รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการ การตรวจจับการหกล้มของผู้สูงอายุในห้องพักในบ้านพักคนชรา (Fall Detection System for Monitoring an Elderly Person in Elderly Care Center)

คณะผู้วิจัย

นายภูสิต กุลเกษม	หัวหน้าโครงการวิจัย
นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรกองกุล	ผู้ร่วมวิจัย
นายกฤษณะ ชินสาร	ผู้ร่วมวิจัย
นายอัณณ์นุพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย
นายชิดชนก เหลือสินทรัพย์	ผู้ร่วมวิจัย
นายอภิเชษฐ์ ยาใจ	ผู้ช่วยนักวิจัย

โครงการวิจัยประเภทงบประมาณเงินรายได้
จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน)
ปีงบประมาณ พ.ศ. ๒๕๕๘
มหาวิทยาลัยบูรพา

รหัสโครงการ 2558A10802409
เลขที่สัญญา 20/2558

รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์
โครงการ การตรวจจับการหกล้มของผู้สูงอายุในห้องพักในบ้านพักคนชรา (Fall Detection System for Monitoring an Elderly Person in Elderly Care Center)

คณะผู้วิจัย

นายภูสิต กุลเกษม	หัวหน้าโครงการวิจัย
นางสาวสุวรรณา รัศมีขวัญ	ผู้ร่วมวิจัย
นางสาวเบญจภรณ์ จันทรกองกุล	ผู้ร่วมวิจัย
นายกฤษณะ ชินสาร	ผู้ร่วมวิจัย
นายอัณณ์นุพันธ์ รอดทุกข์	ผู้ร่วมวิจัย
นายชิดชนก เหลือสินทรัพย์	ผู้ร่วมวิจัย
นายอภิเชษฐ์ ยาใจ	ผู้ช่วยนักวิจัย

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

กันยายน 2559

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนการวิจัยจากงบประมาณเงินรายได้จากเงินอุดหนุนรัฐบาล (งบประมาณแผ่นดิน) ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2558 มหาวิทยาลัยบูรพา ผ่านสำนักงานคณะกรรมการการวิจัยแห่งชาติ เลขที่สัญญา 20/2558

คณะผู้วิจัย
กันยายน 2559

บทคัดย่อ

การตรวจจับการล้มในผู้สูงอายุยังคงเป็นหนึ่งในงานที่นักวิจัยยังคงให้ความสนใจอยู่ในปัจจุบัน ด้วยเหตุที่สถานการณ์ประชากรในประเทศกำลังก้าวเข้าสู่การเป็นสังคมของผู้สูงอายุในเวลาอีกไม่กีปีข้างหน้า ดังนั้นจึงทำให้เกิดความต้องการเครื่องมือที่สามารถช่วยสนับสนุนการตรวจจับการล้มที่มีประสิทธิภาพและมีความถูกต้องสูง รวมถึงราคาที่ไม่แพงในการที่จะแจ้งเตือนผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ตได้ สำหรับการตรวจจับโดยใช้มุมมองภาพโดยการใช้กล้องทั่วไปและกล้องที่มีคุณสมบัติอินฟราเรดนั้น นักวิจัยได้นำมาใช้ประยุกต์เพื่อสร้างกล่องขอบเขตสองมิติและสามมิติตามลำดับ ซึ่งกล่องดังกล่าวนี้มีข้อด้อยหลายประการทำให้การตรวจจับมีความผิดพลาด งานวิจัยนี้นำเสนอการปรับปรุงเทคนิคการตรวจจับการล้มในกรณีที่เป็นปัญหาในกล่องขอบเขตเดิม ซึ่งวิธีการที่นำเสนอสามารถทำการแจ้งเตือนก่อนที่จะเกิดการล้มขึ้นได้ ทำให้สามารถเข้าช่วยเหลือเพื่อบรรเทาอาการบาดเจ็บในบางกรณีได้อย่างทันท่วงที นอกจากนี้ยังสามารถที่จะลดปัญหาการตรวจจับที่ผิดพลาดในกรณีที่มีการล้มในทิศทางเข้า/ออกจากอุปกรณ์รับภาพ รวมถึงในการเคลื่อนไหวที่ทำให้มีการขยับขยายแขน/ขาออกจากร่างกายได้ โดยใช้กล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว (Adaptive Directional Bounding Box) ร่วมกันกับส่วนวิเคราะห์กล่องขอบเขต ซึ่งมีความสามารถคือ 1) ตรวจจับการล้มได้หลายทิศทาง 2) ตรวจจับการล้มได้หลายการจำลองเหตุการเคลื่อนไหว/ล้ม และ 3) ตรวจจับการล้มในกรณีที่ขาบางส่วนถูกบดบัง ผลการทดสอบพบว่าเทคนิคที่นำเสนอสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในด้านความถูกต้องสูงขึ้น 41.45% 29.05% และ 6.20% ช่วยเพิ่มค่าความจำเพาะสูงขึ้น 47.94% 32.13% และ 7.75% เมื่อเทียบกับกล่องขอบเขตแบบสองมิติ แบบสามมิติ และแบบทิศทางตามลำดับ รวมถึงค่าความไวสูงขึ้นที่ 15.50% และ 16.75% เมื่อเทียบกับกล่องขอบเขตแบบสองมิติและแบบสามมิติตามลำดับ สำหรับด้านเวลาที่ใช้ตอบสนองการล้ม พบว่าสามารถที่จะเพิ่มความเร็วในการตอบสนองในการตรวจจับได้ดีกว่ากล่องขอบเขตแบบสองมิติและแบบสามมิติที่ 22.81% และ 19.82% ตามลำดับ ซึ่งทำให้เห็นว่าเทคนิคการใช้กล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัวสามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพด้านความถูกต้องและทำให้สามารถตรวจจับได้เร็วขึ้นได้จริง

Abstract

Fall detection for ageing people is still a mainstream research focus, especially for the current ageing society in digital economy era. Simple and inexpensive tools with high accuracy rates are needed. Such tools should also provide an alert option that can be monitored easily via Internet connected devices. A normal camera and RGB-D camera which used in recent research to detect falls were applied with 2-Dimension or 3-Dimension Bounding Boxes respectively. These methods have limitations in many ways. This research proposed a modification and an extension to our previous work to encompass fall detection ability for those difficult issues. The proposed method allows the sending of an early warning before the fall state. This can significantly affect the survival or severe injury of the elderly in some case. The drawback of the fall that is parallel to the line of sight of the camera was removed. In addition, the problems caused from arbitrarily posture and movement configuration with or without body outstretch, such as sitting with hand outstretched and bending with or without body outstretch, have been successfully solved. Adaptive Directional Bounding Box proposed in this work can accommodate 1) data captured from diverse directions of camera views, 2) various movement configurations, and 3) foot part obstruction issues. The analyzer of Adaptive Directional Bounding Box can increase sudden fall detection ability to include both vague configuration and multi-directional movement cases. The results show that the proposed method can help to improve the accuracy performance up to 41.45%, 29.05% and 6.20%, the specificity up to 47.94%, 32.13%, and 7.75%, and the sensitivity up to 15.50%, 16.75% and no improvement as compared to 2D-Bounding Box, 3D-Bounding Box, and Directional Bounding Box respectively. The results also show that ADBB on average can improve the response time by 22.81% and 19.82% as compared to 3D-BB and 2D-BB respectively. Furthermore, the proposed method can remain almost at the same time scale to our previous work even though a couple of new features are added on to improve the detection ability.

สารบัญ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย 3

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย 3

1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัยโดยสรุป 4

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 5

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 6

2.1 การประมวลผลภาพ 6

2.2 กล้อง Microsoft® Kinect 7

2.3 การสร้างตัวแบบสำหรับภาพพื้นหลัง 8

2.4 การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) 9

2.5 การรู้จำท่าทาง 9

2.5.1 วิธีการรู้จำจากภาพสองมิติ (2D Appearance-based Methods) 9

2.5.2 วิธีการรู้จำจากภาพสามมิติ (3D Appearance-based Methods) 10

2.6 กล่องขอบเขต 11

2.7 จุดศูนย์กลางมวลของร่างกายมนุษย์ 14

2.8 เครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพ 16

2.9 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง 17

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย 25
3.1 กล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว (Adaptive Directional Bounding Box: ADBB) 25
3.1.1 คำนวณจุดศูนย์กลางมวลของร่างกาย 25
3.1.2 สร้างเวกเตอร์ของร่างกาย 26
3.1.3 คำนวณมุมของเวกเตอร์ร่างกายเทียบกับพื้น 27
3.1.4 คำนวณค่ามุมสำหรับหมุนจุดร่างกาย 27
3.1.5 การหมุนกลุ่มจุดสำคัญของร่างกายให้อยู่ในแนวตั้งฉากกับมุมมอง 28
3.1.6 การระบุตำแหน่งและขนาดของกล่องขอบเขต 29
3.2 คุณลักษณะของกล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัวและค่าพารามิเตอร์ (Features and Parameters) 31
3.2.1 คุณลักษณะ 32
3.2.2 พารามิเตอร์และเทรสโฮลด์ 34
3.3 เฟรมเวิร์คสำหรับการตรวจจับการล้ม 37
3.3.1 Generate Joint Points 37
3.3.2 Build ADBB 39
3.3.3 Analyzer ADBB 39
3.4 การจัดสภาพแวดล้อมและชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบระบบ 44
3.4.1 การจัดสภาพแวดล้อม 44
3.4.2 การจัดขุดข้อมูลสำหรับทดสอบ 46
3.4.3 รูปแบบสำหรับการทดสอบ 47

บทที่ 4 ผลการทดลอง 49
4.1 ผลการทดสอบความถูกต้องในการจำแนกเหตุการณ์ล้มหรือไม่ล้มโดยรวม ... 49
4.2 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกเหตุการณ์ล้มหรือไม่ล้มโดยรวมที่เกิดจากผลกระทบจากการขยายแขนขา 50
4.3 ด้านความถูกต้องในแต่ละทิศทางการล้มหรือไม่ล้มโดยรวม 52
4.4 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกไม่ล้มสำหรับกรณีที่ฐานสนับสนุนไม่อยู่ในตำแหน่งที่ถูกต้อง 55
4.5 ด้านของเวลาที่ใช้ในการตอบสนองต่อการล้มในแต่ละทิศทาง 56
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง 60
5.1 สรุปผลการทดลอง 60
5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ 62

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันนี้ประเทศไทยกำลังก้าวเข้าสู่ยุคแห่งสังคมผู้สูงอายุ อันเป็นผลมาจากสัดส่วนของประชากรในกลุ่มที่กำลังจะเป็นผู้สูงอายุนั้นมีอยู่เป็นจำนวนมาก ซึ่งจะเห็นได้อย่างชัดเจนจากรายงานผลการสำรวจสำมะโนประชากรของประเทศไทยที่มีเปิดเผยว่าจำนวนประชากรผู้สูงอายุจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นจากเดิมที่ 11.9% ในปี พ.ศ. 2553 ไปอยู่ที่ 25.1% ภายในปี พ.ศ. 2573 (Siriwan Siriboon, et.al 2008)

ผลกระทบจากการเพิ่มจำนวนผู้สูงอายุมากขึ้นเช่นนี้ ต่างทำให้เกิดการตื่นตัวทั้งภาครัฐและเอกชนเพื่อเตรียมพร้อมในการที่จะหาวิธีและกระบวนการที่จะเอื้ออำนวยที่จะดูแลและช่วยเหลือผู้สูงอายุให้สามารถใช้ชีวิตได้อย่างสะดวกและปลอดภัย เพราะด้วยบริบทของความเป็นอยู่ในสังคมไทยโดยส่วนใหญ่นั้น บุคคลในครอบครัวที่อยู่ในวัยทำงานต่างมีความจำเป็นต้องเดินทางไปทำงานนอกบ้านเพื่อหาเลี้ยงชีพ ซึ่งจะต้องมีการปล่อยให้ผู้สูงอายุอยู่เพียงลำพังโดยขาดคนที่คอยดูแล ถึงแม้ว่าบุตรหลานจะใช้บริการสำหรับดูแลผู้สูงวัยจากสถานดูแลผู้สูงอายุ แต่ด้วยทจำนวนผู้ดูแลเริ่มที่จะไม่เพียงพอในการดูแลให้ได้อย่างทั่วถึงในแต่ละวัน ทำให้เวลาที่เกิดอุบัติเหตุหรืออันตรายที่ต้องการความช่วยเหลืออย่างทันทีอาจทำได้ล่าช้าเกินไปซึ่งอาจทำให้เกิดการเสียชีวิตขึ้นได้

โดยเฉพาะอย่างยิ่งอันตรายที่เกิดขึ้นในที่พักอาศัยหรือสถานดูแลผู้สูงอายุอันเกิดจากการเป็นลม การลื่นหรือสะดุดล้มของผู้สูงอายุ ซึ่งถือว่าเป็นสาเหตุที่สำคัญที่ทำให้ผู้สูงอายุเสียชีวิตได้หรือมีการกระทบกระเทือนทางสมองดังที่องค์การอนามัยโลกได้มีรายงานไว้ (Christopher Murray, et.al 1996) นอกจากนี้การล้มมีโอกาสที่จะเกิดขึ้นกับกลุ่มผู้สูงอายุที่มีอายุ 65 ปีขึ้นไปเป็นอัตราสูงถึงร้อยละ 28-35 ในแต่ละปี (Uffe Laessoe, et.al 2007)

ดังนั้นจึงเป็นที่มาในการใช้เทคโนโลยีสารสนเทศเข้ามาช่วยเฝ้าดูกิจกรรมหรือการใช้ชีวิตประจำวันของผู้สูงวัยที่มีความเสี่ยงต่อการล้ม โดยผ่านภาพจากกล้องมาใช้แทนแรงงานแทนผู้ดูแล ทำให้ผู้สูงอายุรู้สึกถึงความเป็นส่วนตัวและไม่รู้สึกว่าถูกเฝ้าจับตาดูอยู่ตลอดเวลา จึงทำให้เกิดความรู้สึกดีทั้งผู้สูงวัยและความสะดวกของเจ้าหน้าที่ผู้ดูแล นั่นหมายความว่าเจ้าหน้าที่ผู้ปฏิบัติงานก็จะสามารถทำงานอื่นไปพร้อมกัน

ในขณะที่ระบบสารสนเทศจะคอยเฝ้าดูและสังเกตการณ์ผู้สูงวัยจากภาพวิดีโอ จึงทำให้เจ้าหน้าที่เพียงไม่กี่คนสามารถดูแลผู้สูงวัยหลายๆคนไปพร้อมกันได้ในเวลาเดียวกัน

ในการตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุโดยประมวลผลจากภาพวิดีโอนั้น การสร้างกล่องขอบเขต (Bounding Box หรือ Minimum Bounding Box) เป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่ผู้วิจัยนิยมนำมาใช้เพื่อระบุถึงสถานะการล้มของตัวบุคคลที่ปรากฏในภาพ โดยที่ขนาดและรูปร่างของกล่องขอบเขตจะเป็นตัวแทนของลักษณะการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุ ซึ่งโดยทั่วไปนั้นกล่องขอบเขตจะมีอยู่ด้วยกันสองชนิดคือ กล่องขอบเขตแบบสองมิติ (2D-BB) และกล่องขอบเขตแบบสามมิติ (3D-BB)

กล่องขอบเขตแบบสองมิติ (2D-BB) เป็นกล่องขอบเขตที่ถูกสร้างได้จากภาพข้อมูลที่ได้ผ่านกล้องธรรมดาที่แสดงข้อมูลเพียงสองมิติเท่านั้น ด้วยลักษณะของข้อมูลดังกล่าวจึงทำให้เกิดข้อจำกัดในการตรวจจับการล้มในแนวเดียวกับมุมมองของกล้องและในบางสถานการณ์การเคลื่อนไหวบางกิจกรรมในชีวิตประจำวันส่งผลทำให้รูปร่างของกล่องมีความแปรปรวนมากทำให้ไม่สามารถที่จะตรวจจับการล้มได้อย่างถูกต้องแม่นยำได้เท่าที่ควรจะเป็น

ในขณะที่กล่องขอบเขตแบบสามมิติถือว่าเป็นกล่องที่มีการสร้างอยู่บนฐานของข้อมูลภาพวิดีโอภาพแบบสามมิติจากอุปกรณ์รับภาพแบบ RGB-D ซึ่งกล่องดังกล่าวนี้สามารถแก้ปัญหาในเรื่องของการล้มในแนวเดียวกับมุมมองของกล้องที่เกิดขึ้นในการใช้กล่องขอบเขตแบบสามมิติได้ แต่ยังคงมีประสิทธิภาพในการตรวจจับที่ลดลงในกรณีที่ร่างกายมีการกางขยับขยายแขนหรือขา ซึ่งมีผลทำให้กล่องดังกล่าวมีขนาดรูปร่างที่เปลี่ยนไปได้แม้ว่าจะไม่มีการล้มเกิดขึ้นก็ตาม

งานวิจัยนี้นำเสนอกล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว Adaptive Directional Bounding Box (ADBB) โดยอยู่บนพื้นฐานของกล่องขอบเขตแบบทิศทางเดิม Directional Bounding Box (DBB) ที่ทำงานกับภาพข้อมูลแบบสามมิติที่ได้จากอุปกรณ์รับภาพแบบ RGB-D ซึ่งกล่องดังกล่าวสามารถแสดงรูปร่างที่สัมพันธ์กับทิศทางของการล้มในมุมมองอย่างแท้จริง ทำให้สามารถตรวจจับการล้มในกรณีมุมมองเข้าออกตัวอุปกรณ์รับภาพและกรณีที่ผู้สูงอายุมีการเคลื่อนไหวแขนขาได้ โดยอาศัยคุณลักษณะสำคัญได้แก่ ค่าอัตราส่วนของความสูงและความกว้างของกล่องขอบเขตร่วมกับค่าอัตราส่วนของความกว้างและความสูงของตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวล (Center of Gravity Ratio) เมื่อเทียบกับฐานสนับสนุน (Base of support : BOS) และนอกจากนี้ยังได้มีการเพิ่มคุณสมบัติการตรวจจับการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุในกรณีที่มีการก้มในทิศทางออกจากอุปกรณ์รับภาพที่มีส่วนขาถูกบดบังทำให้ฐาน

สนับสนุนไม่ปรากฏชัดเจน โดยผ่านการพิจารณาค่าความยาวของเส้นทะแยงมุมและความสูงของกล่องทำให้ภาพรวมการทดสอบมีผลทำให้ประสิทธิภาพความถูกต้องสูงกว่ากล่องขอบเขตแบบ 2D-BB 3D-BB และ DBB ที่ 41.45% 29.05% และ 6.20% ตามลำดับ ขณะที่เวลาที่ใช้ในการตอบสนองนั้น ADBB ทำงานได้เร็วขึ้นกว่า 3D-BB และ 2D-BB ที่ 22.81% และ 19.82% ตามลำดับ

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

1. เพื่อศึกษาเทคนิคการวิเคราะห์ท่าทางมนุษย์ สำหรับใช้ในการสกัดคุณลักษณะของข้อมูลสำหรับการนำเข้าเพื่อการรู้จำ
2. เพื่อศึกษาและพัฒนาขั้นตอนวิธีเพื่อการรู้จำท่าทางมนุษย์ด้วยวิธีการเรียนรู้แบบผสม
3. เพื่อพัฒนาระบบเทคโนโลยีสารสนเทศสำหรับการเฝ้าติดตามการใช้ชีวิตของผู้สูงอายุในบ้านพักคนชรา เพื่อแจ้งเตือนเมื่อมีการหกล้มเกิดขึ้น
4. เพื่อให้ผู้ที่สนใจสามารถนำแนวความคิดที่นำเสนอ ไปศึกษาเพื่อทำการพัฒนาหรือประยุกต์ใช้ในงานวิจัยของตนเองต่อไป

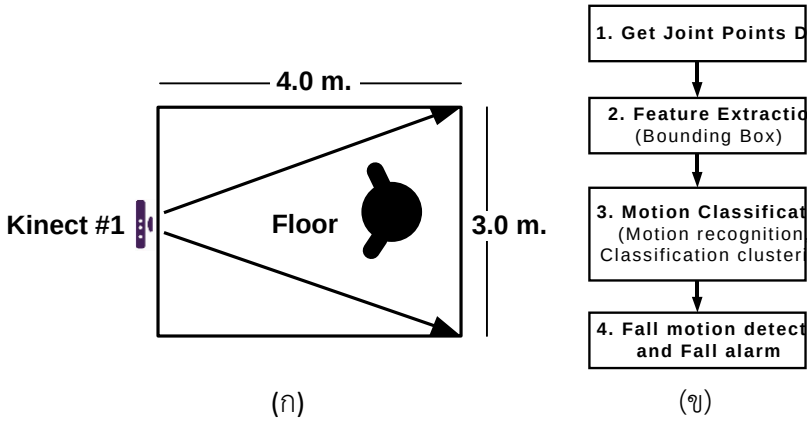
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มุ่งที่จะศึกษาและพัฒนาการนำเทคนิคการเรียนรู้แบบผสมเพื่อการรู้จำท่าทางการหกล้มของผู้สูงอายุในบ้านพักคนชรา โดยมีขอบเขตดังต่อไปนี้

1. ข้อมูลจุดร่วม (Joint point) จำนวน 20 จุด จาก Microsoft® Kinect จำนวน 1 ตัว
2. เฟรมเรทของจุดร่วม 30 เฟรมต่อวินาที
3. ระยะห่างของวัตถุ (คน) กับกล้องอยู่ระหว่าง 1.3 - 4 เมตร และสูงจากพื้น 1 เมตร
4. ชุดทดสอบประกอบด้วยการ เดิน ล้ม ก้ม นอน นั่งเก้าอี้ และนั่งพื้นในแต่ละทิศทางในแบบมีการขยับขยายแขนหรือขา

1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัยโดยสรุป

ในงานวิจัยนี้นำเสนอการทดลองโดยมีการจำลองการล้มที่เกิดขึ้นในห้องและมีเบาะรองรับเพื่อความปลอดภัย โดยมีการจัดตำแหน่งของ Microsoft® Kinect ดังภาพที่ 1-1 (ก) โดยประกอบด้วยขั้นตอนหลักสำหรับทำงานวิจัยไว้ 4 ส่วนด้วยกันคือ ขั้นตอนแรกคือ การรับข้อมูลจุดร่วม (Joint points) ของร่างกายที่มีการจำลองการล้มและการเคลื่อนไหวต่างๆ ในอริยาบถต่างๆ ของผู้สูงอายุ จากนั้นในขั้นตอนที่ 2 จะนำข้อมูลจุดร่วมที่ได้สร้างกล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว สำหรับขั้นตอนที่ 3 บูรณาการเทคนิคการรู้จำการเคลื่อนไหวและจำแนกการล้ม และขั้นตอนสุดท้ายคือการตรวจจับและแจ้งเตือนการล้ม ซึ่งรายละเอียดย่อยของขั้นตอนหลักจะถูกนำเสนอ ดังนี้



รูปที่ 1-1 ภาพรวมของกรอบแนวคิดในการทำงานวิจัยที่นำเสนอ

จากรูปที่ 1-1 (ข) ในขั้นตอนที่หนึ่งคือ ขั้นตอนการรับเอาชุดข้อมูลจุดร่วม (Get Joint Points Data) ที่ได้มาจากร่างกายผู้สูงอายุที่ถูกสร้างออกมาจากกล้อง Microsoft® Kinect ซึ่งข้อมูลนี้ค่อนข้างที่จะมีความคงที่ในทุกสภาวะของแสงอันเป็นผลมาจากสัญญาณอินฟราเรด จึงทำให้ข้อมูลไม่มีการขาดหายเมื่อสภาพแสงมีการเปลี่ยนแปลงไป

จากนั้นในขั้นตอนที่สองคือ ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) การสร้างกล่องขอบเขตถือว่าเป็นกระบวนการหลักที่จะทำให้เกิดคุณลักษณะที่นำมาใช้ประโยชน์ได้ จากข้อเสียของกล่องขอบเขตในแบบเดิม ที่ไม่

สามารถแสดงคุณลักษณะของร่างกายมนุษย์ได้อย่างถูกต้อง งานวิจัยนี้จึงพัฒนารูปแบบกล่องขอบเขตทำให้สามารถสร้างคุณลักษณะที่มีความยืดหยุ่นแสดงลักษณะของการเคลื่อนไหวของมนุษย์ให้เด่นชัดมากขึ้นโดยเสมือนว่ากล่องขอบเขตดังกล่าวหันเข้าตั้งฉากกับทิศทางการล้มอยู่ตลอดเวลา

ขั้นตอนที่สามคือ การจำแนกการเคลื่อนไหว (Motion Classification) ขั้นตอนนี้จะทำการฝึกและทำการรู้จำ เพื่อที่จะหาความสอดคล้องกันระหว่างค่าของคุณลักษณะที่เหมาะสมในการเคลื่อนที่ของร่างกายมนุษย์รูปแบบต่าง ๆ โดยเทคนิคการเรียนรู้แบบผสมผ่านชุดจำลองสถานการณ์ล้มและไม่ล้ม เพื่อนำผลการเรียนรู้ที่ได้เป็นต้นแบบที่จะนำไปใช้ในขั้นตอนสุดท้าย

ขั้นตอนที่สี่คือ การตรวจจับการล้มและแจ้งเตือน (Fall motion detection and fall alarm) ขั้นตอนนี้จะทำการตรวจสอบผู้สูงอายุท่านนั้นว่าล้มหรือไม่ ผ่านแบบจำลองเงื่อนไขการตรวจจับที่ได้จากขั้นตอนที่สาม ซึ่งเมื่อตรวจพบการล้มเกิดขึ้นจึงทำการแจ้งเตือนแก่เจ้าหน้าที่ให้เข้าทำการช่วยเหลือต่อไป

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ขั้นตอนวิธีการหาลักษณะเด่นของท่าทางมนุษย์เพื่อการรู้จำโดยอาศัยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะและการรู้จำแบบผสม
2. สามารถนำไปพัฒนาระบบสารสนเทศช่วยตัดสินใจสำหรับการเฝ้าดูการล้มของผู้สูงอายุในบ้านพักคนชราทดแทนแรงงานผู้ดูแลได้
3. ขั้นตอนวิธีที่นำเสนอจะสามารถใช้เป็นต้นแบบในการศึกษาขั้นสูงต่อไป

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การประมวลผลภาพ

นิยาม การประมวลผลข้อมูลภาพ หรือ การประมวลผลภาพ (Image Processing) หมายถึง การจัดการและการวิเคราะห์สารสนเทศของภาพโดยใช้คอมพิวเตอร์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ

- ปรับปรุงหรือเพิ่มสารสนเทศของรูปเพื่อการแปลความหมายของมนุษย์ที่ดีขึ้น
- ทำให้รูปนั้นๆ เปลี่ยนแปลงในทางที่ดีขึ้นเพื่อให้เหมาะสมกับการประมวลผล หรือ การรับรู้ด้วยเครื่องจักรอย่างอัตโนมัติ (Autonomous machine perception)

ตัวอย่างขั้นตอนวิธีของการการจัดการและการวิเคราะห์สารสนเทศของภาพ เช่น การแปลงภาพ (Image Transformation) การนิยามภาพ (Image Description) การกรองภาพ (Image Filters) การค้นคืนภาพ (Image Restoration) การปรับปรุงคุณภาพของภาพ (Image Enhancement) การแบ่งภาพและการหาขอบวัตถุในภาพ (Image Segmentation and Edge Detection) และ การบีบอัดข้อมูลภาพ (Image Compression) เป็นต้น

จากที่ได้กล่าวมาข้างต้น การประมวลผลภาพเชิงตัวเลข หรือเรียกสั้นๆ ว่า การประมวลผลภาพ (Digital Image Processing or Image Processing) คือ การประมวลผลของคอมพิวเตอร์เพื่อเปลี่ยนแปลงธรรมชาติของภาพเชิงตัวเลข (Digital Image) ดังนั้น การประมวลผลภาพถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อตอบปัญหาหลักๆ เช่น

- การทำดิจิไทซ์ และ การเข้ารหัสข้อมูลภาพเพื่อการส่ง การพิมพ์ และ การจัดเก็บอย่างมีประสิทธิภาพ ปัญหานี้ เนื่องจากรูปต้นฉบับ (Original picture) นั้นเป็นข้อมูลเชิงอนาล็อก (Analog picture) ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง ยังไม่สามารถประมวลผลได้ด้วยคอมพิวเตอร์ จึงจำเป็นต้องใช้การทำดิจิไทซ์เพื่อทำการสุ่มข้อมูล และ แปลงข้อมูลดังกล่าวนั้น ให้เป็นข้อมูลเชิงตัวเลข (Discrete or Digital image) เพื่อการประมวลผลสำหรับเครื่องคอมพิวเตอร์ต่อไป

- การปรับปรุงคุณภาพของภาพ เช่น การเพิ่มความคมชัดให้กับขอบของวัตถุในภาพทำให้ภาพดูสว่างมากขึ้น ดังตัวอย่างในรูปที่ 2 โดยภาพทางซ้ายมือ คือ ภาพต้นฉบับ และ เมื่อผ่านขั้นตอนการปรับปรุงภาพโดยการเพิ่มความสว่าง ทำให้ภาพมีความคมชัดมากขึ้น

- การกำจัดสัญญาณรบกวน เมื่อนำภาพดังกล่าวไปผ่านกระบวนการกำจัดสัญญาณรบกวน ทำให้ได้คืนภาพที่มีความสมบูรณ์เกือบเหมือนจริง ซึ่งภาพที่คืนมาได้นั้น จะทำให้การแปลความต่อสารสนเทศที่อยู่บนข้อมูลภาพในปัญหาต่างๆ ทำได้ง่ายขึ้น

การแบ่งภาพ และ การนิยามภาพ ถือเป็นขั้นตอนสำคัญสำหรับระบบการเรียนรู้ และ มองเห็นด้วยเครื่องจักร (Machine Learning and Vision) เพราะขั้นตอนวิธีนี้จะช่วยให้คอมพิวเตอร์หรือเครื่องจักรสามารถประมวลผลกับส่วนต่างๆ ที่แบ่งออกมาได้ง่ายขึ้น

2.2 กล้อง Microsoft® Kinect

กล้อง Microsoft® Kinect เป็นอุปกรณ์จับความเคลื่อนไหวของไมโครซอฟต์ ได้รับการพัฒนาและวางจำหน่ายเมื่อวันที่ 4 พฤศจิกายน พ.ศ. 2553 ในฐานะอุปกรณ์เสริมของเครื่องเกมส์ Xbox 360 เป็นกล้องที่สามารถจดจำผู้เล่น (Facial Recognition) และให้ผู้เล่นควบคุมเกมส์ผ่านทางการเคลื่อนไหวของร่างกายของผู้เล่นได้โดยตรง (3D Motion Recognition) และสามารถจดจำเสียงของผู้เล่นได้ (Voice Recognition) ตัวกล้องมีลักษณะเป็นแท่งแบน ๆ วางอยู่ในแนวระดับที่เชื่อมต่อกับฐานขนาดเล็ก สามารถหมุนปรับมุมกล้องได้ด้วยมอเตอร์ ภายในแท่งประกอบด้วยกล้อง CMOS RGB 1 ตัว กล้อง IR สำหรับตรวจวัดความลึกของภาพ 1 ตัว และไมโครโฟน 4 ตัว เอาท์พุทของกล้องได้แก่ภาพวิดิโอที่มีอัตราการแสดงภาพเคลื่อนไหว 30 เฟรมต่อวินาที ขนาดภาพเท่ากับ 640x480 พิกเซล โดยที่ 1 พิกเซลมีขนาด 8 บิต สำหรับภาพขาวดำที่เกิดจากกล้อง IR เป็นภาพขนาด 640x480 พิกเซลที่สามารถถ่ายได้ในทุกสภาวะแสง สามารถแสดงระดับความลึกของภาพได้สูงถึง 2,048 ระดับ หรือ 11 บิตต่อพิกเซล มุมกล้องสามารถปรับในแนวนอนได้ถึง 57 องศา แนวตั้ง 43 องศา นอกจากใช้ฟังก์ชั่นสำหรับการเล่นเกมส์แล้ว ปัจจุบันไดร์เวอร์สำหรับระบบปฏิบัติการ Linux และ Windows ได้ถูกพัฒนาขึ้นทำให้ผู้ใช้งานสามารถนำกล้อง Microsoft® Kinect มาประยุกต์ใช้งานได้หลากหลายยิ่งขึ้น ไม่ว่าจะนำมาใช้เพื่อความบันเทิงหรือใช้สำหรับควบคุมการเคลื่อนไหวของหุ่นยนต์

รูปที่ 2-1 กล้อง Microsoft® Kinect

2.3 การสร้างตัวแบบสำหรับภาพพื้นหลัง

การสกัดวัตถุออกจากภาพพื้นหลังเมื่อใช้กล้องที่ติดตั้งอยู่กับที่นักวิจัยส่วนใหญ่จะใช้ background subtraction ด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของสภาพแวดล้อมและการสังเกตการณ์ โดยพยายามตรวจจับสิ่งที่เปลี่ยนไปในเฟรมปัจจุบัน ซึ่งวิธีนี้จะเหมาะสมกับกรณีที่ภาพพื้นหลังและสภาพแสงในพื้นที่บริเวณนั้นไม่มีการเปลี่ยนแปลง แต่ถ้าส่วนภาพพื้นหลังหรือสภาพแสงในภาพนั้นมีการเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมตลอดเวลา จำเป็นจะต้องมีขั้นตอนวิธีที่สามารถปรับปรุงภาพพื้นหลังตลอดเวลาเช่นกัน ทั้งนี้ เพื่อให้ผลของการสกัดภาพวัตถุออกมีความถูกต้องสูงสุด การสร้างตัวแบบสำหรับภาพพื้นหลังเพื่อการสกัดวัตถุ จะประกอบด้วย ขั้นตอนย่อย 3 ขั้นตอน คือ

1. Background Model: จำลองแต่ละจุดภาพของพื้นหลังโดย single Gaussian distribution
2. Update of Background Model: เนื่องจากในระบบจริงภาพพื้นหลังจะไม่หยุดนิ่ง ดังนั้น แบบจำลองต้องยืดหยุ่นเพียงพอที่จะปรับอัตโนมัติต่อการเปลี่ยนแปลงต่าง ๆ ในสภาพแวดล้อม เพื่อจัดการกับการเปลี่ยนแปลงของแสงสว่างเช่นการเปลี่ยนไปของแสงตาม
3. Postprocessing: วัตถุที่ถูกตรวจจับโดยวิธีนี้เข้ากันได้อย่างดีกับพื้นที่จำกัดที่มีขอบเรียบ การตรวจหาที่ผิดจะเป็นไปทั่วบริเวณของภาพและจะตกอยู่เป็นกลุ่มเล็ก ๆ ของจุดภาพที่ถูกแยกตัวออกมา เราจะใช้การดำเนินการต่อรูปทรงเพื่อขจัดจุดภาพที่ถูกแยกตัวออกมาและเพื่อเติมช่องว่างในภาพ foreground แล้ว foreground pixels จะถูกจัดกลุ่มเป็นส่วนประกอบที่เชื่อมโยงกัน

2.4 การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction)

การสกัดคุณลักษณะ หรือ Feature Extraction เป็นขั้นตอนสำคัญในการสกัดเอาลักษณะเฉพาะของแต่ละข้อมูลนำเข้าเพื่อนำไปใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับการฝึกฝนระบบและทดสอบระบบ

การสกัดคุณลักษณะ เป็นเทคโนโลยีหนึ่ง ที่ได้เข้ามามีบทบาทร่วมกับงานวิจัยหลายๆ ด้าน และสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานในด้านต่างๆ มากมาย สำหรับงานด้านการประมวลผลภาพ โดยเฉพาะที่เกี่ยวข้องกับการรู้จำตัวแบบ การสกัดคุณลักษณะมักนำมาใช้ในการลดมิติข้อมูล เมื่อข้อมูลนำเข้าของขั้นตอนวิธี (Algorithm) ใดๆ เกิดมีขนาดใหญ่เกินกว่าจะสามารถประมวลผลและเสี่ยงต่อการเกิดความซ้ำซ้อนของข้อมูล หรือข้อมูลมีมากแต่ที่สามารถนำไปใช้ได้จริงมีน้อย ข้อมูลนำเข้าดังกล่าวจะถูกนำไปแปลงให้มีเฉพาะกลุ่มที่เป็นตัวแทนของคุณลักษณะเท่านั้น เรียกว่าเป็น "เวกเตอร์คุณลักษณะ" หรือ "Features Vector" การแปลงข้อมูลนำเข้าให้อยู่ในรูปกลุ่มของคุณลักษณะนี้เรียกว่า "การสกัดคุณลักษณะ"

แต่ละคุณลักษณะที่สกัดได้ จะถูกเลือกนำไปใช้อย่างระมัดระวัง เนื่องจากคุณลักษณะนั้นๆ ได้รับการคาดหวังว่าเป็นกลุ่มคุณลักษณะที่สกัดเฉพาะส่วนสำคัญจากข้อมูลนำเข้ามาแล้วและมีศักยภาพเพียงพอต่อการดำเนินงานให้บรรลุวัตถุประสงค์แทนที่จะส่งข้อมูลนำเข้าทั้งหมดไปประมวลผล

2.5 การรู้จำท่าทาง

วิธีการรู้จำท่าทางของมนุษย์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ

2.5.1 วิธีการรู้จำจากภาพสองมิติ (2D Appearance-based Methods)

แบ่งตัวแบบออกเป็นประเภทที่เป็นวิธีการรู้จำแบบตรง โดยเริ่มต้นด้วยการตรวจหาส่วนที่เป็นร่างกายมนุษย์ในภาพ และหาองค์ประกอบหลักของร่างกายมนุษย์ ซึ่งได้แก่ส่วนที่เป็นศีรษะ มือ และเท้า จากนั้นจึงทำการตรวจหาส่วนของร่างกายที่เป็นองค์ประกอบรองคือส่วนที่เป็นข้อต่อได้แก่ หัวไหล่ ข้อศอก และ หัวเข่า จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์ท่าทางของมนุษย์โดยการวิเคราะห์เส้นขอบของภาพร่างกายมนุษย์ที่ได้ มีข้อดีคือใช้เวลาในการประมวลผลน้อย แต่มีข้อเสียคือหากมีการแยกส่วนของร่างกาย

ผิดจะทำให้เกิดการรู้จำที่ผิดพลาดตามไปด้วย ตัวแบบประเภทที่สองเป็นวิธีการรู้จำเชิงสถิติ โดยการคำนวณค่าโปรเจคชันแนวตั้งและแนวนอนจากภาพท่าทางของมนุษย์เพื่อใช้หาท่าทางหลัก(ท่ายืน ท่านั่ง ท่าก้มตัวคลาน และท่านอน) และใช้พิจารณาหาทิศทางของร่างกายว่าเป็นมุมมองที่หันด้านใด(ด้านหน้า ด้านซ้าย หรือด้านขวา) ซึ่งการรู้จำท่าทางของมนุษย์นั้นจะทำการคำนวณค่าโปรเจคชันของท่าทางมนุษย์ในภาพปัจจุบันเทียบกับค่าโปรเจคชันของท่าทางมนุษย์ในชุดภาพที่นิยามไว้ก่อนหน้า จากนั้นจึงทำการหาส่วนต่างๆของร่างกายโดยวิเคราะห์จากเส้นขอบของภาพท่าทางมนุษย์ วิธีนี้มีข้อดีคือใช้เวลาในการประมวลผลน้อย ข้อเสียคือผลที่ได้ขึ้นอยู่กับมุมมองของภาพ

2.5.2 วิธีการรู้จำจากภาพสามมิติ (3D Appearance-based Methods)

แบบจำลองสามมิติถูกสร้างขึ้นจากวัตถุทรงเรขาคณิตรูปทรงต่างๆ เช่น วัตถุทรงกระบอก ทรงกลม หรือรูปกรวย โดยแบบจำลองนี้ประกอบด้วยตัวแปรที่ใช้ในการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างวัตถุทรงเรขาคณิตที่เป็นส่วนประกอบต่างๆ แบ่งตัวแบบออกเป็น 2 ประเภท คือ

1. วิธีการรู้จำจากภาพสามมิติที่ใช้กล้องตัวเดียว ทำได้โดยวิธีการรู้จำแบบตรง ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เกิดจากการเชื่อมต่อของรูปทรงเรขาสามมิติชนิดต่างๆ โดยจะต้องอาศัยความรู้เดิมเกี่ยวกับโครงสร้างของแบบจำลองมนุษย์และข้อจำกัดต่างๆที่เกี่ยวข้องกับโครงสร้างนั้นๆก่อน หรืออีกวิธีหนึ่งคือโดยวิธีการรู้จำแบบใช้วิธีการเรียนรู้ควบคู่ไปด้วย วิธีนี้ไม่จำเป็นต้องใช้แบบจำลองสามมิติเหมือนแบบตรง แต่จะทำการเก็บภาพท่าทางสามมิติไว้ในฐานข้อมูลภาพ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบ ข้อดีคือผลที่ได้ไม่ขึ้นอยู่กับมุมมองของภาพ ข้อเสียคือใช้เวลาในการประมวลผลมาก และจำเป็นต้องมีฐานข้อมูลที่สามารถเก็บรายละเอียดข้อมูลได้ครบถ้วน

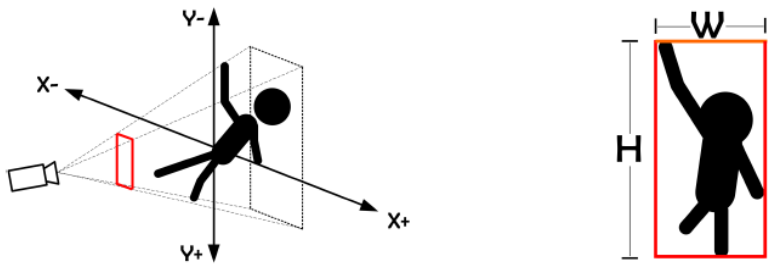
2. วิธีการรู้จำจากภาพสามมิติที่ใช้กล้องหลายตัว สามารถรู้จำท่าทางของมนุษย์ได้ในกรณีที่ภาพอาจถูกบังเป็นบางส่วน เช่น มีเฉพาะร่างกายส่วนบนในภาพเป็นต้น ทำได้โดยวิธีการรู้จำโดยใช้แบบจำลอง ซึ่งจะทำการสร้างเป็นแบบจำลองสามมิติขึ้น พร้อมทั้งคำนวณค่าตัวแปรต่างๆที่เกี่ยวข้อง และอีกวิธีหนึ่งคือวิธีการรู้จำแบบใช้การเรียนรู้ ซึ่งจะทำการเรียนรู้จากภาพท่าทางของมนุษย์ที่ทำการเรียนรู้และทราบก่อนหน้าแล้ว ข้อดีคือผลที่ได้ไม่ขึ้นอยู่กับมุมมองของภาพ ข้อเสียคือใช้เวลาในการประมวลผลมาก

2.6 กล่องขอบเขต

สำหรับการตรวจจับการล้มในงานวิจัยต่าง ๆ นั้นสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทโดยแบ่งตามอุปกรณ์ที่ใช้เป็นเซนเซอร์ได้แก่ แบบสวมใส่ติดตัว (wearable sensors) แบบภาพมุมมอง (image vision) และแบบอุปกรณ์ล้อมรอบหรือแบบผสม (ambient/fusion) (Muhammad Mubashir, et.al 2013) โดยประเภทการตรวจจับแบบสวมใส่ติดตัวจะถูกติดตั้งอยู่ในบริเวณตำแหน่งสำคัญของร่างกาย ถึงแม้ว่าจะมีผลของการตรวจจับที่ค่อนข้างแม่นยำ แต่บ่อยครั้งที่ผู้สูงอายุหลงลืมการสวมใส่และก่อให้เกิดความไม่สะดวกสบายในการใช้ชีวิตประจำวัน ในขณะที่ในแบบของการใช้อุปกรณ์ล้อมรอบหรือแบบผสมผสานนั้นจะมีการใช้ต้นทุนในการทำให้เกิดผลสูง ดังนั้นจึงทำให้การตรวจจับการล้มแบบภาพมุมมองด้วยเซ็นเซอร์รับภาพเป็นที่นิยมและเป็นที่ต้องการจากผู้สูงอายุมากกว่าแบบอื่น

กล่องขอบเขต (Bounding Box) หรือรูปสี่เหลี่ยมขอบเขตเล็กสุด (Minimum Bounding Box :MBR) ถือเป็นหนึ่งในเทคนิคที่อยู่ในกลุ่มของการตรวจจับการล้มแบบภาพมุมมอง โดยเป็นกล่องขอบเขตที่มีลักษณะเป็นรูปสี่เหลี่ยมที่ครอบล้อมรอบตัววัตถุหรือร่างกายมนุษย์ที่ให้ความสนใจ โดยกล่องนี้จะแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างการยืน การนอนหรือการล้มได้อย่างชัดเจน นักวิจัยส่วนใหญ่นิยมนำค่าทางคณิตศาสตร์ที่เกิดขึ้นบนกล่องขอบเขตนี้ มาใช้ในการการติดตามท่าทางและการเคลื่อนไหวของมนุษย์สำหรับตรวจจับการล้มในงานวิจัยของตนเอง โดยที่กล่องขอบเขตดังกล่าวสามารถจำแนกออกเป็น 2 รูปแบบหลักดังนี้

1. กล่องขอบเขตแบบสองมิติ (2D Bounding Box: 2D-BB) เป็นกล่องขอบเขตที่ถูกสร้างขึ้นได้จากกล้องทั่วไปที่สามารถแสดงผลของภาพได้เพียงสองมิติเท่านั้น (Peng Shen Ong, et.al 2014) กล่องขอบเขตชนิดนี้ถูกใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลายเพราะอุปกรณ์รับภาพที่ใช้สามารถจัดหาได้ทั่วไปดังแสดงในรูปที่ 2-2

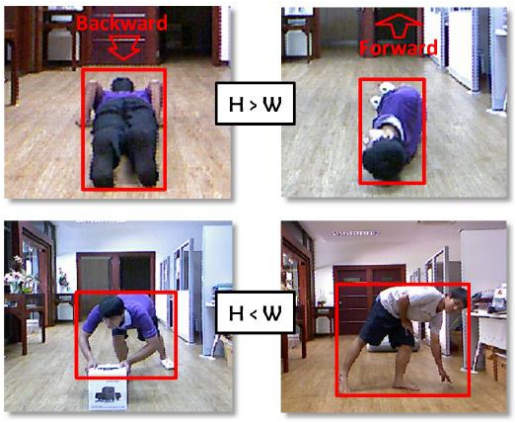


รูปที่ 2-2 กล่องขอบเขตแบบสองมิติ

โดยที่ค่าอัตราส่วนระหว่างค่าความสูง (H) และค่าความกว้าง (W) ของกล่องขอบเขตนี้ ถูกนำมาใช้เป็นตัวแทนสถานะของการล้มของตัวบุคคล ซึ่งหากมีค่าน้อยกว่า 1 หรือค่าความสูงน้อยกว่าความกว้าง อาจหมายความว่ามีความเป็นไปได้ว่ามีการล้มเกิดขึ้น ซึ่งค่าอัตราส่วนนี้คือ R_{HW} สามารถคำนวณหาได้จากสมการที่ (2.1)

$$R_{HW} = \frac{H}{W} \tag{2.1}$$

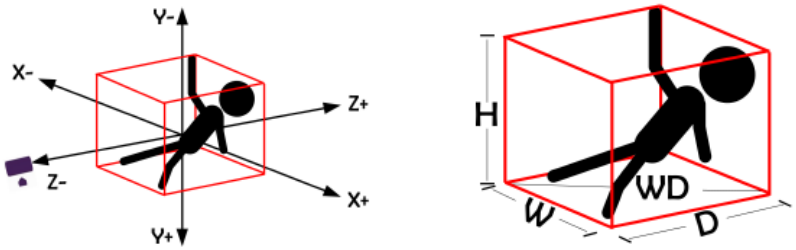
ข้อด้อยของการใช้กล่องขอบเขตเกิดขึ้นเพราะข้อจำกัดในเรื่องของมิติของข้อมูลที่แสดงเพียงสองมิติเท่านั้น จึงทำให้เกิดการตรวจจับที่ผิดพลาดในกรณีที่มีการล้มเข้าและออกจากตัวกล้อง ซึ่งเป็นผลทำให้ค่าอัตราส่วนจะอยู่ในลักษณะเสมือนไม่มีการล้มเกิดขึ้น ดังภาพที่ 2-3 (บน) นอกจากนี้ในบางกิจกรรมมีผลกระทบต่อกล่องขอบเขตแบบ 2 มิติเช่นกันดังภาพที่ 2-3 (ล่าง) จะเห็นได้ว่าอาจมีการตรวจจับการล้มขึ้นได้หากมีการก้มหรือโน้มตัวลงทำให้ค่าความสูงของกล่องน้อยกว่าค่าความกว้างของกล่องขอบเขต ทำให้เกิดการแจ้งเตือนการล้มทั้งที่ไม่เกิดการล้มขึ้นจริงหรือ false positive และเกิดการแจ้งเตือนการไม่ล้มแต่มีการล้มเกิดขึ้นไปแล้วหรือ false negative ขึ้นได้



รูปที่ 2-3 ข้อด้อยของกล่องขอบเขตแบบสองมิติ

2. กล่องขอบเขตแบบสามมิติ (3D Bounding Box: 3DBB) เป็นกล่องขอบเขตที่ถูกสร้างขึ้นมาบนภาพถ่ายที่มาจากอุปกรณ์รับภาพแบบ RGB-D ด้วย

คุณสมบัติของอุปกรณ์ดังกล่าวทำให้ภาพที่ออกมาสามารถแสดงตำแหน่งของจุดภาพในแนวแกน Z หรือในเชิงความลึกได้ (Georgios Mastorakis, et.al 2012) ตัวอุปกรณ์รับภาพจะใช้เทคโนโลยีของอินฟราเรดมาใช้ในการสร้างชุดข้อมูลที่มีมิติเหล่านี้และสามารถทำงานได้ภายใต้สภาวะแสงที่แตกต่างกัน นักวิจัยจึงนำประโยชน์ในมิติข้อมูลดังกล่าวมาประยุกต์ใช้สำหรับการตรวจจับการล้มที่มีทิศทางเข้าและออกจากตัวเซนเซอร์รับภาพได้ ดังแสดงดังภาพที่ 2-4

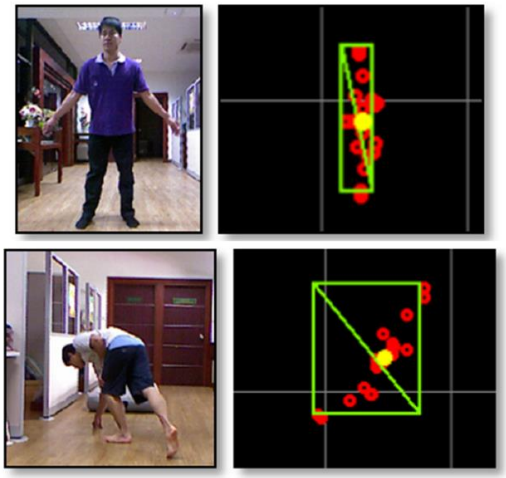


รูปที่ 2-4 กล่องขอบเขตแบบสามมิติ

ค่าทางคณิตศาสตร์ที่นักวิจัยนิยมใช้เป็นคุณลักษณะในการติดตามและตรวจจับการล้มคือ ความยาวของเส้น WD (WD length) หรือเส้นทะแยงมุมบริเวณพื้นกล่องขอบเขตมาใช้ โดยที่ค่าความยาวของเส้น WD ยิ่งมีค่ามาเท่าไหร่จะยิ่งสอดคล้องกับสถานะของการล้มลงมากเท่านั้น โดยค่าของความของเส้น WD จะสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.2)

$$WD = \sqrt{W^2 + D^2} \tag{2.2}$$

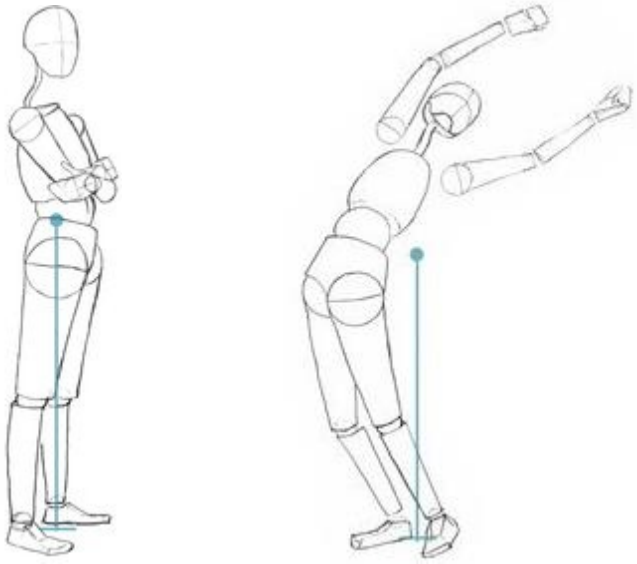
ปัญหาหนึ่งของการใช้กล่องขอบเขตชนิดนี้จะเกิดขึ้นกับค่าของความยาวของเส้น WD มีความแปรปรวนมากหากเกิดการเคลื่อนไหวแขนที่มีการกางออก การก้าวเดินและในการก้มลงในบางกรณีดังภาพที่ 2-5 ซึ่งความแปรปรวนนี้ทำให้เกิดการแจ้งเตือนการล้มที่ไม่ถูกต้องได้ ถึงแม้ว่านักวิจัยจะมีการตรวจสอบยืนยันโดยใช้ค่าความสูงของกล่องมาร่วมกันวิเคราะห์ แต่ผลการตรวจจับยังเกิดผลที่อยู่ในรูปแบบ false negative คือมีการแจ้งว่าไม่ล้มแต่ตัวบุคคลได้ล้มลงไปที่พื้นแล้วเกิดขึ้น และรูปแบบ false positive คือมีการแจ้งว่าล้มแต่ตัวบุคคลไม่ได้เกิดการล้มขึ้นจริง



รูปที่ 2-5 ข้อด้อยของกล่องขอบเขตแบบสามมิติ

2.7 จุดศูนย์กลางมวลของร่างกายมนุษย์

จุดศูนย์กลางมวลของร่างกายมนุษย์ (Center of Mass of a Human Body) ใช้หลักการเดียวกันกับจุดศูนย์กลางของแรงโน้มถ่วง (Center of gravity) ที่สามารถบ่งบอกได้ถึงความสมดุลของวัตถุได้ (Arthur Chapman, et.al 2008) โดยที่จุดศูนย์กลางมวลของร่างกายมนุษย์ขึ้นอยู่กับท่าทางของมนุษย์ที่แสดงออกในขณะนั้น ตัวอย่างเช่น ในสถานการณ์ที่มีการยืนตรงจะทำให้จุดศูนย์กลางมวลอยู่ภายในร่างกายบริเวณเหนือท้องขึ้นมาเล็กน้อย แต่ถ้าหากในสถานการณ์ที่ร่างกายมีการโน้มเอียงไปยังข้างใดข้างหนึ่งจะมีผลทำให้จุดศูนย์กลางมวลอยู่บริเวณนอกร่างกายดังรูปที่ 2-6

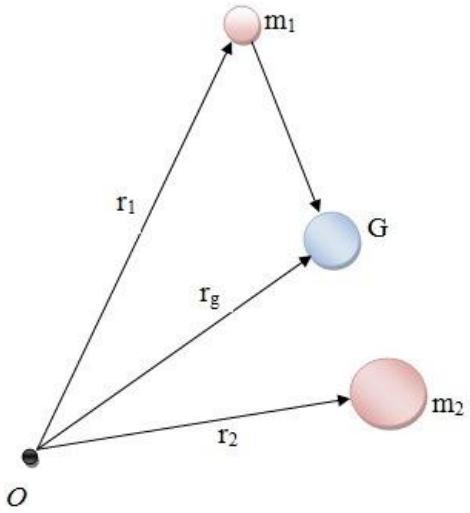


รูปที่ 2-6 แสดงจุดศูนย์กลางมวลอยู่ภายในและนอกบริเวณของร่างกาย

การคำนวณจุดศูนย์กลางของมวลในวัตถุหนึ่งชิ้นนั้นสามารถทำได้แม้ว่าวัตถุนั้นจะมีทิศทางการวางตัวไปในทิศทางใดก็ตาม เนื่องมาจากจุดศูนย์กลางดังกล่าวจะไม่มีการเลื่อนตำแหน่งแม้ว่าวัตถุนั้นจะถูกหมุนไปในทิศใด โดยจุดศูนย์กลางของมวลจะอยู่ที่ $\vec{r_{cm}}$ ดังสมการ (2.3) ด้านล่าง

$$\vec{r_{cm}} = \sum_{i=1}^{n} \frac{\vec{r_i} m_i}{m_{tot}} \tag{2.3}$$

โดยที่ r_i คือ ตำแหน่งเวกเตอร์ของมวลที่ i
m_i คือ มวลของวัตถุชิ้นที่ i
m_{tot} คือ ผลรวมของมวลทั้งหมดในระบบ
n คือ จำนวนของจุดมวลทั้งหมดในระบบ



รูปที่ 2-7 แสดงตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลระหว่างมวลสองตำแหน่ง

จากรูปที่ 2-7 จะแสดงถึงระบบที่มีมวล 2 ตำแหน่งได้แก่ m_1 และ m_2 โดยที่มวลของ m_1 มีขนาดน้อยกว่า m_2 จึงทำให้ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางมวล G ใกล้ไปทางมวล m_2 ที่มีขนาดของมวลที่มากกว่า ในขณะที่เวกเตอร์ r1 และ r2 ต่างเป็นเวกเตอร์ที่มีจุดเริ่มต้นอ้างอิงในเกณฑ์เดียวกันในระบบ

2.8 เครื่องมือในการวัดประสิทธิภาพ

วิธีการวิเคราะห์ความถูกต้อง ในงานวิจัยนี้จะวัดประสิทธิการของผลการทดลองโดยพิจารณาจากค่า accuracy specificity และ sensitivity (Tom Fawcett, 2006) โดยค่าดังกล่าวจะคำนวณได้จากสมการ (2.4 - 2.6) ต่อไปนี้

ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

$$accuracy = \frac{TP + FN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2.4}$$

ค่าความจำเพาะ (Specificity)

$$specificity = \frac{TN}{TN + FP} \tag{2.5}$$

ค่าความไว (Sensitivity)

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.6)$$

โดยที่ TP คือ ผลบวกจริง (True Positive),
TN คือ ผลลบจริง (True Negative),
FN คือ ผลลบลวง (False Negative), และ
FP คือ ผลลบจริง (False Positive)

2.9 การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

Nor Surayahani Suriani และคณะฯ (Nor Surayahani, et.al 2012) ได้ตั้งสมมติฐานว่าสามารถใช้การกระจายแบบเรขาคณิตของการเคลื่อนไหว ในการระบุความผิดปกติในเชิง spatial และใช้การวิเคราะห์การเคลื่อนที่ในการระบุความผิดปกติในเชิง temporal ได้ โดยทำการทดลองกับชุดข้อมูล Multiple camera fall dataset ซึ่งประกอบด้วยกิจกรรมในชีวิตประจำวันได้แก่ การเดิน การก้มตัว และการล้มลักษณะต่าง ๆ เช่น ล้มไปด้านหน้า ล้มไปด้านหลัง และล้มไปด้านข้าง ในงานวิจัยดังกล่าวนำเสนอวิธีการโดยแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน โดยขั้นตอนแรกจะใช้ Motion History Histogram เพื่อติดตามพฤติกรรมการเคลื่อนไหว ในการสกัดการเปลี่ยนลักษณะของร่างกาย ซึ่งมีความเร็วในการเคลื่อนไหวในขณะเดินและล้มแตกต่างกัน ขั้นที่สองทำการคำนวณค่า Motion Geometric Distribution (MGD) เพื่อใช้ลดความเร็วในการเคลื่อนไหวระหว่างภาพ ทำให้สามารถตรวจพบลักษณะการล้มได้ง่ายยิ่งขึ้น และขั้นตอนสุดท้ายใช้ Biological inspired Feed-forward network ในการแบ่งกลุ่มกิจกรรมการเดินและการล้มออกจากกัน ซึ่งผลการทดลองพบว่าวิธีการที่ใช้สามารถแบ่งกลุ่มสถานะการเดินและการล้มของมนุษย์ได้อย่างถูกต้อง

Jia Luen Chua และคณะฯ (Jia Luen Chua, et.al 2012) ได้นำเสนอเทคนิคใหม่ในการตรวจจับการล้มโดยขึ้นกับการเปลี่ยนแปลงของรูปร่างมนุษย์ เทคนิคนี้ใช้จุดสามจุดเพื่อแทนบุคคลแทนที่จะใช้ ellipse หรือ bounding box คุณลักษณะที่ถูกสกัดจากเส้นที่เกิดจากจุดสามจุดนี้ได้ถูกใช้ในการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของรูปร่างเพื่อตรวจจับการล้ม เทคนิคการใช้จุดสามจุดนี้ไม่เพียงแต่เพิ่มอัตราการตรวจจับการล้มได้เพิ่มขึ้นแต่ยังลดค่า computational complexity อีกด้วย สำหรับวิธีการที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้แก่การสกัดเพื่อแยกรูปร่างมนุษย์ (Human Shape Extraction) ซึ่งจะทำการลบภาพพื้นหลังก่อน เพื่อตรวจหาตัวบุคคลในชุดภาพวิดีโอ เมื่อพบแล้วก็

คำนวณหาจุดสามจุดที่ใช้แทนบริเวณต่าง ๆ ของร่างกายมนุษย์ได้แก่ ศีรษะ ลำตัว และขา ลักษณะอื่น ๆ จะได้ตามมา เช่น การเปลี่ยนมุม ผลรวมของความสูง และอัตราของความสูง และนำไปใช้วิเคราะห์รูปร่างของมนุษย์ ขั้นตอนถัดไปเป็นการใช้ระบบการตรวจจับการล้ม ซึ่งประกอบด้วย 2 ส่วนได้แก่ ส่วนที่หนึ่งเป็นการรู้จำการล้ม (fall recognition) ซึ่งเป็นส่วนที่ขึ้นอยู่กับการวิเคราะห์รูปร่างมนุษย์ และ ส่วนที่สองเป็นการยืนยันการล้ม (fall confirmation) ซึ่งจะขึ้นอยู่กับช่วงเวลาที่บุคคลแน่นิ่งไป ผลการทดลองจากงานวิจัยนี้ ให้ความถูกต้องในการตรวจจับการล้ม 90.5% และมีอัตราการเตือนผิด (false alarm rate) อยู่ที่ 10% วิธีนี้สามารถให้ข้อมูลเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงในส่วนบนและส่วนล่างของร่างกายมนุษย์ ผลการทดลองบ่งชี้ว่าเทคนิคที่ใช้ในงานวิจัยนี้สามารถใช้ได้ดีกับการตรวจจับการล้มในชุดภาพวิดีโอแบบเวลาจริง (real-time video sequences)

Miao Yu และคณะฯ (Miao Yu, et.al 2012) ได้ทำการวิจัยโดยเริ่มจากการลบภาพพื้นหลัง (background subtraction) เพื่อสกัดภาพเบื้องหน้า (foreground) ที่เป็นตัวคนออกมา จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้ ไปปรับปรุงโดยใช้วิธีการ post-processing ที่เหมาะสม โดยข้อมูลจาก ellipse fitting และ projection histogram ตามแกนของ ellipse ถูกใช้เป็นคุณลักษณะ (features) สำหรับแยกแยะท่าทางต่าง ๆ ของมนุษย์ และคุณลักษณะเหล่านี้จะถูกนำมาป้อนเข้า directed acyclic graph support vector machine (DAGSVM) เพื่อแยกแยะท่าทาง ผลลัพธ์ที่ได้จะนำมารวมกับข้อมูลของพื้นเพื่อตรวจจับการล้ม ผลการทดลองจากข้อมูลของคน 15 คน พบว่าระบบนี้สามารถตรวจจับการล้มได้ในอัตราสูงถึง 97.08 และให้ false detection rate ที่ต่ำเพียง 0.8% ภายในสภาพบ้านจำลอง

Damien Brulin และคณะฯ (Damien Brulin, et.al 2012) ได้นำเสนอวิธีการตรวจจับการล้ม ออกเป็น 2 ส่วนหลักได้แก่ ส่วนที่หนึ่งเป็นการตรวจจับโครงร่างที่เป็นมนุษย์ ภายใต้สภาพแวดล้อมที่แตกต่างไปจากเดิมได้ เช่น ความสว่างของแสงเปลี่ยนไป หรือวัตถุรอบข้างเปลี่ยนตำแหน่งไปจากเดิม เป็นต้น ซึ่งแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอนที่ 1. การตรวจจับการเปลี่ยนแปลง โดยมีสมมติฐานว่าสิ่งที่เปลี่ยนแปลงจากเฟรมภาพปัจจุบันมีความเป็นไปได้สูงที่สิ่งนั้นจะเป็นมนุษย์ จึงทำการลบภาพพื้นหลังด้วยการแทนแต่ละจุดภาพพื้นหลังด้วยวิธี Single Gaussian distribution และวัดความแตกต่างของภาพปัจจุบันกับภาพพื้นหลังด้วยระยะทาง Mahalanobis ขั้นตอนที่ 2. การติดตาม ผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการลบภาพพื้นหลังจะเป็นองค์ประกอบที่มีการเชื่อมโยงซึ่งอาจจะเป็นมนุษย์หรือวัตถุอื่นๆที่เคลื่อนไหวได้ ซึ่ง

หากพิจารณาการแทนที่ขององค์ประกอบที่มีการเชื่อมโยงเหล่านั้นจากภาพที่ผ่านมาในอดีตจะทำให้สามารถกำหนดคุณลักษณะของวัตถุที่ต้องการติดตามได้ โดยกำหนดเป็นกลุ่มของจุดที่สนใจ และทำการติดตามกลุ่มของจุดที่เราสนใจเหล่านี้ไปตลอดทุกเฟรมภาพ จากนั้นจึงนำรายการองค์ประกอบที่เชื่อมโยงที่เป็นผลลัพธ์จากขั้นตอนก่อนหน้าและรายการวัตถุที่ติดตามการเคลื่อนไหว มาจับคู่กันเพื่อให้การตรวจจับหรือรู้จำสิ่งที่เป็นมนุษย์ในเฟรมภาพมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น และ ขั้นตอนที่ 3. การแบ่งกลุ่ม โดยใช้วิธีของ Viola and Jones โดยเริ่มด้วยการกรองข้อมูลด้วย Adaboost และ Haar-like filters และการแบ่งกลุ่มโครงร่างของมนุษย์ที่อาจมีลักษณะโครงร่างเหมือนมนุษย์ทั้งหมด หรือมีเพียงบางส่วน เช่น มีโครงร่างเหมือนมนุษย์ส่วนที่เป็นครึ่งบนของร่างกาย (ด้านหน้า-หลัง-ซ้าย-ขวา) ซึ่งตัวที่ใช้แบ่งกลุ่มข้อมูลนั้นจะทำการเรียนรู้โดยใช้ชุดข้อมูลมนุษย์ที่เป็นที่รู้จักกันดีชื่อ INRIA

หลังจากทำการตรวจจับโครงร่างที่เป็นมนุษย์แล้ว ส่วนที่สองจะเป็นส่วนของการรู้จำลักษณะท่าทาง เมื่อตรวจพบมนุษย์ในฉากของเฟรมภาพแล้ว ขั้นตอนต่อไปจะเป็นการรู้จำลักษณะท่าทาง โดยแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนคือ 1. สกัดคุณลักษณะ โดยนำภาพที่ทำการลบพื้นหลังแล้วมาทำการคำนวณหาแกนหลักของร่างกายมนุษย์ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ Principal Component Analysis (PCA) เพื่อหาแนวโปรเจ็คชั่นที่เป็นตัวแทนที่ดีที่สุดของข้อมูลภาพที่ตรวจพบว่าเป็นมนุษย์ 2. ใช้ Fuzzy Logic System (FLS) ในการจับคู่ข้อมูลเข้ากับผลลัพธ์ที่ต้องการ ซึ่ง FLS ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ประกอบไปด้วย 4 ส่วน ได้แก่ Fuzzifier, Rules, Inference system, Defuzzifier ผลการทดลองของวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้พบว่าในส่วนของการตรวจจับโครงร่างที่เป็นมนุษย์มีอัตราความถูกต้องอยู่ที่ 97% และมีอัตราการตรวจจับผิดพลาดอยู่ที่ 3% และผลการทดลองในส่วนของการรู้จำท่าทางมนุษย์โดยใช้วิธี FLS เมื่อเทียบกับวิธี 1-NN พบว่าวิธี FLS มีความแม่นยำในการรู้จำท่าทางของมนุษย์ได้ดีกว่าไม่ว่าจะเป็นท่านั่งห้อยขาลงหรือท่านั่งแบบขัดเข่าก็ตาม

Caroline Rougier และคณะฯ (Caroline Rougier, et.al 2011) ได้นำเสนอวิธีการโดยใช้ระยะที่วัดจากระดับพื้นถึงจุดศูนย์ถ่วง (centroid height) ของคนในการตรวจจับการล้ม โดยแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนที่ 1. การตรวจหาระนาบพื้น (Ground plane detection) โดยคำนวณหาระนาบพื้นของห้องอย่างอัตโนมัติโดยวิธี V-disparity ขั้นตอนที่ 2. การติดตามตัวบุคคล(Person tracking) และ Localization โดยการหาตัวบุคคลและตำแหน่งในรูปภาพ ขั้นตอนที่ 3. การตรวจจับการล้ม(Fall detection) โดยวิเคราะห์วิถีการเดินแบบสามมิติของคน (person 3D

trajectory) โดยแยกความแตกต่างการล้มจากกิจกรรมทั่วไป เพื่อทำให้ผลการทดลองเกิดความแม่นยำมากขึ้น ระยะที่วัดจากระดับพื้นถึงจุดสูงถ่วงของคนถูกนำมาใช้ในการตรวจจับการล้มโดยจะให้ผลการตรวจจับที่ดีก็ต่อเมื่อไม่มีวัตถุใดๆมาบังหรือกีดขวางการล้ม หากมีเฟอร์นิเจอร์หรือวัตถุใด ๆ กีดขวางไม่ให้กล้องจับภาพคนที่ล้มได้ อัตราความเร็วในการเคลื่อนที่ของร่างกายก่อนถูกวัตถุบดบังได้ถูกนำมาใช้ในการตรวจจับการล้ม ในการทดลองของงานวิจัยนี้ได้มีการทำชุดข้อมูลสำหรับการสอน(training data set) จากสภาพการเดิน นั่ง ก้มลงอย่างเป็นปกติ เพื่อคำนวณหาค่า thresholds ว่าสถานการณ์ใดเป็นสถานการณ์ปกติ หรือ ผิดปกติ มีการคำนวณระยะที่วัดจากระดับพื้นถึงจุดศูนย์ถ่วงของคน (Dtrain) และความเร็วในการเคลื่อนที่ของคนจากภาพเคลื่อนไหว (Vtrain) และนำสองค่านี้มาใช้ในการหาค่า thresholds ต่อไป ซึ่งผลการทดลองของวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้พบว่ามีผลการตรวจจับการล้มที่ดีโดยอัตราความถูกต้องอยู่ที่ 98.7%

Shaou-Gang Miaou และคณะฯ (Shaou-Gang Miaou, et.al 2006) ได้ศึกษาวิจัยการตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุโดยใช้อุปกรณ์รับภาพชื่อว่า MapCam เป็นกล้องชนิด Omni camera ที่สามารถรับภาพวิดีโอมุมมองได้ 360 องศาได้ โดยตรวจจับการล้มได้โดยใช้เทคนิคการประมวลผลภาพแยกตัวบุคคลออกจากภาพในการสร้างกล่องขอบเขตขึ้นมาเพื่อใช้คุณลักษณะหลักคือ อัตราระหว่างความยาวและความสูงของคนร่วมกับข้อมูลส่วนตัวของผู้ล้มได้แก่ BMI (Body Mass Index) และประวัติการรักษาโรค เพื่อประกอบใช้ในอัลกอริธึมสำหรับตรวจจับการล้มโดยการปรับค่าพารามิเตอร์ให้มีความเหมาะสมในแต่ละกรณีเพื่อหลีกเลี่ยงการแจ้งเตือนที่ไม่จำเป็นและเป็นการเพิ่มการดูแลเป็นพิเศษสำหรับกรณีที่ผู้ล้มต้องการรับการดูแลมากกว่าปกติ ผลการทดสอบของวิธีที่นำเสนอพบว่าความถูกต้องสำหรับกรณีที่ไม่ใช้ข้อมูลส่วนบุคคลและใช้ข้อมูลส่วนบุคคลคือ 79.8% และ 69% ตามลำดับ

Peng Shen Ong และคณะฯ (Peng Shen Ong, et.al 2014) นำเสนอวิธีการตรวจจับการล้มที่มีประสิทธิภาพที่สามารถทำงานประมวลผลภาพได้แบบ Real time โดยเลือกใช้อุปกรณ์ลอจิกแบบโปรแกรมได้ (Programmable Gate Array: FPGA) สำหรับประมวลผลภาพ ภาพขนาด 640 x 480 พิกเซล ที่ ซึ่งมีอัลกอริธึมของลำดับการตรวจจับการล้มคือ 1. การตรวจจับการเคลื่อนไหวของวัตถุที่ใช้หลักการของการลบออกของพื้นหลังเพื่อสกัดวัตถุที่เคลื่อนไหวออกมาจากภาพ 2. การลดในส่วนของเงาโดยการพิจารณาโดเมนของสีที่อยู่ในรูปแบบของ YCrCb และ 3. การตรวจจับการล้มโดยกำหนดกล่องขอบเขตสำหรับเป็นตัวแทนของความสูงและความกว้างของ

รูปร่างมนุษย์ โดยพิจารณาการล้มจะเกิดขึ้นเมื่อค่าความสูงมีความน้อยกว่าความกว้าง แต่ไม่สามารถทำงานได้หากการล้มนั้นเกิดขึ้นในแนวขนานกับเส้นมุมมองของตัวกล้อง ซึ่งวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถลดอัตราการใช้พลังงานลงได้ถึง 33.33% และทำความเร็วในการประมวลได้ถึง 58.36 เฟรมต่อวินาที

Behçet Uğur Töreyin และคณะฯ (Behçet Uğur Töreyin, et.al 2005) ได้วิจัยการตรวจจับการล้มที่ผสมผสานระหว่างการประมวลผลภาพวีดิโอที่ได้จากกล้องวงจรปิดร่วมกันกับข้อมูลเสียงที่ถูกบันทึกโดยใช้ไมโครโฟน โดยมีลำดับขั้นการตรวจจับตามชนิดของข้อมูลทั้ง 2 ดังนี้

1. การวิเคราะห์ข้อมูลวิดีโอ ผู้วิจัยใช้วิธีการตรวจจับวัตถุที่เคลื่อนไหวโดยใช้การเปรียบเทียบเฟรมก่อนหน้าและเฟรมปัจจุบัน จากนั้นจึงสร้างกล่องขอบเขตเพื่อระบุขนาดรูปร่างโดยรวมของมนุษย์ในภาพขึ้น ซึ่งในขั้นตอนนี้จะทำให้ค่าอัตราส่วนระหว่างความสูงและความกว้างของกล่องเกิดขึ้น ผู้วิจัยได้ใช้ Wavelet transform ทำให้ค่ามีความแม่นยำขึ้น จากนั้นจึงนำเข้าไปสู่การจำแนกโดยใช้ Hidden Markov Models (HMM)

2. การวิเคราะห์ข้อมูลเสียง ผู้วิจัยใช้เทคนิค Wavelet transform ที่มีลักษณะเป็น High-pass filter (HPF) กับสัญญาณเสียงเพื่อให้คุณลักษณะของสัญญาณที่มีความสำคัญปรากฏชัดเจนยิ่งขึ้น จากนั้นจึงจำแนกเหตุการณ์โดยใช้ HMM เช่นเดียวกันกับที่ถูกใช้ในการวิเคราะห์ภาพ โดยผลการทดสอบพบว่าการใช้เสียงร่วมในการพิจารณาการล้มสามารถทำได้เป็นอย่างดี สามารถลดการแจ้งเตือนในรูปแบบผลลบลวงหรือการที่แจ้งเตือนว่าล้มแต่ไม่เกิดการล้มจริงได้

Alex Edgcomb และคณะฯ [(Alex Edgcomb, et.al 2012) นำเสนอการเปรียบเทียบการตรวจจับการล้มกับภาพวิดีโอที่ถูกปรับปรุงภาพเพื่อความเป็นส่วนตัว ประกอบไปด้วยวิดีโอทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ วิดีโอต้นฉบับ, วิดีโอที่มีการเบลอตัวบุคคล, วิดีโอที่มีการใช้เงาโครงร่างตัวคน, วิดีโอที่มีการสร้างวงรีแทนโครงร่างตัวคน และวิดีโอที่มีการใช้กล่องขอบเขตล้อมรอบตัวคน งานวิจัยนี้ใช้คุณลักษณะหลักคือค่าอัตราส่วนระหว่างความสูงและความกว้าง และส่วนกลับของค่าดังกล่าวมาใช้วิเคราะห์เหตุการณ์การณ์ล้มแบบ Binary tree classification เพื่อพิจารณาค่า Dynamic Time Warping (DTW) จากการประมวลผลสัญญาณค่าอัตราส่วนเพื่อใช้สำหรับเปรียบเทียบกราฟที่เกิดขึ้นเพื่อจำแนกเหตุการณ์ของการล้มได้ ซึ่งผลของการเปรียบเทียบพบว่าชนิดของวิดีโอที่มีการสร้างวงรีแทนโครงร่างตัวคนนั้นสามารถทำค่าความถูกต้องการจำแนกเหตุการณ์การล้ม Sensitivity และ Specificity ที่ 91% และ 92% ตามลำดับ

Ji Tao และคณะฯ (Ji Tao, et.al 2005) เสนองานวิจัยเกี่ยวกับการตรวจจับการล้มในสภาพแวดล้อมภายในอาคารสำนักงาน โดยวิธีการตรวจจับถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนแรกคือการตรวจจับและติดตามตัวบุคคลที่ปรากฏอยู่ในภาพวิดีโอโดยใช้การหาความต่างของภาพในกรอบเฟรมเวลา เพื่อที่จะทำการสกัดคุณลักษณะค่าอัตราส่วนของความสูงและความกว้างของกล่องขอบเขตที่ล้อมตัวบุคคลออกมาแสดง ส่วนที่สองคือการอนุมานเหตุการณ์โดยใช้ค่าอัตราส่วนที่ได้จากกระบวนการแรกมาจำแนกเหตุการณ์โดยใช้ Gaussian Mixture Model (GMM) ร่วมกับการกำหนดอัลกอริธึมที่มีคุณสมบัติการตรวจสอบสมมุติฐานในรูปแบบ Finite State Machine (FSM) โดยสามารถทำการตรวจจับการล้มได้ในระยะที่ไกลเป็นอย่างดี แต่รูปแบบชนิดของการล้มส่วนใหญ่ที่มีอัตราค่าความถูกต้องสูงจะอยู่ในกลุ่มของชุดข้อมูลทดสอบที่อาสาสมัครล้มด้านข้างของมุมมองกล้องในส่วนใหญ่

Georgios Mastorakis และคณะฯ (Georgios Mastorakis, et.al 2012) และ Vitoantonio Bevilacqua และคณะฯ (Vitoantonio Bevilacqua, et.al 2014) ต่างนำเสนอระบบการตรวจจับการล้มโดยใช้กล้อง Microsoft® Kinect ที่มีคุณสมบัติรับภาพวัตถุในมิติของความลึกแบบ 3 มิติได้ ทำให้สามารถแสดงคุณลักษณะของร่างกายคนในเชิงลึกเหนือกว่ากล้องทั่วไป ผู้วิจัยได้อาศัยข้อได้เปรียบในจุดนี้ทำการสร้างตัวกล่องเขตแบบ 3 มิติที่บรรจุล้อมร่างกายของตัวคนขึ้นทำให้สามารถตรวจจับการล้มในหลายทิศทางได้สะดวก โดยทั้งสองงานได้นำเสนอคุณลักษณะหลักที่ใช้สำหรับพิจารณาการล้ม คือ ความยาวของเส้นทแยงมุมหรือ WD length ที่เกิดขึ้นระหว่างความกว้างและความลึกของกล่องขอบเขตชนิดนี้ในบริเวณฐานล่างของร่างกาย จากนั้นมีการแปลงสัญญาณข้อมูลโดยใช้อนุพันธ์อันดับที่ 1 ของค่าความยาวเส้นที่เกิดขึ้นร่วมกับการใช้ค่าของความสูงของตำแหน่งศีรษะคน โดยนำค่าที่ได้ทั้งสองค่านี้นำเข้าสู่อัลกอริธึมสำหรับตรวจจับที่มีลักษณะเป็นกฎสำหรับการจำแนกการล้มพิจารณาร่วมกับค่าพารามิเตอร์ที่ถูกเรียนรู้ไว้เรียบร้อยแล้ว ซึ่งสามารถจำแนกเหตุการณ์ได้ดี แต่มีบางเหตุการณ์ที่มีผลกระทบต่อความถูกต้องในการตรวจจับได้ คือ เมื่อจังหวะของการล้มนั้นถูกรบกวนด้วยการเดินหรือการแกว่งแขนของตัวบุคคลนั้นมีผลทำให้กล่องขอบเขตที่มีลักษณะเป็น 3 มิตินี้ถูกเปลี่ยนแปลงไปโดยตลอดเวลา ทำให้ผลของการตรวจจับออกมาเป็น false negative หรือมีการแจ้งว่าไม่ล้มแต่ตัวบุคคลได้ล้มลงไปที่พื้นแล้ว

ด้วยความสามารถของอุปกรณ์ Microsoft® Kinect ที่ถูกออกแบบมาเพื่อระบุท่าทางของมนุษย์ในระบบพิกัด 3 มิติในการเล่นเกมส์เพื่อความบันเทิงแล้ว นักวิจัย

ส่วนใหญ่ได้มีการใช้ประโยชน์จากตำแหน่งจุดร่วม (Joint Point) หรือจุดสำคัญต่าง ๆ ของร่างกายคนที่ตัวอุปกรณ์สร้างขึ้นให้ ไปใช้ในการประมวลผลจำแนกเพื่อตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุ โดยมีการใช้ในการตรวจจับแบบใช้อุปกรณ์ Microsoft® Kinect เพียงอย่างเดียวและมีการอินทิเกรตเข้ากับหุ่นยนต์เพื่อช่วยขับเคลื่อนในการตรวจจับดังงานวิจัยต่อไปนี้

Christopher Kawatsu และคณะฯ (Christopher Kawatsu, et.al 2012) พัฒนาระบบตรวจจับการล้มโดยอุปกรณ์รับภาพ Microsoft® Kinect ที่สามารถจำแนกการล้มและไม่ล้มเท่านั้น มีการปรับปรุงข้อมูลเพื่อระบุตำแหน่งของพื้นให้สอดคล้องกับองศาของตัวกล้องที่มีการก้มเงย โดยตรวจจับการล้มผ่านการดูค่าของอัตราการเปลี่ยนแปลงของระยะห่างของภาพรวมของกลุ่มจุดร่วมเทียบกับพื้น ซึ่งจากวิธีการที่นำเสนอนั้นจะพบว่าค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงสามารถเกิดขึ้นได้ในกรณีที่มีการย่อตัวลงพื้นเช่นกัน จึงทำให้เกิดการแจ้งเตือนแบบ false Positive สามารถเกิดขึ้นได้

Thi-Thanh-Hai Tran และคณะฯ (Thi-Thanh-Hai Tran, et.al 2014) ใช้วิธี V-Disparity สำหรับพิจารณาค่าความลึกของภาพในตำแหน่งต่าง ๆ เพื่อระบุตำแหน่งพื้นที่เกิดขึ้นในฉากได้ ผู้วิจัยนำข้อมูลจุดร่วมมาสร้างเป็น 3 คุณลักษณะหลัก ได้แก่ ระยะห่างจากพื้นถึงจุดร่วมตำแหน่งนั้น, มุมที่เกิดขึ้นระหว่างเวกเตอร์ของจุดร่วมนั้นกับจุดร่วมของศีรษะเทียบกับพื้น และค่าความเร็วของจุดร่วมนั้น ซึ่งค่าคุณลักษณะทั้ง 3 นี้จะถูกนำเข้าสู่ SVM (Support Vector Machine) เพื่อใช้ในการจำแนกการล้ม โดยที่ผลของการทดสอบพบว่าพื้นที่ได้จากวิธี V-Disparity ทำได้ไม่ดีนักเพราะค่าที่ได้จาก Microsoft®- Kinect SDK ให้ผลได้ดีกว่าและพบว่าการใช้ค่าของมุมไม่สามารถช่วยให้การจำแนกการล้มดีขึ้นได้ ในขณะที่ค่าของระยะห่างถึงพื้นและค่าความเร็วของจุดร่วมนั้นให้ผลการแจ้งเตือนได้ดีกว่า

Takuma Sumiya และคณะฯ (Takuma Sumiya, et.al 2015) นำเสนอการตรวจจับการล้มโดยติดตั้ง Microsoft® Kinect บนหุ่นยนต์เคลื่อนที่ได้ที่เรียกว่า Yujin Robot’s Kobuki มาใช้เพิ่มศักยภาพมุมมองของการมองเห็นในจุดอับสายตาได้จากการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์นี้ ผู้วิจัยได้นำเสนออัลกอริธึมที่ใช้ในการเคลื่อนไหวหุ่นยนต์ที่สอดคล้องกับการเคลื่อนไหวของคนที่ตำแหน่งต่าง ๆ ของพื้นที่นั้น ซึ่งจุดร่วมได้ถูกนำมาใช้เพื่อระบุตำแหน่งการเคลื่อนที่ของบุคคลเพื่อให้ตัวหุ่นยนต์พร้อม Microsoft® Kinect เคลื่อนที่ตามไป โดยเงื่อนไขที่ใช้สำหรับตรวจจับการล้มคือ ค่าระยะห่างระหว่างตำแหน่งจุดร่วมของศีรษะกับหัวเข่า ถ้ามีลดลงน้อยถึงค่าเทรสโฮลด์และเกิน

เวลาที่กำหนด ให้ถือว่ามีการล้มเกิดขึ้น ซึ่งวิธีการดังกล่าวอาจทำให้เกิดการแจ้งเตือนแบบผลลบจริงสามารถเกิดขึ้นได้

Zaid A. Mundher และคณะฯ (Zaid A. Mundher, et.al 2014) มีการสร้างหุ่นขนาดเล็กที่สามารถเคลื่อนไหวได้โดยมี Microsoft® Kinect ติดตั้งอยู่ด้านบน โดยมีการเคลื่อนไหวติดตามตัวบุคคลผ่านการพิจารณาค่าจุดร่วมในตำแหน่งหัวไหล่ผ่านค่าระยะห่างจาก Microsoft® Kinect กับไหล่ทั้งสองด้านเพื่อกำหนดทิศทางการเคลื่อนที่ นอกจากนี้ยังสามารถส่งงานการติดตามของกล่องผ่านท่าทางการเคลื่อนไหวมือของบุคคล สำหรับเทคนิคการตรวจจับการล้ม ผู้วิจัยได้ใช้ค่าตำแหน่งของจุดร่วมเทียบกับตำแหน่งพื้น ซึ่งถ้าหากมีระยะห่างที่จากพื้นน้อยกว่าค่าที่กำหนด ระบบจะแจ้งเตือนว่ามีการล้มเกิดขึ้น

จะเห็นได้ว่างานวิจัยส่วนใหญ่ที่ใช้จุดร่วมนั้น จะมีการพิจารณาคุณลักษณะหลักซึ่งก็คือ ระยะห่างระหว่างตำแหน่งสำคัญของร่างกายเทียบกับพื้น ซึ่งการเทียบค่าดังกล่าวเป็นการเทียบในมุมมองค่าเพียงอย่างเดียว ในบางงานไม่สามารถระบุได้ว่าการนอนลงนั้นไม่ใช่การล้ม เพราะค่าระยะห่างดังกล่าวสามารถเกิดขึ้นได้ในหลาย ๆ กรณีการเคลื่อนไหว

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาและแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้นกับกล่องขอบเขตแบบสองมิติ (2D-BB) และแบบสามมิติ (3D-BB) ที่นำมาใช้ในงานวิจัยก่อนหน้าซึ่งพบว่ายังมีข้อจำกัดในบางประเด็นที่มีผลทำให้เกิดการแจ้งเตือนที่ผิดพลาดขึ้นได้ จึงนำเสนอรูปแบบของกล่องขอบเขตแบบใหม่ที่สามารถเป็นตัวแทนของรูปร่างของคนที่ปรากฏขึ้นในตำแหน่งที่เหมาะสมโดยสามารถนำค่าทางคณิตศาสตร์มาใช้เพื่อบูรณาการเข้ากับกรอบงานของระบบการตรวจจับการล้มหลักได้

3.1 กล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว (Adaptive Directional Bounding Box: ADBB)

กล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว (Adaptive Directional Bounding Box: ADBB) คือกล่องสี่เหลี่ยมที่ครอบคลุมทุกส่วนบนร่างกายในแนวเดียวกับทิศทางของการล้ม โดยที่กล่องชนิดนี้จะใช้ข้อมูลที่ได้จากอุปกรณ์รับภาพที่เป็นอินฟราเรดเช่นเดียวกันกับกล่องขอบเขตแบบสามมิติ แต่กล่องขอบเขตแบบทิศทางนี้จะอยู่ในรูปแบบสองมิติเท่านั้น จึงทำให้เหมือนเป็นการสร้างกล่องขอบเขตแบบสองมิติที่เกิดขึ้นจากการมองไปที่ด้านข้างตั้งฉากกับทิศทางของการล้มอยู่ตลอดเวลา โดยขั้นตอนการสร้างประกอบไปด้วย 6 ขั้นตอนดังนี้

3.1.1 คำนวณจุดศูนย์กลางมวลของร่างกาย

ในขั้นตอนแรกคือ การคำนวณจุดศูนย์กลางมวลของร่างกาย เพื่อที่จะนำจุดดังกล่าวไปใช้ประกอบการสร้างกล่องขอบเขตและใช้อ้างอิงเพื่อสร้างคุณลักษณะที่เกี่ยวข้อง โดยการคำนวณจุดดังกล่าวจะใช้ตำแหน่งจุดร่วมที่ได้จาก Microsoft® Kinect นำไปใช้คำนวณในสมการที่ (2.3) เพื่อหาตำแหน่งของจุดดังกล่าวร่วมกับการอ้างอิงค่าสัดส่วนร่างกายของมนุษย์ที่ปรากฏอยู่บนกล่องขอบเขต (Rudolfs Drillis, et.al 1964) ดังแสดงในตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 ค่าสัดส่วนในส่วนต่าง ๆ ของร่างกายมนุษย์

Body Segment	Proximal Endpoint	Distal Endpoint	Fractional Body Mass	COM location from Proximal Endpoint
Foot	Ankle Joint Center	Virtual Toe	0.019	0.429
Shank	Knee Joint Center	Ankle Joint Center	0.044	0.433
Thigh	Hip Joint Center	Knee Joint Center	0.115	0.433
Hand & Forearm	Elbow Marker	Wrist Marker	0.025	0.682
Upper Arm	Shoulder Marker	Elbow Marker	0.031	0.436
Head & Trunk	Midpoint between Hip Joint Centers	Midpoint between Shoulder Markers	0.532	0.540

3.1.2 สร้างเวกเตอร์ของร่างกาย

ขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนแรกสำหรับการกำหนดทิศทางการเอียงของร่างกาย เพื่อที่จะให้ขั้นตอนต่อไปได้รู้ว่าการจัดเรียงตัวของกล่องขอบเขตแบบทิศทางจะอยู่ในแนวใด โดยที่ขั้นตอนนี้จะทำการรับข้อมูลจุดร่วมที่สำคัญบนร่างกายที่สกัดออกมาจากเซ็นเซอร์รับภาพที่มีลักษณะเป็นจุดที่อยู่ในพิกัด 3 มิติ ที่มีทั้งค่าในแกน x, y และ z มาพิจารณาเพียง 2 จุด ได้แก่ จุดร่วมตำแหน่งที่หัว ($Joint_{Head}$) และจุดร่วมตำแหน่งกึ่งกลางสะโพก ($Joint_{HipCenter}$) ซึ่งเหตุผลของการเลือกจุดสองจุดนี้ เพราะว่าเส้นเวกเตอร์ที่เกิดขึ้นขณะล้มนั้นแนวแกนเวกเตอร์ดังกล่าวค่อนข้างที่จะมีการจัดเรียงตัวอย่างเหมาะสมค่อนข้างคงที่ โดยที่เวกเตอร์ของร่างกายจะแทนด้วย U ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.1 – 3.3)

$$X_Q = X_{head} - X_{hip} \tag{3.1}$$

$$Z_Q = Z_{head} - Z_{hip} \tag{3.2}$$

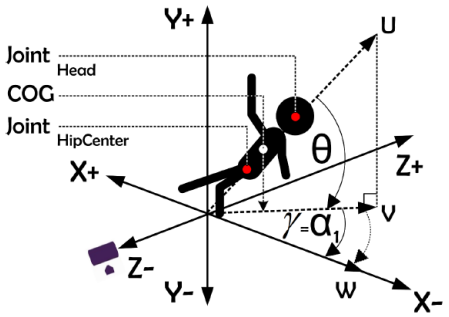
$$U = (X_Q, Z_Q) \tag{3.3}$$

โดยที่ X_{head} คือ ค่าพิกัด X ของจุดบริเวณศีรษะ

X_{hip} คือ ค่าพิกัด X ของจุดบริเวณกึ่งกลางสะโพก

Z_{head} คือ ค่าพิกัด Z ของจุดบริเวณศีรษะ

Z_{hip} คือ ค่าพิกัด Z ของจุดบริเวณกึ่งกลางสะโพก



รูปที่ 3-1 แสดงเวกเตอร์ร่างกาย U

3.1.3 คำนวณมุมของเวกเตอร์ร่างกายเทียบกับพื้น

จากรูปที่ 3-1 จะเห็นได้ว่าเวกเตอร์ร่างกาย U จะทำมุม θ ที่กระทำกับเวกเตอร์ V ที่เป็นเวกเตอร์ที่เกิดจากเวกเตอร์ U ที่ถูกสร้างขึ้นเป็นตัวแทนในแนวระนาบ โดยที่มุมดังกล่าวสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3.4)

$$\theta = arccos\left(\frac{U \cdot V}{||U||\,||V||}\right) \tag{3.4}$$

โดยผลลัพธ์ของกระบวนการนี้จะมีการพิจารณาขนาดของมุม θ ที่เกิดขึ้นว่ามีค่าน้อยกว่าที่กำหนดไว้หรือไม่ ซึ่งโดยปกติแล้วแนวแกนร่างกายของคนปกติจะอยู่ที่ประมาณ 90 องศา ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้กำหนดเงื่อนไขมุมองศาที่ 80 องศาคือจุดเริ่มต้นที่จะสามารถทำการสร้างกล่องขอบเขตนี้ได้ โดยถ้าหากตรงกับเงื่อนไขนี้แล้วกระบวนการในขั้นตอนต่อไปจึงจะเริ่มทำงาน

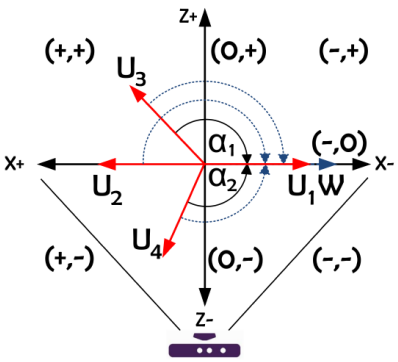
3.1.4 คำนวณค่ามุมสำหรับหมุนจุดร่างกาย

เนื่องจากการที่จะทำให้กล่องขอบเขตที่ต้องการอยู่ที่ตำแหน่งเสมือนการมองข้างของการล้มเสมอ การหมุนจุดต่างๆของร่างกายจึงถูกนำมาใช้เพื่อทำให้จุดเข้าสู่ระบบพิกัดที่สามารถระบบตัวกล่องขอบเขตได้ง่าย ซึ่งในการหมุนนั้นจำเป็นที่จะต้องรู้ค่าขนาดของมุมที่จะหมุน ในขั้นตอนนี้จึงมีหน้าที่สำคัญคือการคำนวณหาค่าขนาดของมุมที่ใช้สำหรับหมุน γ ที่ใช้ในการหมุนในมุมมองจากด้านบนโดยใช้โดยพิจารณาจาก

ควอดรันต์ที่เวกเตอร์ U กระทำไว้จากมุมมองที่ตำแหน่งด้านบนโดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.5) ซึ่งสอดคล้องกับรูปที่ 3-2

$$\gamma = \begin{cases} 0 & if\ (X_Q < 0)\ and\ (Z_Q = 0) \\ -180 & if\ (X_Q > 0)\ and\ (Z_Q = 0) \\ -\alpha_1 & if\ (Z_Q > 0) \\ \alpha_2 & if\ (Z_Q < 0) \end{cases} \tag{3.5}$$

โดยที่ X_Q คือ ค่าพิกัด X ของบริเวณควอดรันต์
Z_Q คือ ค่าพิกัด Z ของบริเวณควอดรันต์



รูปที่ 3-2 แสดงไดอะแกรมสำหรับคำนวณมุมสำหรับการหมุนจากเวกเตอร์ U

ซึ่งหลังจากที่ค่าขนาดของมุม γ ที่ใช้สำหรับการหมุนถูกคำนวณเรียบร้อยแล้ว ค่าของมุมดังกล่าวจะถูกนำไปใช้ในกระบวนการหมุนแกนในขั้นตอนต่อไป

3.1.5 การหมุนกลุ่มจุดสำคัญของร่างกายให้อยู่ในแนวตั้งฉากกับมุมมอง

หลังจากได้ค่ามุม γ สำหรับใช้หมุนแล้ว จึงทำการหมุนจุดสำคัญของร่ายกายทุกจุดเสมือนการหมุนเวกเตอร์ร่างกาย V รอบแกน Y โดยได้มีการทำการปรับปรุงเมตริกซ์ที่ใช้สำหรับการหมุนในแกน $R_y(\gamma)$ ดังในสมการ (3.6) ให้สามารถใช้จุด

ศูนย์กลางมวลเป็นจุดหมุน $R_{COG}(\gamma)$ ที่ประกอบด้วยค่าจุดพิกัด 3 ค่าคือ $(x_{COG}, y_{COG}, z_{COG})$ ให้มีรูปแบบใหม่ดังสมการที่ (3.7)

$$R_y(\gamma) = \begin{bmatrix} cos(\gamma) & 0 & sin(\gamma) \\ 0 & 1 & 0 \\ -sin(\gamma) & 0 & cos(\gamma) \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

$$R_{COG}(\gamma) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -x_{COG} & -y_{COG} & -z_{COG} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & 0 & \sin(\gamma) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

เพื่อให้กลุ่มจุดร่วมที่ถูกหมุน Jr สอดคล้องกับเวกเตอร์ W ที่ตั้งฉากกับมุมมองของตัวเซนเซอร์รับภาพซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.8)

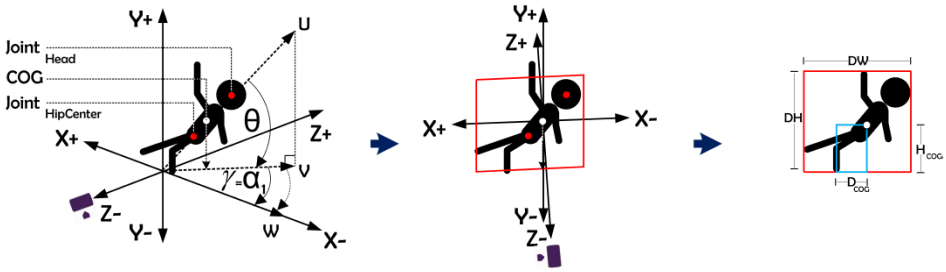
$$Jr_i = J_i * R_{COG}(\gamma) \tag{3.8}$$

โดยที่ $Jrotated_i$ คือ จุดร่วมที่ถูกหมุนแล้วที่ตำแหน่ง i
J_i คือ จุดร่วมที่ตำแหน่ง i

3.1.6 การระบุตำแหน่งและขนาดของกล่องขอบเขต

หลังจากที่จุดสำคัญบนร่างกายถูกหมุนให้อยู่ในแนวระนาบที่ตั้งฉากกับมุมมองแล้ว ต่อไปคือการระบุขอบเขตของกล่องที่ล้อมรอบร่างกายของตัวคนได้ครบทุกจุด โดยใช้การพิจารณาเพียงจุดพิกัด X และ Y เพื่อสร้างจุดบนขวาสุด J_{TR} และจุดล่างซ้ายสุด J_{BL} ดังสมการที่ (3.9 – 3.10) เพื่อให้สามารถสร้างกรอบของกล่องขอบเขตแบบทิศทางนี้ได้ดังปรากฏดังภาพที่ 3-3 (ค)

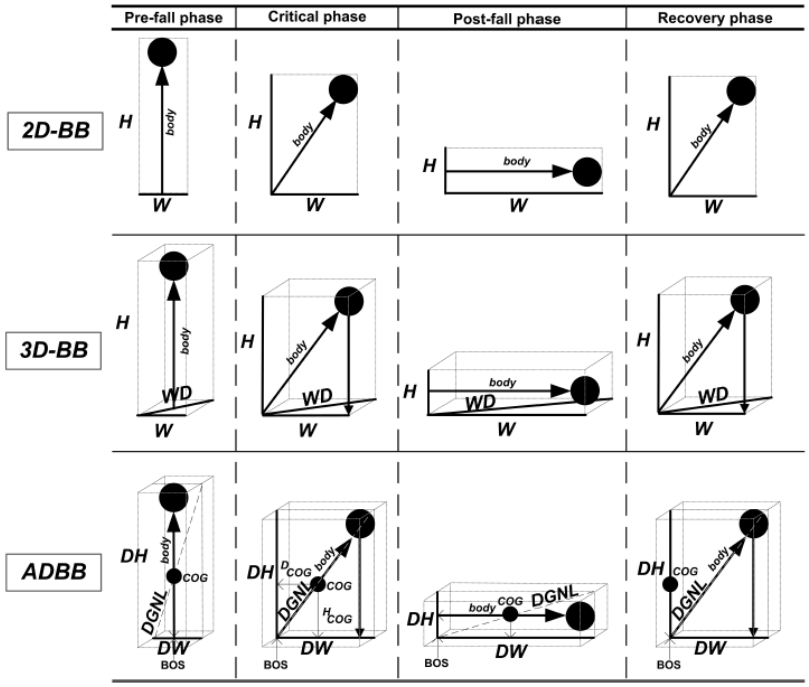
$$J_{TR} = [MAX(Jrx_1, Jrx_2, , .., Jrx_{20}), MAX(Jry_1, Jry_2, , .., Jry_{20})] \tag{3.9}$$
$$J_{BL} = [Min(Jrx_1, Jrx_2, , .., Prx_{20}), MIN(Jry_1, Jry_2, , .., Jry_{20})] \tag{3.10}$$



(ก) (ข) (ค)

รูปที่ 3-3 แสดงภาพรวมของการสร้างกล่องขอบเขตแบบทิศทาง

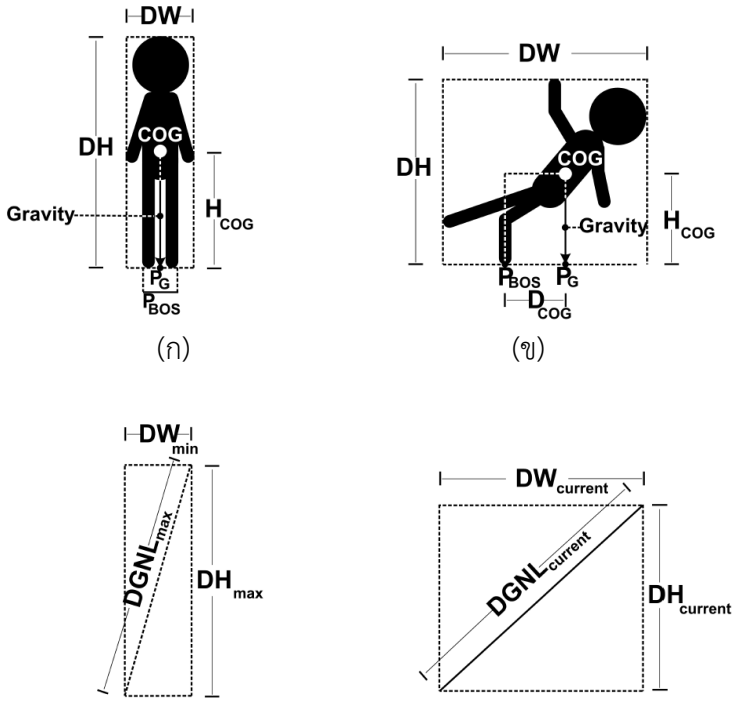
จากรูปที่ 3-3 จะแสดงให้เห็นถึงภาพรวมสำหรับการสร้างกล่องขอบเขตที่นักวิจัยนำเสนอ จากภาพที่ 3-3 (ก) จะแสดงถึงจุดเริ่มต้นของการสร้างกล่องขอบเขตโดยพิจารณาตำแหน่งของการเอียงของร่างกายมนุษย์ที่กระบวนการนี้จะทำให้รู้ว่าต้องมีการปรับมุมมองไปในทิศทางใดและจะต้องหมุนจุดร่างกายไปในขนาดมุมเท่าไหร่ จากนั้นมาในภาพที่ 3-3 (ข) จะเห็นได้ว่าแกนเวกเตอร์ร่างกายบนแนวระนาบนั้นจะถูกทดแทนด้วยแนวแกน X อันเป็นผลมาจากกลุ่มจุดของร่างกายได้ถูกหมุนมาตั้งฉากกับมุมมองเรียบร้อยแล้วและยังสามารถหากล่องขอบเขตแบบทิศทาง(กรอบสีแดง)ได้โดยง่ายเพราะค่าอยู่ในระนาบที่เหมาะสมในการคำนวณกรอบขอบเขตดังภาพที่ 3-3 (ค) นอกจากนี้ยังแสดงให้เห็นถึงกล่องย่อยสีฟ้าที่แสดงให้เห็นถึงจุดศูนย์กลางมวลที่ตำแหน่งมีความสัมพันธ์กับฐานสนับสนุนได้อย่างไร โดยลักษณะของกล่องขอบเขตในแต่ละประเภทที่ปรากฏอยู่ในแต่ละขั้นของการล้มนั้นแสดงในรูปที่ 3-4



รูปที่ 3-4 แสดงภาพรวมลักษณะกล่องขอบเขตในแต่ละชนิดในแต่ละขั้นของการล้มที่เกิดขึ้น

3.2 คุณลักษณะของกล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัวและค่าพารามิเตอร์ (Features and Parameters)

จากกล่องขอบเขตที่สร้างขึ้นมาได้นั้น สามารถที่จะพิจารณาเลือกใช้คุณลักษณะที่ปรากฏบนกล่องดังกล่าวดังรูปที่ 3-5 มาใช้พิจารณาได้ร่วมกับพารามิเตอร์ได้ดังนี้



รูปที่ 3-5 แสดงตำแหน่งลักษณะรูปร่างของกล่องขอบเขตและคุณลักษณะที่ปรากฏ

3.2.1 คุณลักษณะ

1. อัตราส่วนระหว่างความสูงและความกว้างของกล่องขอบเขต (R_{DHW})

เป็นค่าที่ถูกนำมาใช้เช่นเดียวกับงานวิจัยที่มีการใช้กล่องขอบเขตแบบสองมิติ ดังแสดงดังภาพที่ 3-5 ซึ่งที่ค่าอัตราส่วนนี้สามารถคำนวณหาได้จากสมการที่ (3.11) โดยที่ DH และ DW คือความสูงและความกว้างของกล่องขอบเขตแบบทิศทางตามลำดับ

$$R_{DHW} = \frac{DH}{DW} \tag{3.11}$$

2. อัตราส่วนระหว่างความกว้างและสูงของจุดศูนย์กลางมวลร่างกายกับฐานสนับสนุน (R_{COG})

ค่าคุณลักษณะนี้อาศัยการพิจารณาจุดศูนย์กลางของมวลมาประยุกต์ใช้ร่วมกับท่าทางการเคลื่อนไหวของร่างกาย ซึ่งโดยปกติแล้วการที่วัตถุจะเกิดความสมดุลไม่เกิดการเอียงล้มจากแรงที่ถูกกระทำโดยแรงดึงดูดของโลกนั้น จุดศูนย์กลางของมวลจำเป็นที่จะต้องอยู่เหนือภายในบริเวณที่เรียกว่าฐานสนับสนุนดังแสดงในรูปที่ (3-5) (ก) โดยที่จุด P_G เป็นจุดร่วมที่เกิดจากเส้นโปรเจคชั่นของจุดศูนย์กลางมวลของร่างกายลงมาที่พื้นในแนวตั้งฉาก โดยมีระยะห่างจากพื้นคือ H_{COG} ค่าจุดดังกล่าวนี้จะถูกนำมาใช้พิจารณาสถานะความสมดุลของร่างกายว่าอยู่ในบริเวณฐานสนับสนุนหรือไม่ ถ้าหากร่างกายมีความสมดุลจะอยู่ในบริเวณของฐานสนับสนุน P_{BOS} ซึ่งจะเป็นบริเวณพื้นที่ของเท้าที่สัมผัสที่พื้น ณ ขณะเวลานั้น

สำหรับกรณีที่ร่างกายเกิดการเสียสมดุลดังแสดงในรูปที่ (3-5) (ข) จุด P_G จะอยู่นอกบริเวณฐานสนับสนุน P_{BOS} ตำแหน่งดังกล่าวนี้จะทำให้เกิดค่าระยะทางที่เกิดขึ้นระหว่างจุด P_G และ P_{BOS} ที่เรียกว่า D_{COG} ที่มีความสัมพันธ์กับโอกาสของการล้ม ซึ่งถ้าหากค่าดังกล่าวมีค่ามากเท่าไหร่ โอกาสที่จะเกิดการล้มจะมีสูงมากเท่านั้น

ค่า R_{COG} สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.12) โดยเหตุผลที่เลือกใช้เป็นค่าของอัตราส่วนเพราะค่า D_{COG} ที่เกิดขึ้นในแต่ละตัวบุคคลที่มีความสูงต่างกันจะมีค่าที่ไม่เท่ากัน ค่าระยะห่างค่าหนึ่งของคนที่สูงจะใช้เป็นตัวแทนสำหรับคนที่ความสูงน้อยกว่าไม่ได้ ดังนั้นการใช้ค่าสัดส่วนจะทำให้ปรับเข้ากับความสูงของบุคคลที่มีความแตกต่างกันได้เป็นอย่างดี

$$R_{COG} = \frac{D_{COG}}{H_{COG}} \tag{3.12}$$

3. อัตราส่วนระหว่างเส้นทะแยงมุมแนวตั้งของกล่องกับความสูงของกล่องขอบเขตสูงสุด (R_{DGNL})

ค่าของคุณลักษณะนี้เป็นค่าของตัวแทนในการเฝ้าดูว่าในขณะที่เกิดการล้มขึ้นนั้นค่าดังกล่าวควรที่จะมีค่าที่ลดลงไม่มากหรือมีการรักษาความยาวของเส้นนี้ไว้ เพราะการล้มที่ส่งผลที่ทำให้เกิดการบาดเจ็บอันตรายร้ายแรงนั้น ส่วนใหญ่เกิดจากการล้มในลักษณะนี้ โดยค่าของเส้นทแยงมุมนี้สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3-13) และคำนวณค่า R_{DGNL} ได้จากสมการที่ (3-14) โดยที่ค่า DH_{max} คือขนาดความสูงของกล่องสูงสุดหรือความสูงของคนที่ปรากฏในฉาก

$$DGNL = \sqrt{DH^2 + DW^2} \tag{3.13}$$

$$R_{DGNL} = \frac{DGNL}{DH_{max}} \tag{3.14}$$

4. อัตราส่วนระหว่างความสูงของกล่องกับความสูงของกล่องสูงสุด (R_{DH})

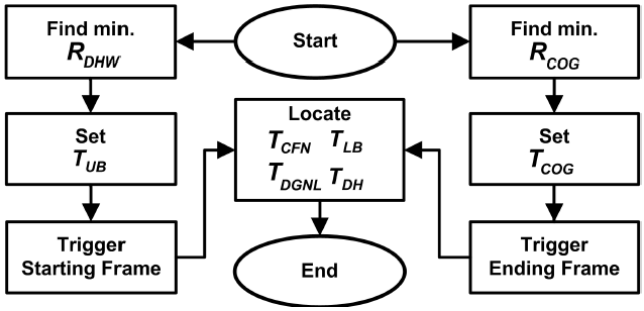
ค่าอัตราส่วนนี้ถูกใช้เป็นตัวแทนที่แสดงถึงแนวโน้มการลดระดับความสูงของกล่องขอบเขตที่สอดคล้องกับการล้มเพราะเมื่อมีการล้มเกิดขึ้นค่านี้จะมีการลดลง โดยที่มีการใช้ค่า DH_{max} มาเทียบออกมาเป็นอัตราส่วน ดังแสดงในสมการที่ (3-15)

$$R_{DH} = \frac{DH}{DH_{max}} \tag{3.15}$$

3.2.2 พารามิเตอร์และเทรสโฮลด์

งานวิจัยนี้ได้อาศัยรูปแบบการรู้จำค่าพารามิเตอร์เทรสโฮลด์ที่ใช้สำหรับการตรวจสอบเงื่อนไขการเลื่อนสถานะปัจจุบันของเครื่องสถานะจำกัด ผู้วิจัยจึงได้ทำการฝึกทดลองเพื่อเก็บค่าที่เหมาะสม โดยที่งานวิจัยนี้ได้ให้ความสนใจไปที่การแจ้งเตือนก่อนที่จะล้มลมไปบนพื้น จากการเก็บข้อมูลสำหรับทดสอบในเบื้องต้นพบว่าเวลาที่ใช้ในการล้มโดยสมบูรณ์อยู่ที่ 51.24 เฟรมโดยเฉลี่ยหรือ 1.7 วินาที ซึ่งจุดประสงค์ของการสร้างค่าพารามิเตอร์ต่างๆ นี้จะมีส่วนทำให้ใช้เวลาในการตรวจจับน้อยกว่าที่กล่าวไว้ข้างต้น เพราะจะทำการแจ้งเตือนก่อนที่จะเกิดการล้มโดยสมบูรณ์

กระบวนการที่จะได้ค่าเทรสโฮลด์ของพารามิเตอร์ถูกทำการเก็บข้อมูลและทดสอบโดยเลือกใช้จำนวนประชากรของกลุ่มข้อมูลที่ 30% หรือจำนวน 400 ชุดทดสอบ ซึ่งกลุ่มที่ใช้เก็บข้อมูลนั้นประกอบไปด้วยอาสาสมัคร 5 คน ล้มใน 8 ทิศทาง ทิศละ 3 ครั้ง นั่นหมายความว่าคนหนึ่งคนจะทำการล้ม 120 ครั้ง โดยจะมีค่าพารามิเตอร์ทั้งหมด 6 ค่า ได้แก่ T_{UB}, T_{LB}, $T_{COG}, T_{CFN}, T_{DGNL}$ และ T_{DH} ซึ่งลำดับการคำนวณค่าดังกล่าวแสดงได้ดังรูปที่ 3-7



รูปที่ 3-7 แสดงลำดับกระบวนการหาค่าพารามิเตอร์เทรสโฮลด์

กระบวนจะเริ่มต้นจากการหาค่า T_{UB} โดยพิจารณาค่า R_{DHW} ที่มีค่าน้อยที่สุดก่อนในช่วงการเคลื่อนไหวเดินหรือยืนดังสมการที่ (3.16) ซึ่งค่านี้จะสามารถนำไประบุ F_{start} เพื่อค้นหาเฟรมที่ตำแหน่งน้อยที่สุดในกลุ่มชุดข้อมูลที่เกิดการล้มดังสมการที่ (3-17)

$$T_{UB} = [\min(\{R_{DHW}(x_1), \dots, R_{DHW}(x_n)\}) \mid R_{DHW} \in Standing_Set] \quad (3.16)$$

$$F_{start} = [(f) \mid R^{k}_{DHW} = T_{UB}, f = \min(\{k(x_1), \dots, k(x_n)\}) \; and \; R_{DHW} \in Fall_Set] \quad (3.17)$$

จากนั้นในการหาค่า T_{COG} และ F_{end} ใช้กระบวนการคำนวณที่คล้ายกันกับการหาค่า T_{UB} และ F_{start} กล่าวคือโดยจะเริ่มจากการหาค่า R_{COG} ที่ต่ำสุดที่ทำให้เกิดการล้มในกลุ่มข้อมูลทดสอบชุดที่มีการล้มดังสมการที่ (3.18) เพื่อที่จะได้ค่าของ T_{COG} จากนั้นจึงนำค่าไประบุตำแหน่งของ F_{end} โดยจะค้นหาเฟรมที่มีตำแหน่งมากที่สุดที่ทำให้เกิดการล้มดังสมการที่ (3.19)

$$T_{COG} = [\min(\{R_{COG}(x_1), \dots, R_{COG}(x_n)\}) \mid R_{COG} \in Fall_Set] \quad (3.18)$$

$$F_{end} = [(f')|R^{k'}_{COG} = T_{COG}, f' = \max(\{k'^{(x_1)}, \dots, k'^{(x_n)}\}) \; and \; R_{COG} \in Fall_Set] \quad (3.19)$$

ค่า T_{CFN} เป็นค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการระบุขอบเขตของช่วงเวลาการพิจารณาการล้มโดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.20)

$$T_{CFN} = [F_{end} - F_{start} + 1] \quad (3.20)$$

ค่า T_{LB} เป็นค่าพารามิเตอร์ใช้เพื่อระบุขอบล่างเพื่อใช้พิจารณาค่า R_{DHW} โดยการคำนวณค่านี้จะใช้ค่า F_{end} เพื่อนำไปค้นหาค่า R_{DHW} ที่มากที่สุดที่ปรากฏในเฟรม F_{end} ในกลุ่มชุดข้อมูลที่เกิดการล้มดังสมการที่ (3.21)

$$T_{LB} = [\max(\{R_{DHW}^{F_{end}}(x_1), \dots, R_{DHW}^{F_{end}}(x_n)\}) \mid R_{DHW} \in Fall_{Set}] \quad (3.21)$$

ค่า T_{DH} เป็นค่าพารามิเตอร์ที่จะถูกนำไปใช้เพื่อพิจารณาค่าของ R_{DH} โดยการคำนวณค่านี้จะใช้ค่า F_{end} เพื่อนำไปค้นหาค่าที่มากที่สุดที่ปรากฏอยู่ในเฟรม F_{end} ในกลุ่มชุดข้อมูลที่เกิดการล้มดังสมการที่ (3.22)

$$T_{DH} = [\max(\{R_{DH}^{F_{end}}(x_1), \dots, R_{DH}^{F_{end}}(x_n)\}) \mid R_{DH} \in Fall_Set] \quad (3.22)$$

ค่า T_{DGNL} เป็นค่าพารามิเตอร์ที่จะถูกไปใช้พิจารณาเปรียบค่า R_{DH} ในอัลกอริธึมในการตรวจจับการล้ม การคำนวณค่าดังกล่าวจะต้องพิจารณาโดยใช้จุดเริ่มต้นและจุดสิ้นสุดของเฟรม (F_{end}, F_{start}) ในการคำนวณค่า $DGNL$ ที่ต่ำสุดของทั้งสองจุด$(T_{DGNL}^{F_{start}}, T_{DGNL}^{F_{end}})$ จากนั้นจึงทำการเลือกค่าที่ต่ำสุดของสองจุดที่ได้มาอีกครั้งดังสมการที่ (3.23-3.25)

$$T_{DGNL}^{F_{start}} = [\min(\{R_{DGNL}^{F_{start}}(x_1), \dots, R_{DGNL}^{F_{start}}(x_n)\}) \mid R_{DGNL} \in Fall_Set] \quad (3.23)$$

$$T_{DGNL}^{F_{end}} = [\min(\{R_{DGNL}^{F_{end}}(x_1), \dots, R_{DGNL}^{F_{end}}(x_n)\}) \mid R_{DGNL} \in Fall_Set] \quad (3.24)$$

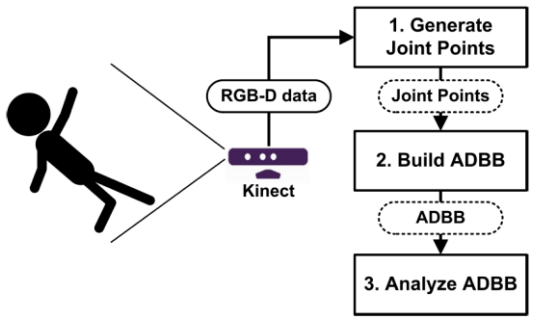
$$T_{DGNL} = [\min(T_{DGNL}^{F_{start}}, T_{DGNL}^{F_{end}})] \quad (3.25)$$

โดยที่ผลการทดสอบและเก็บข้อมูลพบว่าค่าพารามิเตอร์ในแต่ละตัวมีค่าดังต่อไปนี้

1. T_{UB} ขอบบนของ R_{DHW} เท่ากับ 3.21 หน่วย
2. T_{COG} ขอบบนของ R_{COG} เท่ากับ 0.27 หน่วย
3. T_{LB} ขอบล่างของ R_{DHW} เท่ากับ 1.38 หน่วย
4. T_{CFN} จำนวนเฟรมวิกฤติเท่ากับ 22 เฟรมหรือ 0.73 วินาที
5. T_{DGNL} ขอบล่างของ R_{DGNL} เท่ากับ 0.85 หน่วย
6. T_{DH} ขอบบนของ R_{DH} เท่ากับ 0.81 หน่วย

3.3 เฟรมเวิร์คสำหรับการตรวจจับการล้ม

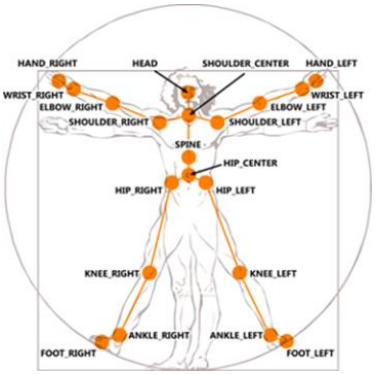
ผู้วิจัยได้ออกแบบกรอบงานที่ใช้สำหรับจัดลำดับกระบวนการตรวจจับการล้มออกเป็นทั้ง 3 กระบวนการหลักด้วยกันดังแสดงในรูปที่ 3-8 โดยแต่ละกระบวนการจะมีหน้าที่ดังต่อไปนี้



รูปที่ 3-8 แสดงกรอบงานของระบบการตรวจจับการล้มที่ผู้วิจัยนำเสนอ

3.3.1 Generate Joint Points

กระบวนการนี้มีหน้าที่สร้างจุดร่วมสำคัญของร่างกายจากภาพที่มีลักษณะที่เป็นภาพเชิงลึกจากกล้อง Microsoft® Kinect โดยใช้ไลบรารีมาตรฐานที่มีให้ใช้สำหรับการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ โดยจะสกัดจุดดังกล่าวทั้งหมด 20 จุดทั่วร่างกายคนในตำแหน่งที่สำคัญ ดังภาพที่ 3-9



รูปที่ 3-9 แสดงสุดสำคัญบนร่างกายที่ถูกสร้าง
เมื่อผ่านกระบวนการ Generate Joint Points

จุดร่วมที่ได้มานั้นจะแสดงตำแหน่งในพิกัด 3 มิติ ที่แสดงตำแหน่งในแกน x, y และ z ดังแสดงในสมการ (3.26) โดยที่ k คือหมายเลขเฟรมและ i คือหมายเลขของจุดร่วมที่มีค่าตั้งแต่ 1-20 ซึ่งจุดทั้งหมด 20 จุดนี้จะส่งออกมาอยู่ในรูปแบบชุดของจุดร่วม S_k ดังสมการที่ (3.27)

$$J_{k,i} = [x_{k,i}, y_{k,i}, z_{k,i}] \tag{3.26}$$

$$S_k = [J_{k,1}, J_{k,2}, J_{k,3}, \dots, J_{k,20}] \tag{3.27}$$

ในการประมวลผลนั้น รูปแบบชุดของจุดร่วมจะอยู่ในรูปของทรานแซคชัน TS โดยมีอัตราที่ 30 ชุดข้อมูลต่อวินาที ดังสมการที่ (3.28) เนื่องจากในการทดสอบมีการจำลองการเคลื่อนไหวหลายคลาส ดังนั้นจึงเก็บชุดข้อมูลจุดร่วมอยู่ในรูปแบบของ (3.29) โดยที่ c แทนหมายเลขคลาส ที่มีจำนวนคลาสขนาด n และ j แทนจำนวนชุดข้อมูล m ที่อยู่ในคลาสนั้น

$$TS = [S_1, S_2, S_3, \cdots, S_k] \tag{3.28}$$

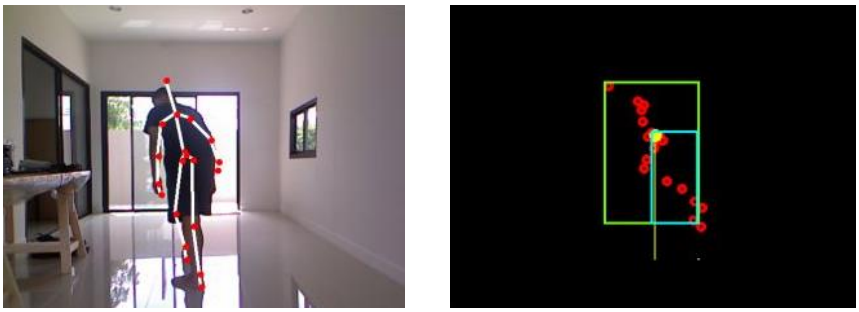
$$CTS^{c,j} = [TS^{1,1}, TS^{1,2}, TS^{1,3}, \cdots, TS^{2,en}, \cdots, TS^{n,m}] \tag{3.29}$$

3.3.2 Build ADBB

กระบวนการนี้มีหน้าที่ในการสร้างกล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัว งานวิจัยนี้ใช้เป็นเทคนิคหลักสำหรับประยุกต์เข้ากับการตรวจจับการล้ม โดยที่รายละเอียดสำหรับการสร้างกล่องขอบเขตดังกล่าวถูกอธิบายแล้วในหัวข้อที่ 3.1

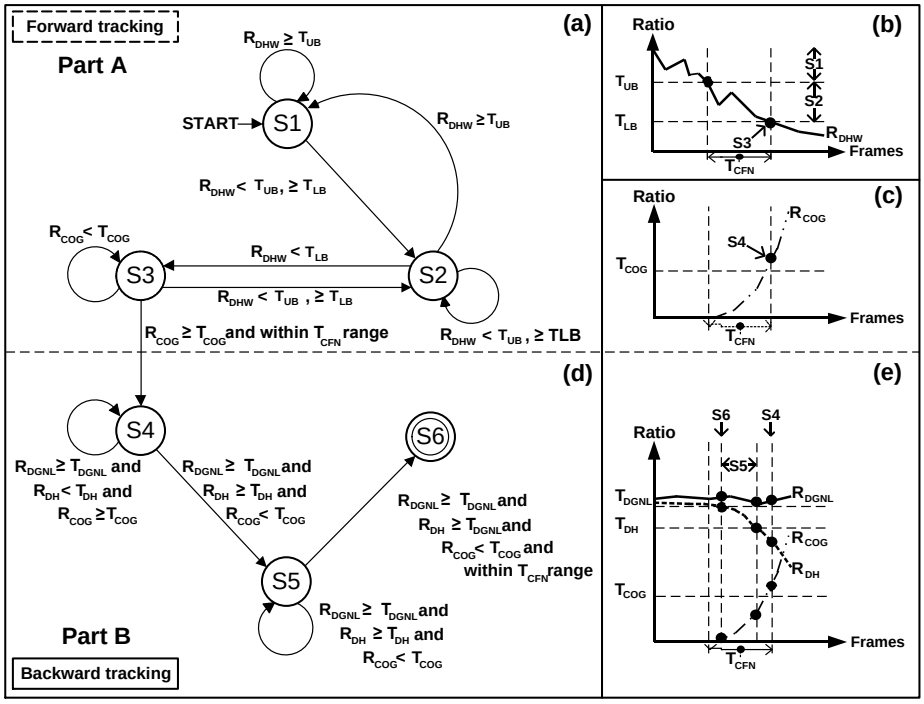
3.3.3 Analyzer ADBB

การที่ระบบสามารถทำการตัดสินใจได้ว่าการเคลื่อนไหวแบบใดที่ถูกจำแนกได้ว่าล้มหรือไม่ล้มนั้นจะได้คำตอบที่กระบวนการในส่วนนี้ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบการตรวจจับการล้มโดยใช้เครื่องจักรสถานะจำกัด (Finite state machine :FHM) เป็นหลัก โดยได้มีการปรับปรุงส่วนตัดสินจากอัลกอริธึมที่ใช้ในงานวิจัยกล่องขอบเขตแบบทิศทาง (DBB) (Apichet Yajai, et.al 2015) แบบเดิมที่เป็นแบบ Forward tracking เพียงอย่างเดียว ที่มีปัญหาในการตรวจจับการก้มลงในทิศทางขนานออกจากตัวกล้อง ซึ่งมีผลทำให้บริเวณฐานสนับสนุนไม่สามารถที่จะมองเห็นได้ทำให้ค่าของ R_{COG} ไม่สอดคล้องกับสถานการณ์การเคลื่อนไหวจริง ดังนั้นจึงทำให้การก้มลงในลักษณะนี้เกิดการแจ้งเตือนว่าล้มเกิดขึ้นได้ดังรูปที่ 3-10



(ก) (ข)

รูปที่ 3-10 แสดงปัญหาของอัลกอริธึมของ DBB เดิม
(ก) แสดงเหตุการณ์ที่คนกำลังจะก้มหยิบของ
(ข) แสดงลักษณะของตำแหน่งของจุดศูนย์กลางมวลกับฐานสนับสนุนที่ดูเหมือนกำลังจะเกิดการล้มขึ้น



รูปที่ 3-11 (a) แสดงเครื่องสถานะจำกัดการตรวจจับแบบ Forward tracking
(b) กราฟแสดงค่าของ R_{DHW} ที่มีการเลื่อนจากสถาน S1 ไปยัง S2 และS3
(c) กราฟแสดงค่าของ R_{COG} ที่มีค่าตรงตามเงื่อนไขและถูกเลื่อนไปยังสถานะ S4
(d) แสดงเครื่องสถานะจำกัดการตรวจจับแบบ Backward tracking
(e) กราฟแสดงค่าของ$R_{DGNL}, R_{COG}, R_{DH}$ ที่มีการเลื่อนจาก S4 ไปยัง S5 และ S6

อัลกอริธึมการตรวจจับการล้มที่ผู้วิจัยนำเสนอนั้นจะมีการปรับปรุงเพื่อแก้ไขในจุดด้อยนี้ โดยจัดให้มีส่วนที่เป็น Backward tracking บูรณาการผสานกับ Forward tracking เดิมดังแสดงในไดอะแกรมเครื่องสถานะจำกัดดังรูปที่ 3-11

เครื่องจักรสถานะใหม่ที่ใช้ในการจำแนกการล้มประกอบด้วยทั้งหมด 6 สถานะด้วยกันได้แก่ S1, S2, S3, S4, S5 และ S6 ดังแสดงในภาพที่ 3-11 (a) และ (d) โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. สถานะ S1 เป็นสถานะที่ร่างกายยังไม่เกิดการล้ม
2. สถานะ S2 เป็นสถานะที่ร่างกายเริ่มมีแนวโน้มว่าเป็นไปได้ว่าที่จะล้ม
3. สถานะ S3 เป็นสถานะที่ร่างกายถึงจุดที่ใกล้จะล้มแล้ว
4. สถานะ S4 เป็นสถานะที่ร่างกายคาดว่าอาจเกิดการล้มขึ้น

5. สถานะ S5 เป็นสถานะที่ร่างกายมีแนวโน้มว่าเป็นไปได้ว่าที่กำลังกลับไปสู่สภาวะยืนหรือเดิน

6. สถานะ S6 เป็นสถานะที่ร่างกายอยู่ในสภาวะยืนหรือเดิน

โดยการที่ระบบจะแจ้งเตือนการล้มที่เกิดขึ้นได้จำเป็นที่จะต้องมีการเลื่อนสถานะปัจจุบันของเครื่องจักรสถานะจำกัดจาก S1 ไปยัง S6 ให้ได้ โดยมีการพิจารณาค่าคุณลักษณะ 4 ตัวได้แก่ R_{DHW}, R_{COG} R_{DGNL} และ R_{DH} โดยผ่านสถานะตามลำดับดังนี้

1. สถานะ S1 ในส่วนแรกนั้นจะยึดการพิจารณาค่าของ R_{DHW} เป็นหลัก โดยที่

- ถ้าหากมีค่าที่เหนือกว่าหรือเท่ากับค่า T_{UB} ให้คงสถานะเดิม
- ถ้าหากว่ามีค่าน้อยกว่า T_{UB} แล้วให้เลื่อนสถานะปัจจุบันไปที่สถานะที่ S2 ซึ่งในขั้นตอนนี้ระบบจะเริ่มมีการจับเวลาเริ่มต้นเดินหน้าของเหตุการณ์ (Forward Accumulating Time หรือ FAT)

2. สถานะ S2. ในสถานะนี้ยังคงจะพิจารณาค่าของ R_{DHW} อยู่โดยที่

- ถ้าหากมีค่าที่สูงว่า T_{UB} หรือ FAT มีค่ามากกว่า T_{CFN} ให้เลื่อนสถานะปัจจุบันไปที่ S1
- ถ้าหากมีค่าน้อยกว่า T_{UB} แต่มากกว่าหรือเท่ากับ T_{LB} และเวลาที่ใช้ยังไม่เกิน T_{CFN} ให้คงที่อยู่ในสถานะเดิม
- ถ้าหากมีค่าน้อยกว่า T_{LB} และเวลาที่ใช้ยังไม่เกิน T_{CFN} ให้เลื่อนสถานะปัจจุบันไปที่ S3 ซึ่งเป็นสถานะสุดท้ายของการพิจารณาค่านี้

3. สถานะ S3 ในสถานะนี้จะพิจารณาค่าของ R_{COG} โดยที่

- ถ้า FAT มากกว่า T_{CFN} ให้เลื่อนไปยัง S1
- ถ้าหากมีค่าน้อยกว่า T_{COG} และ FAT น้อยกว่าหรือเท่ากับ T_{CFN} ให้คงสถานะปัจจุบันที่ตำแหน่งเดิม
- ถ้าหากมีค่าที่สูงว่าหรือเท่ากับ T_{COG} และ FAT น้อยกว่าหรือเท่ากับ T_{CFN} ให้เลื่อนสถานะปัจจุบันไปที่ S4 ซึ่งเป็นสถานะที่ชี้ได้ว่าอาจเกิดการล้มขึ้น

4. สถานะ S4 เป็นสถานะที่บ่งบอกว่าการล้มอาจกำลังจะเกิดขึ้นแต่ยังไม่แน่ใจว่าการจะล้มดังกล่าวนี้เป็นจริงหรือไม่หรือว่าเป็นเพียงการก้มลองในทิศทางตรงข้ามกับกล้อง ซึ่งในขั้นตอนนี้ระบบจะเริ่มมีการจับเวลาเริ่มต้นย้อนกลับของเหตุการณ์ (Backward Accumulating Time: BAT) โดยมีเงื่อนไขการเลื่อนสถานะผ่านการพิจารณาค่า R_{COG} R_{DGNL} และ R_{DH} ดังนี้

- ถ้าหาก R_{DGNL} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{DGNL}, R_{DH} มีค่าน้อยกว่า T_{DH}, และ R_{COG} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{COG} ให้ยังคงอยู่ในสถานะเดิมคือสถานะ S4
- ถ้าหากมีค่า R_{DGNL} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{DGNL}, R_{DH} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับT_{DH}, และ R_{COG} มีค่าน้อยกว่า T_{COG} ให้เลื่อนไปยังสถานะใหม่คือสถานะ S5

5. สถานะ S5 ยังคงพิจารณาค่าคุณลักษณะ R_{COG} R_{DGNL} และ R_{DH} โดยมีเงื่อนไขการเลื่อนสถานะดังนี้

- ถ้าหาก R_{DGNL} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{DGNL}, R_{DH} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{DH}, และ R_{COG} มีค่าน้อยกว่า T_{COG} ให้ยังคงอยู่ในสถานะเดิมคือสถานะ S5
- ถ้าหาก R_{DGNL} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{DGNL}, R_{DH} มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ T_{DGNL}, R_{COG} มีค่าน้อยกว่า T_{COG} และ BAT น้อยกว่าหรือเท่ากับ T_{CFN} ให้เลื่อนสถานะไปที่สถานะ S6 นั่นหมายความว่ามีการล้มเกิดขึ้นจริง

จากเครื่องจากสถานะที่นำเสนอข้างต้นสามารถที่จะแสดงในรูปแบบของคำสั่งเทียมซึ่งจำแนกเป็น 2 ส่วน Algorithm 1 และ 2 ดังรูปที่ 3-12 และ 3-13 ตามลำดับ

Algorithm 1: ForwardTracking

Input: $Transaction \leftarrow \{R_{DHW}, R_{COG}\}$,
$ThresholdSet \leftarrow \{T_{UB}, T_{LB}, T_{COG}, T_{CFN}\}$
Output: $Alarm$

```
1:  set Alarm ← false
2:  set Counter_frame ← 0
3:  while true do
4:      if R_DHW ≥ T_UB then
5:          Alarm ← false
6:          Counter_frame ← 0
7:      else
8:          if R_DHW < T_UB and R_DHW ≥ T_LB then
9:              increment Counter_frame
10:         else
11:             if R_DHW < T_LB then
12:                 increment Counter_frame
13:                 if R_COG ≥ T_COG and Counter_frame ≤ T_CFN then
14:                     Alarm ← call BackwardTracking()
15:                     return Alarm
16:                 end if
17:             end if
18:         end if
19:     end if
20: end while
```

รูปที่ 3-12 แสดงคำสั่งเทียมของอัลกอริธึมแบบ Forward tracking

Algorithm 2: BackwardTracking

Input: $Transaction \leftarrow \{R_{DGNL}, R_{DH}, R_{COG}, Frame_{current}, State_{current}\}$,
$HistoryTransaction \leftarrow \{Stream_{DGNL}, Stream_{DH}, Stream_{COG}\}$,
$ThresholdSet \leftarrow \{T_{DGNL}, T_{DH}, T_{COG}, T_{CFN}\}$
Output: $Alarm_{backward}$

```
1:  set Alarm_backward ← false
2:  set Frame_tracking ← 1
3:  if R_DGNL ≥ T_DGNL and R_DH < T_DH and R_COG ≥ T_COG then
4:      while Frame_Search < T_CFN do
5:          if R_DGNL[Frame_current - Frame_tracking] ≥ T_DGNL and
6:            R_DH[Frame_current - Frame_tracking] ≥ T_DH and
7:            R_COG[Frame_current - Frame_tracking] < T_COG then
8:              State_current ← S5
9:          end if
10:         if State_Current == S5 and
11:           R_DGNL[Frame_current - Frame_tracking] ≥ T_DGNL and
12:           R_DH[Frame_current - Frame_tracking] ≥ T_DGNL and
13:           R_COG[Frame_current - Frame_tracking] < T_COG then
14:             Alarm_Backward ← true
15:             return Alarm_backward
16:         end if
17:         increment Frame_tracking
18:     end while
19: end if
20: Return Alarm_backward
```

รูปที่ 3-13 แสดงคำสั่งเทียมของอัลกอริธึมแบบ Backward tracking

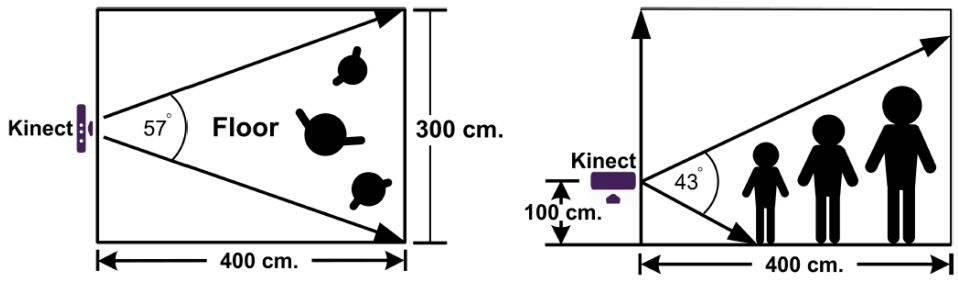
จะเห็นได้ว่าอัลกอริธึมที่นำเสนอทำงานได้สะดวกและง่ายโดยการพิจารณาค่าทั้ง 4 คุณลักษณะเทียบกับค่าเทรสโฮลด์พารามิเตอร์ที่ได้ถูกเรียนรู้ไว้ โดยการล้มจะเกิดขึ้นก็ต่อเมื่อคุณลักษณะทั้งหมดผ่านตามเงื่อนไขตามกำหนดของค่าและกรอบของระยะเวลาที่กำหนดไว้เท่านั้น

3.4 การจัดสภาพแวดล้อมและชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบระบบ

ผู้วิจัยได้มีการจัดสภาพแวดล้อม การสร้างชุดข้อมูล และการกำหนดรูปแบบการทดสอบ สำหรับใช้ในการทดสอบระบบการตรวจจับการล้ม เพื่อเปรียบเทียบผลของการใช้กล่องขอบเขตในแต่ละชนิดได้ดังนี้

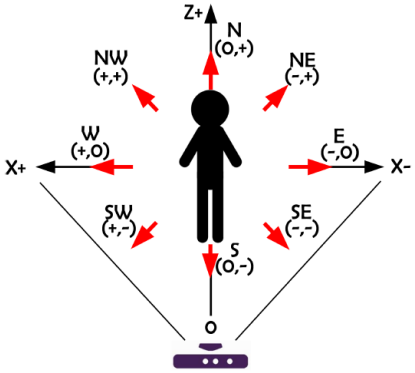
3.4.1 การจัดสภาพแวดล้อม

ผู้วิจัยได้จัดวางกล้องไว้ชิดด้านผนังของห้องที่ใช้สำหรับทดสอบ โดยกำหนดระยะห่างจากพื้นที่ 1 เมตรและฉายออกไปในแนวระดับสายตา ขณะที่ตำแหน่งร่างกายของผู้ทำการจำลองการเคลื่อนไหวควรอยู่ในระยะที่ 1.5 ถึง 3 เมตร ซึ่งตำแหน่งดังกล่าวมีความใกล้เคียงกับงานวิจัยที่นำมาใช้สำหรับเปรียบเทียบและมีเหมาะสมที่จะติดตามการเคลื่อนไหวของร่างกาย โดยเฉพาะการตรวจจับสถานะของร่างกายขณะที่จะเกิดการล้มได้เป็นอย่างดีดังรูปที่ 3-14



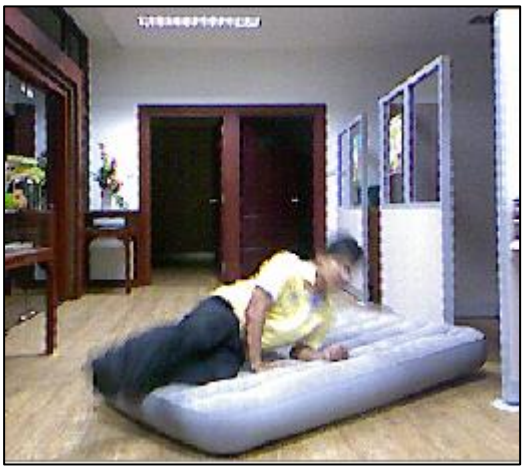
รูปที่ 3-14 การจัดวางตำแหน่งของอุปกรณ์รับภาพและตำแหน่งของผู้ล้ม

การจำลองการล้มในงานวิจัยนี้ให้ความสนใจเกี่ยวกับทิศทางของการล้ม เพราะว่ามีผลต่อความแม่นยำในการตรวจจับการล้ม โดยจะจำลองการล้มทั้งหมด 8 ทิศทางดังภาพที่ 3-15



รูปที่ 3-15 ทิศทางการจำลองการล้มทั้งหมด 8 ทิศทาง

สำหรับด้านความปลอดภัย การทดลองครั้งนี้ได้ทำการจำลองการล้มลงของอาสาสมัครที่แข็งแรงและได้มีการจัดเตรียมเบาะรองรับที่มีคุณสมบัติรองรับการล้มได้เป็นอย่างดี จัดไว้ในบริเวณตำแหน่งที่จะมีการล้มเกิดขึ้นดังภาพที่ 3-16



รูปที่ 3-16 ภาพแสดงเบาะรองรับที่ใช้สำหรับการจำลองการล้ม

3.4.2 การจัดขุดข้อมูลสำหรับทดสอบ

ผู้วิจัยได้สร้างชุดทดสอบระบบโดยใช้อาสาสมัครจำนวน 5 คน ที่มีความสูงและเพศที่แตกต่างกันเพื่อสร้างกลุ่มทดสอบ โดยแบ่งออกเป็น 2 การจำแนกคลาส ดังนี้

คลาสที่ 1 เกิดการล้ม

การล้มที่ทำการจำลองในการทดสอบในงานวิจัยนี้เป็นการล้มโดยทันทีที่ทำให้เป็นเหตุเกิดการบาดเจ็บเกิดขึ้นมากที่สุด ซึ่งเป็นลักษณะการล้มทั้งยืนร่างกายมีการงอหรือหดตัวค่อนข้างน้อย โดยในคลาสนี้จะมีการกำหนดรูปแบบการจำลองการเคลื่อนไหวออกเป็น 3 รูปแบบคือ แบบการกางแขนหรือขา แบบไม่มีการกางแขนหรือขา และทิศทางการเคลื่อนไหวทั้งหมด 8 ทิศทาง

คลาสที่ 2 ไม่เกิดการล้ม

การเคลื่อนไหวที่ไม่เกิดการล้มชุดทดสอบในคลาสนี้จะมีการจำแนกเป็นคลาสย่อย 4 คือ การก้ม การลงนอน การนั่งเก้าอี้ และการนั่งพื้น ซึ่งจะมีการกำหนดรูปแบบการเคลื่อนไหวสำหรับคลาสการก้มและการนอนลง 3 รูปแบบคือ แบบการกางแขนหรือขา แบบไม่มีการกางแขนหรือขา และทิศทางการเคลื่อนไหวทั้งหมด 8 ทิศทาง ส่วนสำหรับคลาสนั่งเก้าอี้และนั่งพื้นนั้นจะมีการกำหนดการเคลื่อนไหวเพียง 2 รูปแบบเท่านั้นคือ แบบการกางแขนหรือขาและแบบไม่มีการกางแขนหรือขา

ซึ่งผลรวมจำนวนชุดทดสอบนี้มีทั้งสิ้น 2,000 ชุด ดังแสดงดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 แสดงรายละเอียดของชุดทดสอบที่ใช้ในงานวิจัย

		Experimental Set-up				
		Fall	Non-Fall			
			1st state Bend	2nd Laydown	3rd Sitchair	4th Sitfloor
Volunteer		Set-up with	Set-up with		Set-up with	
	Height (cm)	8 Directions / Non-extended / Extended	8 Directions / Non-extended / Extended		Non-extended / Extended	
M	178	80	80	80	80	80
F	167	80	80	80	80	80
M	160	80	80	80	80	80
F	153	80	80	80	80	80
M	150	80	80	80	80	80
Total (set)		2000				

3.4.3 รูปแบบสำหรับการทดสอบ

สำหรับรูปแบบการทดสอบที่ผู้วิจัยได้ให้ความสนใจสามารถจำแนกได้เป็น 4 มุมมองดังต่อไปนี้

3.4.3.1 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกเหตุการณ์ล้มหรือไม่ล้มโดยรวม

การที่ระบบจะสามารถจำแนกได้ว่าการเคลื่อนไหวแบบใดคือการล้มหรือไม่ล้ม ถือว่าเป็นตัวชี้วัดสำคัญว่าระบบที่ถูกปรับปรุงโดยเทคนิคที่นำเสนอนั้นทำงานได้แม่นยำโดยรวมเพียงใดหากเทียบกับเทคนิคอื่นที่นำเสนอก่อนหน้า

3.4.3.2 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกเหตุการณ์ล้มหรือไม่ล้มโดยรวมที่เกิดจากผลกระทบจากการขยายแขนหรือขา

การทดสอบเปรียบเทียบอีกแง่ที่นำเสนอซึ่งเป็นการเปรียบเทียบดูว่าการขยับขยายแขนและขาระหว่างการเคลื่อนไหวในเหตุการณ์ใด ๆ ว่าในแต่ละกล่องนั้นสามารถความถูกต้องในการตรวจจับการล้มเมื่อมีการเคลื่อนไหวดังกล่าวมากน้อยเพียงใดเปรียบเทียบกัน

3.4.3.3 ด้านความถูกต้องในแต่ละทิศทางการล้มหรือไม่ล้มโดยรวม

ประเด็นในเรื่องของทิศทางการล้มหรือไม่ล้ม ผู้วิจัยได้ให้ความสนใจเป็นอย่างยิ่งเพราะด้วยข้อจำกัดของกล่องขอบเขตบางชนิด นั้นมีผลทำให้การตรวจจับผิดพลาดได้ ดังนั้นการทดสอบความถูกต้องในแต่ละทิศทางการล้มหรือไม่ล้มนั้น จะช่วยให้สามารถแสดงประสิทธิภาพของกล่องขอบเขตในแต่ละชนิดได้เป็นอย่างดี

3.4.3.4 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกไม่ล้มสำหรับกรณีที่ฐานสนับสนุนไม่อยู่ในตำแหน่งที่ถูกต้อง

ประเด็นการเคลื่อนไหวที่มีลักษณะการก้มลงจนทำให้บางส่วนของขาได้หายไปในทิศทางที่ออกจากล้องนั้น ค่อนข้างมีผลกระทบต่อการตรวจจับการล้มในรูปแบบของ DBB ที่ส่งผลให้เกิดการแจ้งเตือนว่าล้มเกิดขึ้นแต่ในความเป็นจริงไม่เกิดขึ้น ดังนั้นมุมมองการทดสอบนี้จะช่วยให้เห็นชัดว่า ADBB ช่วยแก้ไขในส่วนนี้ได้เพียงใด

3.4.3.5 ด้านของเวลาที่ใช้ในการตอบสนองต่อการล้มในแต่ละทิศทาง

การวิจัยนี้ได้ให้ความสำคัญกับประสิทธิภาพของการตอบสนองของระบบที่สามารถตรวจจับการล้มในทิศทางของการล้มที่ต่างกัน ซึ่งถ้าหากระบบสามารถตรวจจับการล้มมากเท่าไหร่จะมีส่วนช่วยที่จะให้ผู้ล้มนั้นได้รับการช่วยเหลือได้รวดเร็วมากขึ้นเท่านั้น การทดสอบในมุมมองนี้จะใช้กลุ่มผลการทดสอบของชุดข้อมูลที่มีผล

แบบว่าแจ้งเตือนว่าล้มได้ถูกต้อง มาใช้เพื่อทำการเปรียบเทียบในแต่ละเทคนิคของกล่องขอบเขต โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนทดสอบคือชุดที่มีและไม่มีการขยายแขนหรือขา

บทที่ 4 ผลการทดลอง

4.1 ผลการทดสอบความถูกต้องในการจำแนกเหตุการณ์ล้มหรือไม่ล้มโดยรวม

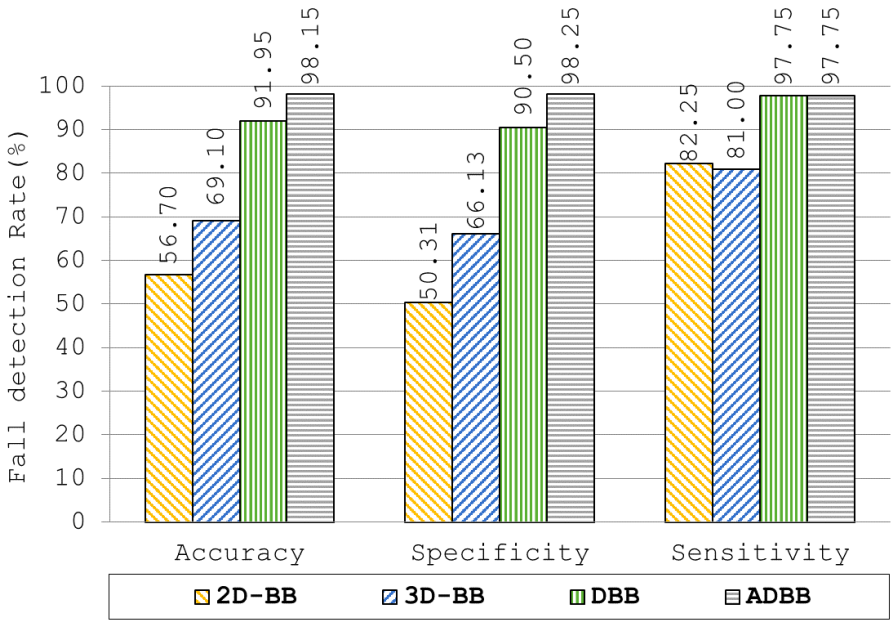
การทดลองจะทำการเปรียบเทียบประสิทธิของการนำกล่องขอบเขตแบบ 2 มิติ(2D-BB) แบบ 3 มิติ (3D-BB) และแบบทิศทาง (DBB) มาใช้ตรวจจับการล้ม โดยทำการเลือกตัวอย่างงานวิจัยที่เลือกเป็นตัวแทนในแต่ละรูปแบบชนิดของกล่องขอบเขตที่มีการใช้คุณลักษณะหลักและคุณลักษณะเสริมเพื่อนำเข้าประมวลผลในอัลกอริธึม ซึ่งงานวิจัยทั้ง 4 แบบนั้นต่างมีวิธีการตรวจจับในรูปแบบที่มีการเรียนรู้ก่อนในกลุ่มข้อมูลที่เตรียมไว้ในทุกลักษณะของทิศทางการล้ม โดยผลของการทดสอบความถูกต้องแสดงดังตารางที่ 4-1 และรูปที่ 4-1

2D-BB ทำความถูกต้องได้ต่ำสุดที่ 56.70% ในขณะที่ 3D-BB และ DBB ทำความถูกต้องได้ดีกว่าที่ 69.10% และ 91.95% ตามลำดับ ส่วน ADBB ทำความถูกต้องได้สูงสุดที่ 98.15% จะเห็นได้ว่าค่า ความจำเพาะของ 2D-BB ทำค่าได้ต่ำสุดเมื่อเทียบกับกล่องในรูปแบบอื่น

ผลการทดสอบสามารถสรุปได้ว่าเทคนิค ADBB ที่นำเสนอสามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพการตรวจจับการล้มด้านความถูกต้องได้ถึง 41.45%, 29.05% และ 6.20% ส่วนในด้านการทายไม่ล้มได้ถูกเพิ่มขึ้น 47.94%, 32.13% และ 7.75% ของเทคนิคกล่องขอบเขตแบบ 2D-BB, 3D-BB และ DBB ตามลำดับ รวมถึงในด้านการทายว่าล้มได้ถูกมีค่าเพิ่มขึ้น 15.50% และ 16.75% เมื่อเทียบกับกล่องขอบเขตแบบ 2D-BB และ 3D-BB ตามลำดับ

ตารางที่ 4-1 ผลการทดสอบความถูกต้องของแต่ละกล่องขอบเขต

	Approaches			
Statistical Measures (%)	**2D-BB**	**3D-BB**	**DBB**	**ADBB**
Accuracy	56.70	69.10	91.95	98.15
Specificity	50.31	66.13	90.50	98.25
Sensitivity	82.25	81.00	97.75	97.75



รูปที่ 4-1 กราฟผลการทดสอบความถูกต้องของแต่ละกล่องขอบเขต

4.2 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกเหตุการณ์ล้มหรือไม่ล้มโดยรวมที่เกิดจากผลกระทบจากการขยายแขนขา

จากตารางที่ 4-2 และรูปที่ 4-2 สามารถแสดงได้อย่างชัดเจนว่าความถูกต้องในการตรวจจับการล้มในแต่ละกรณีที่ไม่มีการขยับแขนขาใน 2D-BB ทำค่าความถูกต้อง ได้ต่ำสุดที่ 67.20% ในขณะที่ 3D-BB, DBB และ ADBB มีค่าอัตราความถูกต้องที่ 83.60%, 97.00% และ 97.70% ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นได้ว่าที่ 2D-BB มีค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับกล่องขอบเขตชนิดอื่นอันเป็นผลมาจากผลของการทายว่าล้มได้ถูกและการทายว่าไม่ล้มได้ถูกมีค่าน้อยกว่าทุกกล่องขอบเขต

ผลการทดสอบของ ADBB พบว่าสามารถเพิ่มประสิทธิภาพด้านความถูกต้องในการตรวจจับการล้มในแต่กรณีที่ไม่มีการขยับแขนขาที่ 30.50% และ 14.10% เมื่อ

เทียบกับ 2D-BB และ 3D-BB ตามลำดับ อันเป็นผลมาจากประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นในด้านการทายว่าไม่ล้มได้ถูกที่ 35.00% และ 16.63% ร่วมกับประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นในด้านการทายว่าล้มได้ถูกที่ 12.50% และ 4.00% ของกล่องขอบเขต 2D-BB และ 3D-BB ตามลำดับ

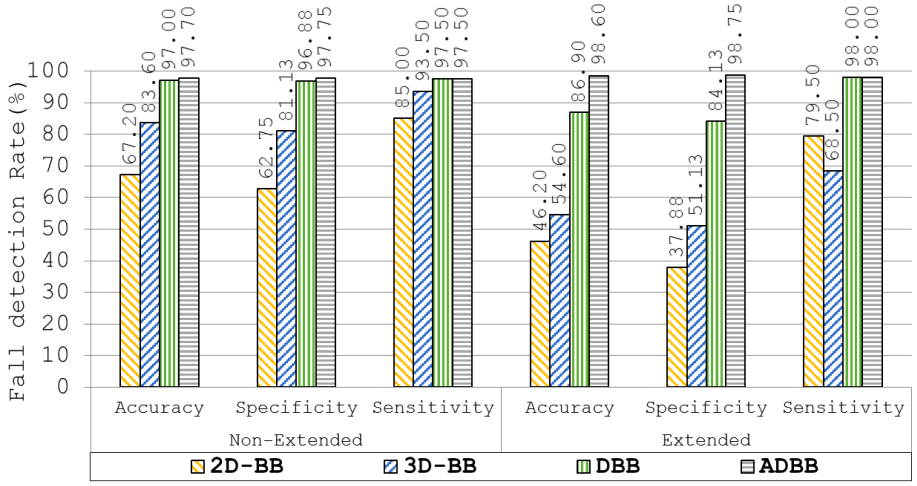
การตรวจจับการล้มในแต่กรณีที่มีการขยับแขนขาในลักษณะนี้มีผลกระทบกับ 2D-BB พอสมควรซึ่งจะเห็นได้จากค่าความถูกต้องเพียง 46.02% ในขณะที่ 3D-BB และ DBB มากกว่าโดยมีค่าอยู่ที่ 54.60% และ 86.90% โดยที่ ADBB ทำค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 98.60%

จากผลการทดลองพบว่า 2D-BB ทำค่าการทายไม่ล้มได้ถูกมีค่าน้อยกว่ากล่องขอบเขตชนิดอื่น สำหรับ 3D-BB ในการทดสอบด้านการทายล้มได้ถูกนั้นมีค่าต่ำสุดเมื่อเทียบกับกล่องขอบเขตชนิดอื่นเช่นเดียวกัน

จะเห็นได้ว่า ADBB สามารถทำการทดสอบได้ดีในกรณีที่มีการขยับแขนขาโดยมีประสิทธิภาพความถูกต้องเพิ่มขึ้น 52.40%, 44.00% และ 11.70% ประสิทธิภาพการทายว่าไม่ล้มได้ถูกเพิ่มขึ้น 60.88%, 47.63% และ 14.63% เมื่อเทียบกับ 2D-BB, 3D-BB และ DBB ตามลำดับ และด้านประสิทธิภาพการทายว่าล้มได้ถูกเพิ่มขึ้น 18.50%, 29.50% เมื่อเทียบกับ 2D-BB และ 3D-BB ตามลำดับ

ตารางที่ 4-2 ผลการทดสอบความถูกต้องกรณีที่มีและไม่มีการขยับแขนขาของแต่ละชนิดของกล่องขอบเขต

		Approaches			
Class	**Statistical Measures (%)**	**2D-BB**	**3D-BB**	**DBB**	**ADBB**
Non-Extended	**Accuracy**	67.20	83.60	97.00	97.70
	Specificity	62.75	81.13	96.88	97.75
	Sensitivity	85.00	93.50	97.50	97.50
Extended	**Accuracy**	46.20	54.60	86.90	98.60
	Specificity	37.88	51.13	84.13	98.75
	Sensitivity	79.50	68.50	98.00	98.00



รูปที่ 4-2 กราฟผลการทดสอบความถูกต้องกรณีที่มีและไม่มีการขยับแขนขาของแต่ละชนิดของกล่องขอบเขต

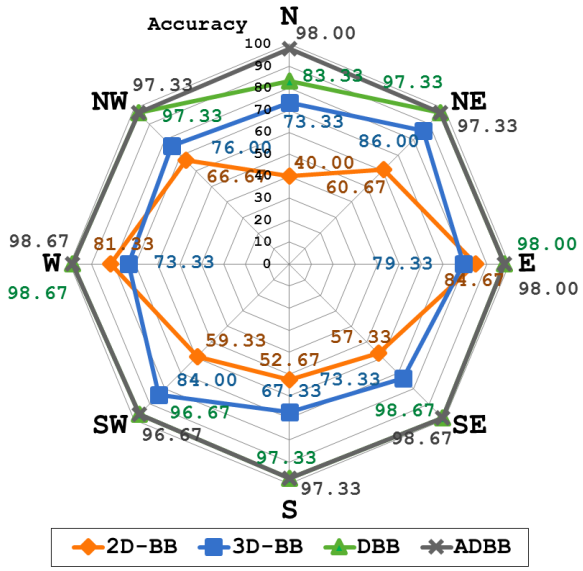
4.3 ด้านความถูกต้องในแต่ละทิศทางการล้มหรือไม่ล้มโดยรวม

จากตารางที่ 4-3 และรูปที่ 4-3 ถึง 4-5 แสดงให้เห็นถึงเทคนิค ADBB สามารถที่เพิ่มประสิทธิภาพของความถูกต้องโดยเฉลี่ยเมื่อเทียบกับ 2D-BB, 3D-BB และ DBB ที่ 34.92%, 21.17% และ 1.83% ตามลำดับ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในทิศทางการล้มที่ออกจากตัวกล้องไปทางทิศ N พบว่าสามารถเพิ่มประสิทธิภาพความถูกต้องมากถึง 58.00%, 24.67% และ 14.67% เมื่อเทียบกับ 2D-BB, 3D-BB และ DBB ตามลำดับ

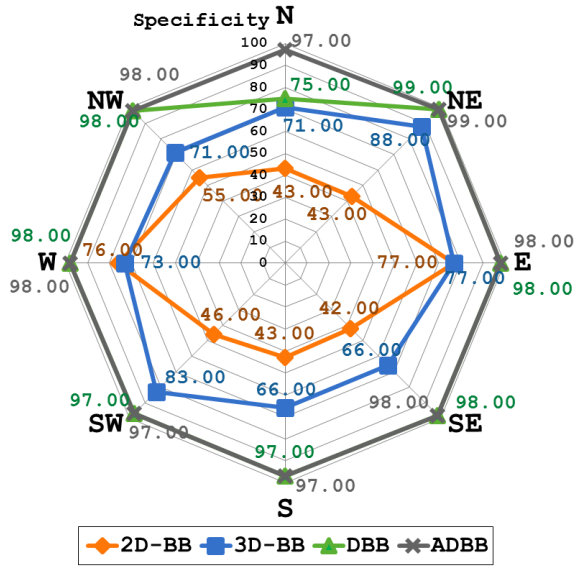
นอกจากนี้ยังพบว่ามี 2 ทิศทางที่ 2D-BB มีค่าความถูกต้องสูงนั่นคือทิศที่ตั้งฉากกับตัวกล้องหรือทิศ E และ W ทำให้ทราบว่ากล่องขอบเขตแบบ 2D-BB ทำงานได้ดีหากเกิดการล้มในลักษณะเช่นนี้

ตารางที่ 4-3 ผลการทดสอบความถูกต้องในแต่ละทิศทาง

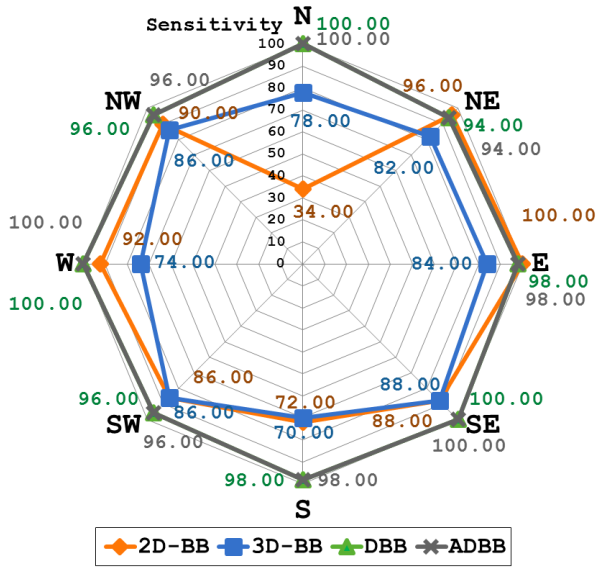
Direction	Accuracy				Specificity				Sensitivity			
	2D-BB	3D-BB	DBB	**ADBB**	2D-BB	3D-BB	DBB	**ADBB**	2D-BB	3D-BB	DBB	**ADBB**
N	40.00	73.33	83.33	98.00	43.00	71.00	75.00	97.00	34.00	78.00	100.00	100.00
NE	60.67	86.00	97.33	97.33	43.00	88.00	99.00	99.00	96.00	82.00	94.00	94.00
E	84.67	79.33	98.00	98.00	77.00	77.00	98.00	98.00	100.00	84.00	98.00	98.00
SE	57.33	73.33	98.67	98.67	42.00	66.00	98.00	98.00	88.00	88.00	100.00	100.00
S	52.67	67.33	97.33	97.33	43.00	66.00	97.00	97.00	72.00	70.00	98.00	98.00
SW	59.33	84.00	96.67	96.67	46.00	83.00	97.00	97.00	86.00	86.00	96.00	96.00
W	81.33	73.33	98.67	98.67	76.00	73.00	98.00	98.00	92.00	74.00	100.00	100.00
NW	66.67	76.00	97.33	97.33	55.00	71.00	98.00	98.00	90.00	86.00	96.00	96.00
AVG	62.83	76.58	95.92	97.75	53.13	74.38	95.00	97.75	82.25	81.00	97.75	97.75



รูปที่ 4-3 กราฟผลการทดสอบความถูกต้องโดยรวมในแต่ละทิศทาง



รูปที่ 4-4 กราฟผลการทดสอบความถูกต้องในการทายว่าไม่ล้มแต่ละทิศทาง



รูปที่ 4-5 กราฟผลการทดสอบความถูกต้องในการทายว่าล้มแต่ละทิศทาง

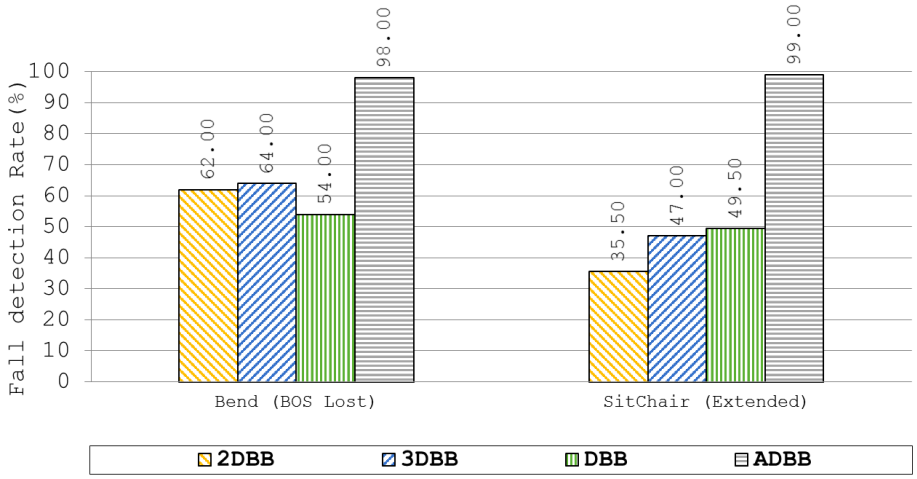
4.4 ด้านของความถูกต้องในการจำแนกไม่ล้มสำหรับกรณีที่ฐานสนับสนุนไม่อยู่ในตำแหน่งที่ถูกต้อง

จากตารางที่ 4-4 และรูปที่ 4-6 เห็นได้ว่าเทคนิคที่ใช้ ADBB จะมีความถูกต้องมากกว่า DBB รวมถึงกล่องขอบเขตในรูปแบบต่าง ๆ อันเป็นผลมาจากค่าความถูกต้องด้านการทายว่าไม่ล้มได้ถูกต้องมีค่าเพิ่มมากขึ้นจึงทำให้ ADBB ทำค่าความถูกต้องเมื่อเทียบกับ DBB เพิ่มขึ้นถึง 44% ส่วนเมื่อเทียบกับกล่องขอบเขตอื่น ในขณะเดียวกันเมื่อเทียบกับ 2D-BB, 3D-BB นั้น ADBB มีประสิทธิสูงขึ้นที่ 36.00% และ 34.00% ตามลำดับ

นอกจากนี้จากผลการทดลองยังพบอีกว่า ADBB สามารถที่จะเพิ่มความถูกต้องในการตรวจจับในกรณีการนั่งเก้าอี้แล้วมีการขยายแขนขาอีกด้วย ซึ่งหากเกิดการเคลื่อนไหวในรูปแบบนี้ DBB จะมีผลการตรวจจับผิดพลาด เพราะจะแจ้งการตรวจจับว่าล้มขึ้นแต่ไม่เกิดการล้มขึ้นจริง โดยที่ ADBB สามารถที่จะทำค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับ 2D-BB, 3D-BB และ DBB ที่ 30.75%, 32.50% และ 25 ตามลำดับ

ตารางที่ 4-4 ผลการทดสอบการทายว่าไม่ล้มได้ถูกต้องของแต่ละกล่องขอบเขตสำหรับกรณีที่ฐานสนับสนุนหายไปและกรณีที่เป็นการนั่งแบบมีการขยับขยายแขนหรือขา

Arbitary Cases	BB Type	TN	FN	% Accuracy	% Improved
Bend (BOS Lost)	2D-BB	31	19	62.00	36.00
	3D-BB	32	18	64.00	34.00
	DBB	27	23	54.00	44.00
	ADBB	49	1	98.00	0.00
SitChair (Extended)	2D-BB	271	129	67.75	30.75
	3D-BB	264	136	66.00	32.50
	DBB	294	106	73.50	25.00
	ADBB	394	6	98.50	0.00



รูปที่ 4-6 ผลการทดสอบการทายว่าไม่ล้มได้ถูกต้องของแต่ละกล่องขอบเขตสำหรับกรณีที่ฐานสนับสนุนหายไปกับกรณีที่เป็นการนั่งและมีการขยับขยายแขนหรือขา

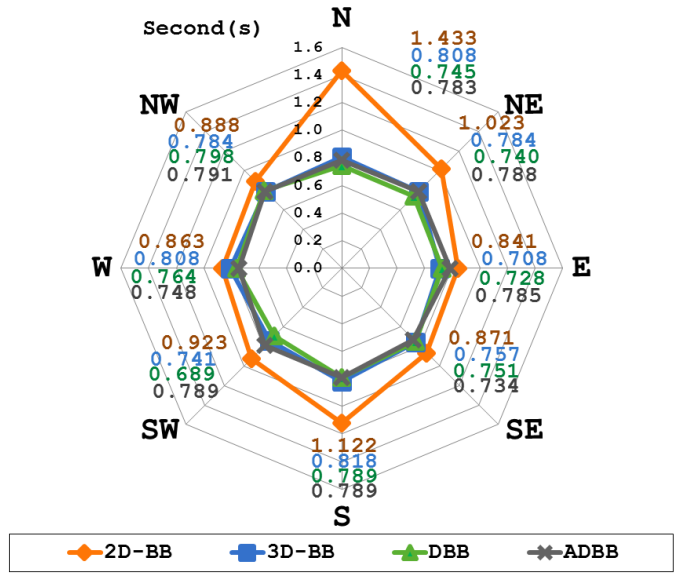
4.5 ด้านของเวลาที่ใช้ในการตอบสนองต่อการล้มในแต่ละทิศทาง

เวลาที่ใช้ในตอบสนองการตรวจจับการล้มในแต่ละกล่องขอบเขตถูกแสดงดังตารางที่ 4-5 ซึ่งจะแสดงเวลาที่ใช้ในแต่ละทิศทางการล้มในกลุ่มที่มีและไม่มีการขยายแขนหรือขาเป็นหน่วยวินาที ซึ่งจะเห็นได้ว่าค่าเฉลี่ยของเวลาที่ใช้ตอบสนองในกลุ่มของ DBB และ ADBB ทำเวลาได้ที่ 0.751 และ 0.764 วินาทีตามลำดับ ซึ่งใช้เวลาน้อยกว่า 2D-BB และ 3D-BB ที่ 0.953 และ 0.989 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า 2D-BB และ 3D-BB ใช้เวลาในการตรวจจับที่มากกว่า DBB และ ADBB

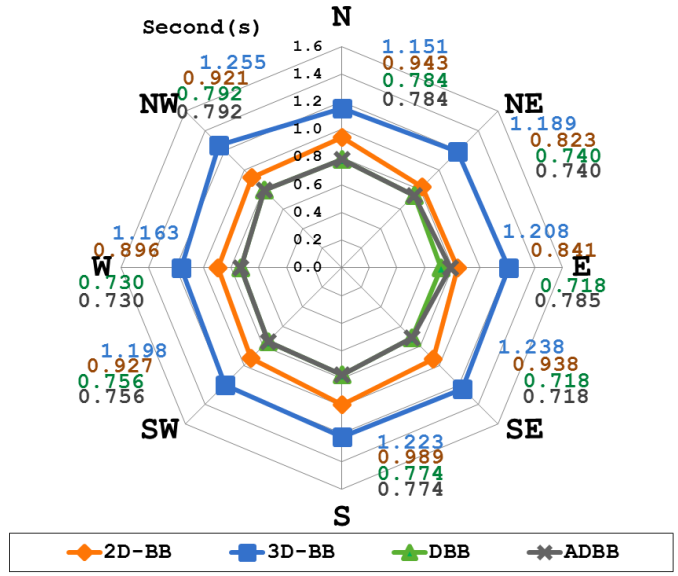
ตารางที่ 4-5 ผลการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้สามารถระบุการล้มของของกล่องขอบเขตแต่ละชนิด

Direction	Response Time (Second)											
	Non-Extended				Extended				Average			
	2D-BB	3D-BB	DBB	ADBB	2D-BB	3D-BB	DBB	ADBB	2D-BB	3D-BB	DBB	ADBB
N	1.433	0.808	0.745	0.783	0.943	1.151	0.784	0.784	1.188	0.979	0.764	0.784
NE	1.023	0.784	0.740	0.788	0.823	1.189	0.740	0.740	0.923	0.987	0.740	0.764
E	0.841	0.708	0.728	0.785	0.841	1.208	0.718	0.785	0.841	0.958	0.723	0.785
SE	0.871	0.757	0.751	0.734	0.938	1.238	0.718	0.718	0.904	0.998	0.734	0.726
S	1.122	0.818	0.789	0.789	0.989	1.223	0.774	0.774	1.056	1.020	0.782	0.782
SW	0.923	0.741	0.689	0.789	0.927	1.198	0.756	0.756	0.925	0.969	0.722	0.772
W	0.863	0.808	0.764	0.748	0.896	1.163	0.730	0.730	0.880	0.986	0.747	0.739
NW	0.888	0.784	0.798	0.791	0.921	1.255	0.792	0.792	0.905	1.019	0.795	0.791
AVG	0.995	0.776	0.750	0.776	0.910	1.203	0.752	0.776	0.953	0.989	0.751	0.764

จากกราฟในรูปที่ 4-7 แสดงผลการทดสอบในชุดของการล้มที่ไม่มีการขยับขยายแขนหรือขาระหว่างการล้ม จะเห็นได้ชัดเจนว่าผลของ 2D-BB จะใช้เวลาโดยเฉลี่ยในการตรวจจับการล้มในทิศทางในทิศ N ที่ล้มออกจากกล้องและทิศ S ที่ล้มออกจากกล้องมากถึง 1.433 และ 1.122 วินาทีตามลำดับ และทิศ N จะใช้เวลามากกว่าทิศ S ที่ 0.311 วินาที ในขณะที่กล่องขอบเขตทั้ง 3D-BB, DBB และ ADBB ทำเวลาตอบสนองเฉลี่ยในแต่ละทิศทางใกล้เคียงกันที่ 0.776, 0.750 และ 0.776 วินาที



รูปที่ 4-7 แสดงเวลาตอบสนองในชุดทดสอบ
ที่ไม่มีการขยับขยายแขนหรือขาระหว่างการล้ม



รูปที่ 4-8 แสดงเวลาตอบสนองในชุดทดสอบ
ที่มีการขยับขยายแขนหรือขาระหว่างการล้ม

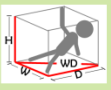
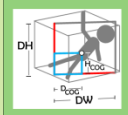
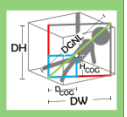
จากกราฟในรูปที่ 4-8 แสดงผลการทดสอบในชุดของการล้มที่มีการขยับขยายแขนหรือขาระหว่างการล้ม ในส่วนของ ADBB ผู้วิจัยได้นำเสนอนั้น สามารถที่จะปรับปรุงประสิทธิภาพความเร็วการตอบสนองให้ดีขึ้นเมื่อเทียบกับ 2D-BB, 3D-BB และ DBB ที่ 19.82%, 22.81% และ -1.69% ตามลำดับ ในขณะที่ 3D-BB จะใช้เวลาในการตรวจจับในการจำลองเหตุการณ์รูปแบบนี้มากที่สุดโดยเฉลี่ยที่ 1.203 วินาที ซึ่งช้ากว่าแบบ 2DBB โดยเฉลี่ยที่ 0.293 วินาที

บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง

5.1 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอกล่องขอบเขตแบบปรับตัว (Adaptive Directional Bounding Box: ADBB) และอัลกอริธึมแบบสองทิศทาง (Bi-directional tracking) ที่มีการปรับปรุงประสิทธิภาพของการตรวจจับการล้มในการใช้กล่องขอบเขตที่มีอยู่เดิมในปัจจุบัน โดยแสดงผลการเปรียบเทียบคุณลักษณะและความสามารถของกล่องขอบเขตแต่ละชนิดดังตารางที่ 5-1

ตารางที่ 5-1 การเปรียบเทียบคุณลักษณะของกล่องขอบเขตแต่ละชนิด

List of Comparisons			Approaches			
			2D-BB	3D-BB	DBB	**ADBB**
Front View					(Virtual View)	
Top View						
3D View						
List of features used			H, W, HW Ratio, WH Ratio	WD Diagonal, H	DHW Ratio, COG Ratio	DHW Ratio, COG Ratio DHW Diagonal, DH Ratio
Behavior of observed data			Single instant data	Two points data	Periodic data	
Detection algorithm			Forward Tracking	Forward Tracking	Forward Tracking	Bi-Directional Tracking
Response Time (in second)			0.953	0.989	0.751	0.764
Accuracy (%)			56.7	69.1	91.95	98.15
Detection Ability	For both Fall/Non-Fall cases	North/South Direction (Parallel to line of camera's sight)	unable	able	able	able
		Fluctuation of signal causes from body outstretch	unable	unable	able	able
	For Non-Fall cases	Bending that led to BOS Lost	able	able	unable	able
		Sitting on the chair with body outstretch	unable	able	unable	able

กล่องขอบเขตที่นำเสนอมีการนำข้อมูลจุดร่วมที่ได้จาก Microsoft® Kinect มาสร้างเป็นกล่องขอบเขตที่มีคุณสมบัติในการปรับตัวให้เข้ากับทิศทางของการล้มโดยจะแสดงการฉายภาพเสมือนแบบตั้งฉากกับด้านของการล้มอยู่เสมอ จึงทำให้ลักษณะของกล่องที่ได้สามารถที่จะแสดงสถานะของการล้มได้อย่างถูกต้อง ที่เหมาะสมต่อการนำค่าคุณลักษณะที่ปรากฏอยู่บนกล่องมาใช้ได้อย่างเหมาะสม

กล่องขอบเขตทิศทางแบบปรับตัวสามารถที่จะตรวจจับการล้มได้หลายประเด็นได้อย่างมีประสิทธิภาพได้แก่ ชุดทดสอบที่ทิศทางของการล้ม/ไม่ล้มเข้าหรือออกจากตัวกล้อง ชุดข้อมูลที่มีการขยับขยายแขนหรือขา ชุดข้อมูลที่เกิดการก้มแล้วมีส่วนของขาที่หายไป และชุดทดสอบที่มีการนั่งและมีการขยับขยายแขนหรือขา ซึ่งทำได้ดีกว่ากล่องขอบเขตในรูปแบบอื่น อีกทั้งยังทำความเร็วในการตอบสนองต่อการล้มได้ใกล้เคียงกับความเร็วการตอบสนองเฉลี่ยที่ดีที่สุดของกล่องขอบเขตแบบทิศทางเดิม (DBB) รวมถึงเร็วกว่ากล่องขอบเขตทั้งสองมิติ (2D-BB) และสามมิติ (3D-BB) อีกด้วย ซึ่งเป็นผลมาจากการนำค่าคุณลักษณะที่ปรากฏอยู่บนกล่องขอบเขตมาพิจารณาเพิ่มโดยเฉพาะการแก้ไขปัญหาเรื่องฐานรอบรับหายนั้น การนำเส้นทะแยงมุมและความสูงของกล่องเข้ามาช่วยวิเคราะห์มีส่วนทำให้การตรวจจับทำได้เป็นอย่างดี

ในส่วนของกล่องขอบเขตแบบสองมิตินั้นมีค่าความถูกต้องต่ำสุดกว่าทุกรูปแบบ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการแจ้งเตือนในชุดการทดลองการไม่ล้มมีความผิดพลาดสูง อันเป็นเพราะลักษณะของกล่องมีลักษณะเปรียบเหมือนมีการล้มเกิดขึ้นแต่ไม่เกิดการล้มขึ้นจริงซึ่งจะเกิดขึ้นส่วนมากในทิศทางการเคลื่อนไหวของอาสาสมัครในทิศทางออก/เข้าหากล้องร่วมกับกรณีที่มีการขยับขยายแขน/ขาเกิดขึ้น นอกจากนี้ความผิดพลาดของกล่องขอบเขตแบบสองมิติยังเกิดขึ้นในส่วนของชุดทดสอบที่เป็นการล้มโดยจะเกิดขึ้นในลักษณะการล้มที่เป็นการนอนล้มลงไปบนพื้นที่มีในทิศทางออก/เข้าหากล้องเช่นเดียวกัน ซึ่งมีผลทำให้กล่องขอบเขตยังคงแจ้งว่ายังไม่มีการล้มเกิดขึ้นถึงแม้ว่าจะมีการล้มเกิดขึ้นแล้ว ในส่วนของเวลาที่ใช้ตอบสนองการตรวจจับการล้มนั้นจะใช้เวลามากกว่ากล่องชนิดอื่นในชุดของข้อมูลที่มีการขยับขยายแขน/ขา โดยเฉพาะอย่างยิ่งในทิศทางออก/เข้าหากล้องเช่นเดิม ซึ่งจะเห็นได้ว่าทิศทางดังกล่าวมีผลกระทบต่อการใช้งานกล่องขอบเขตแบบสองมิติทั้งประสิทธิภาพความถูกต้องและเรื่องของเวลา

สำหรับกล่องขอบเขตแบบสามมิติถึงแม้ว่าด้วยคุณสมบัติของข้อมูลที่ถูกนำมาสร้างกล่องขอบเขตนี้จะมาจากข้อมูลที่เป็นสามมิติที่ตรวจจับการล้มในทางลึกบนภาพได้ แต่ด้วยคุณสมบัติของกล่องที่สร้างนั้น ทำให้ค่าความถูกต้องในการตรวจจับที่เกิดขึ้นทำได้เหนือกว่ากล่องขอบเขตแบบสองมิติเท่านั้น อันเป็นผลมาจากการทดสอบในชุดที่

มีการขยับขยายแขนหรือขาที่มีผลกระทบต่อรูปร่างของกล่องขอบเขตเป็นอย่างมาก จึงทำให้เกิดการแจ้งเตือนผิดพลาดขึ้นในชุดการล้ม จึงทำให้มีความถูกต้องต่ำกว่ากลุ่มของกล่องขอบเขตแบบทิศทาง นอกจากนี้เมื่อพิจารณาในด้านของเวลาที่ใช้ตอบสนองต่อการตรวจจับแล้ว พบว่ากล่องขอบเขตแบบสามมิติใช้เวลาโดยเฉลี่ยทุกทิศทางมากกว่ากล่องทุกชนิดในชุดของการล้มที่มีการขยับขยายแขนหรือขาเช่นเดียวกัน

จะเห็นได้ว่าผลการทดลองของระบบการตรวจจับการล้มที่คุณสมบัติของขอบเขตทิศทางแบบปรับตัวได้มีลักษณะการทำงานได้แบบเวลาจริง (Real-time) ที่สามารถทำการวิเคราะห์การล้มรวดเร็วและใช้อุปกรณ์ราคาที่ไม่แพง โดยไม่จำเป็นต้องมีการปรับกรองค่าสัญญาณข้อมูลซึ่งอาจมีผลทำให้ความเร็วในการตอบสนองลดลงไปได้ กล่องขอบเขตที่นำเสนอนี้สามารถให้ค่าคุณลักษณะที่มีคุณสมบัติสำหรับใช้ในการพิจารณาเหตุการณ์ของการล้มได้เป็นอย่างดีสามารถหลีกเลี่ยงข้อด้อยที่เกิดขึ้นในกล่องต่าง ๆ ซึ่งสามารถทำการแจ้งเตือนได้แม้ว่าร่างกายของมนุษย์ยังไม่ได้ล้มลงบนพื้นโดยสมบูรณ์แม้ว่าจะเกิดกรณีที่การการแกว่งแขนหรือการก้าวเดินหรือแม้แต่การสูญหายของข้อมูลบริเวณขาที่เกิดขึ้นระหว่างการล้มได้

5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้พบว่าระบบการตรวจจับการล้มจะทำงานได้เป็นอย่างดีก็ต่อเมื่ออุปกรณ์รับภาพสามารถบันทึกข้อมูลภาพโดยเก็บทุกส่วนของร่างกายของอาสาสมัครที่จำลองการล้มได้และนอกจากนี้ตำแหน่งกล้องควรอยู่ในบริเวณด้านข้างของตัวคน เนื่องจากระบบที่ได้นำเสนอนั้นทำงานอยู่บนพื้นฐานของ การใช้จุดร่วมของ Microsoft® Kinect ที่บริการข้อมูลกลุ่มของจุดร่วมสำคัญร่างกายมาใช้อย่างอัตโนมัติผ่านอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ฝังประมวลผลจุดความเร็วสูงที่อยู่ภายใน ดังนั้นถ้าหากมีวัตถุขวางกั้นบางส่วนหรือมีบางส่วนของร่างกายที่อยู่นอกขอบเขตของกล้องหรือแม้แต่มุมมองของกล้องที่ไม่สามารถเริ่มการตรวจจับร่างกายบุคคลในด้านหน้าได้หรือมีการหมุนภาพเกิดขึ้น จะทำให้ระบบไม่สามารถตรวจจับการล้มได้ อันเกิดมาจาก Microsoft® Kinect จะไม่สามารถสร้างกลุ่มจุดร่วมดังกล่าวอยู่ในตำแหน่งที่ถูกต้องและเกิดการสูญหายได้ ทำให้ลักษณะรูปร่างและขนาดกล่องขอบเขตแบบทิศทางนั้นมีการสูญหายและอาจเกิดความแปรปรวนเกิดขึ้น

ดังนั้นแนวทางในการแก้ไขปัญหาจึงได้มีการพิจารณาข้อมูลในส่วนของภาพเชิงลึก (Depth Image) เข้ามาใช้แทนจุดร่วม เนื่องจากข้อมูลที่เป็นกลุ่มหมอก (Cloud point) เหล่านี้สามารถบอกตำแหน่งของวัตถุภายในฉากได้โดยตรงไม่ต้องผ่าน

จุดร่วมที่มีปัญหาในการแสดงผล ซึ่งการนำภาพเชิงลึกเข้ามาใช้นั้นอาจใช้รูปแบบวิธีการประมาณการ Outerpolation เพื่อเติมเต็มข้อมูลบริเวณที่ขาดหายไปแล้วเพื่อวิเคราะห์ในกรอบงานใหม่ นอกจากนี้ยังพบว่ายังมีอีกปัญหาหนึ่งในการใช้ข้อมูลของภาพเชิงลึกนี้ที่ต้องมีการค้นหาวิธีการให้มีประสิทธิภาพร่วมเข้าด้วยกันคือ ปัญหาการจำแนกวัตถุที่อยู่ในบริเวณใกล้เคียงกับตัวบุคคลออกเพื่อแยกว่าสิ่งใดคือวัตถุสิ่งใดคือส่วนของร่างกายมนุษย์ ซึ่งจะมีผลต่อประสิทธิภาพการตรวจจับได้

สำหรับรูปแบบของงานวิจัยที่น่าสนใจต่อไป ทีมงานวิจัยมองเห็นว่าการบูรณาการอุปกรณ์โทรศัพท์เคลื่อนที่เข้ามาร่วมสนับสนุนการตรวจจับการล้มถือเป็นอีกแนวโน้มที่กำลังเป็นกระแสในปัจจุบัน อันเนื่องด้วยคุณสมบัติของอุปกรณ์เซนเซอร์ที่มีมากมายรวมถึงมีส่วนประมวลผลที่มีความยืดหยุ่นที่ทำงานร่วมกับระบบปฏิบัติการได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผู้วิจัยสามารถที่จะฝังระบบการตรวจจับการล้มภายในอุปกรณ์ได้ ซึ่งทางเลือกในการสนับสนุนนี้อาจนำมาใช้ในส่วนของข้อด้อยด้านมุมอับของตัวกล้องเพื่อตรวจจับการล้มให้เข้าสภาพแวดล้อมได้นั้น จะถือว่าทำให้เกิดการเพิ่มความสามารถในการตรวจจับการล้มได้ นอกจากนี้ยังสามารถทำการสื่อสารเชื่อมต่อแจ้งเตือนผ่านเครือข่ายหรือแอพพลิเคชันการสื่อสารต่าง ๆ อย่างสะดวก

บรรณานุกรม

Siriwan Siriboon and Chanatetee Milinthrangkoon, “Population statistics of Thai Elderly”, 2008. http://www.cps.chula.ac.th/cps/research division/article ageing/ageing 001.html

Christopher Murray and Alan Lopez. “Global and regional descriptive epidemiology of disability: Incidence, prevalence, health expectancies and years lived with disability”, Global Burden Disease, Vol. 1, 1996, pp. 201-246.

Uffe Laessoe, et al. “Fall risk in an active elderly population can it be assessed?”, Journal of Negative Results in BioMedicine, Vol. 6, 2007.

Muhammad Mubashir, LingShao and LukeSeed. “A survey on fall detection”, Principles and approaches, Neurocomputing, Vol. 100, 2013, pp. 144-152.

Arthur E. Chapman. “Biomechanical Analysis of Fundamental Human Movements”, HUMAN KINETICS, 2008.

Tom Fawcett. “An Introduction to ROC Analysis”, Pattern Recognition Letters, Vol. 27, 2006, pp. 861-874.

Nor Surayahani Suriani, and Aini Hussain, “Sudden fall classification using motion features”, Signal Processing and its Applications (CSPA), 2012, pp. 519 – 524.

Jia Luen Chua, Yoong Choon Chang, and Wee Keong Lim, “Intelligent Visual Based Fall Detection Technique for Home Surveillance”, Computer, Consumer and Control (IS3C) 2012, pp. 183 – 187.

Miao Yu, Adel Rhuma, Syed Mohsen Naqvi, Liang Wang and Jonathon Chambers, “Posture Recognition Based Fall Detection System For Monitoring An Elderly Person In A Smart Home Environment”, Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on Issue: 99, 2012, pp. 1– 11.

Damien Brulin, Yannick Benezeth, and Estelle Courtial, “Posture Recognition Based on Fuzzy Logic for Home Monitoring of the Elderly”, Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions Volume: 16, Issue: 5, 2012, pp. 974 – 982.

Caroline Rougier, et al. “Robust video surveillance for fall detection based on human shape deformation”, IEEE transactions on circuits and systems for video technology (CSVT), Vol. 21, No. 5, 2011, pp. 611-622.

Shaou-Gang Miaou, Pei-Hsu Sung, and Chia-Yuan Huang. “A Customized Human Fall Detection System Using Omni-Camera Images and Personal Information”, Proceedings of the 1st Distributed Diagnosis and Home Healthcare (D2H2) Conference, 2006, pp. 39-42.

Peng Shen Ong, et al. “An FPGA-Based Hardware Implementation of Visual based Fall Detection”. IEEE International Conference on Region 10 Symposium, 2014, pp. 397-402.

B. Uğur Töreyin, Yiğithan Dedeoğlu and A. Enis Çetin. “HMM based falling person detection using both audio and video”, IEEE International Workshop on Human-Computer Interaction, Vol. 3766, 2005, pp. 211-220.

Alex Edgcomb and Frank Vahid. “Automated Fall Detection on Privacy-Enhanced Video”, IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012, pp. 252-255.

Ji Tao, et al. “Fall Incidents Detection for Intelligent Video Surveillance”, IEEE International Conference on Information, Communications and Signal Processing, 2005, pp. 1590-1594.

Georgios Mastorakis and Dimitrios Makris. “Fall detection system using Kinect's infrared sensor”, Journal of Real-Time Image Processing, Vol. 9, Issue 4, 2012, pp. 635-646.

Vitoantonio Bevilacqua, et al. “Fall Detection in indoor environment with Kinect sensor”, IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2014, pp. 319-324.

Christopher Kawatsu, Jiaxing Li and CJ Chung. “Development of a Fall Detection System with Microsoft Kinect”, Robot Intelligence Technology and Applications, Vol. 208, 2012, pp. 623-630.

Thi-Thanh-Hai Tran, Thi-Lan Le and Jeremy Morel. “An analysis on human fall detection using skeleton from Microsoft Kinect”, IEEE Fifth International Conference on Communications and Electronics (ICCE), 2014, pp. 484-489.

Takuma Sumiya, et al. “A Mobile Robot for Fall Detection for Elderly-Care”, 19th International Conference in Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems (KES), Procedia Computer Science, Vol. 60, 2015, pp. 870-880.

Zaid A. Mundher and Jiaofei Zhong. “A Real-Time Fall Detection System in Elderly Care Using Mobile Robot and Kinect Sensor”, International Journal of Materials, Mechanics and Manufacturing, Vol. 2, No. 2, 2014, pp. 133-138.

Rudolfs Drillis, Renato Contini and Maurice Bluestein. “Body segment parameters: A survey of measurement techniques”, Artificial Limbs, Vol. 8, 1964, pp. 44-66.

Apichet Yajai, et al. “Fall detection using directional bounding box”, 12th International Joint Conference on Science and Software Engineering (JCSSE), 2015, pp. 52-57.