บทที่ 4 ผลการวิจัย

4.1 การตรวจจับการนั่งนิ่ง

การตรวจจับการนั่งนิ่ง ประกอบด้วยการทดลอง 2 ส่วน ได้แก่ การเลือกคุณลักษณะ และการจำแนก ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองในหัวข้อนี้ คือ วิธีการสร้างตัวจำแนกที่น่าพอใจที่สุด สำหรับการตรวจจับการนั่งนิ่ง

4.1.1 การเลือกคุณลักษณะ

จากผลการทดลอง ตามบทที่ 3.2.3 ผู้วิจัยได้ผลลัพธ์ดังต่อไปนี้

ก. Independent Samples T-test

ผลลัพธ์ที่ได้จาก Independent Samples T-test มีความคล้ายคลึงกัน โดย Levene's Test แสดงให้เห็นว่า ทุกคุณลักษณะมีความแตกต่างในความแปรปรวนภายใต้ประเภทของข้อมูลที่แตกต่างกัน (*Move* และ *Still*) ค่าความผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญ (Significant Error) ของทุกคุณลักษณะ มีค่าน้อยกว่า 0.0001 (ตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.1) ซึ่งบ่งชี้ว่า คุณลักษณะทั้งหมดมีความเกี่ยวพันธ์กับประเภทของข้อมูล บนระดับความเชื่อมั่นที่ 99.99% กล่าวคือ ทุกคุณลักษณะสามารถนำมาใช้ทำนายประเภทของข้อมูลได้ อย่างไรก็ตาม เนื่องจากค่าความผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญมีค่าที่ต่ำมาก ผู้วิจัยจึงไม่สามารถจัดลำดับความสำคัญของคุณลักษณะได้ ว่าคุณลักษณะใดมีความสำคัญมากที่สุด

Method	Variances	DF	t Value	Pr > |t|
Pooled	Equal	1324	31.65	<.0001
Satterthwaite	Unequal	674.1	31.65	<.0001

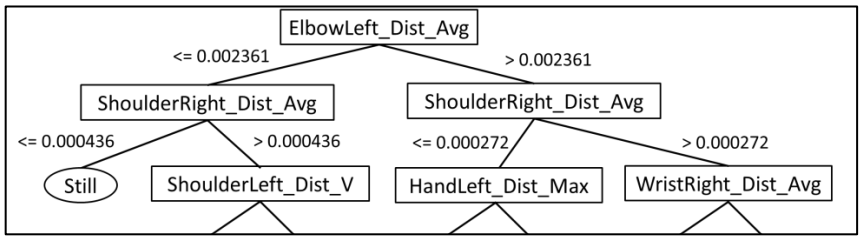
Equality of Variances				
Method	Num DF	Den DF	F Value	Pr > F
Folded F	662	662	109.40	<.0001

รูปที่ 4.1 Independent Samples T-test ในโปรแกรม SAS Enterprise Guide
(ตัวแปรอิสระ = *Class*, ตัวแปรตาม = *Head_Dist_Avg*)

ข. D-Tree, Optimal Decision Nodes

จากการทดลองสร้างโมเดลด้วย D-Tree (รูปที่ 4.2) โดยใช้คุณลักษณะทั้งหมด ผู้วิจัยพบว่าคุณลักษณะ 5 คุณลักษณะเด่นที่อยู่ระดับบนสุดของต้นไม้ ได้แก่

{ *ElbowLeft_Dist_Avg*, *ShoulderRight_Dist_Avg*, *ShoulderLeft_Dist_V*, *HandLeft_Dist_Max*, *WaistRight_Dist_Avg* }

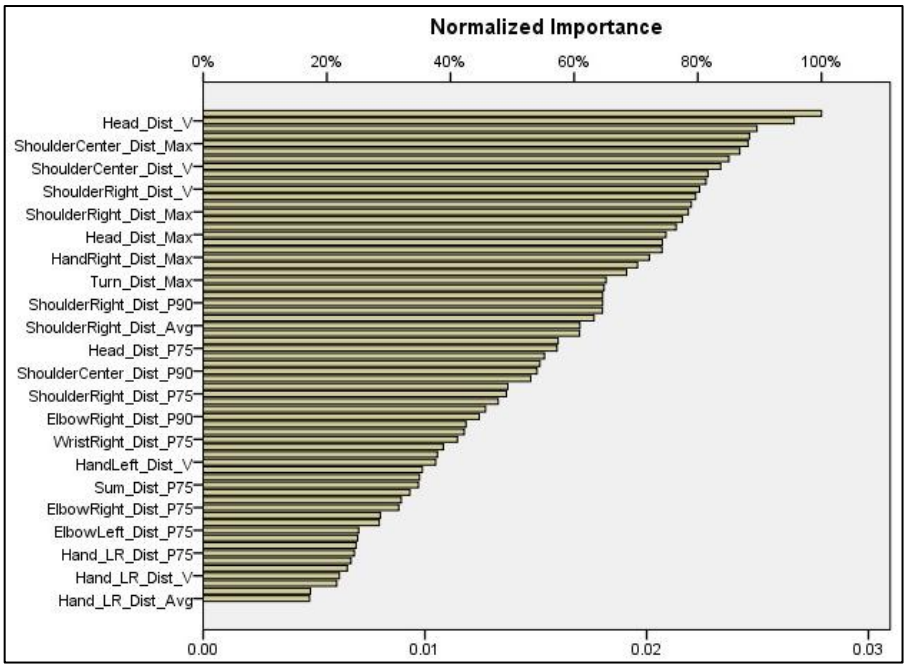


รูปที่ 4.2 D-Tree ที่สร้างจากคุณลักษณะทั้งหมด

ค. Neural Network และ Normalize Importance (SPSS)

จากการทดลองสร้างโมเดลด้วย Neural Network ในโปรแกรม SPSS คุณลักษณะที่ถูกระบุว่ามีความสำคัญมากที่สุด 5 อันดับแรก ใน Normalized Importance (รูปที่ 4.3) ได้แก่

{ *Head_Dist_V*, *ShoulderCenter_Dist_Max*, *ShoulderRight_Dist_V*, *ShoulderRight_Dist_V*, *ShoulderRight_Dist_Max* }

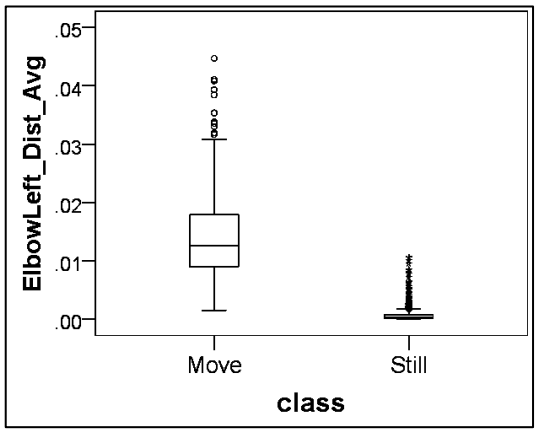


รูปที่ 4.3 Normalized Importance ที่ได้จากการสร้างโมเดลด้วย Neural Network ในโปรแกรม SPSS

ง. Boxplot

จากการพล็อตกราฟด้วย Boxplot (เช่น รูปที่ 4.4) ผู้วิจัยพบว่าคุณลักษณะที่น่าสนใจ ที่สามารถแสดงผลต่างระหว่างข้อมูล 2 ประเภท บน Boxplot ได้ชัดเจน ได้แก่

{ *ElbowLeft_Dist_Avg*, *ElbowRight_Dist_Avg*, *ShoulderRight_Dist_Avg*, *Head_Dist_Avg*, *ElbowRight_Dist_V* }



รูปที่ 4.4 Boxplot ที่แสดงผลต่างใน *ElbowLeft_Dist_Avg* ระหว่างข้อมูล 2 ประเภท

จากผลลัพธ์ที่ได้ด้วยวิธีการดังที่กล่าวมา ผู้วิจัยได้จัดชุดของคุณลักษณะ (Sets of Features) ออกมาหลายชุด ด้วยการผสมคุณลักษณะต่างๆที่ได้จากคำแนะนำ โดยจัดให้มีความหลากหลาย และผู้วิจัยยังคำนึงถึงว่า ชุดของคุณลักษณะที่จัดขึ้นควรมีความเหมาะสม คือ มีประเภทของคุณลักษณะที่เหมือนกัน (เช่น เป็นความแปรปรวนทั้งหมด หรือเป็นค่าเฉลี่ยทั้งหมด) และมีความสมเหตุสมผลในทางตรรกะ (เช่น แทนที่จะใช้ { *ElbowLeft_Dist_Avg*, *ShoulderRight_Dist_V* } ตามคำแนะนำที่ได้จาก D-Tree ตรงๆ ก็เปลี่ยนไปใช้ { *ElbowLeft_Dist_Avg*, *ElbowRight_Dist_Avg* } หรือ { *ShoulderLeft_Dist_V*, *ShoulderRight_Dist_V* } แทน

4.1.2 การจำแนก

ชุดของคุณลักษณะแต่ละชุด ได้ถูกนำไปสร้างโมเดลการจำแนกด้วยวิธีการต่างๆ 4 วิธี ดังที่กล่าวไว้ในบทที่ 3.2.3 การฝึกฝนและทดสอบได้ทำขึ้นโดยใช้วิธี 10-fold Cross Validation เพื่อป้องกันการเกิด Overfitting จากผลการทดลอง ผู้วิจัยพบว่าอัตราความแม่นยำในการจำแนก จะถึงจุดที่เหมาะสมที่สุดเมื่อใช้จุดบนร่างกาย คือ { *Head_Dist_Avg*, *ElbowLeft_Dist_Avg*, *ElbowRight_Dist_Avg* }

ข้อศอกเป็นจุดที่มีความสำคัญที่สุด ซึ่งทราบจากการเลือกคุณลักษณะ ดังนั้น จุด *ElbowLeft* และ *ElbowRight* จึงถูกพิจารณาเป็นอันดับแรก ส่วนจุดหัว คือ *Head* ได้ถูกเพิ่มเข้ามา เพื่อให้โมเดล

สามารถครอบคลุมร่างกายส่วนบนเกือบทั้งร่างกายได้ (ผู้วิจัยพบว่า บางอิริยาบถของการเคลื่อนไหวข้อศอกจะไม่ขยับ แต่ส่วนหัวจะขยับ)

ตารางที่ 4.1 ได้แสดงให้เห็นว่า อัตราความแม่นยำที่ได้จากการผสมผสานเทคนิคต่างๆ ทุกสายงานล้วนเป็นที่น่าพึงพอใจ ขณะที่ระยะเวลาประมวลผลของโมเดลแบบต่างๆมีน้อยมาก จนไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยยะสำคัญ

ตารางที่ 4.1 อัตราความแม่นยำในการจำแนก เพื่อตรวจจับการนั่งนิ่ง
ที่อาศัยจุดบนร่างกาย { Head_Dist_Avg, ElbowLeft_Dist_Avg, ElbowRight_Dist_Avg}

Method	Normalization		
	Non	GMM	PMM
D-Tree	98.11%	* 98.04%	97.66%
Bays	98.19%	98.19%	95.17%
KNN (K5)	96.83%	98.27%	96.08%
NN	98.04%	98.04%	96.00%

ผู้วิจัยได้พิจารณาต่อถึงความผิดพลาดเชิงบวกและเชิงลบของโมเดล โดยในการตรวจจับการนั่งนิ่งมุ่งเน้นการจับการเคลื่อนไหวเพื่อหยุดสภาวะการนั่งนิ่งต่อเนื่อง (*Positive = Move*) ดังนั้น

- **ความผิดพลาดเชิงบวก (False Positive)** หมายถึงการที่ผู้ใช้นั่งนิ่ง แต่ระบบตีความว่าผู้ใช้มีการเคลื่อนไหว
- **ความผิดพลาดเชิงลบ (False Negative)** หมายถึงการที่ผู้ใช้มีการเคลื่อนไหว แต่ระบบตีความว่าผู้ใช้นั่งนิ่ง

สำหรับระบบติดตามสุขภาพ ผู้วิจัยเห็นว่าความผิดพลาดเชิงลบเป็นสิ่งที่ยอมรับได้มากกว่าความผิดพลาดเชิงบวก เพราะงานวิจัยทางการยศาสตร์สนับสนุนว่าผู้ทำงานควรมีการเคลื่อนไหวร่างกายอย่างสม่ำเสมอ และระบบที่นำเสนอสร้างขึ้นเพื่อสนับสนุนให้มีการเคลื่อนไหวร่างกายเพียงพอความจำเป็นขั้นต่ำ ดังนั้นแล้ว เมื่อความผิดพลาดเชิงลบเกิดขึ้น จะกระตุ้นให้ผู้ทำงานมีการเคลื่อนไหวร่างกายมากกว่าความจำเป็นขั้นต่ำ ซึ่งไม่น่ามีผลเสียใดๆ ในขณะที่ความผิดพลาดเชิงบวกจะทำให้ผู้ใช้เคลื่อนไหวร่างกายไม่เพียงพอต่อความต้องการ ซึ่งเป็นผลเสียต่อสุขภาพอย่างเห็นได้ชัด

เมื่ออ้างอิงหลักการดังกล่าว หากวิเคราะห์ข้อมูลความถูกต้องและความผิดพลาดในการตรวจจับที่ได้ดังตารางที่ 4.2 จะเห็นได้ว่า โมเดลที่ดีที่สุดที่ถูกกล่าวถึงในบทที่ 4.1 มีความผิดพลาดเชิงบวกและเชิงลบ อยู่ที่ 12 และ 14 ฟีด จากข้อมูลทดสอบจำนวน 1,326 ฟีด

ตารางที่ 4.2 ข้อมูลความถูกต้องและความผิดพลาดในการตรวจจับการนั่งนิ่ง

			Predicted-Actual			
			M-M	*S-S*	*M-S*	*S-M*
Model	**Normalization**	**Accuracy**	**True+**	**True-**	**False+**	**False-**
D-Tree	NoN	98.11%	650	651	12	13
	GMM	98.04%	649	651	12	14
	PMM	97.66%	646	649	14	17
Bays	NoN	98.19%	660	642	21	3
	GMM	98.19%	660	642	21	3
	PMM	95.17%	622	640	23	41
KNN (K5)	NoN	96.83%	643	641	22	20
	GMM	98.27%	651	652	11	12
	PMM	96.00%	638	635	28	25
NN	NoN	98.04%	655	645	18	8
	GMM	98.04%	655	645	18	8
	PMM	96.08%	644	630	33	19

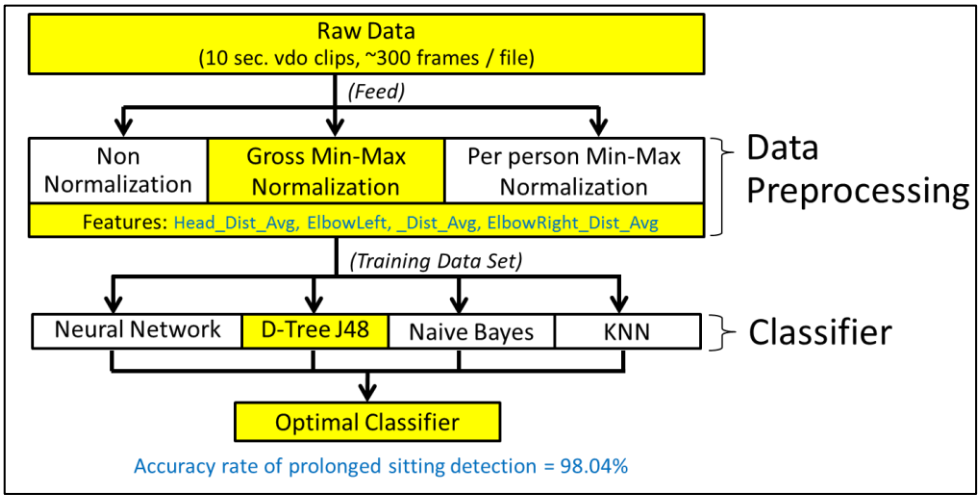
*** Total = 1,326 feeds*

เมื่อวิเคราะห์จากตารางแล้ว โมเดลที่น่าพอใจที่สุด ควรจะลดค่าความผิดพลาดเชิงบวกให้เหลือน้อยที่สุด ซึ่งโมเดลดังกล่าว คือ KNN (N=5) และ D-Tree ที่ใช้การ Normalization แบบ GMM ซึ่งโมเดลทั้งสองมีความแม่นยำ และความผิดพลาดเชิงบวกที่ใกล้เคียงกันมาก

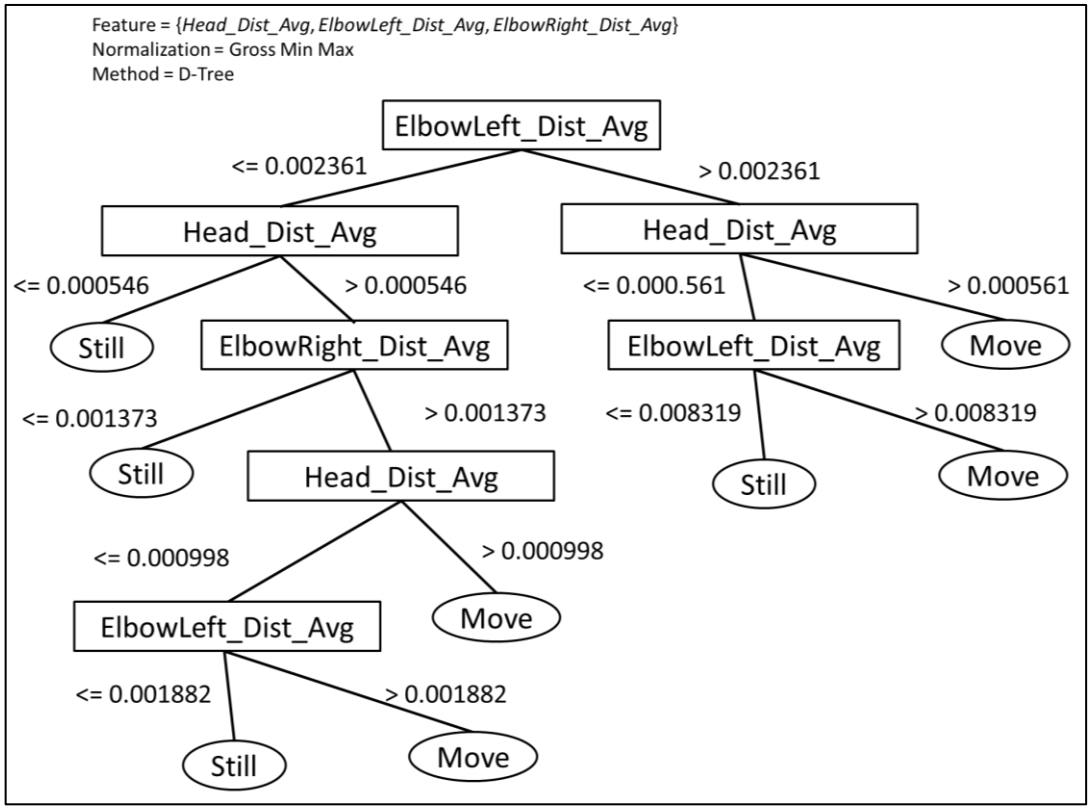
ในกรณีที่โมเดลมีความแม่นยำ และข้อผิดพลาดใกล้เคียงกัน ผู้วิจัยเห็นว่าในการเลือกโมเดลที่น่าพอใจที่สุด สมควรเลือกโมเดลที่เรียบง่าย และดูแล้วเข้าใจที่มาได้

การ Normalization เป็นสิ่งจำเป็น ในการรับมือกับปัญหาเรื่องความแตกต่างในขนาดตัวของผู้ใช้ หากนำ PMM มาใช้ ระบบจะต้องจดจำค่าสูงสุดและต่ำสุดของผู้ใช้แต่ละคน ขณะเดียวกัน หากนำ GMM มาใช้ ระบบจะสามารถทำงานกับผู้ใช้ใดๆได้เลย โดยอาศัยค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดที่มีอยู่แล้วจากชุดข้อมูลฝึกฝน ดังนั้น การ Normalization แบบ GMM จะทำให้ระบบมีความแข็งแรงมากกว่า

สำหรับวิธีการจำแนก D-Tree ได้ถูกเลือกเป็นวิธีการสร้างโมเดลที่น่าพอใจที่สุด เนื่องจากเหตุผลสนับสนุนว่าเป็นโมเดลจะสามารถอ่านเข้าใจและรู้ที่มาที่ไปได้ ดังนั้นแล้ว ตัวจำแนกที่น่าพอใจที่สุดจึงถูกสร้างขึ้นโดยอาศัยจุดบนร่างกาย ได้แก่ { Head_Dist_Avg, ElbowLeft_Dist_Avg, ElbowRight_Dist_Avg } โดยทำการ Normalization แบบ GMM และสร้างโมเดลแบบ D-Tree ซึ่งอัตราความแม่นยำที่ได้ อยู่ที่ 98.04% ซึ่งสรุปได้ดังรูปที่ 4.5 และโมเดลมีโครงสร้างดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.5 สายงานที่ได้ตัวจำแนกที่น่าพอใจที่สุด (Optimal Workflow)



รูปที่ 4.6 ตัวจำแนกที่น่าพอใจที่สุด (Optimal Classifier)

4.2 การตรวจจับท่าทาง

ผลลัพธ์ที่ได้จากทดลองเรื่องการตรวจจับท่าทาง คือ อัตราความแม่นยำของทฤษฎีที่ใช้ในการอ่านองศาร่างกาย รวมถึงโมเดลค่าคงที่ที่ใช้ในการจับการเปลี่ยนแปลงในท่าทางของผู้ใช้ ผู้วิจัยได้นำระบบไปทดสอบในสภาพแวดล้อมการทำงานจริง กับอาสาสมัครจำนวน 10 คน โดยให้ปฏิบัติท่าทางต่างๆ ท่าละ 100 ครั้ง และดูว่าระบบสามารถตรวจจับได้ถูกต้องกี่ครั้ง

สำหรับการตรวจจับการลุกนั่ง และการลุกออกไปพัก ระบบสามารถตรวจจับได้ด้วยอัตราความแม่นยำ 100% ตราบเท่าที่โครงร่างของมนุษย์สามารถเห็นได้จากกล้อง (ผู้ใช้ไม่หลุดออกจากขอบเขตการตรวจจับของกล้อง) ส่วนท่าทางอื่นๆ ได้อัตราความแม่นยำ ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.3 อัตราความแม่นยำในการตรวจจับท่าทาง

user	setup	gender	height	Pitch	NotPitch	TwistL	TwistR	NotTwist
1	1	M	178	100%	100%	82%	96%	100%
2	1	M	178	93%	100%	77%	98%	100%
3	1	F	155	97%	100%	84%	94%	100%
4	1	M	175	92%	100%	72%	93%	100%
5	1	F	170	96%	100%	79%	95%	100%
6	2	F	150	100%	100%	94%	87%	100%
7	2	M	180	92%	100%	91%	85%	100%
8	2	M	173	84%	100%	83%	87%	100%
9	2	F	162	91%	100%	98%	90%	97%
10	2	F	160	100%	100%	100%	91%	100%

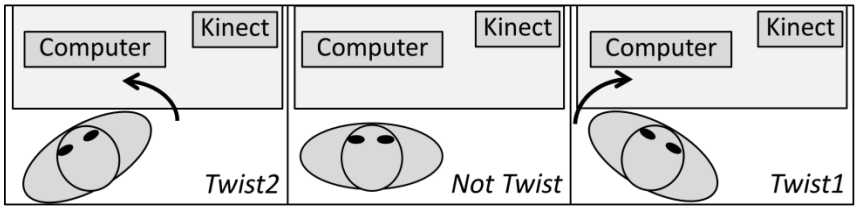
ระบบได้ถูกทดสอบด้วยการติดตั้งระบบ 2 แบบ ในแบบที่ 1 (*setup = 1*) กล้องได้ถูกตั้งไว้ทางตะวันออกเฉียงเหนือของผู้ใช้ (ดังรูปที่ 3.2 การติดตั้งที่แนะนำ) ส่วนในแบบที่ 2 (*setup = 2*) กล้องได้ถูกตั้งไว้ทางตะวันตกเฉียงเหนือ ทั้งนี้ เนื่องจากผู้วิจัยสังเกตว่าความแม่นยำในการตรวจจับการบิดตัว (องศาการหัน) น่าจะได้รับผลกระทบจากทิศทางของกล้อง กล่าวคือ เวลาที่กล้องตั้งอยู่ทางขวา ระบบจะตรวจจับการบิดตัวทางขวาได้ดีกว่าการบิดตัวทางซ้าย ดังที่เห็นได้จากตารางว่า ข้อมูล 5 ตัวอย่างแรก ความแม่นยำในการตรวจจับการบิดตัวทางขวา (*TwistR*) จะมีค่าสูงกว่าความแม่นยำในการตรวจจับการบิดตังทางซ้าย (*TwistL*)

เพื่อพิสูจน์สมมุติฐานดังกล่าวนี้ ผู้วิจัยได้แปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบดังตารางที่ 4.3 โดย *Twist1* หมายถึง ความแม่นยำในการตรวจจับการบิดตัว เมื่อผู้ใช้บิดเข้าหาทิศทางที่ตั้งกล้อง (รูปที่ 4.7 ภาพซ้าย) ขณะที่ *Twist2* หมายถึง การบิดตัวในที่ทิศทางที่ตรงกันข้ามกับกล้อง (รูปที่ 4.7 ภาพขวา) ส่วน *delta* หมายถึง ผลต่างในอัตราความแม่นยำ (*Twist1 – Twist2*)

เมื่อข้อมูลอยู่ในรูปดังกล่าว สมมุติฐานว่าง คือ “delta = 0” ได้ถูกทดสอบ ด้วย One-Sample T-test และผลลัพธ์ คือ สมมุติฐานว่างได้ถูกปฏิเสธโดยค่าความผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญน้อยกว่า 0.001 และสรุปได้ว่า อัตราความแม่นยำของการบิดตัวเข้าหากล้อง สูงกว่าการบิดตัวไปในทิศทางตรงกันข้ามที่ประมาณ 10.79%.

ตารางที่ 4.4 อัตราความแม่นยำในการตรวจจับท่าทาง ที่ถูกแปลงรูป

user	gender	height	Pitch	NotPitch	Twist1	Twist2	**delta**	NotTwist
1	M	178	100%	100%	96%	82%	**14%**	100%
2	M	178	93%	100%	98%	77%	**21%**	100%
3	F	155	97%	100%	94%	84%	**10%**	100%
4	M	175	92%	100%	93%	72%	**21%**	100%
5	F	170	96%	100%	95%	79%	**16%**	100%
6	F	150	100%	100%	94%	87%	**7%**	100%
7	M	180	92%	100%	91%	85%	**6%**	100%
8	M	173	84%	100%	83%	87%	**-4%**	100%
9	F	162	91%	100%	98%	90%	**8%**	97%
10	F	160	100%	100%	100%	91%	**9%**	100%
	Mean	**168**	**94.50%**	**100.00%**	**94.19%**	**83.40%**	**10.79%**	**99.70%**



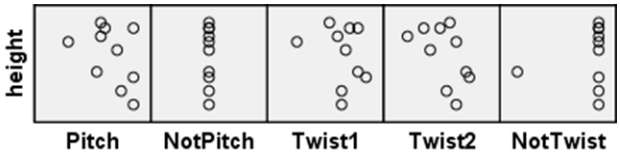
รูปที่ 4.7 การบิดตัว

ผู้วิจัยได้ใช้ Independent Samples T-test เพื่อตรวจหาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการตรวจจับ (ตารางที่ 4.4) เช่น การตั้งกล้อง หรือเพศของผู้ใช้ อย่างไรก็ตามค่าความผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญทุกค่า ล้วนสูงกว่า 0.05 ซึ่งการปฏิเสธสมมุติฐานว่างล้มเหลว และนำไปสู่ข้อสรุปว่า เพศของผู้ใช้งาน และการตั้งกล้อง จะไม่ส่งผลกระทบต่ออัตราความแม่นยำในการตรวจจับท่าทางใดๆ ยกเว้นเพียงความแม่นยำของการตรวจจับการบิดตัวไปทิศตรงข้ามกับกล้อง (*Twist2*) ที่ระบบตรวจจับได้ดีกว่า เมื่อใช้การตั้งกล้องแบบที่ 1 (*setup = 1*) ส่วนอัตราความแม่นยำของการตรวจจับ “การไม่ก้มหน้า” อยู่ที่ 100% และค่าความผิดพลาดอย่างมีนัยสำคัญไม่สามารถหาได้

ตารางที่ 4.5 ค่าความผิดพลาดอย่างมีนัยยะสำคัญ
จากการใช้ Independent Samples T-test หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร

	Pitch	NotPitch	Twist1	Twist2	NotTwist
setup	0.53	N/A	0.538	0.004	0.724
gender	0.167	N/A	0.199	0.148	0.374

สำหรับความสัมพันธ์ระหว่างอัตราความแม่นยำในการตรวจจับท่าทางใดๆ กับความสูงของผู้ใช้ ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์โดยอาศัยการพล็อตข้อมูลด้วยกราฟจุด (Scatter Plot) ดังรูปที่ 4.8 แต่ไม่พบรูปแบบใดๆ จากกราฟ (เช่น ความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง หรือเส้นโค้ง) ซึ่งนำไปสู่ข้อสรุปว่า อัตราความแม่นยำในการตรวจจับท่าทางใดๆ ไม่ได้รับผลกระทบจากความสูงของผู้ใช้



รูปที่ 4.8 กราฟจุดที่บอกความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร
(แนวตั้ง คือ ความสูงของผู้ใช้, แนวนอน คือ อัตราความแม่นยำของการตรวจจับท่าทางใดๆ)

4.3 การใช้งาน และระดับการยอมรับ

จากการทดลองดังที่กล่าวในบทที่ 3.3.5 ผู้วิจัยได้เก็บผลคะแนนจากอาสาสมัคร โดยถามความเห็นว่าผู้ใช้คิดว่าระบบมีประโยชน์หรือไม่ (Usefulness) ใช้งานง่ายหรือไม่ (Ease of Use) และพึงพอใจกับแนวคิดของระบบหรือไม่ (Satisfaction) ซึ่งได้ผลออกมาดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.6 ข้อมูลเรื่องการใช้งาน และระดับการยอมรับ

user	gender	Useful	Easy	Satisfaction
1	M	9	9	9
2	M	9	8	8
3	F	10	10	10
4	M	10	9	10
5	F	10	10	10
6	F	10	8	10
7	M	10	10	9
8	M	8	8	9
9	F	8	10	8
10	F	10	10	10
	Mean	9.40	9.20	9.30

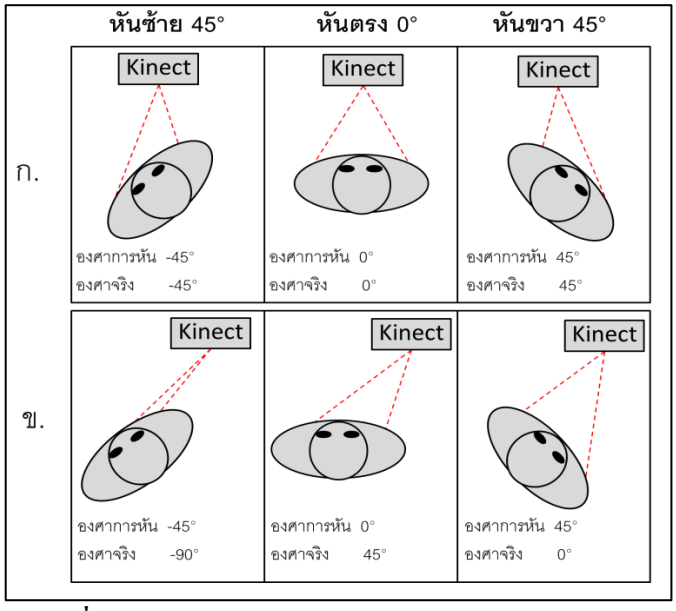
จากการทดสอบสมมุติฐานต่างๆด้วย Independent Samples T-test สมมุติฐานว่างได้ถูกปฏิเสธ และได้ข้อสรุปว่า ไม่มีความแตกต่างในเรื่องการใช้งาน และระดับการยอมรับ ระหว่างผู้ใช้ที่เป็นผู้ชายกับผู้หญิง

4.4 อภิปรายผล

จากการนำระบบที่สมบูรณ์ไปทดสอบในสภาพแวดล้อมการทำงานจริง ผู้วิจัยพบว่าระบบสามารถทำงานได้ในสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย และสามารถทำงานได้ค่อนข้างมีเสถียรภาพ ต่อผู้ใช้ที่มีลักษณะแตกต่างกันในด้านขนาดร่างกาย ความสูง อายุ หรือเพศ และจากการทดสอบระบบต้นแบบ ผู้วิจัยค้นพบประเด็นต่างๆ ที่น่าสนใจ ดังนี้

4.4.1 ข้อจำกัดด้านทัศวิสัย

จากผลการทดสอบตามในบทที่ 4.2 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการบิดตัวทั้งสองข้าง มีค่าความแม่นยำแตกต่างกันอย่างมีนัยยะสำคัญ ผู้วิจัยสันนิษฐานว่าสาเหตุน่าจะมาจากทัศนวิสัยของกล้อง กล่าวคือ สภาพการติดตั้ง ทำให้กล้อง Kinect มองเห็นส่วนต่างๆ ของร่างกายได้ชัดเจนไม่เท่ากัน ซึ่งเป็นสมมุติฐานที่เป็นไปได้สูง เพราะกล้อง Kinect จะตรวจจับโครงร่างของมนุษย์ได้ดีเมื่อผู้ใช้หันตรงเข้าหากล้อง (รูปที่ 4.9 ก. ภาพกลาง) ดังนั้น เมื่อกล้องติดตั้งอยู่ด้านขวาของผู้ใช้ 45° (รูปที่ 4.9 ข.) การที่ผู้ใช้บิดตัวไปทางขวา จะเสมือนเป็นการหันตรงเข้าหากล้อง ในขณะการการบิดตัวไปทางซ้าย จะเสมือนหันข้างเข้าหากล้อง ซึ่งกล้องน่าจะตรวจจับจุดบนร่างกายโดยเฉพาะจุดไหล่ซ้ายได้ยากขึ้น



รูปที่ 4.9 การมองเห็นของกล้อง กับการบิดตัวของผู้ใช้
(ก. คือ การติดตั้งในอุดมคติ, ข. คือ การติดตั้งที่แนะนำ)

4.4.2 อิทธิพลของท่าทางเริ่มต้น

ระบบที่นำเสนอ คำนวณการเปลี่ยนแปลงในองศาร่างกาย โดยใช้การเปรียบเทียบองศาร่างกาย ณ เวลาใดๆ กับองศาของท่าทางเริ่มต้น (บทที่ 3.3.3) ดังนั้นแล้ว คุณภาพของท่าทางเริ่มต้นจะมีผลต่อประสิทธิภาพการตรวจจับ ผู้ใช้จึงต้องมีความรู้เรื่องท่าทางที่ถูกสุขลักษณะตามหลักการยศาสตร์ และต้องมีความเข้าใจในการใช้กล้อง Kinect กล่าวคือ ในระหว่างจดจำท่าทาง จะต้องนั่งตัวตรงไม่ก้มหน้า มองตรงไปข้างหน้า และต้องสั่งให้ระบบจดจำท่าทางเมื่อโครงร่างเริ่มเสถียร

การจดจำท่าทางเริ่มต้นมีความจำเป็นในขณะนี้ เพราะผู้วิจัยยังไม่สามารถหาแนวทางอื่นเพื่อระบุแนวระนาบ และองศาการหันเริ่มต้นได้ กล่าวคือ หากไม่มีท่าทางเริ่มต้น ระบบจะไม่สามารถทราบได้เลยว่าองศาคอที่เวลาๆใด หมายถึงการก้มหน้า หรือการไม่ก้มหน้า องศาการหันที่เวลาใดๆ หมายถึงการนั่งตัวตรง หรือการนั่งบิดตัว รวมถึงระยะห่างเท่าใดที่จะบอกได้ว่าผู้ใช้ลุกออกไปพัก

4.4.3 ความอ่อนไหวต่อแกน Z (Sensitivity to Z-Axis)

สมมุติฐานว่า ระหว่างผู้ใช้อยู่ใกล้และอยู่ไกล ความสามารถในการตรวจจับท่าทางจะมีความแม่นยำไม่เท่ากัน และการตรวจจับน่าจะเกิดข้อผิดพลาดจากแกน Z ได้มากกว่าแกน X และ Y

การทดสอบระบบที่จัดทำขึ้น จัดทำในสภาพแวดล้อมที่ผู้ใช้อยู่ห่างประมาณ 1-2 เมตร จึงยังไม่พบความอ่อนไหวต่อแกน Z ที่ชัดเจน แต่การวิเคราะห์ดังกล่าวจะมีความสำคัญ สำหรับงานในอนาคตที่ต้องการตรวจจับท่าทางของผู้ใช้ที่ลุกออกไปในระยะเกินกว่า 2 เมตร ผู้วิจัยจึงขอเสนอแนะให้เก็บข้อมูลตัวอย่าง และวิเคราะห์หาด้วยวิธีทางสถิติ เช่น Independent Samples T-test เพื่อดูว่าความแม่นยำในการตรวจจับ ได้รับผลกระทบจากระยะห่างจากกล้องหรือไม่

4.4.4 การประเมินผลการสร้างมโนภาพ (Visualization Evaluation)

ผู้วิจัยไม่ได้ทำการประเมินผลการสร้างมโนภาพโดยตรง แต่ประเมินระบบเป็นภาพรวม (บทที่ 4.3) อย่างไรก็ตาม เนื่องจากการสร้างมโนภาพเป็นส่วนสำคัญส่วนหนึ่งของระบบ ผู้วิจัยจึงเห็นว่าสมควรมีการประเมินผลการสร้างมโนภาพอย่างละเอียดในอนาคต

ก. เทคนิคที่สามารถนำมาใช้

จากการทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการประเมินผลการสร้างมโนภาพ การสร้างมโนภาพที่ดีจะช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึง จดจำ และตีความข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น [164] โดยในการประเมิน สามารถอาศัยเทคนิคต่างๆ ดังนี้

1. <u>การทดสอบภายใต้สภาพแวดล้อมที่มีการควบคุม</u>

   ยกตัวอย่างเช่น งานของ Chen et al. [165, 166] ที่หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ ได้แก่ เครื่องมือ งาน ข้อมูล และประเภทของผู้ใช้ กับตัวแปรตาม ได้แก่ ความแม่นยำ และประสิทธิภาพ โดยความแม่นยำวัดจากความถูกต้องในการตีความข้อมูล และประสิทธิภาพวัดจากเวลาที่ใช้ในการปฏิบัติงานดังกล่าว โดยเทียบกับเวลาที่ตั้งเป็นมาตรฐานไว้ อีกตัวอย่างหนึ่ง คือ งานของ Kobsa et al. [167] ที่ประเมินผลระบบการสร้างมโนภาพที่แตกต่างกัน 3 ระบบ โดยทดลองกับการปฏิบัติงานต่างๆ ซึ่งงานดังกล่าวมีการตั้งคำตอบเตรียมไว้ การประเมินผลทำโดยเปรียบเทียบเวลาที่ผู้ใช้ ใช้เพื่อหาคำตอบของคำถามที่ตั้งไว้ และความถูกต้องของคำตอบที่ได้

2. <u>การประเมินการใช้งาน</u>

   เป็นการประเมินที่ให้ความสำคัญกับส่วนเชื่อมต่อของผู้ใช้ โดยอาศัยการสังเกตการใช้งานภายใต้การปฏิบัติงานที่ออกแบบไว้ ยกตัวอย่างเช่น การใช้เทคนิคการคิดออกเสียง (Think Aloud Protocol) [168] ที่ให้ผู้ใช้แก้ไขปัญหา พร้อมกับพูดสิ่งที่คิดไปด้วย เพื่อดูวิธีการคิดวิเคราะห์ของผู้ใช้ในขณะที่ใช้งานระบบ ซึ่งเหมาะจะใช้หาจุดบกพร่องต่างๆ เช่น จุดที่ไม่ชัดเจนของมโนภาพ ที่อาจทำให้ผู้ใช้ตีความหมายของข้อมูลผิดไป

3. <u>การศึกษาภาคสนาม และการศึกษาระยะยาว</u>

   เป็นการศึกษาที่ให้ความสำคัญกับ สิ่งที่เรียนรู้และค้นพบได้จากมโนภาพ โดยในแต่ละวัน จะให้ผู้ใช้เขียนสิ่งที่เรียนรู้ได้จากข้อมูลเป็นบันทึกสั้นๆ ผู้ใช้จะได้รับการฝึกฝนการใช้มโนภาพอย่างต่อเนื่อง และจะค่อยๆมีความชำนาญมากขึ้น บันทึกที่ได้จะถูกนำไปวิเคราะห์โดยผู้เชี่ยวชาญ เพื่อดูว่าความสามารถในการแก้ไขปัญหา และสิ่งที่เรียนรู้จากข้อมูลผ่านทางมโนภาพ มีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงเป็นอย่างไร [169]

ข. สิ่งบ่งชี้ความสำเร็จของมโนภาพ

ความสำเร็จของมโนภาพ [164, 170] มีองค์ประกอบสำคัญดังนี้

1. <u>ในระยะยาว สามารถทำให้ผู้ใช้มองเห็นมุมมองใหม่ๆในข้อมูลเดิม</u>

   การค้นพบ (Discovery) ส่วนใหญ่ไม่ได้สิ่งที่เกิดขึ้นทันทีทันใด แต่เกิดจากการเรียนรู้และจัดการกับข้อมูลเดิมซ้ำๆ เหมือนเช่นที่นักชีววิทยาศึกษาข้อมูลชุดเดิมอยู่หลายสัปดาห์หรือหลายเดือนเพื่อหารูปแบบของยีน กล่าวคือ ธรรมชาติของการเรียนรู้จะเริ่มจากการทำความเข้าใจ ทำความคุ้นเคย และหามุมมองใหม่ๆจากสิ่งสิ่งเดิม จนเกิดเป็นการค้นพบ

   การประเมินผลมโนภาพส่วนใหญ่จะเป็นการสังเกตระยะสั้น และผู้ใช้ระบบมักเป็นมือใหม่ที่ยังไม่เข้าใจเครื่องมือเท่าที่ควร ทำให้ความสนใจของผู้ใช้ไปอยู่ที่ส่วนเชื่อมต่อแทนการสนใจในสิ่งที่เห็นได้จากข้อมูล ซึ่งขณะที่การประเมินผลระยะยาว จะเป็นการประเมินที่มีประสิทธิภาพมากกว่า เพราะช่วยให้เห็นถึงพฤติกรรมที่เปลี่ยนไปของผู้ใช้ และเห็นถึงผลกระทบที่เกิดจากการสร้างมโนภาพ อย่างไรก็ตามการประเมินในระยะยาวเป็นสิ่งที่สิ้นเปลือง และยากที่จะปฏิบัติ รวมถึงจำเป็นต้องมีแนวทางการเก็บข้อมูลที่มีประสิทธิภาพ เพื่อนำข้อมูลเดิมกลับมาศึกษาซ้ำในอนาคต

2. <u>สามารถตอบโจทย์ ที่ไม่มีโจทย์</u>

   “ตอบโจทย์ ที่ไม่มีโจทย์” หมายถึง การที่ผู้ใช้มโนภาพสามารถค้นพบสิ่งใหม่ๆ ที่เป็นคำตอบของคำถามที่ไม่ได้ถูกตั้งไว้ หรือไม่เคยคิดด้วยซ้ำว่าจะมีคำถามดังกล่าวอยู่ คือการที่มโนภาพสามารถนำไปสู่การค้นพบที่ไม่คาดคิด ซึ่งจะมีประโยชน์อย่างมากเมื่อวิเคราะห์งานที่ประเด็นมีความน่าสนใจ และมีการสนับสนุนให้ผู้ใช้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลและรายงานสิ่งที่พบเจออย่างอิสระ

3. <u>เพิ่มโอกาสในการค้นพบ และการกระตุ้นความสนใจ</u>

   งานวิจัยส่วนมากจะให้ความสำคัญกับการประเมินเวลาที่ใช้ปฏิบัติงาน และปริมาณข้อผิดพลาด อย่างไรก็ตาม สิ่งที่งานวิจัยส่วนมากมักละเลย คือ การศึกษาปัจจัยที่ก่อให้เกิดข้อผิดพลาด เช่น ผลกระทบจากส่วนเชื่อมต่อผู้ใช้ ที่ทำให้เกิดการตีความข้อมูลผิดไป รวมถึงการศึกษาในโอกาสที่จะก่อให้เกิดการค้นพบแนวโน้มหรือสิ่งใหม่ๆจากข้อมูล และอีกปัจจัยสำคัญที่ควรหาทางประเมิน คือ ความสามารถของมโนภาพในการกระตุ้นให้ผู้ใช้ตื่นตัวต่อข้อมูล สามารถจดจำรายละเอียดได้ดีขึ้น และส่งผลให้ใช้ความคิดตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ

4.5 การประเมินระบบโดยผู้เชี่ยวชาญ

ภายหลังระบบพัฒนาจนแล้วเสร็จ ผู้วิจัยได้สอบถามความเห็นจาก รศ.พญ. ปิยะภัทร เดชพระธรรม ผู้เชี่ยวชาญด้านเวชศาสตร์ฟื้นฟู ซึ่งได้รับคำแนะนำ และความเห็นที่มีต่อระบบ โดยรายละเอียดเพิ่มเติมของการประเมิน สามารถดูได้จากภาคพนวก ค.

4.5.1 ประเด็นทั่วไป

- ผู้เชี่ยวชาญมีความเห็นว่าระบบติดตามโรคคนทำงานออฟฟิศจะช่วยเตือนสติผู้ทำงานให้ระวังสุขภาพการนั่งได้ ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญมาก เพราะในการรักษาโรคคนทำงานออฟฟิศ แพทย์พบปัญหาว่าผู้ป่วยที่รับการรักษาจำนวนมาก ที่อาการทุเลาแล้ว ก็กลับมาเป็นอีก เนื่องจากผู้ป่วยกลับไปใช้นิสัยแบบเดิมๆ ด้วยเหตุผลว่าไม่มีสมาธิจะใส่ใจท่านั่งขณะทำงาน
- รายงานสุขภาพจะสามารถสร้างแรงกระตุ้นให้ผู้ทำงานใส่ใจสุขภาพมากขึ้น เนื่องจากสามารถเห็นถึงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงในพฤติกรรม และสุขภาพของตนเอง
- การจัดสถานที่หรือโต๊ะทำงานเป็นสิ่งสำคัญมาก เพราะสามารถส่งผลทั้งต่อความแม่นยำการตรวจจับและพฤติกรรมของผู้ใช้ ดังนั้น สมควรจัดสถานที่ทำงานให้มีความเหมาะสมตามหลักการยศาสตร์ ก่อนการติดตั้งระบบ
- สำหรับการตรวจจับการนั่งนิ่ง การอาศัยจุดบนร่างกาย 3 จุด ถือว่าสามารถครอบคลุมอากัปกิริยาการเคลื่อนไหวร่างกายส่วนใหญ่ ที่เพียงพอจะเป็นผลดีต่อสุขภาพ
- การก้มหน้าและการบิดตัวที่จะส่งผลต่อสุขภาพ จะเป็นท่าทางที่มองเห็นได้ชัดแจ้ง ซึ่งกล้องน่าจะตรวจจับได้ ผู้เชี่ยวชาญกล่าวว่า ยังไม่น่าจะมีงานวิจัยใดที่สนับสนุนว่าการถนัดซ้าย-ขวาของผู้ใช้ ส่งผลให้บิดตัวซ้าย-ขวาได้ต่างกันอย่างมีนัยยะสำคัญ
- อายุ เป็นปัจจัยหนึ่ง ที่มีความสัมพันธ์โดยตรงกับความเสี่ยงทางสุขภาพ รวมถึงพฤติกรรมการนั่ง เช่น ผู้ใช้ที่มีอายุมาก มีโอกาสที่จะติดนิสัยนั่งก้มหน้ามากกว่าคนหนุ่มสาว อีกทั้งท่าทางที่ผิดสุขลักษณะ และการนั่งเป็นระยะเวลานาน จะส่งผลเสียต่อร่างกายผู้สูงอายุมากกว่า

4.5.2 การประเมินผลการสร้างมโนภาพ

รายงานสุขภาพอาจไม่ส่งผลต่อการวินิจฉัยของแพทย์อย่างมีนัยยะสำคัญ เนื่องจากแพทย์จะให้ความสำคัญที่อาการซึ่งเกิดจากผู้ป่วยเป็นหลัก แต่มโนภาพจะมีประโยชน์ที่สุดในด้านการสร้างแรงจูงใจต่อผู้ใช้ ดังนั้น การประเมินสมควรประเมินในประเด็นที่ว่า “มโนภาพสามารถสร้างแรงใจและมีส่วนช่วยในการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมของผู้ใช้อย่างไร” ซึ่งการประเมิน สมควรใช้การประเมินแบบระยะยาว

4.5.3 คะแนนและระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม

จากบทที่ 3.4.2 การประเมินความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวมในปัจจุบัน ตั้งอยู่บนสมมุติฐานว่า 3 หัวข้อการตรวจจับ คือ การนั่งนิ่ง การก้มหน้า และการบิดตัว มีความสำคัญเท่าๆกัน

ผู้เชี่ยวชาญมีความเห็นว่าสิ่งสำคัญในการติดตามสุขภาพการนั่ง คือ การติดตามระยะเวลาการนั่งของผู้ใช้ ในการประเมินคะแนนและระดับความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม สัดส่วนที่เหมาะสมนั้นกำหนดได้ยาก เพราะการนั่งนิ่งมีความสำคัญสูงกว่ามาก เมื่อเทียบกับการก้มหน้าและการบิดตัว ส่วนการก้มหน้าและการบิดตัวถือว่ามีระดับความเสี่ยงพอๆกัน ดังนั้นแล้ว ทางแก้ไขหนึ่งที่เป็นไปได้ คือ แยกความเสี่ยงทางสุขภาพเป็นสองส่วน ส่วนแรกเป็นการนั่งนิ่งอย่างเดียว และส่วนที่สองที่คือท่าทางการนั่ง (การก้มหน้าและการบิดตัว) อย่างไรก็ตาม การคิดระดับความเสี่ยงรวมจากทั้งสามหัวข้อ ก็ยังสามารถทำได้ แต่ต้องปรับสัดส่วนใหม่ ให้การนั่งนิ่งเป็นระยะเวลานานมีน้ำหนักความสำคัญที่เด่นชัด ผู้วิจัยจึงได้ปรับสัดส่วนการคำนวณใหม่ดังตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 สัดส่วนการคำนวณความเสี่ยงทางสุขภาพโดยรวม

Prolonged	Pitch	Twisted	**Total Risk**
70%	15%	15%	**100%**

4.5.4 ความเห็นเรื่องการกรองสัญญาณรบกวน

ในการติดตามสุขภาพการนั่ง จะให้ความสำคัญกับความต่อเนื่องของท่าทางเป็นระยะเวลานาน เช่น ครึ่งชั่วโมง หรือหลายชั่วโมง แม้แต่การก้มหน้า หรือการบิดตัว หากเกิดขึ้นเพียงช่วงเวลาสั้นๆ ก็สามารถเป็นผลดีต่อสุขภาพได้เสมือนการยืดเส้นยืดสาย หรือเปลี่ยนอากัปกริยา สำหรับการกรองสัญญาณรบกวนถือว่าไม่ได้มีนัยยะสำคัญทางการแพทย์ ดังนั้น หากการกำหนด Buffer Time 1 วินาที สามารถป้องกันสัญญาณรบกวนได้ ก็ถือว่าเพียงพอ และหากการตรวจจับ จะมีระยะเวลาต่างๆ คลาดเคลื่อนต่างกันเพียงไม่กี่วินาที ถือว่าไม่มีผลกระทบที่สำคัญในการติดตามสุขภาพ

4.5.5 การวัดความผิดพลาดเชิงบวกและเชิงลบของโมเดล

ข้อผิดพลาดเชิงลบเป็นสิ่งที่ยอมรับได้มากกว่าความผิดพลาดเชิงบวก แต่เนื่องจากโมเดลแต่ละตัวมีความแม่นยำที่สูงมากอยู่แล้ว จึงกล่าวได้ว่า ไม่มีข้อแตกต่างที่มีนัยยะสำคัญนัก ทั้งนี้ ผู้เชี่ยวชาญให้ความเห็นเพิ่มเติมว่า สมควรมุ่งเน้นความสนใจไปที่อัตราความแม่นยำในการตรวจจับท่าทาง เช่น การก้มหน้า และการบิดตัว มากกว่า เพราะความแม่นยำในการตรวจจับท่าทางทั้งสองมีโอกาสได้รับผลกระทบจากการติดตั้งระบบ