \quad (18)$$

$$ShoulderCenter_{Z_{current}} > 100 \quad (19)$$

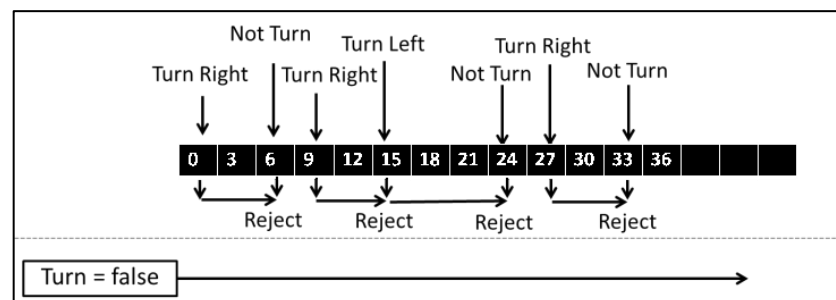
### 3.3.4 การกรองสัญญาณรบกวน

การกรองสัญญาณรบกวน (Noise Filtering) คือ การป้องกันไม่ให้สถานะของร่างกาย (State) มีเปลี่ยนแปลงอย่างกะทันหันในช่วงที่เกิดสัญญาณรบกวน เช่น เวลาที่ข้อมูลโครงร่างมีการสั่น การตรวจจับท่าทางอาจพบว่า ผู้ใช้นั่งก้มหน้าและไม่ก้มหน้าสลับกันไปมาในชั่วเสี้ยววินาที ซึ่งเป็นสิ่งที่ไม่สมควรจะเกิดขึ้น สำหรับปัญหานี้ ผู้วิจัยได้แก้ไขโดยเสนอเทคนิคที่ใช้แนวคิดที่เรียกว่า “มติเอกฉันท์ (Consensus)” โดยกำหนดว่า สถานะของร่างกายจะมีการเปลี่ยนแปลง เมื่อสถานะดังกล่าวเป็นที่เห็นพ้องกันจากจำนวนเฟรมที่กำหนดขั้นต่ำ

ยกตัวอย่างเช่น เมื่อตั้งค่าจำนวนเฟรมที่ 30 (ประมาณ 1 วินาที) ขณะที่ผู้ใช้กำลังนั่งทำงานโดยมีสถานะ “ไม่ก้มหน้า ( $Pitch = False$ )” เมื่อใดที่เฟรมใดเฟรมหนึ่งพบว่าผู้ใช้มีการก้มหน้า สถานะ “การก้มหน้า ( $Pitch = True$ )” จะไม่ถูกตัดสินโดยระบบในทันที แต่จะเกิดสิ่งที่เรียกว่า “สมมุติฐาน (Assumption)” ว่ามีการก้มหน้าเกิดขึ้น หากเฟรม จำนวน 29 เฟรมต่อจากนี้ ตรวจสอบว่าผู้ใช้มีการก้มหน้าในทุกเฟรม สถานะ “การก้มหน้า” ก็จะได้รับการยอมรับโดยระบบ และระบบจะเปลี่ยนสถานะของผู้ใช้เป็น “ก้มหน้า” ในทางกลับกัน หากมีเฟรมใดเฟรมหนึ่งตรวจสอบว่าผู้ใช้ไม่ก้มหน้า สมมุติฐานก็จะถูกปฏิเสธและตกไป (รูปที่ 3.21 และ 3.22)



รูปที่ 3.21 การเปลี่ยนแปลงสถานะที่สำเร็จ



รูปที่ 3.22 การเปลี่ยนแปลงสถานะที่ไม่สำเร็จ (การครองสัญญาณรบกวน)

ค่าคงที่จำนวนในการครองสัญญาณรบกวนถูกตั้งไว้ที่ 30 เฟรม ซึ่งการกำหนดตัวเลขดังกล่าว มาจากการพิจารณาดังนี้

1. หากค่าดังกล่าวกำหนดไว้ต่ำเกินไป จะไม่สามารถครองสัญญาณรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพ
2. ค่าดังกล่าวแปรผันตรงกับ Buffer Time การตรวจจับ ซึ่งตัวเลขที่เพิ่มขึ้น จะทำให้ระบบตรวจจับท่าทางต่างๆ ได้ช้าลง ตัวอย่างเช่น ผู้ใช้ก้มหน้าที่ระยะเวลาใดๆ ระบบจะรับรู้ถึงการก้มหน้าดังกล่าวได้ ในอีก 1 นาทีให้หลัง
3. ผู้วิจัยกำหนดค่าไว้ที่ 30 เฟรม เนื่องจากเล็งเห็นว่า ระยะเวลา 1 วินาที น่าจะครองสัญญาณรบกวนส่วนใหญ่ได้ ในขณะที่ Buffer Time อยู่ในระดับที่ยอมรับได้

### 3.3.5 การวัดผลการตรวจจับท่าทาง

ในการทดสอบและวัดผลการตรวจจับท่าทาง ผู้วิจัยได้นำระบบไปทดสอบกับอาสาสมัครจำนวน 10 คน เพื่อทดสอบในด้านต่างๆ คือ ความแม่นยำ (Accuracy) การใช้งาน (Usability) และระดับการยอมรับ (Level of Acceptance) โดยในการประเมินความแม่นยำ ผู้วิจัยได้ให้อาสาสมัครทำท่าทางต่างๆ เช่น ก้มหน้า หรือบิดตัว และดูว่าระบบสามารถตรวจจับได้เป็นจำนวนกี่ครั้ง จากการทดสอบจำนวน 100 ครั้ง ส่วนการประเมินการใช้งานและระดับการยอมรับ ผู้วิจัยได้ทำการสอบถามอาสาสมัครถึงมุมมองความเห็นที่มีต่อระบบ เช่น คิดว่าระบบมีประโยชน์หรือไม่ ใช้งานง่ายหรือไม่ และพึงพอใจกับแนวคิดระบบหรือไม่ ซึ่งอาสาสมัครจะให้คะแนนตั้งแต่ 0 ถึง 10 พร้อมทั้งความเห็นและข้อเสนอแนะแบบปลายเปิด จากนั้นวิธีการทางสถิติ จึงถูกนำมาใช้วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้

#### ก. การวิเคราะห์เพื่อวินิจฉัยข้อมูล (Exploratory Data Analysis)

การวิเคราะห์เพื่อวินิจฉัยข้อมูล [158] เป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อสรุปชุดข้อมูลจากตัวแปร ซึ่งใช้ในการเจาะลึกลงไปข้อมูล เพื่อตรวจหาตัวแปรที่มีความสำคัญ หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร และรูปแบบ (Pattern) ที่น่าสนใจ

#### ข. T-test

One-Sample T-test [159] เป็นวิธีการทางสถิติ ที่ใช้เพื่อทดสอบว่าค่าเฉลี่ยของการกระจาย อยู่ในค่าที่กำหนดของสมมติฐานว่าง (Null Hypothesis) หรือไม่ โดยการทดสอบดังกล่าว อยู่ภายใต้สมมติฐานว่าข้อมูลมีการกระจายตัวแบบปกติ (Normal Distribution)

Independent Samples T-test [159] เป็นวิธีการทางสถิติ ที่ใช้ทดสอบความแตกต่างในค่าเฉลี่ยระหว่างประชากรสองกลุ่ม โดยใช้เพื่อทำการทดสอบว่า ตัวแปรเป้าหมาย ขึ้นตรงกับตัวแปรพยากรณ์หรือไม่

ในงานวิจัยนี้ ค่าระดับความเชื่อมั่น (Confidence Level) ได้ถูกกำหนดที่ 95% กล่าวคือ ในการสรุปผล 100 ครั้ง ต้องได้ผลตามที่สรุป 95 ครั้งเป็นอย่างน้อย

### 3.4 การให้ผลตอบกลับและการออกรายงาน

อ้างอิงการจากศึกษาเรื่องการยศาสตร์ในบทที่ 2.3.2 ผู้วิจัยได้นำเสนอ ระบบการปรับระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ (Health Risk Leveling System) เพื่อบ่งบอกสถานะความเสี่ยงทางสุขภาพของผู้ใช้ และนอกจากนี้ ผู้วิจัยยังได้พัฒนาเครื่องแจ้งเตือนสำหรับให้ผลตอบกลับจากระบบแก่ผู้ใช้ และเทคนิคการสร้างมโนภาพสำหรับออกรายงานสุขภาพ

#### 3.4.1 ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ (Health Risk Level)

ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ ได้ถูกกำหนดเป็น 3 ระดับดังนี้

- Lv0 หรือ Green : ระดับที่บ่งบอกถึงสุขภาพที่ดี
- Lv1 หรือ Yellow : ระดับที่บ่งบอกว่าอยู่ในภาวะเฝ้าระวัง
- Lv2 หรือ Red : ระดับที่บ่งบอกว่าเป็นอันตรายต่อสุขภาพ

ค่าคงที่ใช้ในงานวิจัย มาจากการศึกษาในงานวิจัยในทางการยศาสตร์ (หมวด 2.3.2) ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ ทำงานโดยอาศัยตัวนับที่เรียกว่า “คะแนนความเสี่ยง (Risk Score)” โดยหลักการดังกล่าว ได้ถูกนำไปใช้ในสามหัวข้อการตรวจจับ คือ “การนั่งนิ่ง” “การก้มหน้า” และ “การบิดตัว” ดังนี้

#### ก. การนั่งนิ่ง

- (1) คะแนนความเสี่ยงอยู่ที่ช่วง [0, 240]
- (2) คะแนนความเสี่ยงจะเพิ่มขึ้น 1 ทุก 30 วินาที ที่มีการนั่งนิ่งๆ
- (3) คะแนนความเสี่ยงจะลดลง 12 ทุก 30 วินาที ที่มีการเคลื่อนไหว ลุกขึ้นยืน หรือออกไปพัก
- (4) ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ จะเป็น Lv1 เมื่อคะแนนความเสี่ยง มากกว่า 40
- (5) ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ จะเป็น Lv2 เมื่อคะแนนความเสี่ยง มากกว่า 60

ระบบคะแนนดังกล่าวมีความหมายดังนี้

- ผู้ใช้ควรคิดเรื่องการพัก เมื่อทำงานมาแล้วนานกว่า 20 นาที  
(ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 2 และ 4)
- ความเสี่ยงต่อสุขภาพจะเกิดขึ้น เมื่อทำงานต่อเนื่องนานกว่า 30 นาที  
(ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 2 และ 5)
- ด้วยสัดส่วน 12:1 ผู้ใช้ควรมีการหยุดพัก และออกกำลังกายหรือยืดเส้นยืดสาย 30 วินาที หลังจากทำงานหกนาที่ หรือ 5 นาที หลังจากการทำงานหนึ่งชั่วโมง หรือ 10 นาที หลังจากการทำงานสองชั่วโมง (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 2 และ 3)

- ถ้าผู้ใช้มีการพักเป็นเวลา 10 นาที ด้วยการออกกำลังกาย หรือ เดินออกไปพัก ความเสี่ยงทางสุขภาพของเขา จะกลับเป็นศูนย์ (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 1 และ 3)
- จากหลักทางการยศาสตร์ เวลาพักสูงสุดที่มีการแนะนำอยู่ที่ประมาณ 10 นาที สำหรับการทำงานต่อเนื่อง 2 ชั่วโมง เป็นเหตุให้ค่าสูงสุดของคะแนนความเสี่ยงถูกตั้งที่ 240 คะแนน ซึ่งเท่ากับ 2 ชั่วโมง และอาศัยการพัก 10 นาที เพื่อให้กลับเป็นศูนย์ (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 1 และ 3)

#### ข. การก้มหน้า และการบิดตัว

- (1) คะแนนความเสี่ยงอยู่ที่ช่วง  $[0,120]$
- (2) คะแนนความเสี่ยงจะเพิ่มขึ้น 1 ทุก 5 วินาที ที่มีการก้มหน้า/บิดตัว
- (3) คะแนนความเสี่ยงจะลดลง 5 ทุก 5 วินาที ที่ไม่ได้มีการก้มหน้า/บิดตัว หรือมีการเคลื่อนไหว/ลุกขึ้นยืน
- (4) คะแนนความเสี่ยงจะถูกปรับเป็น 0 เมื่อมีการลุกออกไปพัก
- (5) ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ จะเป็น  $Lv1$  เมื่อคะแนนความเสี่ยง มากกว่า 12
- (6) ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ จะเป็น  $Lv2$  เมื่อคะแนนความเสี่ยง มากกว่า 36

ระบบคะแนนดังกล่าวมีความหมายดังนี้

- ผู้ใช้ควรระวังเรื่องท่าทาง เมื่อเริ่มก้มหน้าหรือบิดตัว นานกว่า 1 นาที (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 2 และ 5)
- ความเสี่ยงต่อสุขภาพจะเกิดขึ้น เมื่อก้มหน้าหรือบิดตัว นานกว่า 3 นาที (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 2 และ 6)
- ถ้าผู้ใช้มีท่าทางที่ถูกต้องขณะเป็นเวลา 1 นาที หรือลุกออกไปพัก ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ ของเขา จะกลับเป็นศูนย์ (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 1 3 และ 4)
- จากหลักทางการยศาสตร์ ระดับความเสี่ยงสูงสุดของการก้มหน้าจะเกิดขึ้นเมื่อก้มหน้านานตั้งแต่ 10 นาทีขึ้นไป เป็นเหตุให้ค่าสูงสุดของคะแนนความเสี่ยงถูกตั้งที่ 120 คะแนน (ใช้กฎการให้คะแนนข้อ 1 และ 2)

### 3.4.2 คะแนนความเสี่ยงโดยรวม (Total Risk Score)

#### และระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม (Total Health Risk Level)

คะแนนความเสี่ยงโดยรวม สามารถคำนวณขึ้นจากคะแนนความเสี่ยงจากการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว โดยเนื่องจากคะแนนดังกล่าวมีสเกลที่ต่างกัน คะแนนจึงต้องถูกแปลงด้วยการทำ Normalization ให้อยู่ในช่วง [0, 100] เสียก่อน จากนั้นจึงทำการหาค่าเฉลี่ย และได้ผลลัพธ์ออกมาเป็น คะแนนความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม ดังรูปที่ 3.23

คะแนนความเสี่ยง จากการนั่งนิ่ง	[0, 240]	= 143
คะแนนความเสี่ยง จากการก้มหน้า	[0, 120]	= 64
คะแนนความเสี่ยง จากการบิดตัว	[0, 120]	= 9
<b>การ Normalization ให้อคะแนนอยู่ในช่วง [0, 100]</b>		
คะแนนความเสี่ยง จากการนั่งนิ่ง	[0, 100]	= 59.58
คะแนนความเสี่ยง จากการก้มหน้า	[0, 100]	= 56.67
คะแนนความเสี่ยง จากการบิดตัว	[0, 100]	= 7.50
<b>คะแนนความเสี่ยงโดยรวม</b>	<b>[0, 100]</b>	<b>= 41.25</b>

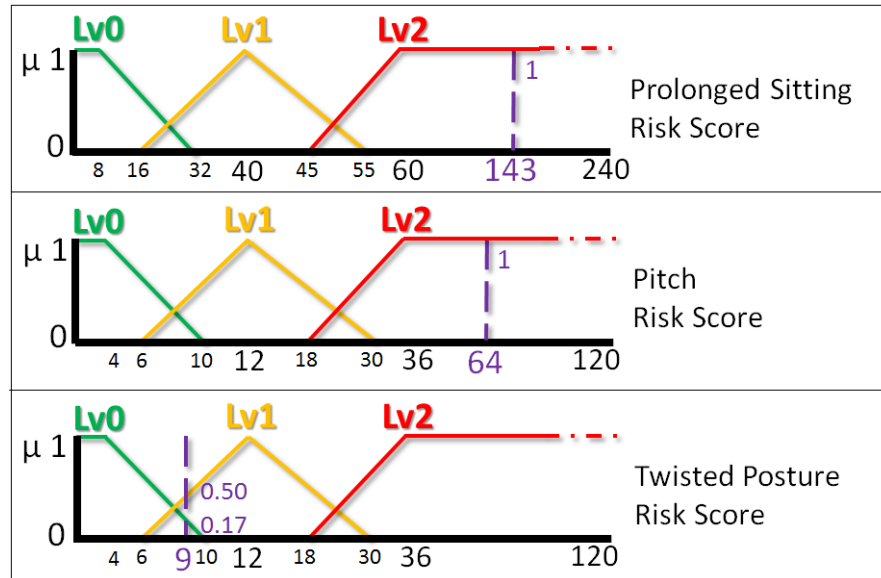
รูปที่ 3.23 การคำนวณคะแนนความเสี่ยงโดยรวม

จากตัวอย่างในรูปที่ 3.23 คะแนนความเสี่ยงจากการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว มีค่า 143 64 และ 9 ตามลำดับ เมื่อทำการ Normalization จะได้ค่า 59.58 56.67 และ 7.50 เมื่อนำค่าทั้งสามมาหาค่าเฉลี่ยจะได้ 41.25 ซึ่งถือเป็นคะแนนความเสี่ยงโดยรวม

ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม จะแตกต่างจากระดับความเสี่ยงทางสุขภาพแบบอื่นๆ โดยระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว จะมีด้วยกันสามระดับ และการเปลี่ยนระดับจะเป็นแบบตัดตรงด้วยค่าคงที่ (Directly Cut Off) ในทางกลับกัน ผู้วิจัยเห็นว่าระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวมสมควรเปลี่ยนแปลงอย่างค่อยเป็นค่อยไป (Gradual Transition) ผู้วิจัยจึงได้ประยุกต์ใช้แนวคิด “ฟังก์ชันสมาชิก” ของ Fuzzy Logic เพื่อช่วยให้การเปลี่ยนแปลงเรียบรื่นขึ้น

ระบบการปรับระดับความเสี่ยงทางสุขภาพที่ใช้สำหรับการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว สามารถวางแผนภาพออกมาได้ดังรูปที่ 3.24 โดยเส้นปะแสดงถึงคะแนนตัวอย่าง ดังที่กล่าวถึงในรูปที่ 3.23 ความเป็นสมาชิกในระดับความเสี่ยงต่างๆของระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม จะถูกคำนวณจาก

การระดับความความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว และคิดออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ ดังรูปที่ 3.25



รูปที่ 3.24 ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว

	Score	Membership		
		Lv0	Lv1	Lv2
Prolonged Sitting	143	0	0	1
Pitch	64	0	0	1
Twisted Posture	9	0.17	0.50	0
<b>Total Health Risk</b>	<b>40.69</b>	<b>0.17</b>	<b>0.50</b>	<b>2</b>
		<b>6.37%</b>	<b>18.73%</b>	<b>74.91%</b>

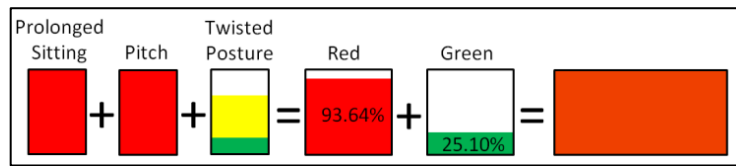
รูปที่ 3.25 ความเป็นสมาชิกของระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม

จากตัวอย่างในรูปที่ 3.25 อธิบายได้ดังนี้

- ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง และการก้มหน้า อยู่ที่ Lv2 (ความเป็นสมาชิกของ  $Lv2 = 1 \times 2$ ) ขณะที่ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการบิดตัว อยู่ก้ำกึ่งระหว่าง Lv0 กับ Lv1 โดยมีความเป็นสมาชิกของ Lv0 เท่ากับ  $(10 - 9) / (10 - 4) = 0.17$  และมีความเป็นสมาชิกของ Lv1 เท่ากับ  $(9 - 6) / (12 - 6) = 0.50$
- เมื่อรวมคะแนนทั้งหมด จะได้ความเป็นสมาชิกของ Lv0 ที่ 0.17 ของ Lv1 ที่ 0.50 และของ Lv2 ที่ 2
- จากข้อที่ 2 เมื่อคิดสัดส่วนเป็นเปอร์เซ็นต์ จะได้ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม เป็นสมาชิกของ Lv0 ที่ 6.37% ของ Lv1 ที่ 18.73% และของ Lv2 ที่ 74.91% ดังนั้น สีที่จะแทน

ความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม จะมาจากการผสมสีเขียว 6.37% เหลือง 18.73% และแดง 74.91%

4. ในทางโมเดลสี 8-bit RGB [160] สีแดงจะแทนด้วย [255, 0, 0] เหลืองจะแทนด้วย [255, 255, 0] และเขียวจะแทนด้วย [0, 255, 0] ดังนั้นแล้ว เมื่อผสมสี สีที่ได้จะมีค่า  $[(18.73\% + 74.91\%) \times 255, (6.37\% + 18.73\%) \times 255, 0] = [239, 64, 0]$  หรือ สีรหัส EF4000 ใน Hexadecimal [161] ซึ่งหมายถึง สีชาดสด (Vivid Vermilion) ดังรูปที่ 3.26



รูปที่ 3.26 สีชาดสด (Vivid Vermilion) [239, 64, 0] ที่ได้จากการผสมสี

สังเกตว่าคะแนนความเสี่ยงโดยรวม สามารถบอกช่วงเวลาที่ความเสี่ยงโดยรวมขึ้นสูงได้ แต่คะแนนความเสี่ยงโดยรวม จะไม่นำมาใช้คำนวณระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม โดยตรง และระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวมจะไม่ถูกแบ่งเป็นระดับขึ้น แต่จะแบ่งด้วยโทนสีแทน

จากตัวอย่างที่กล่าวมา คะแนนความเสี่ยงโดยรวมอยู่ที่ 40.69 และระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวมเป็นสีชาดสด ทั้งนี้ ที่คะแนนความเสี่ยงโดยรวมเท่ากัน ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวมมีโอกาสเป็นสีอื่นได้ เมื่อส่วนประกอบ คือ ระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว ต่างกัน

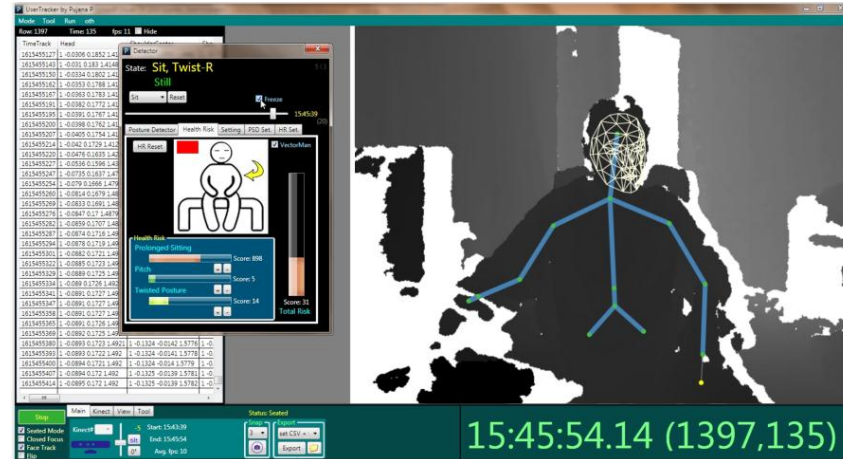
### 3.4.3 การให้ผลตอบกลับแบบเรียลไทม์ (Real-Time Feedback)

ในการติดตามโรคคนทำงานออฟฟิศ ระบบสามารถให้ผลตอบกลับจากการตรวจจับการนั่งนิ่งและการตรวจจับท่าทางแก่ผู้ใช้ โดยอาจผ่านทางหน้าจอคอมพิวเตอร์ของแอปพลิเคชัน หรือผ่านทางเครื่องแจ้งเตือน

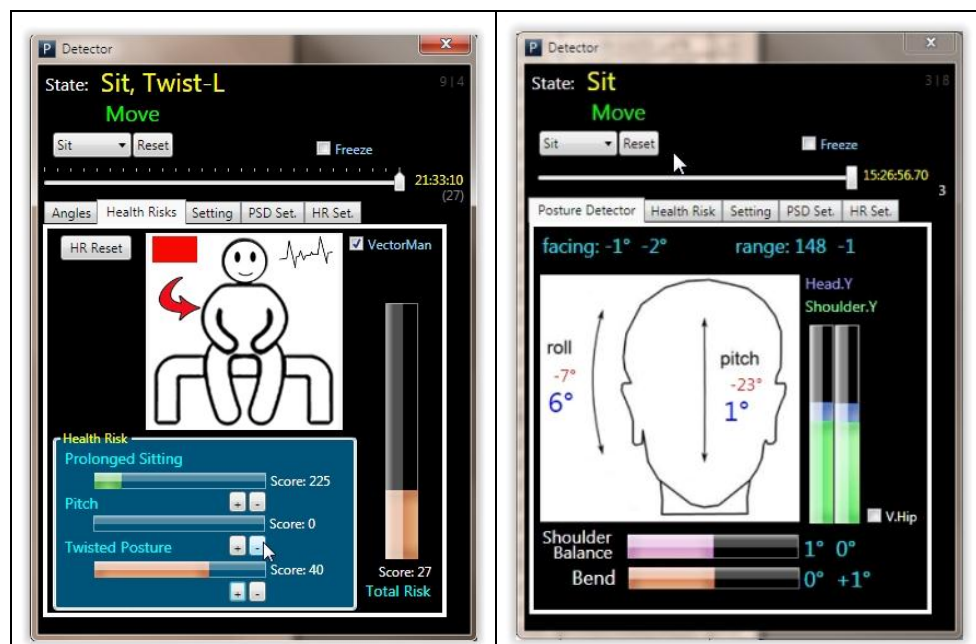
#### ก. หน้าจอคอมพิวเตอร์ และการเตือนภายในแอปพลิเคชัน (Monitor Screen & In-App Alarm)

ผู้ใช้งานสามารถดูผลจากการตรวจจับการนั่งนิ่งและการตรวจจับท่าทาง เช่น องศาการก้มหน้า องศาการหัน และท่าทางที่คอมพิวเตอร์ประเมิน ได้จากหน้าจอคอมพิวเตอร์ (รูปที่ 3.27 และ 3.28) และแอปพลิเคชันจะมีการแจ้งเตือนแก่ผู้ใช้ โดยอิงระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ เช่น แสดงข้อความป๊อปอัพ แนะนำให้ผู้ใช้ลุกออกไปพัก เมื่อระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่งขึ้นมาถึง Lv1 หรือ มีเสียงแจ้งเตือนแก่ผู้ใช้ เมื่อระดับความเสี่ยงทางสุขภาพใดๆขึ้นมาถึง Lv2 ทั้งนี้ ผู้ใช้ยัง

สามารถปรับแต่งได้ว่าต้องการให้ระบบแจ้งเตือนด้วยเสียงพูด เสียงสัญญาณเตือน หรือปิดเสียง และให้แสดงเฉพาะข้อความป๊อปอัพ



รูปที่ 3.27 แอปพลิเคชันสำหรับการติดตามโรคคนทำงานออฟฟิศ



รูปที่ 3.28 หน้าจอโมนิเตอร์ที่แสดงผลการตรวจจับ

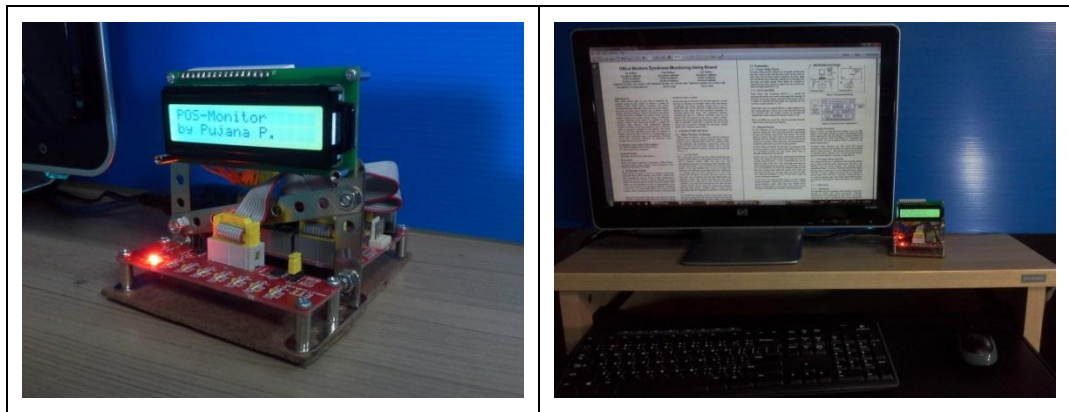
#### ข. เครื่องแจ้งเตือน (Alerting Device)

ผู้วิจัยได้พัฒนาเครื่องแจ้งเตือนที่เรียกว่า “Pos-Monitor” ขึ้น (รูปที่ 3.29 และ 3.30) โดยใช้บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ และติดตั้งอุปกรณ์ดังนี้

- บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ Arduino (Arduino Microcontroller)

— Arduino [162] เป็นแพลตฟอร์มหนึ่งของบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ตระกูล AVR ที่มีการเปิดเผยข้อมูลทั้งในส่วนของฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ ถูกออกแบบมาให้ใช้งานได้ง่าย และมีความยืดหยุ่นกับฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ประเภทต่างๆ

- ไฟ LED แบบ 8 ดวง (8-Pin LED Light)
- จอ LCD ขนาด 16 × 2 ตัวอักษร (16 × 2 Character LCD Monitor)
- ออกลีเสียง (Buzzer)



รูปที่ 3.29 เครื่องแจ้งเตือน Pos-Monitor

เพื่อทดแทนการใช้หน้าจอมอนิเตอร์ และการเตือนผ่านแอปพลิเคชัน Pos-Monitor เป็นส่วนเชื่อมต่อผู้ใช้ทางเลือก ที่มีความสามารถ อาทิ

- ใช้จอ LCD แสดงข้อความเพื่อให้คำแนะนำแก่ผู้ใช้ เมื่อตรวจพบท่าทางที่ไม่เหมาะสม และกล่าวชม เมื่อผู้ใช้ทำการแก้ไขท่าทางให้ถูกต้อง เช่น บอกว่า “ตรวจพบการก้มหน้า กรุณาขยับคอ (Pitch detected, reposition your neck)” เมื่อผู้ใช้ก้มหน้า และกล่าวชมว่า “เยี่ยม!! เป็นท่าที่ดีแล้ว (Good!! Proper Posture)” เมื่อผู้ใช้ยกคอขึ้น
- ไฟ LED จะแสดงข้อความบอกว่าคุณใช้นั่งมาแฉะเป็นเวลานานเท่าไร โดยใช้ไฟแต่ละดวง แทนเวลา 15 นาที เช่น เมื่อไฟจำนวน 4 ดวง จากทั้งหมด 8 ดวงสว่าง แปลว่าคุณใช้นั่งมาแฉะ 60 นาที
- ไฟ LED จะกระพริบ เพื่อเรียกความสนใจจากผู้ใช้ ให้หันมามองหน้าจอ LCD เมื่อระดับความเสี่ยงทางสุขภาพใดๆ ขึ้นถึง Lv1
- กระดิ่งจะดังขึ้น เพื่อร้องเตือน เมื่อระดับความเสี่ยงทางสุขภาพใดๆ ขึ้นถึง Lv2
- Pos-Monitor จะคอยแนะนำให้ผู้ใช้ลุกออกไปพัก เมื่อถึงเวลาอันสมควร โดยกล่าวว่า “ถึงเวลาพักแล้ว ไปพักและผ่อนคลายเถอะ (Break Time, Let's Walk & Relax)” และเมื่อผู้ใช้ลุกขึ้นยืนเพื่อจะออกไปพัก Pos-Monitor จะขึ้นข้อความกล่าวว่า “ขอให้เป็นเวลาพักที่ดี (Have a good break)”

วัตถุประสงค์ของการพัฒนา Pos-Monitor คือ เพื่อพัฒนาส่วนเชื่อมต่อผู้ใช้ที่มีความเป็นมิตร ที่จะช่วยให้ผู้ใช้สามารถคอยระวังท่าทางของตนเองทำงาน โดยไม่รบกวนงานที่กำลังทำอยู่ Pos-Monitor มีขนาดเล็กและสามารถนำไปวางไว้ข้างหน้าจอมอนิเตอร์ที่ใช้ทำงาน ซึ่งจะช่วยให้ผู้ใช้สามารถรับผลตอบกลับและคำแนะนำต่างๆจากระบบได้อย่างสะดวกยิ่งขึ้น โดย Pos-Monitor มีต้นทุนการพัฒนาที่ประมาณ 1 พันบาทเท่านั้น

**3.4.4 การออกรายงานสุขภาพ (Summary Report)**

ผู้วิจัยได้นำเสนอเทคนิควิธีต่างๆ ในการสร้างมโนภาพสำหรับนำเสนอรายงานสุขภาพ โดยมุ่งเน้นให้ระบบง่ายต่อการใช้งาน และยกระดับประสบการณ์ของผู้ใช้

**ก. รายงานสรุประดับความเสี่ยงทางสุขภาพ (HRL Summary)**

รายงานสรุประดับความเสี่ยงทางสุขภาพ (HRL Summary / Health Risk Level Summary) (รูปที่ 3.30) เป็นรายงานที่บ่งบอกระดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว โดยเฉพาะ โดยระดับความเสี่ยงได้ถูกแสดงผลในรูปแบบของสี รายงานสามารถย่อและขยายได้ โดยสามารถปรับช่วงของเฟรมเวลา (Time Frame)

	Prolonged	Pitch	Twist
12:10	Green	Green	Red
12:15	Green	Green	Green
12:20	Yellow	Green	Green
12:25	Yellow	Red	Green
12:30	Yellow	Green	Green
12:35	Yellow	Green	Green
12:40	Red	Red	Green
12:45	Red	Red	Red
12:50	Red	Green	Red
12:55	Red	Red	Green
13:00	Break		
13:05	Break		
13:10	Green	Green	Green

ช่วงของเฟรมเวลาเท่ากับ 5 นาที

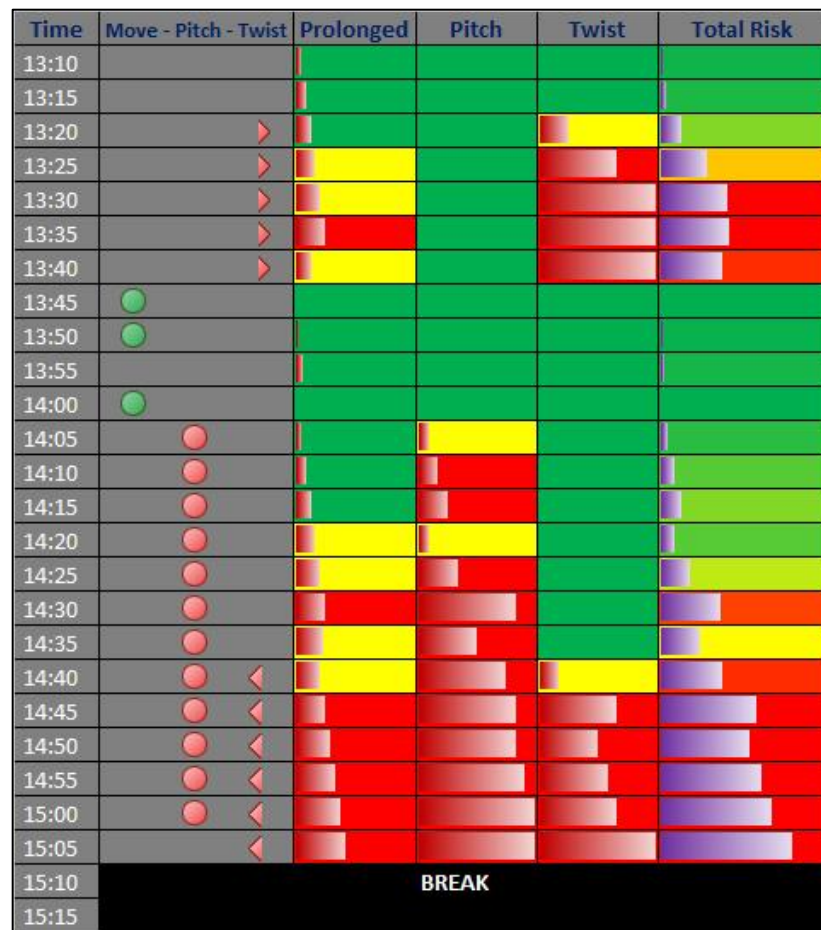
	Prolonged	Pitch	Twist
15:11:05	Green	Green	Yellow
15:11:35	Green	Green	Yellow
15:12:05	Green	Yellow	Red
15:12:35	Green	Green	Red
15:13:05	Green	Green	Yellow
15:13:35	Green	Green	Green
15:14:05	Green	Green	Green
15:14:35	Green	Green	Green
15:15:05	Green	Yellow	Green
15:15:35	Green	Yellow	Green
15:16:05	Yellow	Green	Green
15:16:35	Yellow	Green	Green
15:17:05	Yellow	Yellow	Green

ช่วงของเฟรมเวลาเท่ากับ 30 วินาที

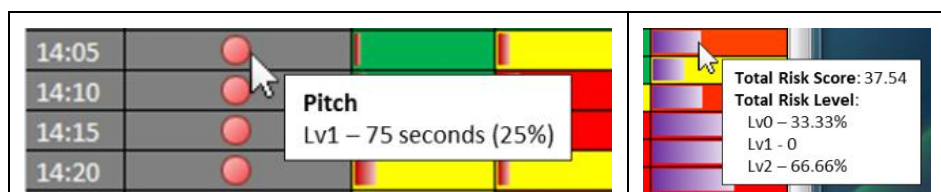
รูปที่ 3.30 รายงานระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ ที่มีช่วงของเฟรมเวลาต่างๆ

### ข. รายงานสรุปแบบละเอียด (Detailed Summary)

รายงานสรุปแบบละเอียด (รูปที่ 3.31) อาศัยสัญลักษณ์เพื่อบ่งบอกท่าทางของผู้ใช้ว่ามีการเคลื่อนไหว ก้มหน้า หรือบิดตัวไปทิศทางใด ในช่วงเวลาใดๆ ดังที่เห็นในคอลัมน์ที่ 2 ส่วนคอลัมน์ที่ 3-5 จะบ่งบอกระดับความเสี่ยงทางสุขภาพผ่านสีของพื้นหลัง และบ่งบอกคะแนนความเสี่ยงผ่านแผนภูมิแท่ง ผู้ใช้สามารถย่อและขยายรายงานได้โดยปรับช่วงของเฟรมเวลา และสามารถดูรายละเอียดต่างๆเพิ่มเติมได้ โดยนำเมาส์ไปชี้บริเวณที่ต้องการทราบข้อมูล (รูปที่ 3.32)



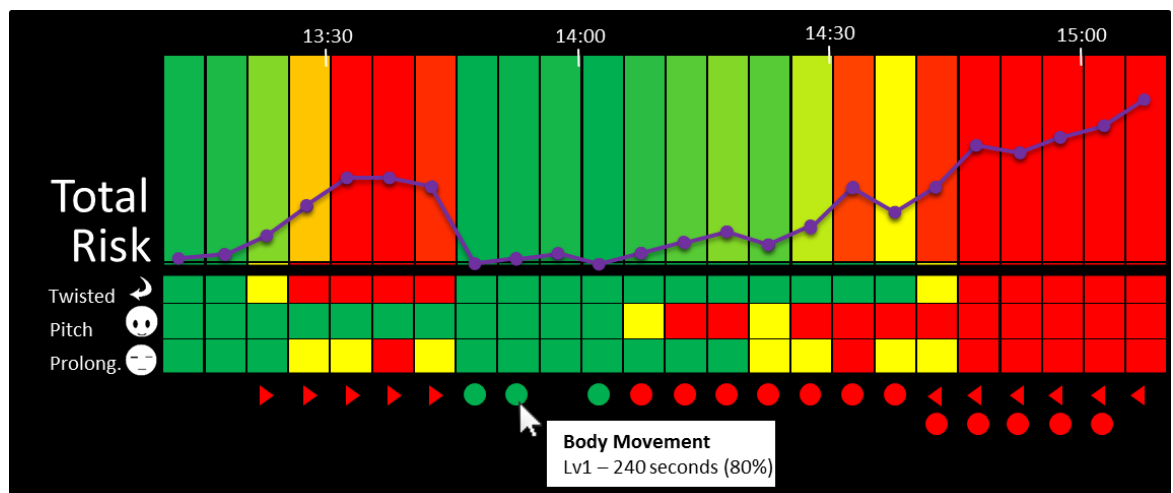
รูปที่ 3.31 รายงานสรุปแบบละเอียด ที่มีช่วงของเฟรมเวลาเท่ากับ 5 นาที



รูปที่ 3.32 การนำเมาส์ไปชี้เพื่อดูรายละเอียดเพิ่มเติม

จากตัวอย่าง ดังรูปที่ 3.31 สามารถตีความได้ว่า ผู้ใช้มีการนั่งนิ่งตั้งแต่เวลา 13:10 (คอลัมน์ที่ 2 ไม่มีวงกลมสีเขียว แปลว่าไม่มีการเคลื่อนไหว) และเริ่มบิดตัวไปทางขวาตั้งแต่เวลา 13:20 (ลูกศรสีแดงชี้ไปทางขวา) คะแนนความเสี่ยงได้สะสมและเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนถึงเวลา 13:45 ที่ผู้ใช้ได้ทำการเคลื่อนไหวร่างกาย เป็นเวลาประมาณ 10 นาที คะแนนความเสี่ยงจึงลดลงจนเกือบหมด จากนั้น เวลา 14:05 ผู้ใช้เริ่มการนั่งนิ่งอีกครั้ง รวมถึงมีการก้มคอ (วงกลมสีแดง) และต่อมาก็เริ่มบิดตัวไปทางซ้าย ตั้งแต่เวลา 14:40 (ลูกศรสีแดงชี้ไปทางซ้าย) ความเสี่ยงทางสุขภาพค่อยๆ เพิ่มขึ้น และสูงสุดที่เวลาประมาณ 15:05 ก่อนที่ผู้ใช้จะลุกออกไปพัก

รายงานสรุปแบบละเอียด ยังสามารถวาดออกมาในแนวนอน และใช้กราฟเส้น แทนแผนภูมิแท่ง ดังรูปที่ 3.33

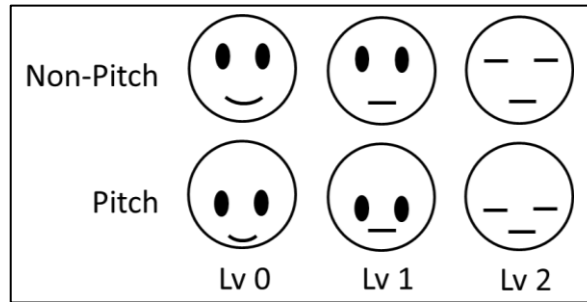


รูปที่ 3.33 รายงานสรุปแบบละเอียด แบบแนวนอน

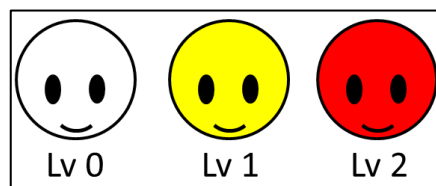
### ค. รายงานสรุปแบบย่อ (Short Summary)

รายงานสรุปแบบย่อ มีวัตถุประสงค์เพื่อจำกัดข้อมูลที่นำเสนอแก่ผู้ใช้ ให้อยู่ในปริมาณที่เหมาะสม ช่วยให้อ่านเข้าใจ และนำไปใช้ประโยชน์ได้ง่าย โดยไอคอน Vector Man (รูปที่ 3.34 ถึง 3.37) ได้ถูกนำมาใช้เพื่อสื่อถึงความเสี่ยงทางสุขภาพ ดังนี้

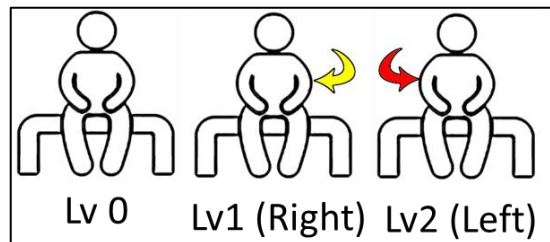
- “รอยยิ้ม” หรือ “ตากับปาก” จะแสดงถึงระดับความเสี่ยงจากการนั่งนิ่ง โดยเมื่อมีการนั่งนิ่งนานๆ Vector Man จะเปลี่ยนจากหน้ายิ้ม เป็นหน้าสละมึนสละลือ
- “ตำแหน่งของตาและปาก” จะแสดงถึงการก้มหน้า โดยเมื่อมีการก้มหน้า ตากับปากจะลงไปอยู่ด้านล่าง และ “สีของหัว” จะแสดงถึงระดับความเสี่ยงจากการก้มหน้า
- “ลูกศรข้างลำตัว” จะแสดงถึงการบิดตัว และสีของลูกศรจะบ่งบอกระดับความเสี่ยงจากการบิดตัว



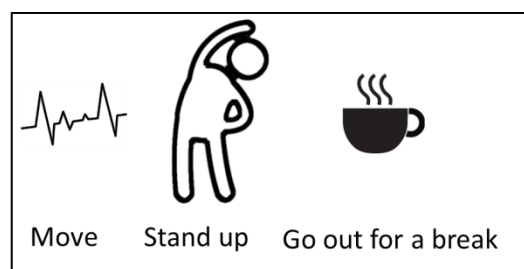
รูปที่ 3.34 “การนั่งนิ่ง” ของ Vector Man



รูปที่ 3.35 “การก้มหน้า” ของ Vector Man



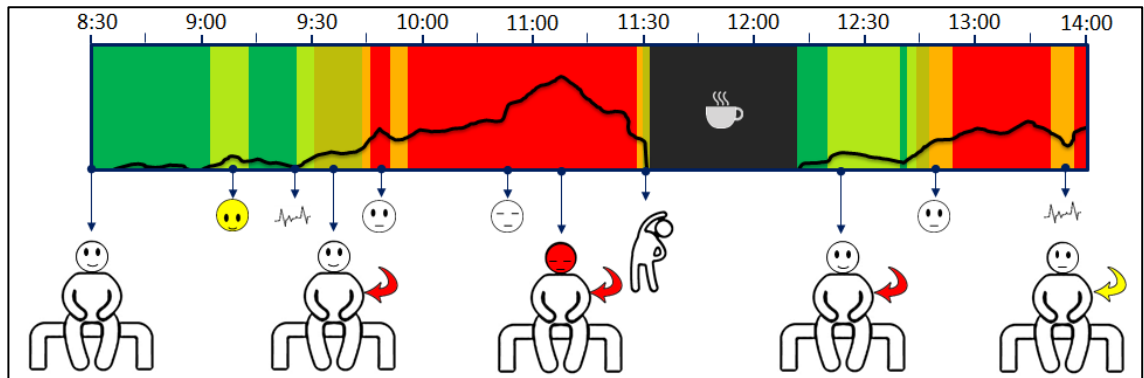
รูปที่ 3.36 “การบิดตัว” ของ Vector Man



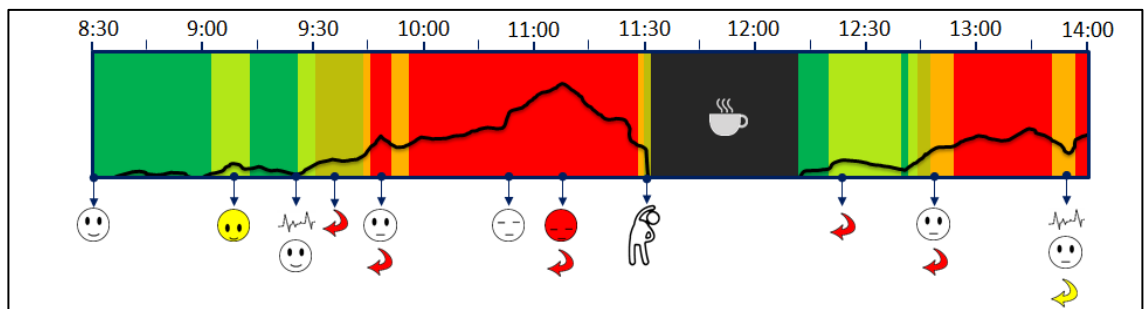
รูปที่ 3.37 ทำทางอื่นๆ ของ Vector Man

รายงานสรุปแบบย่อ สามารถแสดงผลออกมา ดังรูปที่ 3.38 โดยสีของพื้นหลังจะบ่งบอกถึงระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม และกราฟเส้นจะบอกถึงคะแนนความเสี่ยงในเวลาต่างๆ Vector Man ถูกใช้เพื่อบอกถึงท่าทางของผู้ใช้ ณ เวลาต่างๆ โดยภาพจะถูกวาด เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงใน

ท่าทาง หรือการเปลี่ยนแปลงในคะแนนความเสี่ยง อย่างมีนัยยะสำคัญ เช่นตำแหน่งที่เกิด Local Maximum หรือ Local Minimum โดยรายงานนี้ ยังสามารถสรุป โดยใช้ไอคอน ที่เล็กลงดังภาพ ที่ 3.39






รูปที่ 3.38 รายงานสรุปแบบย่อด้วยไอคอนแบบปกติ



รูปที่ 3.39 รายงานสรุปแบบย่อด้วยไอคอนแบบเล็ก

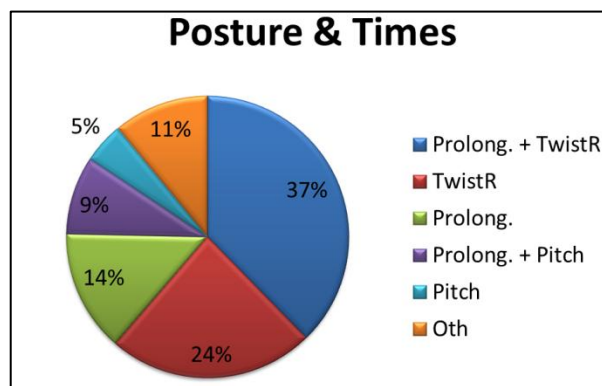
### ง. รายงานสรุปท่าทาง (Posture Summary)

รายงานสรุปท่าทาง คือรายงานที่มีเป้าหมายเพื่อสรุปปริมาณเวลาที่ผู้ใช้ ใช้กับท่าทางการนั่งแบบต่างๆ โดยอาศัย Vector Man ในการบอกท่าทาง แต่ไอคอนจะไม่บอกระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ ในกรณีนี้ (รูปที่ 3.40)

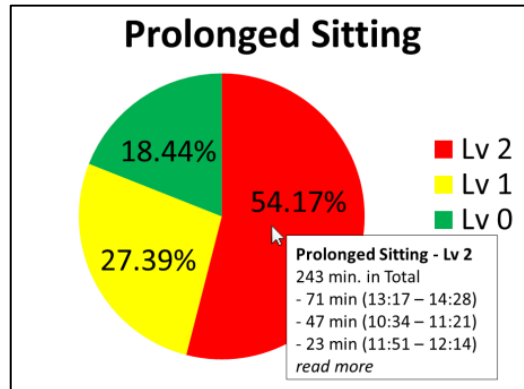
Rank	Postures & Times (total = 300 min.)
1	 <b>113 minutes (37.67%)</b> - Prolonged Sitting - Twisted Posture (Right)
2	 <b>71 minutes (23.67%)</b> - Twisted Posture (Right)
3	 <b>42 minutes (14%)</b> - Prolonged Sitting

รูปที่ 3.40 รายงานสรุปท่าทาง

ผู้ใช้สามารถปรับได้ว่าต้องการดูท่าทางกี่อันดับ สามารถดูภาพรวมเป็นแผนภูมิวงกลม (ดังรูปที่ 3.41) และสามารถดูเปอร์เซ็นต์ของระดับความเสี่ยงทางสุขภาพ สำหรับหัวข้อต่างๆของการตรวจจับ ดังรูปที่ 3.42



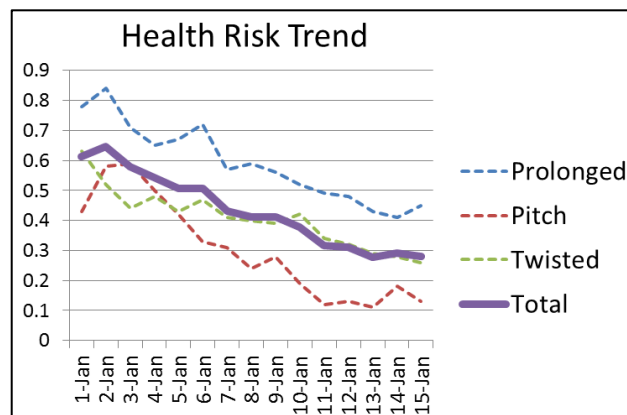
รูปที่ 3.41 แผนภูมิวงกลม ที่สรุปปริมาณเวลาของท่าทางต่างๆ (จำนวนท่าทาง = 5; ท่าทางที่เหลือ นับรวมเป็นท่าทางอื่นๆ)



รูปที่ 3.42 แผนภูมิวงกลม ที่สรุประดับความเสี่ยงทางสุขภาพของการนั่งนิ่ง

#### จ. รายงานสรุปแนวโน้ม (Health Trend Summary)

รายงานนี้ จะแสดงค่าเฉลี่ยคะแนนความเสี่ยงในแต่ละวัน (/สัปดาห์/เดือน) ของผู้ใช้ โดยคะแนนประกอบด้วยหัวข้อต่างๆ คือ การนั่งนิ่ง การก้มหน้า การบิดตัว และคะแนนโดยรวม ซึ่งคะแนนทั้งหลาย จะถูกแปลงให้อยู่ในสเกล [0, 1] ดังรูปที่ 3.42 ซึ่งจากแผนภาพ ผู้ใช้จะสามารถทราบแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงในความเสี่ยงทางสุขภาพของตนเองได้



รูปที่ 3.43 แนวโน้มความเสี่ยงทางสุขภาพ ในระยะเวลา 15 วัน