



การเพิ่มความแม่นยำในการระบุตำแหน่งในพื้นที่โล่งด้วยปัญญาประดิษฐ์

กิตมงคลชัย พรหมบริรักษ์ ก่าพล แจ้วชุ่มชื่น และ กฤษฎา มามาตร*

ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์, วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม,
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

* ผู้ประสานงานเผยแพร่ (Corresponding Author), E-mail: kritsada.m@cit.kmutnb.ac.th

วันที่รับบทความ: 29 มิถุนายน 2564; วันที่ทบทวนบทความ: 15 ตุลาคม 2564; วันที่ตอบรับบทความ: 3 พฤศจิกายน 2564

วันที่เผยแพร่ออนไลน์: 15 ธันวาคม 2564

บทคัดย่อ: บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้งานปัญญาประดิษฐ์เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการระบุตำแหน่งในพื้นที่โล่งสองวิธีได้แก่วิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัม โดยทั้งสองวิธีใช้การวนซ้ำเพื่อทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าต่ำที่สุด ความแตกต่างของทั้งสองวิธีคือวิธีอดัมใช้ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่มาช่วยให้การวนซ้ำแต่ละรอบเคลื่อนที่ไปในทิศทางที่ช่วยลดค่าความคลาดเคลื่อนในขณะที่วิธีการเคลื่อนลงตามความชันใช้เพียงอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อนเพียงอย่างเดียว สำหรับการประมาณพิกัดของวัตถุที่สนใจนั้นบทความนี้เลือกใช้วิธี True-range Multilateration ผลการดำเนินการแสดงให้เห็นว่าทั้งสองวิธีสามารถลดความคลาดเคลื่อนได้ใกล้เคียงกันโดยทั้งสองวิธีสามารถลดความคลาดเคลื่อนในการระบุตำแหน่งได้โดยสามารถลดความคลาดเคลื่อนลงได้ประมาณ 10.17% จากวิธีปกติภายในพื้นที่ทดลองขนาด 2,500 ตารางเมตร เมื่อพิจารณาถึงความซับซ้อนของทั้งสองวิธีพบว่าวิธีอดัมมีความซับซ้อนน้อยกว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมากในพื้นที่ขนาดเล็ก อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาพื้นที่ขนาดใหญ่พบว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมีความซับซ้อนน้อยกว่าเล็กน้อย

คำสำคัญ: การระบุตำแหน่ง; ปัญญาประดิษฐ์; วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน; วิธีอดัม



Accuracy Improvement for Localization in Outdoor Area Using Artificial Intelligence

Kitmonkonchai Promboriraksa, Kampon Jawchumchuen and Kritsada Mamat*

Department of Electronic Engineering Technology, College of Industrial Technology,
King Mongkut's University of Technology North Bangkok

* Corresponding author, E-mail: kritsada.m@cit.kmutnb.ac.th

Received: 29 June 2021; Revised; 15 October 2021; Accepted: 3 November 2021

Online Published: 15 December 2021

Abstract: In this article, we propose to apply two artificial intelligence methods, Gradient descent and Adam (Adaptive movement estimation), in order to increase the accuracy in localization for an outdoor area. Both methods use an iteration to minimize error. The difference between the two methods is that Adam applies moving average to reduce error while Gradient descent only uses partial derivative. We select a True-range multilateration method to estimate a coordinate of an interesting object. Simulation results show that both Gradient descent and Adam perform approximately the same. Both methods can reduce error from the conventional method by 10.17% for a 2,500 square meters area. For complexity, we observe that the Adam method requires much less complexity than Gradient descent dose in very small area size; however, Gradient descent is slightly less complex than Adam as the area size becomes bigger.

Keywords: Localization; Artificial intelligence; Gradient descent method; Adam method



1. บทนำ

เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สาย (Wireless Communication) เป็นเทคโนโลยีที่มีความสำคัญในโลกยุคปัจจุบันเป็นอย่างมากเนื่องจากความสามารถในการเข้าถึงพื้นที่ต่าง ๆ ได้มากกว่าการสื่อสารที่ต้องใช้สายส่งสัญญาณ (Wireline Communication) ในปัจจุบันนอกจากจะใช้เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายเพื่อรับส่งข้อมูลแล้วนั้น การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายเพื่อการระบุตำแหน่งของวัตถุ (Localization) ก็ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากเช่นกัน โดยการใช้เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายเพื่อการระบุตำแหน่งนั้นมีความแตกต่างกันไปตามมาตรฐานและชื่อเรียกของเทคโนโลยีการสื่อสารไร้สาย เช่น ไวไฟ (Wireless Fidelity: WiFi) [1] การระบุตำแหน่งด้วยเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless Sensor Network) [2] การระบุตำแหน่งด้วยบลูทูธพลังงานต่ำ (Bluetooth Low Energy) [3] และการระบุตำแหน่งด้วยแสง (Light Fidelity: LiFi) [4] โดยทั่วไปแล้วหลักการใช้เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายในการระบุตำแหน่งคือการคำนวณระยะทางจากความแรงของสัญญาณที่วัดได้ (Received Signal Strength Indicator: RSSI) และใช้เทคนิคทางเรขาคณิตในการประมาณพิกัดของวัตถุที่ต้องการระบุตำแหน่งซึ่งวิธีดังกล่าวยังมีความคลาดเคลื่อนในการระบุตำแหน่งอยู่มากและความคลาดเคลื่อนดังกล่าวยังเพิ่มขึ้นตามขนาดของพื้นที่ที่สนใจด้วย

บทความนี้สนใจการเพิ่มความแม่นยำในการระบุตำแหน่งในพื้นที่โล่งด้วยเทคโนโลยีการสื่อสารไร้สาย โดยการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) สองวิธีได้แก่วิธีการเคลื่อนลงตาม

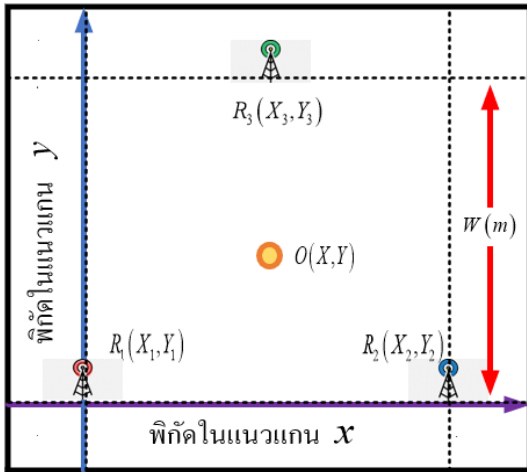
ความชัน (Gradient Descent) [5] และวิธีอดัม (Adaptive Movement Estimation) [6] โดยทั้งสองวิธีใช้หลักการเดียวกันคือการวนซ้ำเพื่อหาพิกัดที่ทำให้ความคลาดเคลื่อนมีค่าต่ำที่สุด ความแตกต่างของทั้งสองวิธีคือวิธีอดัมมีการใช้ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ (Moving Average) เพื่อให้การอัปเดตในแต่ละรอบของการวนซ้ำมีการเคลื่อนที่ไปสู่ค่าต่ำที่สุดของความคลาดเคลื่อนในทิศทางที่ถูกต้อง ในส่วนของการประมาณพิกัดของวัตถุที่สนใจนั้นบทความนี้ใช้วิธี True-range Multilateration โดยงานวิจัย [3] มีการใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันในการลดความคลาดเคลื่อนของการระบุตำแหน่งเช่นกัน อย่างไรก็ตามงานวิจัยดังกล่าวกำหนดให้พื้นที่ที่สนใจเป็นพื้นที่ในอาคารและใช้วิธีสามเหลี่ยมระยะในการประมาณพิกัดของวัตถุที่สนใจ ผลการดำเนินการแสดงให้เห็นว่าทั้งวิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมสามารถลดความคลาดเคลื่อนในการระบุตำแหน่งลงได้โดยที่พื้นที่ขนาดเล็กนั้นวิธีอดัมมีความซับซ้อนน้อยกว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมากและเมื่อพื้นที่มีขนาดใหญ่ขึ้นวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมีความซับซ้อนน้อยกว่าวิธีอดัมเล็กน้อย

บทความนี้มีส่วนประกอบตามเนื้อหาในแต่ละหัวข้อดังนี้ หัวข้อที่ 2 กล่าวถึงปัญหาที่สนใจรวมถึงวิธีพื้นฐานในการระบุตำแหน่งด้วยเทคโนโลยีการสื่อสารไร้สาย หัวข้อที่ 3 นำเสนอการประยุกต์ใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมในการลดความคลาดเคลื่อนในการระบุตำแหน่ง หัวข้อที่ 4 นำเสนอผลการดำเนินการและการวิเคราะห์ผลที่ได้ หัวข้อที่ 5 เป็นการสรุปและอภิปรายผลการดำเนินการรวมทั้งนำเสนอแนวทางการพัฒนางานในอนาคต



2. ปัญหาที่สนใจ

บทความนี้สนใจการหาตำแหน่งของวัตถุในพื้นที่โล่งโดยมีรายละเอียดดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ขอบเขตพื้นที่สนใจตำแหน่งของวัตถุ และจุดอ้างอิง

จากรูปที่ 1 กำหนดให้พื้นที่สนใจเป็นแบบสี่เหลี่ยมจัตุรัสแต่ละด้านมีความกว้างเท่ากับ W เมตร โหนด O ที่พิกัด (X, Y) แสดงตำแหน่งของวัตถุที่สนใจ โหนด R_1 R_2 และ R_3 ที่พิกัด (X_1, Y_1) (X_2, Y_2) และ (X_3, Y_3) แทนตำแหน่งของโหนดอ้างอิงลำดับที่ 1 2 และ 3 ตามลำดับ ในการระบุตำแหน่งของวัตถุ O นั้นกำหนดให้โหนดอ้างอิงแต่ละโหนดส่งสัญญาณไวไฟมายังโหนด O โดยสัญญาณดังกล่าวเดินทางผ่านตัวกลางที่เป็นอากาศ ความแรงของสัญญาณ (Received Signal Strength Indicator: RSSI) ที่โหนด O รับผิดชอบจากโหนดอ้างอิงแต่ละจุดแทนด้วยสัญลักษณ์ γ_i ในหน่วยดีบีเอ็ม (dBm) โดยสามารถเขียนอธิบายได้ด้วยสมการดังนี้ [7]

$$\gamma_i = P_{r,i} - 10\alpha \log_{10} \left(\frac{d_i}{d_0} \right) + X \quad (1)$$

โดยที่ $P_{r,i}$ (dBm) คือกำลังสัญญาณที่วัตถุรับได้จากจุดอ้างอิง i ที่ระยะ 1 เมตร α คือตัวประกอบการลดทอน

$$d_i = \sqrt{(X - X_i)^2 + (Y - Y_i)^2} \quad (2)$$

คือระยะทางระหว่างวัตถุกับจุดอ้างอิงที่ i ในหน่วยเมตร d_0 คือระยะอ้างอิงที่ 1 เมตร และ X แทนตัวแปรสุ่ม Log-normal ที่มีค่าเฉลี่ย μ และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน σ ตามลำดับ เราสามารถคำนวณหา $P_{r,i}$ ได้ด้วยสมการการส่งผ่านของฟรีส (Friis Formula) ดังนี้ [8]

$$P_{r,i} = P_{t,i} + G_{t,i} + G_r + 20 \log_{10} \left(\frac{\lambda}{4\pi} \right) \quad (3)$$

โดยที่ $P_{t,i}$ คือ กำลังของสัญญาณที่จุดอ้างอิงที่ i (dBm)

$G_{t,i}$ คือ อัตราขยายที่จุดอ้างอิงที่ i (dBm)

G_r คือ อัตราขยายที่ภาครับ (dBm)

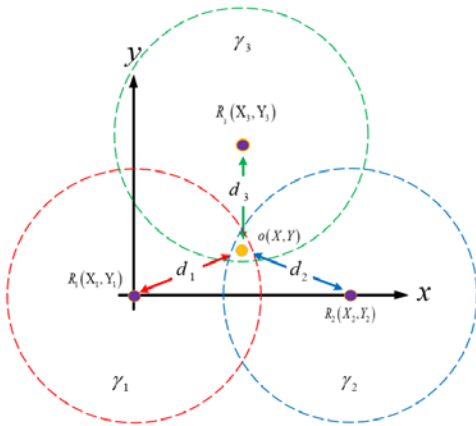
$\lambda = \frac{c}{f}$ เมื่อ $c = 3 \times 10^8$ คือความเร็วแสงในหน่วย

เมตรต่อวินาทีและ f คือความถี่ของสัญญาณไวไฟในหน่วยกิกะเฮิรตซ์ (GHz)

จากที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นว่าโหนดอ้างอิงแต่ละโหนดส่งสัญญาณไวไฟมายังโหนด O ดังนั้นตัวรับสัญญาณไวไฟที่โหนด O จะทราบค่าความแรงของสัญญาณจากโหนดอ้างอิงแต่ละโหนด γ_i ซึ่งตัวรับสัญญาณไวไฟที่โหนด O สามารถนำข้อมูลของ γ_i แต่ละค่า



มาใช้ในการระบุตำแหน่งของตัวเองได้ โดยในการระบุตำแหน่งนั้นโหนด O จำเป็นต้องทราบระยะทาง d_i แต่ละค่า หลังจากนั้นโหนด O จะใช้วิธี True-range Multilateration [9] ซึ่งอาศัยรัศมีครอบคลุมของโหนดอ้างอิงทั้ง 3 โหนดแต่ละโหนดอ้างอิงมีรัศมีครอบคลุมของสัญญาณไปในลักษณะวงกลมแสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 แสดงขอบเขตความแรงสัญญาณของ

โหนดอ้างอิงทั้ง 3 โหนดในการหาตำแหน่งของวัตถุด้วยวิธี True-range Multilateration

จากรูปที่ 2 เมื่อกำหนดพิกัดของโหนดอ้างอิง R_1 ไว้ที่ $(0, 0)$ เราสามารถหาตำแหน่งของโหนด O ที่พิกัด (X, Y) ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$X = \frac{d_1^2 - d_2^2 + X_2^2}{2X_2} \quad (4)$$

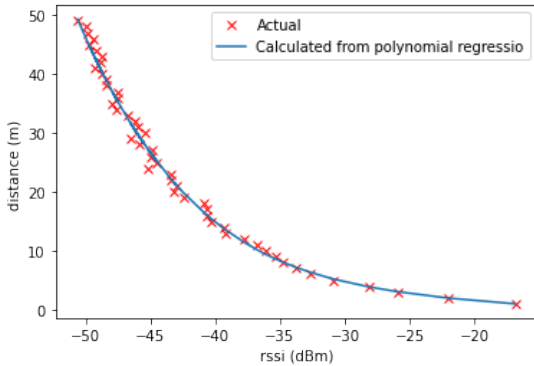
$$Y = \frac{d_1^2 - d_3^2 + Y_3^2 - 2Y_3X}{2Y_3} \quad (5)$$

เมื่อ $V^2 = X_3^2 + Y_3^2 \quad (6)$

นอกจากวิธี True-range Multilateration ที่ใช้ในการหาพิกัดของโหนด O ในงานนี้แล้วงานวิจัย [4] ใช้วิธีสามเหลี่ยมระยะในการระบุตำแหน่งเช่นกันโดยทั้งสองวิธีให้คำตอบที่ตรงกัน การระบุตำแหน่งของโหนด O โดยใช้สมการ (4) และ (5) นั้นสามารถทำได้ก็ต่อเมื่อโหนด O ทราบระยะทาง d_1, d_2 และ d_3 เป็นอย่างดี อย่างไรก็ตามในความเป็นจริงแล้วโหนด O ไม่สามารถทราบระยะทางทั้งสามได้เลยจะทราบก็แต่เพียงค่าความแรงของสัญญาณ γ_1, γ_2 และ γ_3 ซึ่งสามารถวัดได้ที่โหนด O โดยระยะทางทั้งสามนั้นสามารถหาค่าประมาณได้จากค่าความแรงของสัญญาณโดยใช้วิธีการถดถอยของพหุนาม (Polynomial Regression) ซึ่งสามารถแสดงได้ด้วยสมการดังนี้ [10]

$$d_{est;i} = \gamma_i^n \omega_n + \gamma_i^{n-1} \omega_{n-1} + \dots + \gamma_i \omega_1 + \omega_0 \quad (7)$$

เมื่อ n ดีกรีสูงสุดของพหุนามและ ω_k โดยที่ $k \in \{n, n-1, \dots, 1, 0\}$ คือสัมประสิทธิ์ของพหุนามดีกรีต่าง ๆ ตามลำดับซึ่งการได้มาของ ω_k นั้นจะต้องมีการเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่เป็นค่าความแรงของสัญญาณและระยะทางเป็นจำนวนมาก สมการ (7) เป็นการประมาณค่าระยะทางโดยกระจายค่าความแรงสัญญาณไปในพหุนามดีกรีต่าง ๆ รูปที่ 3 แสดงผลการประมาณระยะทางจากค่าความแรงของสัญญาณด้วยวิธีการถดถอยของพหุนามเมื่อกำหนดให้ $n=4$ และใช้ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้จำนวน 500 ข้อมูลเปรียบเทียบกับระยะทางที่ได้จากการวัดจริง

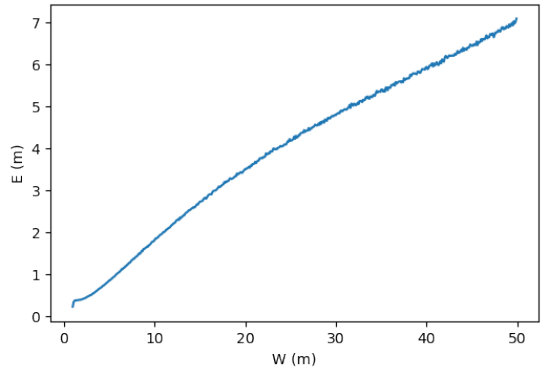


รูปที่ 3 การเปรียบเทียบระยะทางที่ประมาณได้จากวิธีการถดถอยของพหุนามกับระยะทางที่ได้จากการวัดจริง

จากรูปที่ 3 พบว่าวิธีการถดถอยของพหุนามสามารถใช้ประมาณระยะทางที่ได้จากการวัดจริงได้เป็นอย่างดีโดยจะเห็นว่าวิธีดังกล่าวมีแนวโน้มของระยะทางเป็นไปในทางเดียวกับค่าที่ได้จากการวัดจริง กล่าวคือระยะทางจะเพิ่มขึ้นเมื่อสัญญาณที่รับได้อ่อนกำลังลง เมื่อได้ระยะทาง $d_{est;1}$, $d_{est;2}$ และ $d_{est;3}$ ที่ประมาณจากวิธีการถดถอยของพหุนามแล้ว โหนด O สามารถประมาณตำแหน่งของตนเองในพิกัด (X_{est}, Y_{est}) ได้ด้วยวิธี True-range Multilateration โดยใช้สมการ (4) และ (5) ตามลำดับ ค่าความคลาดเคลื่อน E ระหว่างตำแหน่งจริงที่พิกัด (X, Y) กับตำแหน่งที่ได้จากประมาณสามารถคำนวณได้จากสมการ

$$E = \sqrt{(X - X_{est})^2 + (Y - Y_{est})^2} \quad (8)$$

รูปที่ 4 แสดงค่าความคลาดเคลื่อน E กับความกว้างของพื้นที่ที่สนใจ W พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าเพิ่มขึ้นเมื่อพื้นที่ที่สนใจมีขนาดใหญ่ขึ้น



รูปที่ 4 ค่าความคลาดเคลื่อน E กับความกว้างของพื้นที่สนใจ W

โดยเมื่อพื้นที่ที่สนใจมีขนาด 10 ตารางเมตรหรือที่ W เท่ากับ 10 เมตรค่าความคลาดเคลื่อนประมาณ 2 เมตรและเมื่อพื้นที่ที่สนใจมีขนาด 2500 ตารางเมตรหรือที่ W เท่ากับ 50 เมตรค่าความคลาดเคลื่อนประมาณ 7 เมตรโดยเมื่อพิจารณาแล้วจะพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการระบุตำแหน่งด้วยระยะทางที่ประมาณได้จากค่าความแรงของสัญญาณโดยใช้วิธีการถดถอยของพหุนามนั้นมีค่าค่อนข้างสูงถึงแม้ว่าวิธีดังกล่าวจะสามารถประมาณระยะทางเมื่อกำหนดค่าความแรงได้ค่อนข้างแม่นยำ ทั้งนี้เนื่องจากการประมาณตำแหน่งของโหนด O นั้นต้องใช้ระยะทาง $d_{est;i}$ จำนวนสามค่าด้วยกัน ดังนั้นความคลาดเคลื่อนในการประมาณระยะทางเพียงเล็กน้อยก็จะส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการระบุตำแหน่งอย่างมากตามที่แสดงไว้ในรูปที่ 4 ในหัวข้อถัดไปเป็นการนำเสนอวิธีการประมาณระยะทางด้วยปัญญาประดิษฐ์เพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนลงจากวิธีการถดถอยของพหุนาม



3. การลดความคลาดเคลื่อนของการระบุตำแหน่งด้วยวิธีปัญญาประดิษฐ์

เมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในการระบุตำแหน่งในหัวข้อก่อนหน้านั้นเราพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวเกิดขึ้นในกระบวนการประมาณระยะทางด้วยค่าความแรงของสัญญาณด้วยวิธีการถดถอยของพหุนามเนื่องจากวิธีการดังกล่าวไม่มีกระบวนการตรวจสอบและลดค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น เมื่อพิจารณาสมการค่าความคลาดเคลื่อนของการระบุตำแหน่ง (8) แล้วพบว่าค่าความคลาดเคลื่อน E ควรจะมีค่าน้อยที่สุดที่ค่า W ใด ๆ การหาฟังก์ชัน (X_{est}, Y_{est}) ที่เหมาะสมนั้นสามารถทำได้โดยการวนซ้ำเพื่อคำนวณหาค่า E ที่น้อยที่สุดในหัวข้อนี้เป็น การนำเสนอการใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อตรวจสอบและลดค่าความคลาดเคลื่อน E ดังกล่าว

3.1 การลดความคลาดเคลื่อนของการระบุตำแหน่งด้วยวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน

วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent Method) เป็นวิธีสำหรับหาค่าที่เหมาะสมที่สุดให้กับฟังก์ชันที่กำหนด หลักการของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันคือการใช้การวนซ้ำเพื่อหาค่าที่ต่ำที่สุดจากความชันที่ตำแหน่งปัจจุบันเพื่อไปยังตำแหน่งที่อยู่ตรงข้ามกับความชันดังกล่าว [5] สำหรับการประมาณฟังก์ชัน (X_{est}, Y_{est}) โดยวิธีการเคลื่อนลงตามความชันของการวนซ้ำรอบที่ t นั้นสามารถสร้างได้จากสมการต่อไปนี้

$$X_{est}^t = X_{est}^{t-1} - \eta \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial X_{est}} \quad (9)$$

$$Y_{est}^t = Y_{est}^{t-1} - \eta \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial Y_{est}} \quad (10)$$

เมื่อ $\partial(\cdot)$ แทนการหาอนุพันธ์ย่อย η แทนอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่มีผลต่อจำนวนรอบของการวนซ้ำซึ่งต้องปรับให้เหมาะสม $E(X_{est}, Y_{est})$ คือค่าความคลาดเคลื่อนโดยสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของ X_i , Y_i และ $d_{est;i}$ ได้ดังนี้

$$E(X_{est}, Y_{est}) = \sum_{i=1}^3 ((X_{est} - X_i)^2 + (Y_{est} - Y_i)^2 - d_{est;i}^2)^2 \quad (11)$$

ดังนั้นเมื่อพิจารณาสมการ (9) และสมการ (10) จะพบว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันจะทำการวนซ้ำเพื่อหาฟังก์ชัน (X_{est}, Y_{est}) ไปเรื่อย ๆ จนกว่าค่าความคลาดเคลื่อนในเทอม $\frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial X_{est}}$ และ

$\frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial Y_{est}}$ ที่ได้มีค่าน้อยที่สุด โดยค่าฟังก์ชันเริ่มต้นในการวนซ้ำสามารถหาได้จากจุดกึ่งกลางระหว่างโหนดอ้างอิงทั้งสามดังสมการ

$$X_{est}^i = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (12)$$

$$Y_{est}^i = \frac{Y_1 + Y_2 + Y_3}{3} \quad (13)$$

โดยสามารถสรุปวิธีการเคลื่อนลงตามความชันได้ตาม **Algorithm 1** ดังนี้



Algorithm 1: การประมาณ (X_{est}, Y_{est}) ด้วยวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent)

1. กำหนด: $\eta, E(X_{est}, Y_{est}), X_{est}^i, Y_{est}^i$
2. กำหนด: $\varepsilon \approx 0, c_x = c_y = 0$
3. **while** c_x และ c_y ไม่เท่ากับ 1 **do**
4. **if** $|X_{est}^t - X_{est}^{t-1}| > |\varepsilon|$ และ $c_x = 0$ **then**
5. $X_{est}^t \leftarrow X_{est}^{t-1} - \eta \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial X_{est}}$
6. **else**
7. $X_{est}^t \leftarrow X_{est}^{t-1}$
8. $c_x = 1$
9. **end if**
10. **if** $|Y_{est}^t - Y_{est}^{t-1}| > |\varepsilon|$ และ $c_y = 0$ **then**
11. $Y_{est}^t \leftarrow Y_{est}^{t-1} - \eta \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial Y_{est}}$
12. **else**
13. $Y_{est}^t \leftarrow Y_{est}^{t-1}$
14. $c_y = 1$
15. **endif**
16. $t = t + 1$
17. **end while**
18. **return** (X_{est}, Y_{est})

เมื่อพิจารณา **Algorithm 1** วิธีการเคลื่อนลงตามความชันจะทำการวนซ้ำจนกว่าพิกัด (X_{est}, Y_{est}) ไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงจากรอบก่อนหน้าอย่างไรก็ตามข้อจำกัดของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันคือต้องมีการเลือกอัตราการเรียนรู้ η ที่เหมาะสมกับฟังก์ชันไม่เช่นนั้นแล้วอาจไม่เกิดการลู่เข้าหาค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดหรืออาจไม่ลู่ออกเข้าสู่ค่าต่ำสุดที่แท้จริง

และเกิดการแกว่งของพารามิเตอร์ในการลู่เข้าทำให้เข้าสู่จุดต่ำสุดได้ช้า

3.2 การลดความคลาดเคลื่อนของการระบุตำแหน่งด้วยวิธีอัดัม

วิธีอัดัม (Adam หรือ Adaptive Movement Estimation) เป็นวิธีปัญญาประดิษฐ์วิธีหนึ่งที่ได้รวบรวมข้อดีและกำจัดข้อเสียของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีปัญญาประดิษฐ์วิธีอื่น ๆ [6] ในการประมาณพิกัด (X_{est}, Y_{est}) ในส่วนของ X_{est} นั้นสามารถประมาณได้ด้วยชุดสมการดังต่อไปนี้

$$X_{est}^t \leftarrow X_{est}^{t-1} - \frac{\eta \cdot \hat{m}_{tx}}{\sqrt{\hat{v}_{tx} + |\varepsilon|}} \quad (14)$$

$$\hat{v}_{tx} = \frac{v_{tx}}{(1 - \beta_2^t)} \quad (15)$$

$$v_{tx} = \beta_2 \cdot v_{tx-1} - (1 - \beta_2) \cdot g_{tx}^2 \quad (16)$$

$$\hat{m}_{tx} = \frac{m_{tx}}{1 - \beta_1^t} \quad (17)$$

$$m_{tx} = \beta_1 \cdot m_{tx-1} - (1 - \beta_1) \cdot g_{tx} \quad (18)$$

$$g_{tx} = \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial X_{est}} \quad (19)$$

เมื่อ m_{tx} และ v_{tx} คือค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average) และค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่กำลังสอง (Squared moving average) ของ $E(X_{est}, Y_{est})$ ตามลำดับ $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1]$ แทนค่าถ่วงน้ำหนักและ ε คือพารามิเตอร์สำหรับความเสถียรของตัวเลขโดยทั่วไปแล้วกำหนดให้มีค่าเข้าใกล้ 0 สำหรับการประมาณ Y_{est} นั้นสามารถทำได้เช่นเดียวกับการประมาณ X_{est} ตามสมการ (14)-(19) ซึ่งสามารถสรุปวิธีอัดัมได้ตาม **Algorithm 2** ดังนี้



Algorithm 2: การประมาณ (X_{est}, Y_{est}) ด้วยวิธีอัดัม (Adaptive Moment Estimation)

1. กำหนด: $\eta, E(X_{est}, Y_{est}), X_{est}^i, Y_{est}^i$
2. กำหนด: $\varepsilon \approx 0, c_x = c_y = 0$
3. กำหนด: $m_{tx} = m_{ty} = \hat{m}_{tx} = \hat{m}_{ty} = v_{tx} = v_{ty} = \hat{v}_{tx} = \hat{v}_{ty} = 0$
4. **while** c_x และ c_y ไม่เท่ากับ 1 **do**
5. **if** $|X_{est}^t - X_{est}^{t-1}| > |\varepsilon|$ และ $c_x = 0$ **then**
6. $g_{tx} = \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial X_{est}}$
7. $m_{tx} \leftarrow \beta_1 \cdot m_{tx-1} - (1 - \beta_1) \cdot g_{tx}$
8. $\hat{m}_{tx} \leftarrow m_{tx} / (1 - \beta_1^t)$
9. $v_{tx} \leftarrow \beta_2 \cdot v_{tx-1} - (1 - \beta_2) \cdot g_{tx}^2$
10. $\hat{v}_{tx} \leftarrow v_{tx} / (1 - \beta_2^t)$
11. $X_{est}^t \leftarrow X_{est}^{t-1} - \frac{\eta \cdot \hat{m}_{tx}}{\sqrt{\hat{v}_{tx} + |\varepsilon|}}$
12. **else**
13. $X_{est}^t \leftarrow X_{est}^{t-1}$
14. $c_x = 1$
15. **endif**
16. **if** $|Y_{est}^t - Y_{est}^{t-1}| > |\varepsilon|$ และ $c_y = 0$ **then**
17. $g_{ty} = \frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial Y_{est}}$
18. $m_{ty} \leftarrow \beta_1 \cdot m_{ty-1} - (1 - \beta_1) \cdot g_{ty}$
19. $\hat{m}_{ty} \leftarrow m_{ty} / (1 - \beta_1^t)$
20. $v_{ty} \leftarrow \beta_2 \cdot v_{ty-1} - (1 - \beta_2) \cdot g_{ty}^2$
21. $\hat{v}_{ty} \leftarrow v_{ty} / (1 - \beta_2^t)$

22. $Y_{est}^t \leftarrow Y_{est}^{t-1} - \frac{\eta \cdot \hat{m}_{ty}}{\sqrt{\hat{v}_{ty} + |\varepsilon|}}$
23. **else**
24. $Y_{est}^t \leftarrow Y_{est}^{t-1}$
25. $c_y = 1$
26. **endif**
27. $t = t + 1$
28. **end while**
29. **return** (X_{est}, Y_{est})

เมื่อพิจารณาวิธีอัดัมในสมการ (14) เปรียบเทียบกับวิธีการเคลื่อนลงตามความชันในสมการ (9) พบว่าเทอมของอัตราการเรียนรู้ $\frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_{tx} + |\varepsilon|}}$ มีการปรับค่าในแต่ละรอบของการวนซ้ำด้วยค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่กำลังสองในขณะที่ยังอัตราการเรียนรู้ของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันเป็นค่าคงที่ และในส่วนอนุพันธ์ย่อยของค่าความคลาดเคลื่อน $\frac{\partial E(X_{est}, Y_{est})}{\partial X_{est}}$ นั้นวิธีอัดัมจะมีการนำมาถ่วงน้ำหนักด้วยค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ในแต่ละรอบของการวนซ้ำ ในขณะที่วิธีการเคลื่อนลงตามความชันจะนำค่าอนุพันธ์ย่อยของค่าความคลาดเคลื่อนมาอัปเดตค่า (X_{est}, Y_{est}) โดยตรง โดยทั้งสองส่วนเป็นข้อได้เปรียบของวิธีอัดัมในการทำให้อัตราการเรียนรู้ (Convergence Rate) หรือจำนวนรอบของการวนซ้ำเพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดมีความไวกว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน



4. ผลการดำเนินงาน

การทดสอบสมรรถนะของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมนั้นทำโดยการใช้โปรแกรมภาษา Python จำลองด้วยวิธี Monte Carlo Simulation ซึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยจากการทดลองซ้ำหลาย ๆ ครั้ง [11] โดยผลการทดลองในบทความนี้ได้จากการการหาค่าเฉลี่ยจากการทดลองจำนวน 10,000 ครั้งในการทดลองแต่ละครั้งกำหนดให้พื้นที่สี่เหลี่ยมจัตุรัสมีความกว้าง W ตั้งแต่ 0-50 เมตรโดยโหนดอ้างอิง R_1 R_2 และ R_3 มีพิกัดอยู่ที่ตำแหน่ง $(0, 0)$ $(0, W)$ และ $(0.5W, W)$ ตามลำดับ พิกัดของโหนด O กำหนดให้เป็นตัวแปรสุ่มยูนิฟอร์ม (Uniform Random Variable) มีค่าอยู่ในช่วง $[0, W]$ สำหรับพารามิเตอร์อื่น ๆ ของระบบนั้นได้แสดงเอาไว้ในตารางที่ 1

ตารางที่ 2 และ รูปที่ 5 แสดงค่าความคลาดเคลื่อน E ที่ได้จากการประมาณพิกัด (X_{est}, Y_{est}) ด้วยวิธี True-range Multilateration (ในรูปแทนด้วย Normal) วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (ในรูปแทนด้วย gds) และวิธีอดัม (ในรูปแทนด้วย Adam) ที่กำลังส่ง $P_{t,i}$ เท่ากับ 1 dBm โดยกำหนดให้ค่าความเบี่ยงเบนของตัวแปรสุ่ม Log-normal σ มีค่าเท่ากับ 0.35

จากตารางที่ 2 และรูปที่ 5 พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของทั้งสามวิธีเพิ่มขึ้นตามขนาดความกว้างของพื้นที่ เมื่อเปรียบเทียบทั้งสามวิธีพบว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมสามารถลดค่าความคลาดเคลื่อนลงจากวิธี True-range Multilateration โดยทั้งวิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมนั้นให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ใกล้เคียงกันเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างของทั้งสองวิธีสามารถหาได้ดังสมการที่ (20)

ตารางที่ 1 พารามิเตอร์ต่าง ๆ สำหรับจำลองระบบ

สัญลักษณ์	ความหมาย	ค่า
$G_{t,i}$	อัตราขยายที่จุดอ้างอิงที่ i	2 dBm
G_r	อัตราขยายที่ภาครับ	2 dBm
λ	ความยาวคลื่น	0.124 เมตร
α	ตัวประกอบการลดทอน	2
X	ตัวแปรสุ่ม log-normal	$\mu = 0$
f	ความถี่	2.4 GHz

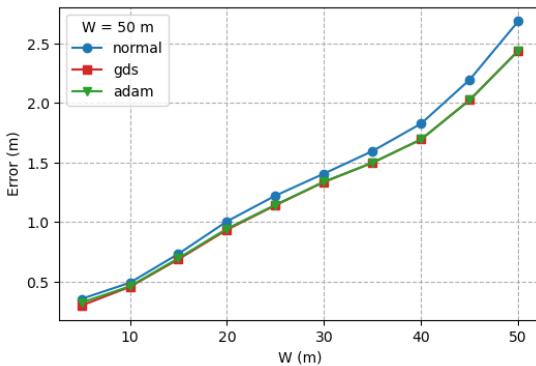
ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน E ของทั้งสามวิธีที่ $P_{t,i} = 1$ dBm และ $\sigma = 0.35$

วิธี	Gradient descent		
	Normal	Adam	Adam
ความกว้าง			
5 เมตร	0.356392	0.300481	0.325254
10 เมตร	0.492625	0.457637	0.462582
15 เมตร	0.734449	0.689270	0.698085
20 เมตร	1.007356	0.936793	0.945523
25 เมตร	1.223066	1.142322	1.146089
30 เมตร	1.407920	1.337213	1.340092
35 เมตร	1.597186	1.499035	1.499580
40 เมตร	1.827467	1.694810	1.694931
45 เมตร	2.195746	2.025911	2.024898
50 เมตร	2.685555	2.438683	2.437726

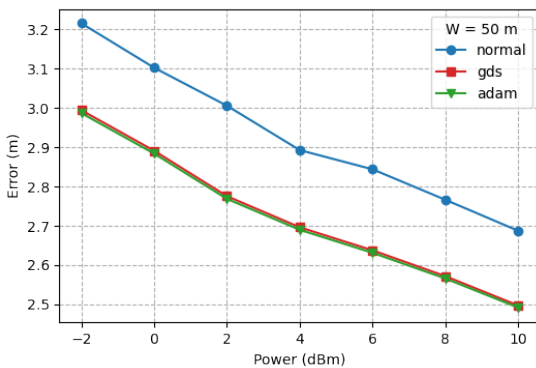


$$\% \text{difference} = \frac{|\text{value}_1 - \text{value}_2|}{\min(\text{value}_1, \text{value}_2)} \times 100 \quad (20)$$

โดยเมื่อคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างแล้ววิธีเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมมีความแตกต่างกันเพียง 0.0393% สำหรับพื้นที่ขนาด 2,500 ตารางเมตร และเมื่อเปรียบเทียบกับวิธี True-range Multilateration พบว่าทั้งสองวิธีสามารถลดค่าความคลาดเคลื่อนลงได้ 10.17% สำหรับพื้นที่ขนาด 2,500 ตารางเมตรเช่นกัน

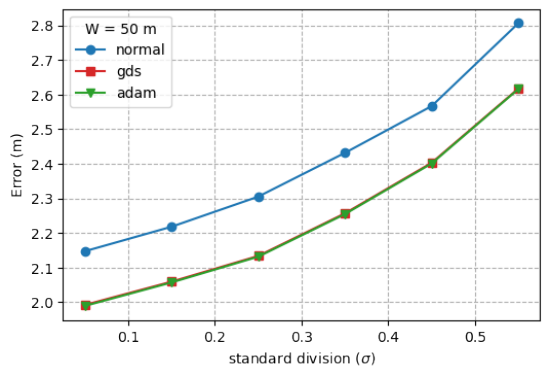


รูปที่ 5 แสดงการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน E ของทั้งสามวิธีที่ $P_{t,i} = 1$ dBm และ $\sigma = 0.35$



รูปที่ 6 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของทั้งสามวิธีโดยกำหนดให้แกนนอนแทนกำลังส่งที่ในพื้นที่ทดลอง ขนาด 2,500 ตารางเมตรและ $\sigma = 0.35$

รูปที่ 6 แสดงผลกระทบของกำลังส่งต่อค่าความคลาดเคลื่อนของทั้งสามวิธีโดยจากรูปจะเห็นว่าเมื่อกำลังส่งเพิ่มขึ้นค่าความคลาดเคลื่อนของทั้งสามวิธีมีอัตราการลดลงที่ใกล้เคียงกัน จากรูปเราสามารถสรุปได้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนสามารถลดลงได้ด้วยการเพิ่มกำลังส่ง เพื่อศึกษาผลกระทบของค่าความเบี่ยงเบน σ ของตัวแปรสุ่ม Log-normal ซึ่งเป็นเหมือนสัญญาณรบกวนในระบบผู้เขียนได้เพิ่มรูปที่ 7 โดยกำหนดให้พื้นที่ทดลองมีขนาด 2,500 ตารางเมตร เมื่อพิจารณารูปดังกล่าวพบว่าทั้งสามวิธีมีการทนต่อสัญญาณรบกวนที่ใกล้เคียงกัน



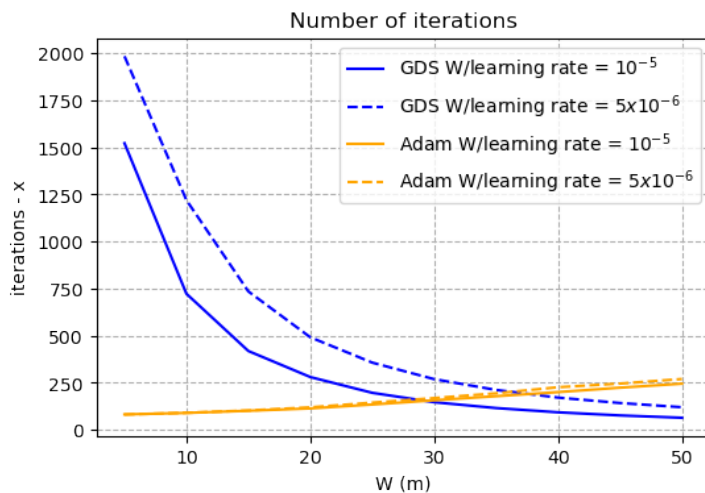
รูปที่ 7 แสดงการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน E ของทั้งสามวิธีที่ $P_{t,i} = 1$ dBm และ $\sigma = 0.45$

รูปที่ 8 แสดงการเปรียบเทียบอัตราการสูญเสียโดยพิจารณาจากจำนวนครั้งของการวนซ้ำของการประมาณพิกัดของโหนด O ในแนวแกน x หรือ X_{est} ระหว่างวิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัมเมื่อกำหนดให้อัตราการเรียนรู้ η มีค่าเท่ากับ 10^{-5} และ 5×10^{-6} โดยจากรูปเมื่อพิจารณาที่ $\eta = 10^{-5}$ พบว่าในพื้นที่ขนาดเล็กนั้นวิธีอดัมจะมีอัตราการสูญเสียที่ต่ำกว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมากโดยที่ W มีค่าเท่ากับ 5 เมตรนั้นวิธีอดัมใช้จำนวนครั้งของการ



วนซ้ำที่ต่ำกว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันถึง 15 เท่า โดยประมาณอย่างไรก็ตามเมื่อขนาดพื้นที่เพิ่มขึ้น จำนวนการวนซ้ำของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมีการลดลงอย่างรวดเร็วในขณะที่จำนวนการวนซ้ำของวิธีอัดมกลับเพิ่มขึ้นอย่างช้า ๆ โดยจำนวนการวนซ้ำของทั้งสองวิธีมีค่าเท่ากันที่ขนาดพื้นที่ W มีค่าเท่ากับ 30 เมตรและหลังจากที่ระยะ 30 เมตรขึ้นไปจำนวนครั้งของการวนซ้ำของวิธีอัดมกลับจะมีค่าสูงกว่าของวิธีการเคลื่อนลงตามความชันเนื่องจากในพื้นที่ขนาดเล็กนั้น ผลคูณในเทอมของอัตราการเรียนรู้กับอนุพันธ์ย่อยของฟังก์ชัน $E(X_{est}, Y_{est})$ มีค่าใกล้เคียงกับ X_{est}^{t-1} จึงทำให้การปรับตัวของ X_{est}^t มีการเปลี่ยนแปลงที่ช้า แต่เมื่อขนาดพื้นที่ใหญ่ขึ้นผลคูณของอัตราการเรียนรู้กับอนุพันธ์ย่อยของฟังก์ชัน $E(X_{est}, Y_{est})$ มีขนาดใหญ่ขึ้นส่งผลให้ X_{est}^t มีการปรับตัวที่เร็วขึ้น ดังนั้นวิธีแก้ปัญหของวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน

ในพื้นที่ขนาดเล็กคือการเพิ่มอัตราการเรียนรู้ให้สูงขึ้น อย่างไรก็ตามการเพิ่มอัตราการเรียนรู้ที่มากเกินไปจะทำให้ฟังก์ชันไม่เข้าสู่ค่าต่ำสุดที่แท้จริง จากการวิเคราะห์ข้างต้นจะเห็นได้ว่าอัตราการรู้มีผลต่อจำนวนการวนซ้ำและค่าความผิดพลาด ส่วนวิธีอัดมกลับในการปรับอัตราการเรียนรู้ด้วยการหารด้วยค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่กำลังสอง ทำให้ขนาดของอัตราการเรียนรู้มีค่าเปลี่ยนแปลงทุกรอบการวนซ้ำ จึงเป็นวิธีที่เหมาะสมกับการให้ค่าความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งสำหรับอัตราการรู้เข้าของการประมาณฟังก์ชันของโหนด O ในแนวแกน y หรือ Y_{est} นั้นก็มีแนวโน้มเช่นเดียวกับการประมาณในแนวแกน x เมื่อพิจารณาที่อัตราการเรียนรู้ $\eta = 5 \times 10^{-6}$ จะพบว่าเมื่อลดอัตราการเรียนรู้ลงความแตกต่างของจำนวนรอบของการวนซ้ำของทั้งสองวิธีที่พื้นที่ขนาดใหญ่ลดลง ดังนั้นเราสามารถสรุปได้ว่าการปรับอัตราการเรียนรู้ให้เหมาะสมมีผลต่อสมรรถนะของทั้งสองวิธี



รูปที่ 8 แสดงการเปรียบเทียบอัตราการเรียนรู้ของทั้งสองวิธีที่ $\eta = 10^{-5}$ และ 5×10^{-6}



5. สรุปผลการดำเนินงานและข้อเสนอแนะ

บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้วิธีปัญหาประดิษฐ์สองวิธีเพื่อลดความคลาดเคลื่อนของการระบุตำแหน่งในพื้นที่โล่งได้แก่วิธีการเคลื่อนลงตามความชันและวิธีอดัม โดยทั้งสองวิธีนั้นใช้วิธีการวนซ้ำเพื่อลดความคลาดเคลื่อนโดยการอัปเดตในแต่ละรอบของการวนซ้ำอ้างอิงจากอนุพันธ์ย่อยของค่าความคลาดเคลื่อน โดยทั้งสองวิธีมีความแตกต่างกันคือวิธีการเคลื่อนลงตามความชันนั้นจะใช้อนุพันธ์ย่อยของค่าความคลาดเคลื่อนมาอัปเดตตำแหน่งของวัตถุโดยตรงในขณะที่วิธีอดัมมีการนำค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่และค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่ที่ยกกำลังสองมารวมพิจารณาด้วยซึ่งทำให้วิธีอดัมมีทิศทางการอัปเดตที่ถูกต้องมากกว่าและมีอัตราการลู่เข้าที่เร็วกว่า ผลการดำเนินงานแสดงให้เห็นว่าวิธีทั้งสองสามารถลดความคลาดเคลื่อนในการระบุตำแหน่งจากวิธี True-range multilateration ลงได้ เมื่อพิจารณาอัตราการลู่เข้าแล้วพบว่าที่พื้นที่ขนาดเล็กวิธีอดัมมีอัตราการลู่เข้าที่เร็วกว่าวิธีการเคลื่อนลงตามความชันอย่างมาก อย่างไรก็ตามวิธีการเคลื่อนลงตามความชันมีอัตราการลู่เข้าที่เร็วกว่าเล็กน้อยในพื้นที่ขนาดใหญ่เนื่องจากเทอมของอนุพันธ์ย่อยมีการเปลี่ยนแปลงที่เร็วกว่าการนำค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่มารวมพิจารณาดังนั้นผู้เขียนเสนอให้ใช้วิธีอดัมในพื้นที่ขนาดเล็กสำหรับพื้นที่ไม่เกิน 900 ตารางเมตรและใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชันในวิธีขนาดใหญ่ตั้งแต่ 900 ตารางเมตรขึ้นไป นอกจากนี้ผลการดำเนินการยังชี้ให้เห็นว่าอัตราการเรียนรู้มีผลต่ออัตราการลู่เข้าของทั้งสองวิธี

แนวทางพัฒนางานต่อไปในอนาคตได้แก่การหาอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมซึ่งจะช่วยให้วิธีทั้งสองที่นำมาประยุกต์ใช้ในงานนี้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นในแง่ของการลดค่าความคลาดเคลื่อน นอกจากนี้ที่กล่าวมาข้างต้นแล้วนั้นในอนาคตจะมีการนำทั้งสองวิธีไปประยุกต์ใช้ในการระบุตำแหน่งภายในอาคารอีกด้วย

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] S. Li, M. Hedley, K. Bengston, D. Humphrey, M. Johnson and W. Ni, Passive localization of standard WiFi devices, *IEEE Systems Journal*, 2019, 13(4), 3929-3932.
- [2] S. Atipong, A study and design of object localization in wireless sensor network, *The 39th Electrical Engineering Conference, Proceeding*, 2016, 423-426.
- [3] P. Dangkham, Indoor real time localization system with bluetooth low power, *Journal of Industrial Technology*, 2018, 13(1), 71 – 80. (in Thai)
- [4] E.W. Lam and T.D.C. Little, Indoor 3D localization with low-cost LiFi components, *2019 Global LIFI Congress, Proceeding*, 2019, 1-6.
- [5] <https://tupleblog.github.io/gradient-descent-part1/>. (Accessed on 8 June 2021)
- [6] D.P. Kingma and J.L. Ba, Adam: A method for stochastic optimization, *International Conference on Learning Representation, Proceeding*, 2014, 1-15.



- [7] T.S. Rappaport, Wireless communications: Upper saddle river, Prentice Hall, NJ, USA, 1996.
- [8] D.M. Pozar, Microwave engineering, 2nd Ed., John Wiley & Sons, Inc., NY, USA, 1998.
- [9] www.wikiwand.com/en/True-range_multilateration. (Accessed on 8 June 2021)
- [10] Sutiyo, R.Hidayat, I. W. Mustika and Sunarno, The wide range of regression analysis in distance estimation system of the fingerprint-based outdoor wireless access point localization system, International Journal of Engineering and Technology, 2018, 7(4.40), 183 – 186.
- [11] https://en.wikipedia.org/wiki/Monte_Carlo_method. (Accessed on 22 June 2021)