



การประเมินโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจจับการลំที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่

อัฐพล ขาวนวล* สมเกียรติ จงประสิทธิ์พร และ นันทกฤษณ์ ยอดพิจิตร

ศูนย์นวัตกรรมสำหรับวิศวกรรมปัญญาประดิษฐ์และการยศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

มนัสชนก จงประสิทธิ์พร

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08 8753 5175 อีเมล: uttapon.kn@gmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.08.002

รับเมื่อ 7 ธันวาคม 2563 แก้ไขเมื่อ 22 เมษายน 2564 ตอรับเมื่อ 30 เมษายน 2564 เผยแพร่ออนไลน์ 4 สิงหาคม 2565

© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

การลំเป็นปัญหาที่สำคัญที่ทำให้เกิดการบาดเจ็บและการเสียชีวิต วัตถุประสงค์ของการศึกษานี้คือ เพื่อศึกษาโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับการตรวจจับการลំที่ใช้เซนเซอร์แอคเซลโรมิเตอร์และไจโรสโคป เทคนิคการทำชิตแบ่ง และโครงข่ายประสาทเทียมถูกใช้เพื่อตรวจจับการลំ การฝึกสอนและการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมใช้ข้อมูลที่ถูเก็บจากผู้เข้าร่วมจำลองการลំที่สวมใส่แอคเซลโรมิเตอร์และไจโรสโคปบนเอว ชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบประกอบด้วย การลំ การยืน การนั่ง การวิ่ง และการกระโดด ถูเก็บและวิเคราะห์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงข่ายประสาทแบบแพร่กระจายย้อนกลับในรูปแบบป้อนไปข้างหน้า และใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้นถูกทดสอบ ดัชนีการประเมินผลถูกใช้เพื่อระบุจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนระหว่าง 1 เซลล์ถึง 30 เซลล์ ผลการทดลองบ่งชี้ให้เห็นว่าในชั้นซ่อนควรมีเซลล์ประสาท 13 เซลล์ และแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการตรวจจับการลំที่ให้ค่าความถูกต้อง ค่าความไว และค่าความจำเพาะในแต่ละค่าสูงถึง 1 ดังนั้น ระบบตรวจจับการลំแบบใหม่ที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่สามารถพัฒนาได้ในอนาคต

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม การตรวจจับการลំ เซนเซอร์แอคเซลโรมิเตอร์และไจโรสโคป

การอ้างอิงบทความ: อัฐพล ขาวนวล, สมเกียรติ จงประสิทธิ์พร, นันทกฤษณ์ ยอดพิจิตร และ มนัสชนก จงประสิทธิ์พร, “การประเมินโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจจับการลំที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่,” วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, ปีที่ 33, ฉบับที่ 2, หน้า 369-377, เม.ย.-มิ.ย. 2566.



Evaluation of Artificial Neural Networks Structures for Fall Detection Using Wearable Sensors

Uttapon Khawnuan* Somkiat Jongprasithporn and Nantakrit Yodpijit

Center for Innovation in Human Factors Engineering and Ergonomics, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Bangkok, Thailand

Manutchanok Jongprasithporn

Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 08 8753 5175, E-mail: uttapon.kn@gmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2022.08.002

Received 7 December 2020; Revised 22 April 2021; Accepted 30 April 2021; Published online: 4 August 2022

© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

Falls are serious problems that cause injury and death. The objective of this study was to investigate appropriate Artificial Neural Network (ANN) structures for fall detection using accelerometer and gyroscope sensors. Thresholding techniques and ANN were used to detect falls. In experimental setting, participants were asked to have accelerometer and gyroscope sensors on their waist. The training and testing datasets including falling, standing, sitting, running, and jumping were collected and analyzed. ANN model with feed-forward backpropagation and multi-layer perceptron was tested. Evaluation Indices were used to identify the number of neurons (1 to 30) in the hidden layer. The results indicated that in the hidden layer, there should be a set of 13 neurons, attaining the values of accuracy, sensitivity and specificity as high as 1 each. Therefore, a new fall detection system using wearable sensors can be developed in the future.

Keywords: Artificial Neural Network, Fall Detection, Accelerometer and Gyroscope Sensors

Please cite this article as: U. Khawnuan, S. Jongprasithporn, N. Yodpijit, and M. Jongprasithporn, "Evaluation of artificial neural networks structures for fall detection using wearable sensors," *The Journal of KMUTNB*, vol. 33, no. 2, pp. 369–377, Apr.–Jun. 2023 (in Thai).

1. บทนำ

การล้มเป็นสาเหตุสำคัญของการบาดเจ็บทั้งร้ายแรงและไม่ร้ายแรงในหมู่ผู้คน และสร้างอุปสรรคในการใช้ชีวิตอย่างอิสระ ตามรายงานของสำนักโรคไม่ติดต่อ กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุขพบว่า โลกนี้มีอัตราการล้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ใน พ.ศ. 2545 มีผู้เสียชีวิตจากการล้มประมาณ 391,000 คน และใน พ.ศ. 2555 พบว่ามีคนเสียชีวิตจากการล้มเพิ่มขึ้นเป็น 424,000 คน ในประเทศไทยได้คาดการณ์ว่าใน พ.ศ. 2560 ถึง พ.ศ. 2564 จะมีผู้สูงอายุประสบกับการล้มประมาณปีละ 3,030,900 ถึง 5,506,000 คน โดยจากจำนวนดังกล่าวจะมีผู้เสียชีวิตประมาณ 5,700 ถึง 10,400 คนต่อปี [1]

ตามรายงานขององค์การอนามัยโลก [2] ความถี่ของการล้มเพิ่มขึ้นตามอายุ และความอ่อนแอที่เพิ่มขึ้น ผู้สูงอายุที่อาศัยอยู่ในศูนย์ดูแลผู้สูงอายุล้มบ่อยกว่าผู้ที่อาศัยอยู่ในชุมชน (ประมาณร้อยละ 30 ถึง 50) และร้อยละ 40 ของพวกเขาเกิดการล้มซ้ำ [2] สาเหตุก็คือผู้สูงอายุส่วนใหญ่ที่อาศัยอยู่ในศูนย์ดูแลผู้สูงอายุมีความอ่อนแอกว่า การล้มสามารถส่งผลกระทบต่อบุคคลทั้งทางเศรษฐกิจและจิตใจ ประสบการณ์การล้มอาจนำไปสู่ความกลัวที่จะล้ม [3] ซึ่งจะส่งผลให้ขาดความคล่องตัว ภาวะโดดเดี่ยวทางสังคม (Social Isolation) และอาจเพิ่มความเสี่ยงต่อการล้ม

การตรวจจับการล้มได้รับการนำเสนอให้เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพเพื่อช่วยเหลือได้อย่างรวดเร็วเมื่อเกิดการล้ม ดังนั้นจึงมั่นใจได้ว่าผู้ดูแลสามารถจัดการสถานการณ์ได้อย่างชาญฉลาดและทันที่ [4], [5] การดำเนินการอย่างรวดเร็วทำได้โดยได้รับการแจ้งเตือน การโทรฉุกเฉิน หรือการแจ้งเตือนไปยังสถานพยาบาลที่เกี่ยวข้องมาช่วยเหลือคนที่เกิดการล้ม นอกจากนี้ ระบบตรวจจับการล้มได้รับความสนใจทั้งงานวิจัยและอุตสาหกรรม [6], [7] โดยทั่วไประบบตรวจจับการล้มสามารถแบ่งได้ตามอุปกรณ์ตรวจจับที่เกี่ยวข้อง ระบบที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่มีการใช้งานอย่างแพร่หลาย เนื่องจากมีราคาไม่แพงมาก สามารถใช้งานได้ทุกที่ทุกเวลา เช่น เซอร์ที่สวมใส่ในระบบตรวจจับการล้มโดยทั่วไปประกอบไปด้วย แอคเซลอโรมิเตอร์ (Accelerometer) และไจโรสโคป

(Gyroscope) ทุกวันนี้แอคเซลอโรมิเตอร์และไจโรสโคปมีการใช้งานและฝังอยู่ในสมาร์ทโฟน ระบบตรวจจับการล้มอื่นๆ เป็นระบบที่ใช้การมองเห็น การใช้กล้อง และอุปกรณ์ตามสภาพแวดล้อม

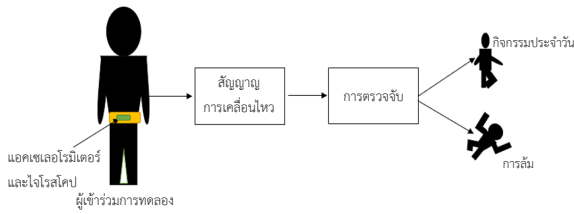
ระบบที่ใช้กล้องมีราคาแพงเพิ่มขึ้นตามจำนวนกล้อง นอกจากนี้ยังมีข้อจำกัดการใช้งานได้เฉพาะภายในอาคาร และถูกมองว่าเป็นการละเมิดความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้ ค่าใช้จ่ายยังเป็นอุปสรรคต่อระบบอุปกรณ์ตามสภาพแวดล้อม ซึ่งสำหรับการใช้งานทั่วไปจำเป็นต้องใช้สภาพแวดล้อมตรวจสอบทั้งหมด เช่น พื้นดิน และกำแพง เป็นวัสดุและอุปกรณ์พิเศษ และเมื่อมีการย้ายสถานที่ก็ต้องโยกย้ายสภาพแวดล้อมเหล่านี้ใหม่ ทำให้งานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่ระบบตรวจจับการล้มที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่

เนื่องจากโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับรูปร่างแบบ [8] และยังได้รับการพิจารณาอย่างกว้างขวางเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับการตรวจจับการล้ม ในบทความนี้จึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับการล้มที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่ติดตั้งกับตัว การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมยังคงมีความท้าทาย ซึ่งโครงสร้างส่งผลต่อความแม่นยำในการตรวจจับการล้ม ดังนั้น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจจับการล้มที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่ประกอบด้วยแอคเซลอโรมิเตอร์และไจโรสโคป

2. วัสดุ อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

2.1 ระบบตรวจจับการล้ม

ระบบตรวจจับการล้มมีสถาปัตยกรรมพื้นฐานเหมือนกัน ดังแสดงในรูปที่ 1 ระบบตรวจจับการล้มประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอนทั่วไป ได้แก่ การรับรู้ การวิเคราะห์ และการสื่อสาร ระบบตรวจจับการล้มพยายามตรวจจับการล้มที่เกิดขึ้นอย่างแม่นยำ โดยการสกัดคุณลักษณะจากสัญญาณข้อมูลที่ได้จาก เซนเซอร์ จากนั้นระบุเหตุการณ์การล้มจากกิจกรรมอื่นๆ ในชีวิตประจำวัน ระบบตรวจจับการล้มเริ่มต้นขึ้นโดยอุปกรณ์ตรวจจับที่ส่งข้อมูลการเคลื่อนไหวไปยังหน่วยประมวลผล



รูปที่ 1 สถาปัตยกรรมพื้นฐานของระบบตรวจจับการล้ม

แล้วเมื่ออัลกอริทึมตรวจจับการล้มได้ ระบบส่งสัญญาณเตือนเป็นเสียงเพื่อขอความช่วยเหลือจากคนใกล้เคียง การป้องกันที่ลดแรงกระแทกกับพื้น เช่น การขยายถุงลมนิรภัย การส่งสัญญาณไปยังผู้ดูแล ซึ่งข้อมูลอาจรวมถึงเวลาที่เกิดเหตุ ตำแหน่งทิศทาง และสถานะ (รู้ตัว/หมดสติ) ของผู้ที่เกิดการล้ม

2.2 การเก็บข้อมูลสำหรับการตรวจจับการล้ม

ในงานวิจัยนี้ใช้งานเซนเซอร์ 1 หน่วย ของ InvenSense รุ่น MPU-6050 เพื่อเก็บกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สวมใส่ ซึ่งประกอบด้วย อุปกรณ์ 3 แกน คือ แอคเซลอโรมิเตอร์ และไจโรสโคป แอคเซลอโรมิเตอร์ใช้ ± 16 g เป็นช่วงการวัด โดยมีความละเอียด 4×10^{-4} g ส่วนของไจโรสโคป ใช้ความละเอียด 6×10^{-2} องศาต่อวินาที และช่วงการวัดที่ 2,000 องศาต่อวินาที อุปกรณ์เซนเซอร์ถูกติดตั้งบริเวณเอว ด้านหน้าของผู้สวมใส่ ข้อมูลการเคลื่อนไหวถูกเก็บที่ความถี่ 60 เฮิร์ตซ์ ใช้ผู้เข้าร่วมการทดลอง 1 คน ข้อมูลประกอบด้วย การล้ม และกิจกรรมประจำวัน แบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 245 ข้อมูล และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ 106 ข้อมูล

2.3 อัลกอริทึมของการตรวจจับการล้ม

มีงานวิจัยหลายงานที่ทำระบบตรวจจับการล้มโดยอยู่บนพื้นฐานของเทคนิคการทำขีดแบ่ง (Thresholding Techniques) [9]–[15] โดยข้อมูลเซนเซอร์ดิบ หรือที่ประมวลผลจะถูกเปรียบเทียบกับขีดแบ่งที่กำหนดไว้ล่วงหน้าค่าเดียว หรือหลายค่าเพื่อตรวจจับการล้ม ข้อมูลความเร่งเชิงเส้นของแอคเซลอโรมิเตอร์ และความเร็วเชิงมุมของไจโรสโคปสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (1) และ (2) ตามลำดับ หลังจากนั้นนำค่าที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าขีดแบ่ง

$$A = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \quad (1)$$

$$\omega = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2 + \omega_z^2} \quad (2)$$

เมื่อ A คือ ขนาดของความเร่งเชิงเส้น

A_x, A_y และ A_z คือ ความเร่งเชิงเส้นของแกน x, y และ z ตามลำดับ

ω คือ ขนาดความเร็วเชิงมุม

ω_x, ω_y และ ω_z คือ ความเร็วเชิงมุมของแกน x, y และ z ตามลำดับ

เทคนิคการกำหนดขีดแบ่งส่วนใหญ่ต้องการข้อมูลฝึกสอนสำหรับการล้ม และใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อคำนวณขีดแบ่งสำหรับระบุการล้ม ขีดแบ่งถูกใช้เพื่อแยกแยะการล้มกับกิจกรรมประจำวันทั่วไป โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้ค่าขีดแบ่งของความเร่งเชิงเส้นที่ 3 g และค่าขีดแบ่งของความเร็วเชิงมุมที่ 200 องศาต่อวินาที [15]

2.4 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม

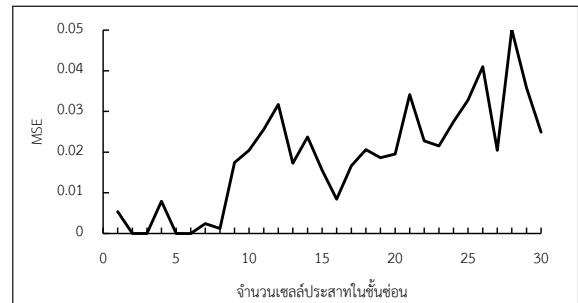
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยนี้ถูกใช้ตามหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับในรูปแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward Backpropagation Neural Network) และใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (Multi-layer Perceptron) แบบจำลองนี้ถูกใช้เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับการล้มที่เกิดขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปประกอบด้วยชั้นแบบลำดับชั้นหลายชั้น เช่น ชั้นอินพุต 1 ชั้น ชั้นซ่อน 1 ชั้น หรือมากกว่า และชั้นเอาต์พุต 1 ชั้น จำนวนของชั้นซ่อนขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหาที่จะแก้ไข แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เป็นที่ยอมรับมักใช้ชั้นซ่อนเพียง 1 ชั้น [16]–[18] แต่ละชั้นประกอบด้วยเซลล์ประสาท ซึ่งเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทของชั้นที่อยู่ถัดไป และการเชื่อมต่อแต่ละครั้งจะแสดงด้วยน้ำหนักที่ปรับเปลี่ยนได้ ในโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า สัญญาณจะถูกป้อนไปข้างหน้าจากชั้นอินพุต ผ่านโครงข่ายไปยังชั้นเอาต์พุต เพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้นจะจัดอยู่ในโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้

แบบมีผู้สอน ซึ่งหมายความว่าความรู้จะถูกเก็บไว้ในโครงข่ายโดยมันเรียนรู้ซ้ำๆ เพื่อให้เห็นรูปแบบของอินพุตและเอาต์พุตที่ได้ใส่ไปในโครงข่ายความผิดพลาด เช่น ความแตกต่างระหว่างเอาต์พุตที่ต้องการ (ที่ทราบ) และจริง (จากการคาดการณ์) ถูกคำนวณ และแพร่กระจายกลับไปในทิศทางตรงกันข้ามเพื่อทำการปรับน้ำหนักซินแนปติเพื่อลดข้อผิดพลาดในการประมาณค่าให้น้อยที่สุด จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นอินพุตเท่ากับจำนวนอินพุต เช่น ตัวแปรอิสระ (Independent Variables) ในขณะที่จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นเอาต์พุตเท่ากับจำนวนเอาต์พุต เช่น ตัวแปรตาม (Dependent Variable) จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนมีผลต่อทั้งความแม่นยำในการทำนาย และความเร็วของการฝึกสอนโครงข่าย การทดลองแบบจำลองบ่งชี้ว่าในบางจุดจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่สูง จะให้ความแม่นยำในการประมาณค่าที่สูงขึ้น [19] อย่างไรก็ตาม จำนวนมากเกินไปสามารถเพิ่มภาระการคำนวณได้อย่างมาก อีกปัญหาที่คือ Overfitting หากจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนมีขนาดใหญ่เกินไป โครงข่ายอาจจดจำตัวอย่างการฝึกสอนทั้งหมด และไม่สามารถสรุปได้ เช่น เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายที่ถูกต้องกับข้อมูลที่ไม่ได้ใช้ในการฝึกสอน ไม่มีวิธีการในการกำหนดเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน ดังนั้นโดยปกติแล้วจะเป็นพฤติกรรมการเรียนรู้แบบลองผิดลองถูก (Trial and Error) [16]–[18], [20] ซึ่งในชั้นอินพุตมีเซลล์ประสาท 256 เซลล์ (อินพุตประกอบด้วยข้อมูลแอกเซลโรมิเตอร์และไจโรสโคปอย่างละ 128 ค่า) และชั้นเอาต์พุตมีเซลล์ประสาท 2 เซลล์ (ค่าเอาต์พุตประกอบด้วย การล้มและกิจกรรมประจำวัน) และทำการหาเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่เหมาะสมสำหรับระบบตรวจจับการล้ม

3. ผลการทดลอง

3.1 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง

MSE (Mean Squared Error) หรือค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองใช้ในการวัดการลู่เข้า และการปรับพารามิเตอร์ของโครงข่ายเพื่อให้ได้อัตราความผิดพลาดของเอาต์พุตที่ดี [21] หรือแสดงตัวอย่างของผลการฝึกสอนระหว่างกระบวนการเรียนรู้ พบว่า MSE โดยทั่วไปมีแนวโน้ม



รูปที่ 2 ค่า MSE ของเซลล์ประสาท

ที่จะเป็นศูนย์ในระหว่างการฝึกสอน ซึ่งแสดงความก้าวหน้าในเชิงบวก [22], [23] โดยค่า MSE แสดงดังสมการที่ (3)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2 \quad (3)$$

เมื่อ t_i คือ ค่าที่เกิดขึ้นจริง

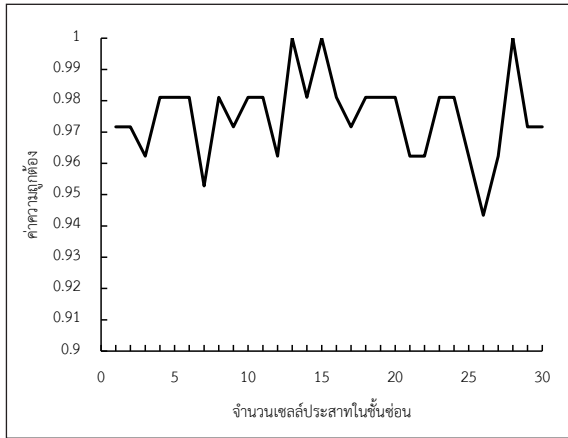
o_i คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการคาดการณ์

ค่า MSE ในขั้นตอนกระบวนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับระบบตรวจจับการล้มแสดงดังรูปที่ 2 ซึ่งค่า MSE ที่ต่ำที่สุดเท่ากับ $1.9444E-11$ เป็นของจำนวนเซลล์ประสาท 3 เซลล์ ที่อยู่ในชั้นซ่อน แสดงว่าจำนวนเซลล์ประสาท 3 เซลล์ มีความสามารถในการเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตได้ดีที่สุด

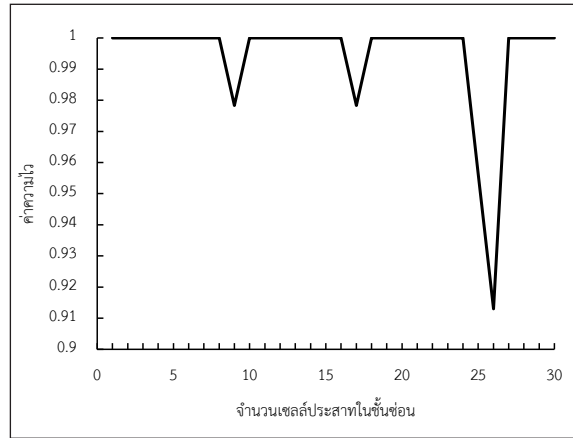
3.2 ดัชนีการประเมินผล

การประเมินผลการทดลอง ประเมินด้วยดัชนีการประมวลผล (Evaluation Indices) ประกอบด้วย ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความไว (Sensitivity) และค่าความจำเพาะ (Specificity) ค่าความถูกต้องโดยทั่วไปจะใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของการจำแนกของการตรวจจับการล้มที่ครอบคลุมทุกเหตุการณ์ ค่าความไว หมายถึง ร้อยละของเหตุการณ์ที่ไม่ได้เกิดการล้มถูกตรวจจับอย่างถูกต้อง และค่าความจำเพาะ หมายถึง ร้อยละของเหตุการณ์การล้มที่เกิดขึ้น และถูกตรวจจับอย่างถูกต้อง [24] ตัวบ่งชี้ทั้งสามแสดงดังสมการที่ (4)–(6)

$$\text{ค่าความถูกต้อง} = \frac{TP + TN}{N} \quad (4)$$



รูปที่ 3 ค่าความถูกต้องของจำนวนเซลล์ประสาท



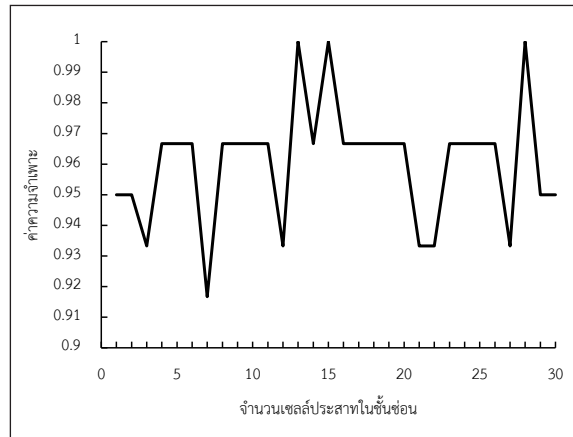
รูปที่ 4 ค่าความไวของจำนวนเซลล์ประสาท

$$\text{ค่าความไว} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$\text{ค่าความจำเพาะ} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6)$$

เมื่อ True Positive (TP) แสดงถึงจำนวนตัวอย่างที่มีการระบุอย่างถูกต้องว่าเป็นการล้ม False Negative (FN) แสดงถึงจำนวนของตัวอย่างการล้มที่ถูกระบุอย่างไม่ถูกต้องว่าเป็นกิจกรรมประจำวัน True Negative (TN) แสดงถึงจำนวนตัวอย่างที่ระบุอย่างถูกต้องเป็นกิจกรรมประจำวัน และ False Positive (FP) แสดงถึงจำนวนตัวอย่างกิจกรรมประจำวันที่ระบุอย่างไม่ถูกต้องว่าเป็นการล้ม ค่าความถูกต้อง ค่าความไว และค่าความจำเพาะของโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการตรวจจับการล้มแสดงดังรูปที่ 3, 4 และ 5

ค่าความถูกต้องที่สูงที่สุดอยู่ที่เซลล์ประสาท 13, 15 และ 28 เซลล์ ซึ่งมีค่าสูงถึง 1 แสดงให้เห็นว่าจำนวนเซลล์ดังกล่าวสามารถแยกความแตกต่างของการล้มและกิจกรมประจำวันได้ดี ค่าความไวมีค่าสูงสุดที่ 1 เมื่อมองควบคู่ไปกับค่าความถูกต้องก็มีเซลล์ประสาทที่มีค่าความถูกต้องและค่าความไวเท่ากับ 1 ที่เซลล์ประสาท 13, 15 และ 28 เซลล์ แสดงให้เห็นว่าจำนวนเซลล์ประสาทดังกล่าวมีความสามารถในการตรวจจับการล้ม และสอดคล้องกับอัตราส่วนของ TP กับจำนวนการล้มทั้งหมดช่วยลดสัญญาณหลอก (False Alarm) เนื่องจากสัญญาณหลอกจะเกิดขึ้นเมื่อตรวจจับ



รูปที่ 5 ค่าความจำเพาะของจำนวนเซลล์ประสาท

กิจกรรมประจำวันผิดพลาดเป็นการล้ม สุดท้ายค่าความจำเพาะ มีค่าสูงสุดที่ 1 ซึ่งอยู่ที่เซลล์ประสาท 13, 15 และ 28 เซลล์ แสดงว่าจำนวนเซลล์ดังกล่าวมีความสามารถในการตรวจจับการล้มที่เกิดขึ้นจริง ไม่พลาดในการตรวจจับการล้มเป็นกิจกรรมประจำวัน

4. อภิปรายผลและสรุป

งานวิจัยนี้ได้ทำการประเมินประสิทธิภาพของโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับการตรวจจับการล้มที่ใช้อุปกรณ์แบบสวมใส่ได้ เทคนิคการทำขีดแบ่งซึ่งทำหน้าที่แยกความแตกต่างระหว่างการล้มและกิจกรม

ประจำวัน โดยใช้ค่าขีดแบ่งของความเร่งเชิงเส้นที่ 3 g และค่าขีดแบ่งของความเร็วเชิงมุมที่ 200 องศาต่อวินาที นอกจากนี้ยังใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเพิ่มความสามารถในการตรวจจับการล้ม โครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ใช้หลักการแพร่กระจายย้อนกลับในรูปแบบป้อนไปข้างหน้า และใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น ผลการประเมินเพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมได้รายงานผ่านค่า MSE และดัชนีการประเมินผล ประกอบด้วย ค่าความถูกต้อง ค่าความไว และค่าความจำเพาะ ค่าของดัชนีการประเมินผลที่ได้รับแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่เสนอให้ประสิทธิภาพที่ดีในการตรวจจับการล้ม

โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมในงานวิจัยนี้ประกอบด้วย ชั้นอินพุต 1 ชั้น มีเซลล์ประสาท 256 เซลล์ ชั้นเอาต์พุต 1 ชั้น มีเซลล์ประสาท 2 เซลล์ และชั้นซ่อน 1 ชั้น มีเซลล์ประสาท 13 เซลล์ เนื่องจากผลการประเมินจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่จำนวน 13, 15 และ 28 นั้น มีค่าความถูกต้อง ความไว และความจำเพาะสูงสุด มีค่าเท่ากับ 1 แต่งานวิจัยนี้เลือกจำนวนเซลล์ประสาทที่ 13 เซลล์ ซึ่งมีความซับซ้อนน้อยกว่า วิธีการนี้แสดงประสิทธิภาพการตรวจจับการล้มที่ดีกว่าวิธีการที่ใช้เทคนิคการทำขีดแบ่งขีดแบ่งเพียงอย่างเดียว [15], [25] การเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้กับงานวิจัยอื่นๆ แสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยนี้กับงานวิจัยอื่นๆ

	วิธีการ	ค่าความไว	ค่าความจำเพาะ
Qiang et al. [15]	ขีดแบ่ง	0.91	0.92
Bourke et al. [25]	ขีดแบ่ง	0.94 ถึง 1	0.96 ถึง 1
Diansheng et al. [26]	ขีดแบ่ง	0.97	1
งานวิจัยนี้	ขีดแบ่ง + โครงข่าย ประสาทเทียม	1	1

ปัจจุบันการตรวจจับการล้มได้รับความสนใจทั้งในงานวิจัยและอุตสาหกรรม ผลของงานวิจัยนี้สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบตรวจจับการล้มที่ใช้แอคเซลโรมิเตอร์ และไจโรสโคป เพื่อช่วยเหลือผู้สูงอายุที่ต้องประสบกับการล้มที่ส่งผลให้เกิดการบาดเจ็บทั้งร้ายแรงและส่งผลกระทบต่อบุคคลทั้งทางเศรษฐกิจและทางจิตใจ

หนึ่งข้อจำกัดหลักของการศึกษาคั้งนี้ คือ ได้จำลองการล้มขึ้นมาโดยผู้เข้าร่วมทดลองล้มลงบนเบาะกันกระแทกซึ่งแตกต่างกับพื้นผิวที่แข็งที่เกิดการล้มในชีวิตจริง การล้มจำลองโดยอาสาสมัครวัยกลางคน เนื่องจากการล้มจริงเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นไม่บ่อย การเกิดการล้มจริงนั้นยากทำให้ไม่มีข้อมูลเพียงพอสำหรับการฝึกสอนตัวจำแนกประเภท [27] บุคคลที่ต้องล้มจริงอาจเป็นอันตรายและไม่ปลอดภัย

งานวิจัยในอนาคตจะมุ่งเน้นไปที่การเก็บรวบรวมข้อมูลจำลองการล้มและพิจารณาทิศทางการล้ม และพัฒนาระบบตรวจจับการล้มที่ใช้อุปกรณ์สวมใส่แอคเซลโรมิเตอร์และไจโรสโคป เพื่อเก็บข้อมูลได้อย่างถูกต้อง แม่นยำ ระบบตรวจจับการล้มที่ออกแบบจะถูกรออกแบบให้ติดตั้งที่บริเวณเอวด้านหลังของผู้ที่สวมใส่ เนื่องจากตำแหน่งเอวเป็นตำแหน่งที่นิยมมากที่สุดในระบบตรวจจับการล้ม และเป็นตำแหน่งที่ให้ข้อมูลการเคลื่อนไหวทั้งร่างกายที่เชื่อถือได้ นอกจากนี้เพื่อความสะดวกในการยอมรับการติดตั้งของผู้สวมใส่ อุปกรณ์สามารถยึดเข้ากับสายคาดเอวที่มีอยู่ได้

5. กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณอย่างยิ่งต่อบุคลากรของศูนย์นวัตกรรมสำหรับวิศวกรรมปัจจัยมนุษย์และการยศาสตร์ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ สำหรับการสนับสนุนและเข้าร่วมการจำลองและการทดลองในงานวิจัยนี้

เอกสารอ้างอิง

- [1] Division of Non Communicable Diseases. (2016). *Fall prediction report in thai elderly*. [Online]. Available: <http://www.thaincd.com/>



- [2] World Health Organization. (2015). *WHO global report on falls prevention in older age*. [Online]. Available: <http://www.who.int/ageing/en>
- [3] R. Igual, C. Medrano, and I. Plaza, "Challenges, issues and trends in fall detection systems," *BioMedical Engineering Online*, vol. 12, no. 1. 2013.
- [4] J. Hamm, A. G. Money, A. Atwal, and I. Paraskevopoulos, "Fall prevention intervention technologies: A conceptual framework and survey of the state of the art," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 59, Academic Press, pp. 319–345, 2016.
- [5] A. Danielsen, H. Olofsen, and B. A. Bremdal, "Increasing fall risk awareness using wearables: A fall risk awareness protocol," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 63, pp. 184–194, 2016.
- [6] G. Koshmak, A. Loutfi, and M. Linden, "Challenges and issues in multisensor fusion approach for fall detection: Review paper," *Journal of Sensors*, vol. 2016, 2016.
- [7] J. Qi, P. Yang, A. Waraich, Z. Deng, Y. Zhao, and Y. Yang, "Examining sensor-based physical activity recognition and monitoring for healthcare using Internet of things: A systematic review," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 87, pp. 138–153, 2018.
- [8] A. Krogh, "What are artificial neural networks?," *Nature Biotechnology*, vol. 26, no. 2. pp. 195–197, Feb. 2008.
- [9] A. K. Bourke and G. M. Lyons, "A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor," *Medical Engineering & Physics*, vol. 30, no. 1, pp. 84–90, Jan. 2008.
- [10] J. Dai, X. Bai, Z. Yang, Z. Shen, and D. Xuan, "PerFallD: A pervasive fall detection system using mobile phones," *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, 2010, pp. 292–297.
- [11] J. K. Lee, S. N. Robinovitch, and E. J. Park, "Inertial sensing-based pre-impact detection of falls involving near-fall scenarios," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 23, no. 2, pp. 258–266, 2015.
- [12] J. Chen, K. Kwong, D. Chang, J. Luk, and R. Bajcsy, "Wearable sensors for reliable fall detection," presented at the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China, 2005.
- [13] S. Abbate, M. Avvenuti, G. Cola, P. Corsini, J. Light, and A. Vecchio, "Recognition of false alarms in fall detection systems," presented at the IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC), Las Vegas, NV, USA, 2011.
- [14] M. Lan, A. Nahapetian, A. Vahdatpour, L. Au, W. Kaiser, and M. Sarrafzadeh, "SmartFall: An automatic fall detection system based on subsequence matching for the smartcane," *Proceedings of the Fourth International Conference on Body Area Networks*, 2011, p. 1.
- [15] Q. Li, J. A. Stankovic, M. A. Hanson, A. T. Barth, J. Lach, and G. Zhou, "Accurate, fast fall detection using gyroscopes and accelerometer-derived posture information," presented at the Sixth International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, Berkeley, CA, USA, 2009.



- [16] A. Yee-Loong Chong, M. J. Liu, J. Luo, and O. Keng-Boon, "Predicting RFID adoption in healthcare supply chain from the perspectives of users," *International Journal of Production Economics*, vol. 159, pp. 66–75, 2015.
- [17] A. Y. L. Chong, "Predicting m-commerce adoption determinants: A neural network approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 40, no. 2, pp. 523–530, 2013.
- [18] A. Y. L. Chong, "A two-staged SEM-neural network approach for understanding and predicting the determinants of m-commerce adoption," *Expert Systems with Applications*, vol. 40, no. 4, pp. 1240–1247, 2013.
- [19] M. Negnevitsky, *Artificial intelligence: A guide to intelligent systems*, 3rd ed., Canada, Pearson Education Canada 2011.
- [20] F. T. S. Chan and A. Y. L. Chong, "A SEM-neural network approach for understanding determinants of interorganizational system standard adoption and performances," *Decision Support Systems*, vol. 54, no. 1, pp. 621–630, Dec. 2012.
- [21] N. Györfi, Á. Fábrián, and G. Hományi, "An activity recognition system for mobile phones," *Mobile Networks and Applications*, vol. 14, no. 1, pp. 82–91, 2009.
- [22] Y. T. Chong and C.-H. Chen, "Management and forecast of dynamic customer needs: An artificial immune and neural system approach," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 24, no. 1, pp. 96–106, 2009.
- [23] A. Kamlungpetch and P. Inrawong, "Application of artificial neural networks with fast fourier transform for waveform analysis and classification," *The Journal of KMUTNB*, vol. 27, no. 4, pp. 643–654, 2017.
- [24] A. Baratloo, M. Hosseini, A. Negida, G. El Ashal, and G. El Ashal, "Part 1: Simple definition and calculation of accuracy, sensitivity and specificity," *Emergency*, vol. 3, no. 2, pp. 48–49, 2015.
- [25] A. K. Bourke, P. van de Ven, M. Gamble, R. O'Connor, K. Murphy, E. Bogan, E. McQuade, P. Finucane, G. O'Laighin, and J. Nelson, "Evaluation of waist-mounted tri-axial accelerometer based fall-detection algorithms during scripted and continuous unscripted activities," *Journal of Biomechanics*, vol. 43, no. 15, pp. 3051–3057, 2010.
- [26] D. Chen, W. Feng, Y. Zhang, X. Li, and T. Wang, "A wearable wireless fall detection system with accelerators," in *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, 2011, pp. 2259–2263.
- [27] S. S. Khan and J. Hoey, "Review of fall detection techniques: A data availability perspective," *Medical Engineering & Physics*, vol. 39, pp. 12–22, 2017.