

ระบบตรวจจับการล้มภายในบ้านโดยไม่รุกร้าความเป็นส่วนตัว ด้วยข้อมูล CSI จาก  
สัญญาณ Wi-Fi บนบอร์ด ESP32-S3

A Privacy-Preserving In-Home Fall Detection System Using CSI Data from Wi-Fi  
Signals on ESP32-S3 Board

ธัญญ์ โพธิ์ทรัพย์ ธนภัทร บุญสืบ  
ณัฐพล ไสยสาส์

โรงเรียนวิทยาศาสตร์จุฬาภรณราชวิทยาลัย กทม. ดงลิง อ.กมลาไสย จ.กาฬสินธุ์ 46130, ประเทศไทย  
Email: thanat00027@pcshsloi.ac.th

บทคัดย่อ

โครงการนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับการล้มภายในบ้านโดยไม่รุกร้าความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้งาน โดยใช้ข้อมูล Channel State Information (CSI) จากสัญญาณ Wi-Fi บนบอร์ด ESP32-S3 จำนวนทั้งหมด 4 บอร์ด โดยทำการแบ่งเป็นตัวส่งสัญญาณ (Transmitter) จำนวน 3 บอร์ด และตัวรับสัญญาณ (Receiver) 1 บอร์ด เพื่อเก็บข้อมูลสัญญาณ CSI สำหรับกิจกรรม 3 ประเภท ได้แก่ EMPTY (ห้องว่าง) WALK (การเดิน) และ FALL (การล้ม) รวมทั้งหมด 10,563 ตัวอย่าง โดยแต่ละคลาสมีจำนวนสมมูลกัน ข้อมูลดิบถูกนำมาผ่านกระบวนการ Resampling ให้คงที่ที่ 20 Hz และปรับสเกลด้วยวิธีการ Fixed Scaling ก่อนนำไปฝึกสอนด้วย โมเดล Long Short-Term Memory (LSTM) ผลการทดลองพบว่ามีความ Accuray รวม 91.53% แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถตรวจจับเหตุการณ์การล้มได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าจะมีความสับสนเล็กน้อยระหว่างคลาส FALL และ EMPTY ในบางกรณี ซึ่งส่วนหนึ่งเกิดจากภายหลังการล้ม ผู้ทดลองมักอยู่หนึ่งกับพื้น ทำให้สัญญาณ CSI ในช่วงนั้นมีลักษณะใกล้เคียงกับสภาวะห้องว่าง ทั้งนี้ คณะผู้จัดทำยังพบว่าเมื่อบอร์ด ESP32-S3 ทำงานต่อเนื่องจนมีอุณหภูมิสูงขึ้น ค่า CSI จะเกิดการเปลี่ยนแปลง (Drift) เล็กน้อย ซึ่งเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อความเสถียรของสัญญาณ โดยสรุประบบพัฒนาขึ้นมีศักยภาพในการนำไปใช้ในระบบเฝ้าระวังความปลอดภัยภายในบ้าน เนื่องจากสามารถตรวจจับการล้มได้อย่างมีประสิทธิภาพและยังคงความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้งาน

คำสำคัญ: Channel State Information, ESP32-S3, การตรวจจับการล้ม, ความเป็นส่วนตัว

1. บทนำ

ในปัจจุบัน ปัญหาอุบัติเหตุที่เกิดจากการหกล้มในผู้สูงอายุถือเป็นสาเหตุสำคัญของการบาดเจ็บรุนแรง การทุพพลภาพ และการเสียชีวิตภายในครัวเรือน โดยเฉพาะในประเทศที่กำลังเข้าสู่สังคมสูงวัยอย่างเต็มรูปแบบ จากข้อมูลจากกรมควบคุมโรค (2566) ระบุว่า มีผู้สูงอายุเสียชีวิตจากการพลัดตกหกล้ม 1,472 ราย มีผู้เข้ารับการรักษาในโรงพยาบาลถึง 71,035 ราย ซึ่งก่อให้เกิดภาระค่าใช้จ่ายทางการแพทย์ของภาครัฐ

ประมาณ 2,600 ล้านบาทต่อปี แม้จะมีการพัฒนาอุปกรณ์ตรวจจับการหกล้มด้วยเทคโนโลยีหลากหลายรูปแบบ เช่น กล้องวงจรปิด เซนเซอร์ตรวจจับการเคลื่อนไหว หรืออุปกรณ์สวมใส่ (wearable devices) อย่างแพร่หลาย แต่ระบบเหล่านี้กลับมีข้อจำกัดด้านความเป็นส่วนตัว, ความซับซ้อนในการติดตั้ง, และต้นทุนของอุปกรณ์ เช่น การใช้กล้องวงจรปิดต้องอาศัยการบันทึกภาพซึ่งอาจสร้างความกังวลอย่างยิ่งเกี่ยวกับความเป็นส่วนตัว (Privacy) และอุปกรณ์สวมใส่ต้องได้รับการดูแลชาร์จไฟหรือสวมใส่อย่างต่อเนื่องจึงไม่

เหมาะกับผู้สูงอายุที่มีข้อจำกัดในด้านการเคลื่อนไหว และข้อมูล Channel State Information (CSI) จากสัญญาณ Wi-Fi เป็นทางเลือกที่ได้รับความนิยม เนื่องจากสามารถสะท้อนการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมเมื่อมีการเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ได้อย่างละเอียด งานวิจัย Person-in-WiFi 3D ได้แสดงให้เห็นว่าสามารถสร้างโครงร่างร่างกายมนุษย์ (Human Skeleton) แบบสามมิติจากข้อมูล CSI ได้ ซึ่งสะท้อนศักยภาพของการใช้สัญญาณไร้สายแทนกล้องในการวิเคราะห์พฤติกรรมมนุษย์ อย่างไรก็ตาม ระบบดังกล่าวอาศัยเราเตอร์เป็นตัวส่งสัญญาณ ร่วมกับเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ติดตั้งการ์ดเครือข่าย Intel 5300 NIC และเครื่องมือ Linux CSI Tool เป็นตัวรับสัญญาณ ซึ่งเป็นฮาร์ดแวร์ที่มีต้นทุนสูงและต้องพึ่งพากระบวนการปฏิบัติการ Linux จึงมีความซับซ้อนและไม่เหมาะกับการนำไปใช้งานทั่วไป ภายในบ้าน ด้วยเหตุนี้ คณะผู้จัดทำจึงพัฒนาระบบตรวจจับการล้มภายในบ้านโดยใช้ข้อมูล CSI จากสัญญาณ Wi-Fi บนบอร์ด ESP32-S3 ซึ่งเป็นอุปกรณ์ต้นทุนต่ำและเข้าถึงง่าย โดยแตกต่างจากงานวิจัยต้นแบบที่มุ่งสร้างโครงร่างร่างกายสามมิติซึ่งมีความซับซ้อนสูง โครงการนี้เลือกใช้แนวทางที่เรียบง่ายกว่าคือการจำแนกกิจกรรม (Activity Classification) โดยตรงจากรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของค่าแอมพลิจูดสัญญาณ CSI ด้วยโมเดล Long Short-Term Memory (LSTM) พร้อมทั้งใช้เทคนิคการปรับสเกลข้อมูลแบบคงที่ (Fixed Scaling) ที่ช่วยรักษาความแตกต่างของความแรงสัญญาณระหว่างกิจกรรม เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการแยกแยะการล้มออกจากกาเดิน โดยระบบสามารถประมวลผลแบบเรียลไทม์ได้บนอุปกรณ์ต้นทุนต่ำและยังรักษาความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้งาน

## 2. วิธีการดำเนินงาน

### 2.1 อุปกรณ์และการติดตั้ง

ระบบใช้บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ ESP32-S3 จำนวนทั้งหมด 4 บอร์ด โดยแบ่งเป็นตัวส่งสัญญาณ (Transmitter) 3 บอร์ด ซึ่งกำหนด MAC

Address แตกต่างกันเพื่อสร้างเส้นทางสัญญาณอิสระ 3 เส้นทาง และตัวรับสัญญาณ (Receiver) 1 บอร์ด ที่เชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์ผ่านพอร์ต Serial (Baud Rate 921,600) การใช้ตัวส่งสัญญาณ 3 ตัวช่วยเพิ่มความหลากหลายเชิงพื้นที่ (Spatial Diversity) เนื่องจากการเคลื่อนไหวของร่างกายจะรบกวนเส้นทางสัญญาณแต่ละเส้นในลักษณะที่แตกต่างกัน โดยตัวรับจะได้ค่าแอมพลิจูดของ Subcarrier เส้นทางละ 64 ช่อง รวมเป็น 192 ช่อง การเข้าถึงข้อมูล CSI ทำได้โดยตรงผ่านชุดพัฒนา ESP-IDF ด้วยฟังก์ชัน `esp_wifi_set_csi_rx_cb` โดยไม่ต้องใช้การ์ดเครือข่ายราคาสูงหรือระบบปฏิบัติการ Linux

### 2.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล

เก็บข้อมูลในพื้นที่จำลองขนาด  $1.5 \times 1.5$  เมตร ภายใต้สภาพแวดล้อมที่ควบคุม แบ่งกิจกรรมออกเป็น 3 คลาส ได้แก่ EMPTY (ห้องว่างไม่มีคน), WALK (การเดินด้วยความเร็วและทิศทางที่หลากหลาย) และ FALL (การล้ม 3 ทิศทาง คือ ล้มไปด้านหน้า ด้านหลัง และด้านข้าง) รวมข้อมูลทั้งสิ้น 10,563 ตัวอย่าง โดยแต่ละคลาสมีจำนวนสมดุลกัน เพื่อป้องกันการปนเปื้อนของข้อมูลจากสัญญาณ Wi-Fi อื่นในสภาพแวดล้อม เช่น เราเตอร์ของเพื่อนบ้าน หรืออุปกรณ์ไร้สายที่ไม่เกี่ยวข้อง คณะผู้จัดทำได้กำหนดให้บอร์ดตัวส่งสัญญาณทั้ง 3 บอร์ดมีหมายเลข MAC Address ที่เฉพาะเจาะจงและคงที่ จากนั้นตั้งค่าโปรแกรมฝั่งตัวรับให้ทำการกรองข้อมูลแบบบัญชีอนุญาต (Whitelist) โดยจะบันทึกเฉพาะแพ็กเก็ต CSI ที่มีหมายเลข MAC ต้นทางตรงกับบอร์ดตัวส่งทั้ง 3 เท่านั้น ส่วนแพ็กเก็ตจากอุปกรณ์อื่นจะถูกคัดทิ้งทันที นอกจากนี้ระบบยังตรวจสอบความสมบูรณ์ของข้อมูลโดยรับเฉพาะแพ็กเก็ตที่มีจำนวน Subcarrier ครบ 192 ช่องตามที่กำหนด เพื่อป้องกันข้อมูลที่ผิดเพี้ยนหรือไม่สมบูรณ์ และข้อมูลจากบอร์ดตัวส่งแต่ละตัวจะถูกจัดเก็บแยกไฟล์ตามหมายเลข MAC เพื่อความเป็นระเบียบและง่ายต่อการประมวลผลในขั้นตอนถัดไป

## 2.3 การเตรียมและประมวลผลข้อมูล

### 2.3.1 การปรับอัตราการสุ่มสัญญาณ

เนื่องจากแพ็กเก็ต Wi-Fi ที่ส่งมาถึงตัวรับมีช่วงเวลาไม่คงที่ (Jitter) ทำให้จำนวนเฟรมต่อวินาทีของแต่ละไฟล์ไม่เท่ากัน จึงทำการปรับอัตราการสุ่มใหม่ด้วยวิธีการประมาณค่าในช่วงเชิงเส้น (Linear Interpolation) โดยสร้างแกนเวลาใหม่ที่มีระยะห่างคงที่เท่ากับ  $1/20$  วินาที เพื่อบังคับให้ข้อมูลทุกไฟล์มีอัตราคงที่ที่ 20 Hz การทำ Resampling พร้อมกันทั้ง 192 Subcarrier ทำให้ข้อมูลทุกตัวอย่างมีมาตรฐานเวลาเดียวกัน

### 2.3.2 การกรองสัญญาณรบกวน

การเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์อยู่ในย่านความถี่ต่ำ (ประมาณ 0.5–4 Hz) ในขณะที่สัญญาณรบกวนจากอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์มักอยู่ในย่านความถี่สูง จึงใช้ตัวกรอง Butterworth Low-pass Filter อันดับที่ 5 กำหนดความถี่ตัดที่ 4 Hz และประมวลผลแบบสองทิศทาง (Zero-phase Filtering) เพื่อตัดสัญญาณรบกวนความถี่สูงออกโดยไม่ทำให้สัญญาณเกิดการเลื่อนเฟส ทำให้รูปแบบการเคลื่อนไหวชัดเจนและราบเรียบขึ้น

### 2.3.3 การแบ่งหน้าต่างเวลา (Sliding Window)

แบ่งข้อมูลออกเป็นหน้าต่างเวลาขนาด 3 วินาที (60 เฟรม) โดยเลื่อนหน้าต่างทีละ 1 วินาที (20 เฟรม) ทำให้แต่ละหน้าต่างซ้อนทับกันประมาณร้อยละ 67 การซ้อนทับนี้ช่วยไม่ให้พลาดเหตุการณ์การล้มที่อาจเกิดคาบเกี่ยวระหว่างหน้าต่าง และยังทำหน้าที่เป็นการเพิ่มปริมาณข้อมูล (Data Augmentation) ทำให้ได้ตัวอย่างรวมทั้งสิ้น 10,563 ตัวอย่าง แต่ละตัวอย่างมีขนาด  $60 \times 192$

### 2.3.4 การปรับสเกลข้อมูลแบบคงที่

#### (Fixed Scaling Normalization)

ขั้นตอนนี้จะนำแต่ละหน้าต่างมาลบด้วยค่าเฉลี่ยของหน้าต่างนั้น (Mean Centering) แล้ว

หารด้วยค่าคงที่เท่ากับ 40.0 ที่ได้จากการทดลองเชิงประจักษ์ เหตุผลที่เลือกใช้ค่าคงที่แทนการปรับสเกลแบบ Z-score ซึ่งหารด้วยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละหน้าต่าง เนื่องจากในการทำงานแบบเรียลไทม์ ตัวหารที่เปลี่ยนไปตามแต่ละหน้าต่างจะทำให้มาตราส่วนของสัญญาณไม่คงที่ โดยเฉพาะในสภาวะห้องว่างที่สัญญาณนิ่งและมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำมาก การหารด้วยค่าที่ต่ำจะขยายสัญญาณรบกวนให้ใหญ่ขึ้นจนระบบอาจตีความว่าการเคลื่อนไหวและเกิดการแจ้งเตือนผิดพลาด (False Alarm) การใช้ค่าคงที่ 40.0 จึงให้มาตราส่วนที่เสถียรตลอดการทำงาน และยังรักษาความแตกต่างของขนาดความแรงสัญญาณ (Relative Amplitude) ระหว่างกิจกรรมไว้ ทำให้เหมาะสมกับการนำไปใช้งานจริงแบบต่อเนื่อง

## 2.4 สถาปัตยกรรมโมเดลและการฝึกสอน

โครงงานนี้ใช้โมเดล Long Short-Term Memory (LSTM) ซึ่งเหมาะกับข้อมูลอนุกรมเวลา โดยรับข้อมูลนำเข้าขนาด  $60 \times 192$  ประกอบด้วยชั้น LSTM 2 ชั้น (64 และ 32 หน่วย) มีชั้น Dropout เพื่อลด Overfitting และชั้น Dense สำหรับจำแนกผลลัพธ์เป็น 3 คลาส แบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึกสอนร้อยละ 80 และชุดทดสอบร้อยละ 20

## 3. ผลและอภิปรายผล

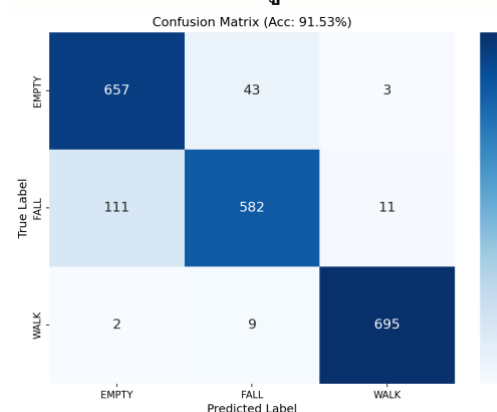
### 3.1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกรายคลาส

| ประเภทกิจกรรม | precision | recall | f1-score |
|---------------|-----------|--------|----------|
| EMPTY         | 0.8532    | 0.9346 | 0.8921   |
| FALL          | 0.9180    | 0.8267 | 0.8700   |
| WALK          | 0.9803    | 0.9844 | 0.9823   |
| accuracy      | -         | -      | 0.9153   |

## ตารางที่ 1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกรายคลาส

จากตารางที่ 1 พบว่าโมเดลมีค่าความแม่นยำรวม (Accuracy) สูงถึงร้อยละ 91.53 หรือจำแนกกิจกรรมได้ถูกต้องมากกว่า 9 ใน 10 ครั้ง ซึ่งถือเป็นระดับที่ดีมากสำหรับการตรวจจับกิจกรรมด้วยสัญญาณไร้สาย โดยสามารถจำแนกกิจกรรมทั้งสามประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพ คลาส WALK มีค่า F1-score สูงที่สุดที่ร้อยละ 98.23 รองลงมาคือ EMPTY (ร้อยละ 89.21) และ FALL (ร้อยละ 87.00) แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถแยกแยะทั้งการเดิน การล้ม และสภาวะห้องว่างออกจากกันได้เป็นอย่างดี

## 3.2 Confusion Matrix ของโมเดลตรวจจับการล้มจากข้อมูล CSI



ภาพที่ 1 Confusion Matrix ของโมเดลตรวจจับการล้มจากข้อมูล CSI

จากภาพที่ 1 จุดเด่นสำคัญของระบบคือสามารถแยกแยะ "การล้ม" ออกจาก "การเดิน" ได้อย่างชัดเจน โดยมีการล้มที่ถูกจำแนกเป็นการเดินเพียง 11 ตัวอย่าง และคลาส WALK ถูกจำแนกถูกต้องถึง 695 จาก 706 ตัวอย่าง ความสับสนที่พบมากที่สุดคือการล้มบางส่วน (111 ตัวอย่าง) ถูกจำแนกเป็นห้องว่าง เนื่องจากภายหลังการล้มผู้ทดลองมักอยู่นิ่งกับพื้น ทำให้สัญญาณ CSI ในช่วงนั้นใกล้เคียงกับสภาวะห้องว่าง นอกจากนี้ยังพบว่าอุณหภูมิของบอร์ดที่สูงขึ้นระหว่างการทำงาน

ต่อเนื่องทำให้ค่า CSI เกิดการเปลี่ยนแปลง (Drift) ซึ่งเป็นอีกปัจจัยที่ส่งผลต่อความเสถียรของสัญญาณ

## 4. สรุปและอภิปรายผล

โครงการนี้ได้พัฒนาระบบตรวจจับการล้มภายในบ้านจากข้อมูล Channel State Information (CSI) ของสัญญาณ Wi-Fi บนบอร์ด ESP32-S3 จำนวน 4 บอร์ด (ตัวส่งสัญญาณ 3 บอร์ด และตัวรับสัญญาณ 1 บอร์ด) โดยไม่ต้องใช้กล้องหรืออุปกรณ์สวมใส่ ข้อมูลถูกนำมาผ่านกระบวนการปรับอัตรา การสุ่มสัญญาณให้คงที่ที่ 20 Hz การกรองสัญญาณรบกวน และการปรับสเกลแบบคงที่ (Fixed Scaling) ก่อนนำไปจำแนกด้วยโมเดล Long Short-Term Memory (LSTM) ผลการทดลองพบว่าโมเดลมีค่าความแม่นยำรวม (Accuracy) สูงถึงร้อยละ 91.53 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลมีประสิทธิภาพสูงในการจำแนกกิจกรรมสำหรับการตรวจจับกิจกรรมด้วยสัญญาณไร้สาย โดยสามารถจำแนกกิจกรรมทั้งสามประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพ จุดเด่นสำคัญคือระบบสามารถแยกแยะเหตุการณ์ "การล้ม" ออกจาก "การเดิน" ได้อย่างชัดเจน จึงมีความเหมาะสมต่อการนำไปใช้เป็นระบบเฝ้าระวังการล้ม ความสับสนที่พบส่วนใหญ่เกิดจากเหตุการณ์การล้มที่ผู้ทดลองอยู่นิ่งกับพื้นภายหลังการล้ม ทำให้สัญญาณมีลักษณะใกล้เคียงกับสภาวะห้องว่าง นอกจากนี้ยังพบว่าอุณหภูมิของบอร์ดที่สูงขึ้นระหว่างการทำงานต่อเนื่องส่งผลให้ค่า CSI เกิดการเปลี่ยนแปลง (Drift) เล็กน้อย ซึ่งเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อความเสถียรของสัญญาณ โดยสรุป ระบบที่พัฒนาขึ้นใช้อุปกรณ์ต้นทุนต่ำ สามารถประมวลผลได้แบบเรียลไทม์ และยังคงรักษาความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้งาน จึงมีศักยภาพในการนำไปประยุกต์ใช้เป็นระบบเฝ้าระวังความปลอดภัยภายในบ้านสำหรับผู้สูงอายุได้จริง

## ข้อเสนอแนะ

จากการพัฒนาและทดสอบระบบ คณะผู้จัดทำมีข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาต่อยอด โดยควรเก็บข้อมูลการล้มให้หลากหลายขึ้น โดยเฉพาะช่วงภายหลังการล้มที่ผู้ทดลองอยู่นิ่ง เพื่อให้โมเดล

แยกแยะการล้มออกจากสภาวะห้องว่างได้ดียิ่งขึ้น รวมถึงการเก็บข้อมูลฝึกสอนให้ครอบคลุมหลายช่วง ฤดูกาลของบอร์ด ตั้งแต่ช่วงเริ่มเปิดใช้งานจนถึง ช่วงทำงานต่อเนื่องเป็นเวลานาน เพื่อให้โมเดล ทนทานต่อการเปลี่ยนแปลง ของสัญญาณที่เกิดจาก อุณหภูมิ และเพิ่มความเสถียรในการใช้งานระยะ ยาว นอกจากนี้ ควรทดสอบระบบในสภาพแวดล้อม และขนาดพื้นที่ที่หลากหลายขึ้น รวมถึงพิจารณาใช้ เสาอากาศประสิทธิภาพสูงหรือเพิ่มจุดกระจาย สัญญาณ เพื่อขยายพื้นที่ครอบคลุมและรองรับการ ใช้งานจริง

### กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้จัดทำขอขอบพระคุณ นายณัฐพล ไสยสาลี อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ ที่ให้คำแนะนำ และข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์ตลอดการ ดำเนินงาน และขอขอบคุณโรงเรียนวิทยาศาสตร์ จุฬารัตนราชวิทยาลัย ภาพสินธุ์ ที่สนับสนุนอุปกรณ์ และสถานที่ในการทำวิจัยจนสำเร็จลุล่วง

### เอกสารอ้างอิง

กรมควบคุมโรค. (2566).

สถานการณ์การพลัดตกหกล้มในผู้สูงอายุ.

Espressif Systems. (2023).

ESP32-S3 technical reference manual.

Shanghai: Espressif Systems.

Espressif Systems. (2026).

ESP-IDF programming guide: Wi-Fi.

Shanghai. Espressif Systems. Retrieved July 14, 2026, จาก Espressif Systems Website.

Han, C., Wu, K., Wang, Y., & Ni, L. M. (2014).

WiFall: Device-free fall detection by wireless networks. In IEEE INFOCOM 2014 – IEEE Conference on Computer Communications. 271–279.

Piscataway, NJ: IEEE.

Ma, Y., Zhou, G., & Wang, S. (2019).

WiFi sensing with channel state information: A survey. ACM Computing Surveys. 52(3): Article 46, 1–36.

Yan, K., Wang, F., Qian, B., Ding, H., Han, J., & Wei, X. (2024).

Person-in-WiFi 3D: End-to-end multi-person 3D pose estimation with Wi-Fi. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 969–978. Seattle, WA: IEEE.

Yang, Y., Komisar, V., Shishov, N., Lo, B., Korall, A. M. B., Feldman, F., & Robinovitch, S. N. (2020).

The effect of fall biomechanics on risk for hip fracture in older adults: A cohort study of video-captured falls in long-term care. Journal of Bone and Mineral Research. 35(10): 1914–1922.

Zhao, M., Li, T., Abu Alsheikh, M., Tian, Y.,

Zhao, H., Torralba, A., & Katabi, D. (2018).

Through-wall human pose estimation using radio signals. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 7356–7365. Salt Lake City, UT: IEEE.