



การตรวจจัดการลัมตามลำดับความรุนแรงสำหรับผู้สูงอายุโดยใช้สัญญาณ WiFi

พงษ์พันธ์ ลีลาเชียร และ กัณฑพร ภาระราช*

สาขาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08 3993 6696 อีเมล: kantapom.par@dome.tu.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.10.009

รับเมื่อ 8 มกราคม 2565 แก้ไขเมื่อ 14 มีนาคม 2565 ตอรับเมื่อ 22 มีนาคม 2565 เผยแพร่ออนไลน์ 12 ตุลาคม 2565

© 2022 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

อุบัติเหตุการลัมของผู้สูงอายุมักเกิดขึ้นในห้องน้ำหรือห้องนอน ซึ่งต้องการความเป็นส่วนตัวไม่สะดวกต่อการติดตั้งกล้องวงจรปิด เพื่อลดการติดตั้งอุปกรณ์เพิ่มเติมและไม่รบกวนความเป็นส่วนตัว บทความนี้ได้ตรวจจับและจำแนกความรุนแรงการลัมของผู้สูงอายุโดยใช้อุปกรณ์ปล่อยสัญญาณวิทยุฟายที่มีอยู่ภายในบ้านทั่วไป ซึ่งพิจารณาจำแนกความรุนแรงของการลัมเป็น 3 ระดับ คือ เล็กน้อย ปานกลาง และรุนแรง โดยเก็บข้อมูล Channel State Information (CSI) เมื่อเกิดเหตุการณ์ลัมตั้งแต่ก่อนลัมไปจนถึงหลังลัม 27 เหตุการณ์ จำนวนเหตุการณ์ละ 600 ชุดข้อมูล สถานที่ใช้ทดลองคือห้องสตูดิโอที่ประกอบด้วยห้องนอนพร้อมห้องน้ำ ทดลองภายใต้ 3 สถานการณ์คือ Line-of-Sight (LoS), Non-Line-of-Sight (NLoS) และ NLoS Through the Wall พบว่า มีความแม่นยำอยู่ที่ 98.2%, 97.6% และ 98.3% ตามลำดับ โดยใช้เทคนิคการจำแนกแบบ Support Vector Machine (SVM) การพิจารณาการลัมตามลำดับความรุนแรงสามารถนำไปพัฒนาเพื่อติดตั้งระบบแจ้งเตือนและการรักษาที่เหมาะสมหลังเกิดเหตุการณ์ลัมของผู้สูงอายุในอนาคตต่อไป

คำสำคัญ: เทคโนโลยีเครือข่ายแบบไร้สาย ช่องสถานะข้อมูล ตรวจจับการลัม การเรียนรู้ของเครื่อง



Severity-Based Fall Detection for Elderly Using WiFi Sensing

Pongphan Leelatien and Kantaporn Pararach*

Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Thammasat University, Pathum Thani, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 08 3993 6696, E-mail: kantaporn.par@dome.tu.ac.th DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.10.009

Received 8 January 2022; Revised 14 March 2022; Accepted 22 March 2022; Published online: 12 October 2022

© 2022 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

Elderly falls often occur in bathrooms or bedrooms, which require privacy and inconvenient to install CCTV to reduce the installation of additional equipment and not invade your privacy. This paper detects and categorizes the fall severity of the elderly by using WiFi signal devices that are common in homes. The severity of the fall was classified into three levels: mild, moderate, and severe. It collects Channel State Information (CSI) on 27 slip events from pre-fall to post-fall 600 datasets per event. The experimental site was a studio with a bedroom and bathroom. It was tested under three scenarios: Line-of-Sight (LoS), Non-Line-of-Sight (NLoS), and NLoS Through the Wall. Accuracy was 98.2%, 97.6%, and 98.3%, respectively, using a Support Vector Machine (SVM) classification technique. Determination of falls in order of severity could be developed to implement alert and treatment systems appropriate after the event of a fall of the elderly in the future.

Keywords: Wireless Fidelity (WiFi), Channel State Information (CSI), Fall Detection, Machine Learning

1. บทนำ

ประชากรผู้สูงอายุมีอยู่ทั่วโลก และมีจำนวนเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว เนื่องจากอัตราการเกิดที่ลดลงและอัตราการตายที่ลดลงเช่นกัน ความท้าทายที่เกี่ยวข้องกับการสูงวัยของประชากรคือความต้องการการดูแลที่เพิ่มขึ้น เนื่องจากความยากลำบากในชีวิตประจำวัน อายุ ความจำ ความเจ็บปวดทางร่างกาย การมองเห็น เป็นต้น อายุเป็นหนึ่งในปัจจัยเสี่ยงที่สำคัญ อาจระบุได้ว่าผู้สูงอายุเมื่ออายุเพิ่มมากขึ้น จะมีความเสี่ยงต่อการเกิดอุบัติเหตุเพิ่มขึ้นตามอายุเช่นกัน [1] ซึ่งความเสี่ยงสูงสุดคือเสียชีวิตหรือได้รับบาดเจ็บสาหัสจากการหกล้ม การล้มในผู้สูงอายุเป็นสาเหตุการเสียชีวิตจากการบาดเจ็บโดยไม่ตั้งใจอันดับสอง รองจากอุบัติเหตุทางรถยนต์ ในแต่ละปี ผู้คนประมาณ 684,000 คน เสียชีวิตจากการหกล้มทั่วโลก [2] หากไม่เสียชีวิตจากการบาดเจ็บในการหกล้มอาจมีผลกระทบมากมายต่อครอบครัวรวมถึงการรักษาพยาบาลด้วย ปัจจุบันทั้งด้านวิชาการและอุตสาหกรรมให้ความสนใจในการตรวจจัดการล้มเพิ่มมากขึ้น ทำให้เกิดงานวิจัยเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน โดยมีการแบ่งประเภทเซนเซอร์ที่นำมาใช้ตรวจจับเป็น 4 ประเภทคือ 1) สวมใส่ติดตัวตลอดเพื่อตรวจจับสัญญาณไฟฟ้าภายในร่างกายอาจเป็นสัญญาณกล้ามเนื้อ สัญญาณหัวใจ หรือ ชีพจร เช่น นาฬิกาอัจฉริยะ เป็นต้น 2) การมองเห็นด้วยสายตา จะต้องติดตั้งอุปกรณ์ตามมุมต่างๆ ของห้อง เช่น กล้องวงจรปิด กล้องอินฟราเรด เป็นต้น เพื่อบันทึกวิดีโอและตรวจจับการกระทำผิดปกติ 3) ตรวจจับตามสภาพ แวดล้อม เป็นการตรวจจับตามคลื่นวิทยุที่กระจายโดยรอบอุปกรณ์ที่เราติดตั้งเพื่อกระจายสัญญาณ เช่น วิทยุเรดาร์ เป็นต้น 4) การร่วมเซนเซอร์ อาจเป็นเซนเซอร์ประเภทเดียวกันหรือคนละประเภทได้ เช่น การใช้ตัววัดความเร่งร่วมกับกล้องโทรศัพท์เคลื่อนที่ [3] ผู้สูงอายุที่เคยมีประวัติการล้มร้อยละ 55 ระบุว่าตนเองเกิดอุบัติเหตุภายในบ้าน เป็นการล้มล้ม หรือสะดุด ในพื้นระดับเดียวกัน เช่น ภายในห้องนอนหรือห้องน้ำ ซึ่งเป็นสถานที่ที่ต้องรักษาความเป็นส่วนตัวจึงไม่สามารถติดกล้องวงจรปิดได้ และไม่สามารถสวมใส่อุปกรณ์ที่ติดตัวขณะอาบน้ำได้ ผู้สูงอายุหกล้มในห้องน้ำแล้วไม่มีใครทราบบ่อยครั้ง ไม่สามารถพาไปเข้ารับการรักษาได้

ทันทั้งที่ ผู้สูงอายุควรได้รับการประเมินอาการบาดเจ็บหรือความสามารถในการช่วยเหลือตัวเองหลังล้ม อาการบาดเจ็บหลังการล้มสามารถแบ่งออกได้ 3 ระดับ 1) บาดเจ็บเล็กน้อย เช่น ไม่มีอาการบาดเจ็บ ถลอก ฟกช้ำ เป็นต้น 2) บาดเจ็บปานกลาง เช่น ข้อเท้าพลิก เลือดออก 3) บาดเจ็บรุนแรง เช่น หมดสติ กระดูกหัก ไม่สามารถขยับร่างกายได้จำเป็นต้องได้รับการรักษาอย่างทันที [4] ศูนย์อนามัยได้จัดตั้งการสอบถามผู้สูงอายุที่เคยมีประวัติหกล้ม ผลคือร้อยละ 51.4 บาดเจ็บเล็กน้อย หรือฟกช้ำ ซึ่งในผู้สูงอายุที่มีอาการบาดเจ็บเล็กน้อยนี้เลือกที่จะพบแพทย์เพื่อรับการตรวจรักษาร้อยละ 41.0 เท่านั้น คือ ร้อยละ 59.0 เลือกที่จะไม่พบแพทย์เพื่อรับการตรวจรักษา

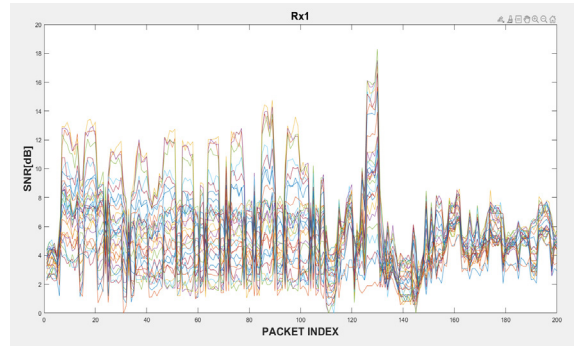
ปัจจุบันมีเซนเซอร์ที่ออกแบบมาเพื่อตรวจจับการล้มหลากหลายประเภท เซนเซอร์ตัวแรกที่ผู้คนใช้กันอย่างแพร่หลายคือ การตรวจจับการล้มด้วยกล้องวงจรปิด แต่ยังมีข้อเสียเรื่องของแสงที่ไม่เพียงพอ มุมอับก้อง ค่าติดตั้งอุปกรณ์และค่าบำรุงรักษามูลค่าสูง ไม่สามารถพกพาได้เหมือนอุปกรณ์สวมใส่ และยังคงมีความเป็นส่วนตัวมากเกินไป ต่อมาได้มีการพัฒนากล้องชนิดต่างๆ ออกมาทำให้สามารถมองภาพได้ในพื้นที่แสงน้อย เช่น กล้องอินฟราเรด เป็นต้น แต่ยังคงข้อเสียที่คล้ายคลึงกันในด้านมุมอับก้อง และค่าติดตั้งอุปกรณ์ หลังจากนั้นได้มีการพัฒนากล้องเพื่อเป็นอุปกรณ์สวมใส่ที่สามารถพกพาติดตัวไปในสถานที่ต่างๆ ได้ เช่น กล้องโทรศัพท์ เคลื่อนที่ติดตั้งบนเอวของผู้ทดลองเพื่อบันทึกภาพด้านหน้าของผู้ทดลอง แต่ยังไม่สามารถใช้ได้จริงในปัจจุบัน [5]

วាយพายมีการเติบโตอย่างรวดเร็วด้วยความนิยมที่เพิ่มขึ้นของอุปกรณ์ไร้สาย เช่น เทคโนโลยีบ้านอัจฉริยะ [6] มากมายเพื่อความสะดวกสบายของผู้ใช้ภายในบ้าน หรือการใช้โทรศัพท์สื่อสารผ่านระบบอินเทอร์เน็ต เทคโนโลยีที่สำคัญอย่างหนึ่งสำหรับความสำเร็จของวายพาย คือ Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) ซึ่งให้ปริมาณงานสูงเพื่อตอบสนองความต้องการที่เพิ่มขึ้นของการรับส่งข้อมูลแบบไร้สาย และให้การสนับสนุนเพิ่มเติมสำหรับ Internet of Things และการสื่อสารแบบ Machine-to-Machine

[7] นอกเหนือจาก Orthogonal Frequency-Division Multiplexing (OFDM) แล้ว MIMO ยังให้ข้อมูลสถานะช่องสัญญาณ Channel State Information (CSI) สำหรับเสอากาศรับส่งแต่ละคู่ที่ความถี่พาหะแต่ละความถี่ เมื่อเร็ว ๆ นี้ การวัด CSI จากระบบวายพายใช้เพื่อวัตถุประสงค์ในการตรวจจบบั๊กที่แตกต่างกัน การตรวจจบบั๊กวายพายนำโครงสร้างพื้นฐานที่ใช้สำหรับการสื่อสารไร้สายมาใช้ซ้ำ ดังนั้นจึงง่ายต่อการปรับใช้และมีต้นทุนต่ำ ยิ่งไปกว่านั้น การตรวจจบบั๊กวายพายไม่เหมือนกับโซลูชันที่ใช้เซนเซอร์ และแบบวิดีโอเทคโนโลยีวายพายเป็นการตรวจจบบั๊กคลื่นความถี่วิทยุกำลังเป็นที่น่าสนใจ เนื่องจากไม่ต้องพกอุปกรณ์ติดตัว และสามารถตรวจจบบั๊กได้แม้ที่มีแสงน้อยหรือมีสิ่งอื่นปิดกั้นอยู่ ไม่รบกวนเซนเซอร์อื่นๆ [8] การประยุกต์ต่ออาศัยวายพายภายในบ้านเข้ามาตรวจจบบั๊กการลัดวงจรเป็นเทคโนโลยีที่ผู้คนให้ความสนใจและพัฒนาอย่างต่อเนื่อง

เทคนิคการตรวจจบบั๊กด้วยวายพาย ข้อมูลที่สร้างโดยสัญญาณไร้สายระหว่างอุปกรณ์ส่งสัญญาณและอุปกรณ์รับโดยทั่วไปประกอบด้วยสัญญาณไร้สายสองประเภท [9] ได้แก่ 1) ตัวบ่งชี้ความแรงของสัญญาณที่ได้รับ (RSSI) ตรวจจบบั๊กและรับสัญญาณจากจุดเชื่อมต่อใดๆ หรือจากการวัดกำลังของเรเตอร์ที่แสดงในสัญญาณวิทยุที่ได้รับ เช่น การตรวจจบบั๊กการลัดวงจรและการปรับให้เข้ากับท้องถิ่นของผู้ปฏิบัติงานที่เป็นมนุษย์ภายในพื้นที่ทำงานเพื่อให้แน่ใจว่ามีสภาพแวดล้อมการทำงานที่ปลอดภัย [10] และ 2) CSI ได้รับการวิจัยในด้านต่างๆ เช่น การตรวจสอบสุขภาพ การจดจำท่าทาง การได้มาซึ่งข้อมูลตามบริบท และการรับรองความถูกต้อง [9]

CSI ให้ข้อมูลรายละเอียดมากกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณ RSSI ในสภาพแวดล้อมการทำงาน เนื่องจากสามารถแสดงในรูปแบบเมทริกซ์ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลแอมพลิจูดและเฟสของช่องสัญญาณส่งสัญญาณของผู้ให้บริการย่อยแต่ละราย ค่าคุณสมบัติ CSI ดังแสดงในรูปที่ 1 เสอากาศรับจะส่งสัญญาณไร้สายในทุกทิศทางเส้นทางสัญญาณจะเปลี่ยนเมื่อมีวัตถุในสภาพแวดล้อมใกล้เคียงกับเครื่องส่งหรือรับสัญญาณสามารถสะท้อนจากหลายพื้นผิวและยังคงไปถึงเครื่องรับ สัญญาณ CSI ที่ถูกจับมีลักษณะเฉพาะที่สะท้อน



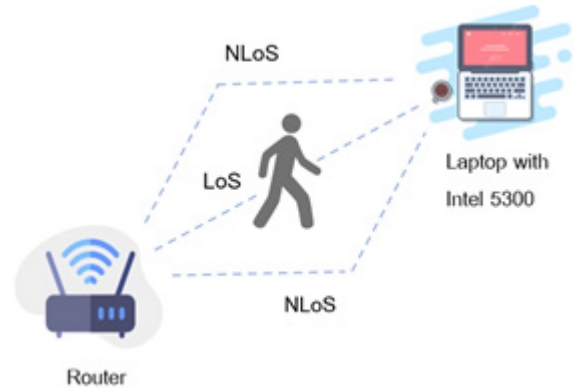
รูปที่ 1 Channel State Information (CSI)

ถึงเส้นทางที่ไปถึงผู้รับนี้สามารถนำไปวิเคราะห์ข้อมูลลักษณะเหตุการณ์และตรวจจบบั๊กรูปร่างได้ [10]

โดยทั่วไปแล้วค่า CSI จะวัดจากแอมพลิจูด มุมเฟส และค่าที่คำนวณได้ อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (SNR) ข้อมูล CSI แสดงในเมทริกซ์สามมิติของช่อง MIMO [11] สำหรับการเชื่อมต่อในรูปแบบ “TX x RX x SF” มิติแรก “TX” หมายถึงจำนวนเสอากาศส่งสัญญาณ มิติที่สอง “RX” หมายถึงจำนวนเสอากาศรับต่อเครื่องส่ง สุดท้าย มิติที่สาม “SF” หมายถึงจำนวนความถี่ Subcarrier ที่รวบรวมต่อผู้รับ บทความที่โดดเด่นชิ้นแรกเกี่ยวกับการตรวจจบบั๊กด้วยวายพายเกิดขึ้นใน [12] ได้เสนอการตรวจจบบั๊กด้วยวายพายซึ่งเป็นการติดตามตำแหน่งของผู้ใช้โดยใช้สัญญาณ RSSI หลังจากที่ RSSI ได้ถูกใช้เป็นการแรกต่อมาได้มีงานวิจัยถูกพัฒนาในรูปแบบการตรวจจบบั๊กจดจำท่าทาง เนื่องจากค่า RSSI เป็นการตรวจจบบั๊กความเข้มของสัญญาณไม่ได้มีความซับซ้อนจึงไม่ต้องการฮาร์ดแวร์ที่เฉพาะ ต้องการอุปกรณ์เพียงเรเตอร์ส่งสัญญาณและตัวรับสัญญาณเท่านั้น นั่นหมายถึงสัญญาณที่ได้รับจึงมีความหยาบและได้รับสัญญาณรบกวนจากสิ่งแวดล้อมภายนอกมาก ใน [13] ได้นำเอา Intel 5300 มาใช้เพื่อตรวจจบบั๊กสัญญาณ CSI ตามมาตรฐาน 802.11n ซึ่งสามารถตรวจจบบั๊กสัญญาณได้ละเอียดมากขึ้น หลังจากนั้นก็มีงานวิจัยที่ใช้สัญญาณ CSI ในด้านต่างๆ เพิ่มขึ้น ทั้งในด้านการจดจำท่าทาง เช่น การจดจำท่าทางกิจกรรมประจำวัน [14]–[17] การจดจำท่าทางสัญญาณมือ [18] การจดจำท่าทางการเคลื่อนไหวของปาก [19] ยังมีงานวิจัยตรวจจบบั๊ก

ในด้านสุขภาพ เช่น การตรวจจับการหายใจ [20], [21] การตรวจจับการล้ม [22], [23] ซึ่งมีประโยชน์มากในด้านการแพทย์ งานวิจัยมากมายได้มีการจดจำท่าทางกิจวัตรประจำวันพร้อมแจ้งเตือนเมื่อเกิดการล้ม [23]–[25] ระบบจะแจ้งให้ทราบทันทีโดยไม่คำนึงถึงลำดับความรุนแรงหลังการล้ม สิ่งนี้นำไปสู่การแจ้งเตือนที่ไม่จำเป็น ในงานวิจัย [23] แยกท่าทางล้มออกจากท่าทางกิจวัตรประจำวัน 5 ท่าทาง โดยใช้โมเดล Support Vector Machine (SVM) ได้ผลความแม่นยำ 87% ต่อมามีการพัฒนาในงานวิจัย [24] เพิ่มท่าทางกิจวัตรประจำวันเป็น 9 ท่าทาง แล้วนำมาแยกออกจากการล้ม โดยใช้โมเดล SVM เช่นเดิมได้ผลความแม่นยำ 89% และในงานวิจัย [26] การพิจารณาท่าทางก่อนการล้ม 2 ท่าทาง คือ นั่งและเดิน พิจารณาความรุนแรงหลังการล้มเพียง 2 ท่าทาง คือสามารถยืนได้หรือไม่เท่านั้น มีความแม่นยำที่ 74% โดยใช้โมเดล SVM หลังจากนั้น งานวิจัยเริ่มสนใจสถานการณ์ที่ใช้ในการทดลองเพิ่มมากขึ้นจากเริ่มแรกทดลองเพียงสถานการณ์ Line of Sight (LoS) หลังจากนั้นทดลองในสถานการณ์ Non-Line of Sight (NLoS) และสุดท้ายคือ Through the Wall ในงานวิจัยของ [27] เป็นการทดลองแยกท่าทางผิดปกติที่แตกต่าง 5 ท่าทาง คือ การล้มไปข้างหน้า การล้มไปข้างหลัง การวิ่ง และการหยุดหายใจ โดยทดลองภายในห้องทำงาน 3 สถานการณ์ คือ LoS, NLoS และ Through the Wall โดยการ Through the Wall เป็นการติดตั้งตัวรับและตัวส่งคนละห้อง และผู้ทดลองจำลองท่าทางบริเวณ LoS โดยมีกำแพงกั้น ได้ผลความแม่นยำที่ LoS 89.2%, NLoS 85.6% และ Through the Wall 75.3% ทั้งนี้ในสถานการณ์จริง พบว่า ผู้สูงอายุส่วนใหญ่ล้มในห้องน้ำ [16] ซึ่งไม่อาจติดตั้งเครื่องรับหรือเครื่องส่งได้ ดังนั้นจึงเป็นเรื่องสำคัญที่จะต้องพิจารณา NLoS และสถานการณ์จำลองแบบทะลุกำแพง เพื่อการใช้งานระบบตรวจจับการล้มใกล้เคียงสถานการณ์จริงมากขึ้น

เพื่อจุดประสงค์นี้ ในบทความนี้ได้นำเสนอระบบการตรวจจับการล้มตามลำดับความรุนแรง เพื่อนำไปสู่การแจ้งเตือน และประเมินการรักษาตามความสามารถในการช่วยเหลือตัวเองของผู้สูงอายุซึ่งยังไม่พบงานวิจัยในลักษณะนี้



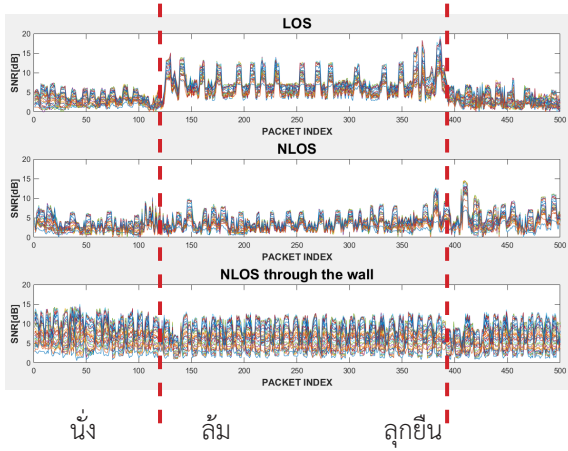
รูปที่ 2 อุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัย

บทความนี้ใช้เทคโนโลยีวิทยุพาย 2.4 กิกะเฮิรตซ์ ความถี่ 20 เมกะเฮิรตซ์ ที่มีอยู่ภายในบ้านตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุตามลำดับความรุนแรง ซึ่งสามารถช่วยจำแนกความรุนแรงของอุบัติเหตุจากการหกล้ม 3 ระดับ เพื่อประเมินความรุนแรงของการล้มโดยท่าทางหลังการล้ม เพื่อลดความไม่จำเป็นในการแจ้งเตือนจากการล้มที่ไม่รุนแรงหรือไม่ได้เลือกเข้ารับการรักษาโดยผู้ป่วยเองและจำแนกสถานการณ์เมื่อเกิดการล้มตามแนวการวางตำแหน่งของตัวรับตัวส่งได้ 3 สถานการณ์ ดังนี้ LoS, NLoS และ NLoS Through the Wall

2. วัสดุ อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

งานวิจัยฉบับนี้เป็นตรวจจับการล้มตามลำดับความรุนแรงโดยเก็บค่า CSI 30 Subcarrier มาประมวลผล เครื่องมือที่ใช้เก็บค่าคือ Linux 802.11n Intel 5300 NIC [13] ติดตั้งเข้ากับคอมพิวเตอร์ที่มีระบบปฏิบัติการ Ubuntu 14.04 [28] และเสารับสัญญาณ 3 เสา การเก็บค่าจะต้องกำหนดอุปกรณ์เราเตอร์ส่งสัญญาณไร้สายให้สามารถใช้งานได้โดยไม่มีรหัสผ่าน ดังแสดงในรูปที่ 2 Intel 5300 ที่เชื่อมกับเสารับสัญญาณ 3 เสา รับข้อมูล CSI จากเราเตอร์ที่ปล่อยสัญญาณวิทยุพายเมื่อมีวัตถุหรือบุคคลผ่านระหว่างตัวรับและตัวส่ง จะเกิดการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล CSI ที่ได้รับจากนั้นจึงนำข้อมูลที่ได้นำเข้าสู่ MATLAB [29] เพื่อประมวลผล

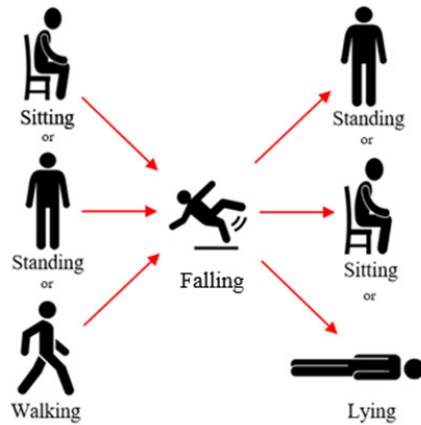
การทดลองจะเป็นการตรวจจับเหตุการณ์การล้มตามลำดับความรุนแรงโดยให้ผู้ทดลองเพศหญิง 1 คน จำลอง



รูปที่ 3 Raw CSI ลำดับเหตุการณ์ นั่ง >> ล้ม >> ลุกยืน

เหตุการณ์ เมื่อเกิดการล้มบริเวณระหว่างตัวรับและตัวส่งทั้งในสถานการณ์ LoS, NLoS และ NLoS Through the Wall เริ่มจากท่าทางก่อนล้มใช้เวลา 5 วินาที จากนั้นเกิดการล้มจะเว้นระยะเวลา 10 วินาที ให้ผู้ล้มพุงตัวเองขึ้นเพื่อแสดงว่าผู้ล้มสามารถช่วยเหลือตัวเองหลังเกิดการล้มได้หรือไม่ รวมเวลาที่ใช้ในการทดลอง 15 วินาทีต่อหนึ่งเหตุการณ์ ดังแสดงในรูปที่ 3 ตัวอย่าง Raw CSI ลำดับเหตุการณ์นั่งแล้วล้มไปจนถึงลุกขึ้นยืนใช้เวลาจำลอง 15 วินาที ทั้งในสถานการณ์ LoS, NLoS และ NLoS Through the Wall

กิจกรรมก่อนการล้มจะแบ่งได้ 3 กิจกรรมคือ การนั่ง การยืน และการเดิน และเมื่อเกิดการล้มอาการบาดเจ็บหลังการล้ม แบ่งความรุนแรงได้ 3 ระดับ ดังตารางที่ 1 ในการทดลองเมื่อผู้ล้มสามารถลุกขึ้นได้หลังเกิดเหตุการณ์ล้มระบบจะตัดสินใจว่าเป็นความรุนแรงระดับน้อย เมื่อผู้ล้มสามารถพุงตัวเองให้นั่งได้แต่ไม่สามารถลุกขึ้นได้หลังเกิดเหตุการณ์ล้มระบบจะตัดสินใจว่าเป็นความรุนแรงระดับปานกลาง และเมื่อผู้ล้มไม่พยายามลุกขึ้น หรือพุงตัวเองนั่งระบบจะตัดสินใจว่าเป็นความรุนแรงระดับรุนแรง อาจคาดได้ว่าผู้ล้มหมดสติหรือกระดูกหักจึงต้องได้รับการช่วยเหลืออย่างทันที จะได้ว่าท่าทางเหตุการณ์ตามลำดับความรุนแรงตั้งแต่ ก่อนล้ม เกิดการล้ม และหลังการล้ม 9 ลำดับ เหตุการณ์ที่ใช้ในการทดลองนี้ ดังแสดงในรูปที่ 4 เก็บชุดข้อมูล CSI เหตุการณ์ละ 600 ชุดข้อมูล



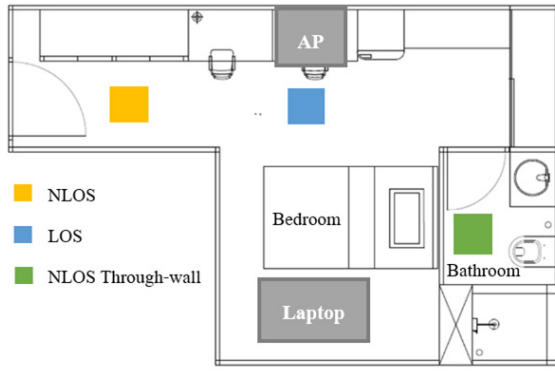
รูปที่ 4 ลำดับเหตุการณ์เมื่อเกิดการล้มที่ใช้ในการทดลอง

ตารางที่ 1 แสดงความรุนแรงและความสามารถช่วยเหลือตัวเองของผู้สูงอายุหลังล้ม [4]

ความรุนแรงของบาดเจ็บ	ความสามารถในการช่วยเหลือตัวเอง
ไม่บาดเจ็บหรือบาดเจ็บเล็กน้อย ฟกช้ำ	สามารถยืนได้ มีสติครบถ้วน ทรงตัวได้ปกติ
บาดเจ็บปานกลางเลือดออก ข้อเท้าพลิก	สามารถพุงตัวเองให้นั่งได้แต่ไม่สามารถยืนได้
บาดเจ็บรุนแรงกระดูกหักหรือหมดสติ	ไม่สามารถพุงตัวเองได้

สถานที่ส่วนใหญ่ที่ผู้สูงอายุล้มคือห้องนอนและห้องน้ำ งานวิจัยนี้ใช้สถานที่ในการทดลองเป็นห้องขนาด 6.4 x 4.0 เมตร มีห้องนอนและห้องน้ำในตัว ดังแสดงในรูปที่ 5 การติดตั้งเสารับส่งสูงจากพื้นห้อง 1 เมตร และระยะห่างของเสารับส่งคือ 3 เมตร จะเห็นว่าเมื่อเปิดประตูเข้ามาจะมีส่วนบริเวณห้องนอน ในการทดลองนี้ต้องการให้มีความเหมือนจริงมากที่สุดจึงประกอบด้วยเฟอร์นิเจอร์ที่ในห้องนอนควรมี เช่น ตู้เสื้อผ้า เติง โต๊ะทำงาน เป็นต้น ถัดเข้าไปจะเป็นห้องน้ำสถานที่ที่ผู้สูงอายุเกิดอุบัติเหตุหกล้มมากที่สุด

การทดลองแบ่งออกเป็น 3 สถานการณ์ ภายในห้องทดลองเพื่อทดสอบเมื่อเกิดเหตุการณ์ ณ เส้นทางการส่งข้อมูลของเสารับส่งที่แตกต่างกันออกไปที่จะเห็นว่าสถานการณ์ที่ 1 สีเหลืองเกิดขึ้นบริเวณห้องนอนแต่ไม่อยู่ในเส้นทางการ

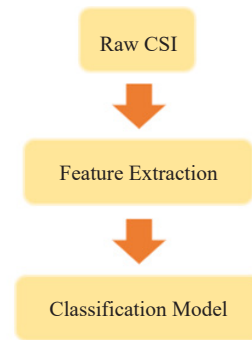


รูปที่ 5 รูปแปลนสถานที่ในการทดลอง

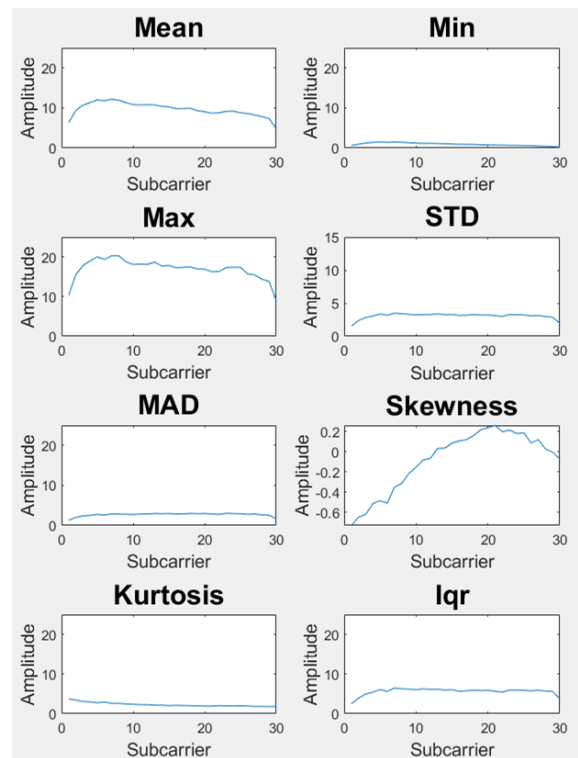
มองเห็นของเสารับส่ง สถานการณ์ที่ 2 สีฟ้าอยู่ในเส้นทางการมองเห็นของเสารับส่ง และสถานการณ์ที่ 3 สีเขียวอยู่บริเวณห้องน้ำ ซึ่งมีกำแพงกั้นและไม่ได้อยู่ในเส้นทางการมองเห็นของเสารับส่ง

จากการออกแบบการทดลอง มี 9 ท่าต่อ 1 สถานการณ์ คือเมื่อรวมทั้ง 3 สถานการณ์ ทั้งหมดจะได้ 27 รูปแบบ โดยการเก็บข้อมูลทั้ง 27 รูปแบบนี้จะเก็บรูปแบบละ 600 ชุด ข้อมูล หลังจากที่เราเก็บค่า CSI จากเหตุการณ์ทั้ง 27 รูปแบบ การเตรียมข้อมูลคือข้อมูลที่เลือกมาเพื่อฝึกอบรม (Train) จะถูกเรียกว่า คุณลักษณะ (Feature) เราจะนำค่าที่ได้ไปสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) [30] การสกัดคุณลักษณะประกอบไปด้วยคุณลักษณะที่มีอยู่เพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างกันของคุณลักษณะทางสถิติ คุณลักษณะที่ถูกคัดเลือกมาแล้วนั้นจะถูกส่งต่อไปยัง โมเดลการคัดแยกประเภท (Classification Model) ต่อไป ดังแสดงในรูปที่ 6

คุณลักษณะที่ใช้การวิจัยมี 8 คุณลักษณะ ได้แก่ 1) ค่าเฉลี่ย (Mean) 2) ค่าน้อยที่สุด (Min) 3) ค่ามากที่สุด (Max) 4) ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation, S.D.) 5) ค่าความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation--MAD) 6) ค่าพิสัยระหว่างควอไทล์ (Interquartile Range; IQR) 7) การวัดความเบ้ (Skewness) ตัวชี้วัดความไม่สมดุลของการกระจายความน่าจะเป็น และ 8) การวัดความโด่ง (Kurtosis) ค่าสถิติที่อธิบายรูปร่างของลักษณะการแจกแจงของชุดข้อมูลแอมพลิจูด CSI ดังแสดงในรูปที่ 7 การ



รูปที่ 6 ขั้นตอนการประมวลผลข้อมูล



รูปที่ 7 สกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction)

เคลื่อนไหวของมนุษย์ทำให้สัญญาณ CSI เกิดความแปรปรวน การสกัดคุณลักษณะแสดงให้เห็นข้อมูลทางสถิติที่แตกต่างกัน ในการกระจายโดเมนเวลาของสัญญาณ CSI ที่เกิดจากการเคลื่อนไหวในเหตุการณ์ที่แตกต่างกัน

นอกจากเลือกใช้ MATLAB ในการวิเคราะห์กราฟ CSI แล้ว ยังได้ถูกนำไปใช้ในการคัดแยกประเภทด้วย เนื่องจาก



บทความนี้ใช้อัลกอริทึมที่มีการเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อการตัดสินใจนำไปสู่ผลลัพธ์เหตุการณ์ที่ตั้งไว้ 27 เหตุการณ์ตามลำดับความรุนแรงที่แตกต่างกัน จึงเลือกใช้ Machine Learning ที่มีอัลกอริทึมง่ายต่อการประมวลผล และใช้เวลาในการประมวลน้อย โดยโมเดลที่เลือกใช้เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพสูงสุดคือ SVM

SVM [18] เป็นการใช้หลักการสร้างเส้นแบ่ง หรือเรียกว่าไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) ในการแบ่งแยกคลาสของข้อมูลออกจากกัน และพิจารณาว่าไฮเปอร์เพลนใดเป็นเส้นที่แยกคลาสของข้อมูลได้ดีที่สุด (Optimal Hyperplane) ตรวจสอบโมเดลโดยการแบ่งข้อมูลแบบ Cross Validation สุ่มแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน ข้อมูลสี่ส่วนจะถูกใช้เป็นส่วนข้อมูลสำหรับการฝึกอบรมและข้อมูลอีกหนึ่งส่วนใช้สำหรับตรวจสอบ เพื่อทำนายว่ามีรูปแบบเหตุการณ์ตามลำดับความรุนแรงรูปแบบใดในสัญญาณ

3. ผลการทดลอง

การทดลองตรวจจับการล้มตามลำดับเหตุการณ์โดยการเก็บค่า CSI จากสัญญาณวายฟาย 2.4 กิกะเฮิรตซ์ ความถี่ 20 เมกกะเฮิรตซ์ Sample Rate ที่ 30 เฮิรตซ์ เพื่อแยกความสามารถในการช่วยเหลือตัวเองของผู้สูงอายุหลังเกิดการล้ม งานวิจัยนี้ได้แบ่งผลการทดลองตามสถานการณ์ที่ใช้ในการทดลองออกเป็น 4 การทดลองคือ 1) บริเวณหน้าประตูห้องนอนซึ่งเป็น NLoS แบบภายในห้องเดียวกัน 2) บริเวณกลางห้องนอนเป็น LoS 3) บริเวณภายในห้องน้ำเป็น NLoS Through the Wall และ 4) ทั้ง 3 สถานการณ์รวมกัน โดยแต่ละบริเวณเป็นการแยกลำดับเหตุการณ์การล้ม 9 เหตุการณ์ ตั้งแต่กิจกรรมก่อนการล้ม จนถึงหลังเกิดการล้ม

การทดลองแยกลำดับเหตุการณ์การล้ม 9 เหตุการณ์ บริเวณหน้าประตูห้องนอนซึ่งเป็น NLoS แบบภายในห้องเดียวกัน จากการทดลองพบว่า การตรวจจับการล้มตามลำดับเหตุการณ์โดยการเก็บค่า CSI สามารถแยกความแตกต่างของการล้มตามลำดับเหตุการณ์ได้ ซึ่งมีความแม่นยำอยู่ที่ 98.3% เมื่อนำข้อมูลการทำนายมาแสดงใน Confusion Matrix ดังแสดงในรูปที่ 8 จะเห็นว่าส่วนใหญ่ลำดับเหตุการณ์

Non-Line of Sight

Sit->Fall->Blackout	591	7	2						
Sit->Fall->Sit	6	587	7						
Sit->Fall->Stand	3	8	589						
Stand->Fall->Blackout				591	2	5	2		
Stand->Fall->Sit				5	593	2			
Stand->Fall->Stand				4	1	594	1		
Walk->Fall->Blackout	1			2			574		23
Walk->Fall->Sit	1				1			598	
Walk->Fall->Stand		2						10	588

True Class

Predicted Class

รูปที่ 8 Confusion Matrix บริเวณหน้าประตูห้องนอน

Line of Sight

Sit->Fall->Blackout	582						1	17	
Sit->Fall->Sit	1	572	7		9	5		3	3
Sit->Fall->Stand		9	590						1
Stand->Fall->Blackout	1			593	3				3
Stand->Fall->Sit		1		1	595	1		2	
Stand->Fall->Stand		5		2	6	579		5	3
Walk->Fall->Blackout	3	1			2	1	591	1	1
Walk->Fall->Sit	20	3	1	1	2	1		571	1
Walk->Fall->Stand		3				1	3		591

True Class

Predicted Class

รูปที่ 9 Confusion Matrix บริเวณกลางห้องนอน

การล้มบริเวณหน้าประตูห้องนอน เกิดการสับสนระหว่าง 2 เหตุการณ์ คือ เดิน ล้ม แล้วหมดสติกับ เดิน ล้ม แล้วยืน ส่วนลำดับเหตุการณ์อื่นๆ สับสนกันเองในกิจกรรมก่อนเกิดการล้ม การทดลองแยกลำดับเหตุการณ์การล้ม 9 เหตุการณ์ บริเวณกลางห้องนอนเป็น LoS จากการทดลองพบว่า สามารถแยกความแตกต่างของลำดับเหตุการณ์การล้มได้ ซึ่งมีความแม่นยำอยู่ที่ 97.6% ได้ Confusion Matrix ดังแสดงในรูปที่ 9 จะเห็นว่าเกิดการสับสนแบบกระจายเหตุการณ์ การทดลองแยกลำดับเหตุการณ์การล้ม 9 เหตุการณ์

Non-Line of Sight Through The Wall

	Sit->Fall->Blackout	Sit->Fall->Sit	Sit->Fall->Stand	Stand->Fall->Blackout	Stand->Fall->Sit	Stand->Fall->Stand	Walk->Fall->Blackout	Walk->Fall->Sit	Walk->Fall->Stand
Sit->Fall->Blackout	574	20	2				4		
Sit->Fall->Sit	15	577	8						
Sit->Fall->Stand	1	6	591				2		
Stand->Fall->Blackout				590	1	8		1	
Stand->Fall->Sit					600				
Stand->Fall->Stand	8	3	7	12	2	568			
Walk->Fall->Blackout							598		2
Walk->Fall->Sit								593	7
Walk->Fall->Stand							2	6	592

Predicted Class

รูปที่ 10 Confusion Matrix บริเวณภายในห้องน้ำ

บริเวณภายในห้องน้ำเป็น NLoS Through the wall จากการทดลองพบว่า สามารถแยกความแตกต่างของลำดับเหตุการณ์การล้มได้ ซึ่งมีความแม่นยำอยู่ที่ 98.2% ได้ Confusion Matrix ดังแสดงในรูปที่ 10 จะเห็นว่าส่วนใหญ่เกิดการสับสนระหว่าง 2 เหตุการณ์คือ เดิน ล้ม แล้วพุ่งตัวเองขึ้นมา นั่งกับนั่ง ล้ม แล้วหมดสติ

การทดลองแยกลำดับเหตุการณ์การล้ม 9 เหตุการณ์ ทั้ง 3 บริเวณรวมกัน จะได้ลำดับเหตุการณ์การล้มทั้งหมด 27 เหตุการณ์ จากการทดลองพบว่า สามารถแยกความแตกต่างของลำดับเหตุการณ์การล้มได้ ซึ่งมีความแม่นยำอยู่ที่ 98.1% ได้ Confusion Matrix ดังแสดงในรูปที่ 11 จะเห็นว่าบริเวณกลางห้องที่เป็น LoS เกิดการสับสนมากที่สุดเมื่อเทียบกับทั้ง 2 บริเวณที่เป็น NLoS เมื่อนำค่าความแม่นยำของทั้ง 4 การทดลองมาแสดงในตารางที่ 2 ร่วมกับการวัดประสิทธิภาพโดยใช้ค่า Precision, Recall รวมทั้ง F-score จะสามารถเห็นได้อย่างชัดเจนว่า บริเวณกลางห้องเป็น LoS มีค่าความแม่นยำน้อยที่สุด

เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับความแม่นยำกับงานวิจัยที่คล้ายคลึงกัน ดังแสดงในตารางที่ 3 พบว่า ค่าความแม่นยำในบทความนี้มีประสิทธิภาพมากกว่าสามารถระบุความรุนแรงหลังเกิดการล้มทั้งสามสถานการณ์ได้

3 Scenarios

	LoS_Sit->Fall->Blackout	LoS_Sit->Fall->Sit	LoS_Sit->Fall->Stand	NLoS_Sit->Fall->Blackout	NLoS_Sit->Fall->Sit	NLoS_Sit->Fall->Stand	NLoS_Stand->Fall->Blackout	NLoS_Stand->Fall->Sit	NLoS_Stand->Fall->Stand	NLoS_Walk->Fall->Blackout	NLoS_Walk->Fall->Sit	NLoS_Walk->Fall->Stand
LoS_Sit->Fall->Blackout	567	3	11	3	1	1						
LoS_Sit->Fall->Sit	18	566	1									
LoS_Sit->Fall->Stand	1	1	591	1	4							
NLoS_Sit->Fall->Blackout	1	3	3	579	7	2						
NLoS_Sit->Fall->Sit	3	1	1	587	1	1						
NLoS_Sit->Fall->Stand	12	1	1	1	1	582						2
NLoS_Stand->Fall->Blackout	8	1	1	3	1	587						1
NLoS_Stand->Fall->Sit							584	10	1			5
NLoS_Stand->Fall->Stand								582	10			4
NLoS_Walk->Fall->Blackout										1	584	4
NLoS_Walk->Fall->Sit												1
NLoS_Walk->Fall->Stand												
3 Scenarios												

Predicted Class

รูปที่ 11 Confusion Matrix ทั้ง 3 บริเวณรวมกัน

ตารางที่ 2 แสดงค่า Accuracy, Precision, Recall, F-score ของผลการทดลอง

	Accuracy	Precision	Recall
LoS	97.6%	97.5%	97.5%
NLoS	98.3%	98.2%	98.2%
NLoS Through the Wall	98.2%	98.0%	98.2%
3 scenarios	98.1%	98.0%	98.1%

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบความแม่นยำกับงานวิจัยที่คล้ายคลึงกัน

Accuracy	LoS	NLoS	Through the Wall
บทความนี้	97.6%	98.3%	98.2%
NotiFi [27]	89.2%	85.6%	75.3%
Li, et al. [31]	95.4%	91.4%	-
Hu, et al. [32]	97.1%	97.7%	-
N, et al. [26]	97.5%	90.0%	-

4. อภิปรายผลและสรุป

ในบทความนี้ได้นำเสนอระบบการตรวจจับการล้มตามลำดับความรุนแรงเพื่อนำไปสู่การแจ้งเตือนและประเมินการรักษาตามความสามารถในการช่วยเหลือตัวเองของผู้สูงอายุ ซึ่งยังไม่พบการเผยแพร่งานวิจัยในลักษณะนี้ โดยเก็บข้อมูล



CSI ของสัญญาณวิทยุและดึงข้อมูลแอมพลิจูดและเฟส จาก CSI ที่เกิดจากการเคลื่อนไหวของมนุษย์ ผู้ทดลองได้ พิจารณาการล้มในสามสถานการณ์ที่แตกต่างกันคือ LoS, NLoS และ NLoS Through the Wall หลังจากนั้นนำค่า CSI ที่ได้มาสกัดคุณลักษณะเพื่อเข้าสู่อัลกอริธึม SVM เพื่อ จำแนกเหตุการณ์พบว่า ผลลัพธ์ความถูกต้องของระบบใน สถานการณ์ LoS ได้ผลความแม่นยำที่ 97.6% ซึ่งมีค่าความ แม่นยำน้อยที่สุด เมื่อเทียบกับทั้ง 2 สถานการณ์ที่เป็น NLoS โดยได้ความแม่นยำที่ 98.3%, 98.2% สถานการณ์ NLoS และ NLoS Through the Wall ตามลำดับ นั่นคือสามารถแยก ความรุนแรงเมื่อเกิดเหตุการณ์ล้มของผู้สูงอายุ ทั้งบาดเจ็บ เล็กน้อย ปานกลาง ไปจนถึงรุนแรงทั้ง 3 สถานการณ์ ได้ ความแม่นยำที่ 98.1% ในการทดลองนี้อยู่ในห้องพักที่มี ผู้พักอาศัยมาก การเก็บค่า CSI อาจได้ถูกรบกวนจากสัญญาณ วิทยุจากเราเตอร์บริเวณห้องพักใกล้เคียง สำหรับการศึกษา ต่อในอนาคตจะมีการใช้ผู้ทดลองและสถานที่ที่หลากหลาย มากขึ้น รวมถึงตำแหน่งในการวางเสารับส่งสัญญาณและ การปรากฏตัวของวัตถุเคลื่อนที่ในพื้นที่ทดสอบที่อาจมีผล ต่อการเปลี่ยนแปลงของกราฟสัญญาณ CSI ดังที่กล่าวมานี้ เป็นความท้าทายที่ซับซ้อน เนื่องจาก CSI มีความอ่อนไหวต่อ การเคลื่อนไหวของวัตถุ และสามารถรับ CSI ได้ในฮาร์ดแวร์ เฉพาะ เช่น IWL 5300 NIC จึงไม่เหมาะที่จะนำไปใช้ใน อุปกรณ์หลายชนิด เช่น โทรศัพท์ นาฬิกาอัจฉริยะ ข้อจำกัด ดังกล่าวจึงจำเป็นต้องพัฒนาในด้านฮาร์ดแวร์มากขึ้น

5. กิตติกรรมประกาศ

ได้รับการทุนการศึกษา จากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต

เอกสารอ้างอิง

- [1] L. Z. Rubenstein, "Falls in older people: Epidemiology, risk factors and strategies for prevention," *Age and ageing*, vol. 35, no. suppl_2, pp. ii37-ii41, 2006.
- [2] N. Djordjevic. (2021, September 5). 36 Eye-Opening Falls in the Elderly Statistics & Facts for 2021. [Online]. Available: <https://medalerthelp.org/blog/falls-in-the-elderly-statistics/>
- [3] X. Wang, J. Ellul, and G. Azzopardi, "Elderly fall detection systems: A literature survey," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 7, no. 71, 2020.
- [4] N. Khanitta, "Accidental situation and self-care for prevention of accident among older people," *Journal of Nursing and Health Care*, vol. 37, no. 3, pp. 164-172, 2019 (in Thai).
- [5] Pressac Communications. (2021, October 5). *Wired or wireless sensors? The advantages and disadvantages of wired and wireless systems.* [Online]. Available: <https://www.pressac.com/insights/wired-or-wireless-sensors/#>
- [6] H. Jiang, C. Cai, X. Ma, Y. Yang, and J. Liu, "Smart home based on WiFi sensing: A survey," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 13317-13325, 2018.
- [7] E. J. Oughton, W. Lehr, K. Katsaros, I. Selinis, D. Bublely, and J. Kusuma, "Revisiting wireless internet connectivity: 5G vs Wi-Fi 6," *Telecommunications Policy*, vol. 45, no. 5, 2021.
- [8] X. Yang, F. Xiong, Y. Shao, and Q. Niu, "WmFall: WiFi-based multistage fall detection with channel state information," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 14, no. 10, 2018.
- [9] Z. Yang, Z. Zhou, and Y. Liu, "From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 46, no. 2, pp. 1-32, 2013.
- [10] Y. Ma, G. Zhou, and S. Wang, "WiFi sensing with channel state information: A survey,"



- ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 52, no. 3, pp. 1–36, 2019.
- [11] Y. He, Y. Chen, Y. Hu, and B. Zeng, “WiFi vision: Sensing, recognition, and detection with commodity MIMO-OFDM WiFi,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 9, pp. 8296–8317, 2020.
- [12] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, “RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system,” in *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No. 00CH37064)*, 2000, vol. 2: IEEE, pp. 775–784.
- [13] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, “Tool release: Gathering 802.11 n traces with channel state information,” *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol. 41, no. 1, pp. 53–53, 2011.
- [14] A. Virmani and M. Shahzad, “Position and orientation agnostic gesture recognition using wifi,” in *Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, 2017, pp. 252–264.
- [15] W. Wang, A. X. Liu, M. Shahzad, K. Ling, and S. Lu, “Understanding and modeling of wifi signal based human activity recognition,” in *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2015, pp. 65–76.
- [16] Y. Wang, J. Liu, Y. Chen, M. Gruteser, J. Yang, and H. Liu, “E-eyes: device-free location-oriented activity identification using fine-grained wifi signatures,” in *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2014, pp. 617–628.
- [17] K. Qian, C. Wu, Z. Zhou, Y. Zheng, Z. Yang, and Y. Liu, “Inferring motion direction using commodity wi-fi for interactive exergames,” in *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2017, pp. 1961–1972.
- [18] H. Li, W. Yang, J. Wang, Y. Xu, and L. Huang, “WiFinger: Talk to your smart devices with finger-grained gesture,” in *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 2016, pp. 250–261.
- [19] G. Wang, Y. Zou, Z. Zhou, K. WU, and L. M. Ni, “We can hear you with WiFi!,” in *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2014, pp. 593–604.
- [20] H. Abdelnasser, K. A. Harras, and M. Youssef, “UbiBreathe: A ubiquitous non-invasive WiFi-based breathing estimator,” in *Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*, 2015, pp. 277–286.
- [21] O. Kaltiokallio, H. Yiğitler, R. Jäntti, and N. Patwari, “Non-invasive respiration rate monitoring using a single COTS TX-RX pair,” in *IPSN-14 Proceedings of the 13th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks*, 2014, pp. 59–69.
- [22] H. Wang, D. Zhang, Y. Wang, J. Ma, Y. Wang, and S. Li, “RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices,” *IEEE Transactions on Mobile*



- Computing*, vol. 16, no. 2, pp. 511–526, 2016.
- [23] Y. Wang, K. Wu, and L. M. Ni, “Wifall: Device-free fall detection by wireless networks,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 16, no. 2, pp. 581–594, 2016.
- [24] D. Zhang, H. Wang, Y. Wang, and J. Ma, “Anti-fall: A non-intrusive and real-time fall detector leveraging CSI from commodity WiFi devices,” in *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*, 2015, pp. 181–193.
- [25] S. Palipana, D. Rojas, P. Agrawal, and D. Pesch, “FallDeFi: Ubiquitous fall detection using commodity Wi-Fi devices,” *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 1, no. 4, pp. 1–25, 2018.
- [26] N. Damodaran, E. Haruni, M. Kokhkarova, and J. Schäfer, “Device free human activity and fall recognition using WiFi channel state information (CSI),” *CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction*, vol. 2, no. 1, pp. 1–17, 2020.
- [27] D. Zhu, N. Pang, G. Li, and S. Liu, “NotiFi: A ubiquitous WiFi-based abnormal activity detection system,” in *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2017, pp. 1766–1773.
- [28] A. Lopez. (2020). Shape Detection Of Physical Objects with Intel 5300 and the 802.11 n CSI tool. [Online]. Available: <https://lib.dr.iastate.edu/creativecomponents/526>
- [29] D. M. Etter, D. C. Kuncicky, and D. W. Hull, *Introduction to MATLAB*. Prentice Hall, 2002.
- [30] M. D. Levine, “Feature extraction: A survey,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 57, no. 8, pp. 1391–1407, 1969.
- [31] F. Li, M. A. A. Al-Qaness, Y. Zhang, B. Zhao, and X. Luan, “A robust and device-free system for the recognition and classification of elderly activities,” *Sensors*, vol. 16, no. 12, pp. 2043, 2016.
- [32] Y. Hu, F. Zhang, C. Wu, B. Wang, and K. R. Liu, “A wifi-based passive fall detection system,” in *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2020, pp. 1723–1727.