



ใบรับรองวิทยานิพนธ์
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)

ปริญญา

วิศวกรรมไฟฟ้า

วิศวกรรมไฟฟ้า

สาขา

ภาควิชา

เรื่อง การติดตามวัตถุเคลื่อนที่ในเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายโดยวิธีการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน

Object Tracking with Support Vector Machine in Wireless Sensor Networks

นามผู้วิจัย นางศุภณี อภิชาติไตรสรณ์

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ธีรสิทธิ์ เกษตรเกษม, Ph.D.)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์เอกชัย ไพศาลกิตติสกุล, Ph.D.)

หัวหน้าภาควิชา

(รองศาสตราจารย์วิชัย สุระพัฒน์, วศ.ม.)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์กัญญา ธีระกุล, D.Agr.)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ เดือน พ.ศ.

สืบสิงห์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิทยานิพนธ์

เรื่อง

การติดตามวัตถุเคลื่อนที่ในเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายโดยวิธีการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

Object Tracking with Support Vector Machine in Wireless Sensor Networks

โดย

นางศุภณีย์ อภิชาติไตรสรณ์

เสนอ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

เพื่อความสมบูรณ์แห่งปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)

พ.ศ. 2556

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

คุณิ อภิชาติไตรสรณ์ 2556: การติดตามวัตถุเคลื่อนที่ในเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายโดย
วิธีการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทซิน ปริญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
(วิศวกรรมไฟฟ้า) สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า อาจารย์ที่ปรึกษา
วิทยานิพนธ์หลัก: ผู้ช่วยศาสตราจารย์ธีรสิทธิ์ เกษตรเกษม, Ph.D. 75 หน้า

เทคโนโลยีเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายนับวันจะมีบทบาทในชีวิตประจำวันมากขึ้น โดย
การประยุกต์ใช้งานในด้านต่างๆ เช่น ทางด้านทหาร สิ่งแวดล้อม วงการแพทย์ การใช้งานแบบ
อัจฉริยะ ซึ่งเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายประกอบด้วยตัวรับรู้จำนวนมากที่เชื่อมโยงกัน แต่ละตัวมี
ความสามารถในการรับรู้ ประมวลผล และสื่อสารกันแบบไร้สาย บริการพื้นฐานที่น่าสนใจอย่าง
หนึ่งของเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายคือการติดตามวัตถุ เช่นการติดตามศัตรูทางทหาร การติดตาม
ผู้ป่วยในโรงพยาบาล เป็นต้น อย่างไรก็ตามเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายมีความแตกต่างจากระบบ
กระจายคือ ตัวรับรู้แบบไร้สายมีทรัพยากรที่จำกัดอย่างมากเมื่อเทียบกับคอมพิวเตอร์ ดังนั้น
เครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายจำเป็นต้องมีหน่วยประมวลผลกลางเพื่อใช้ในการประมวลผล และ
ขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมกับการใช้งานในเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายนั้นจะต้อง ให้ตัวรับรู้มีภาระ
ในการคำนวณและประมวลผลน้อยที่สุด และหน่วยประมวลผลกลางมีหน้าที่การประมวลผลส่วน
ที่มีความซับซ้อนสูง

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยวิธีการใช้ซัพพอร์ต
เวกเตอร์แมทซินเข้ามาช่วยในการหาตำแหน่งของวัตถุ โดยเป็นการปรับปรุงงานวิจัยของ Aslam
et al. (2003) โดยการเพิ่มเติมข้อมูลทิศทางของการเคลื่อนที่ของวัตถุและความน่าจะเป็นของ
ตำแหน่งวัตถุบริเวณ Optimal Hyperplane เข้าไป เทคนิคสำคัญที่ใช้ในการวิจัยนี้คือ การระบุ
ตำแหน่งการเคลื่อนที่ของวัตถุโดยใช้เครือข่ายตัวรับรู้แบบทวิภาค ที่สามารถใช้ข้อมูลเพียงบิต
เดียวเท่านั้น ที่บอกว่า ณ เวลานั้นวัตถุกำลังเคลื่อนที่เข้าหาหรือเคลื่อนที่ออกจากตัวรับรู้ และ
ข้อมูลที่ได้จากกลุ่มตัวรับรู้เหล่านี้สามารถประมาณทิศทางและการเคลื่อนที่ของวัตถุและตำแหน่งของ
วัตถุได้โดยอาศัยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทซิน และพาร์ติเคิลฟิวเตอร์ จากการทดลองโดยการ
จำลองสถานการณ์ด้วยโปรแกรม MATLAB ผลที่ได้จากการทดลองที่ได้แสดงให้เห็นว่า วิธีการ
ติดตามวัตถุที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอมีความแม่นยำมากกว่างานของ Aslam *et al.* (2003) ถึง
57.07% และทนทานต่อการอ่านข้อมูลผิดพลาดของตัวรับรู้

Dusadee Apicharttrisorn 2013: Object Tracking with Support Vector Machine in Wireless Sensor Networks. Master of Engineering (Electrical Engineering), Major Field: Electrical Engineering, Department of Electrical Engineering. Thesis Advisor: Assistant Professor Teerasit Kasetkasem, Ph.D. 75 pages.

Wireless sensor network (WSN) technologies are playing a more important role in our daily life as we apply them into various fields such as military, environmental, medical, and “smart” applications. WSNs consist of many inter-connected sensor nodes, which can sense, process, and communicate wirelessly with each other. One of the interesting, basic services of WSNs is object tracking. For example, military units can track adversary objects; officers in a hospital can track their patients. However, WSNs are different from generic distributed systems in that sensor nodes, in comparison with computers, have so limited computing resources that WSNs need a higher-performance central processing node. Therefore, algorithms suitable for use in WSNs have to put the least computing and processing burden on sensor nodes and get the central node to perform computationally-complex tasks.

This thesis proposes an object tracking algorithm by taking advantage of support vector machines (SVM) to estimate the location of an object. This is an extension of research work by Aslam *et al.* (2003). An important technique used in this research is to track objects with “binary” sensor networks, which require, at one time, only one bit of data from each sensor node. One bit (either 0 or 1) indicates if an object is moving toward or away from each sensor node. Then, all nodes report these observations to the central processing node so that it can track the direction and location of the object. The central node can determine the direction, orthogonal to the optimal plane of SVMs, and uses a probability model to estimate the location of the object, in vicinity of the optimal plane, by using particle filtering techniques. This research simulates object tracking with the MATLAB software program. According to the experimental results, the algorithm proposed in this thesis achieves more accurate object location estimation than the algorithm proposed by Aslam *et al.* (2003) up to 57.07% and is robust to sensor observation errors.

Student's signature

Thesis Advisor's signature

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.ธีรสิทธิ์ เกษตรเกษม ประธานกรรมการที่ปรึกษา
วิทยานิพนธ์ และ ผศ.ดร.เอกชัย ไพบาลกิตติสกุล กรรมการที่ปรึกษาร่วม ที่ให้คำปรึกษาในการเรียน
การค้นคว้าวิจัยตลอดจนการตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์จนกระทั่งเสร็จสมบูรณ์

ขอกราบขอบพระคุณอาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่ได้อบรมสั่งสอนและมอบ
ความรู้อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป ขอขอบคุณบริษัท ทีโอที จำกัด
(มหาชน) ที่ได้ให้ทุนสนับสนุนการเรียนในครั้งนี้ ขอขอบพระคุณคุณไพบุลย์ เตชะนิริตติชัย คุณชยพร
ธนะไชย และคุณกิตติภัทร อภิชาติไตรสรณ์ ที่คอยสนับสนุน ให้คำแนะนำและกำลังใจในการทำ
วิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณคุณพ่อและคุณแม่ ตลอดจนรุ่นพี่รุ่นน้องทุกคน ที่ให้คำแนะนำ และ
ให้กำลังใจในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี หากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มี
ข้อบกพร่องประการใด ข้าพเจ้ายินดีรับข้อเสนอแนะ และขออภัยมา ณ ที่นี้ด้วย

คุณหญิง อภิชาติไตรสรณ์
พฤษภาคม 2556

สารบัญ

หน้า

สารบัญ	(1)
สารบัญตาราง	(2)
สารบัญภาพ	(3)
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	(6)
คำนำ	1
วัตถุประสงค์	3
การตรวจเอกสาร	4
อุปกรณ์และวิธีการ	26
อุปกรณ์	26
วิธีการ	26
ผลและวิจารณ์	43
ผล	43
วิจารณ์	69
สรุปและข้อเสนอแนะ	71
สรุป	71
ข้อเสนอแนะ	72
เอกสารและสิ่งอ้างอิง	73
ประวัติการศึกษา และการทำงาน	75

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1	ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง และทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม โดยเปลี่ยนค่า β	47
2	ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง และทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยเปลี่ยนค่า β	53
3	ผลการทดลองขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยการเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเลข 8 ที่ค่า $\sigma = 0.5$ โดยเปลี่ยนค่า β	56
4	ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) เมื่อใช้ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง	57
5	ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) เมื่อใช้ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8	59
6	เปรียบเทียบผลการทดลองจากขั้นตอนวิธีของ J. Aslam <i>et al.</i> (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam <i>et al.</i> (2003) และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียวโดยเลือกค่า $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$	61
7	ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง และทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ และจำนวนตัวรับรู้เท่ากับ 50, 100 และ 200 ตัว	65
8	ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง และเคลื่อนที่แบบเลข 8 ทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ และจำนวนก้าวเดินเป็น 20 และ 100 ก้าว	66

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
1	ขั้นตอนการหาตำแหน่งวัตถุ	6
2	TOA, โดย t_{TA} และ t_{TB} เป็นระยะเวลาที่วัดได้จากการที่สัญญาณเดินทางจากเป้าหมาย T ไปยังจุดอ้างอิง A และ B ตามลำดับ	7
3	เวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ต่างกัน (Time Difference of Arrival: TDOA)	9
4	RTOF โดย t_1 และ t_2 คือเวลาที่สัญญาณเดินทางไปและกลับจากเป้าหมาย T ถึงจุดอ้างอิง A และ B ตามลำดับ	10
5	ตัวรับรู้ A และ B วัดค่าความแรงสัญญาณที่ได้รับจากเป้าหมาย T ได้ค่า R_1 และ R_2	11
6	Triangulation โดยอาศัยมุมของสัญญาณ	12
7	Trilateration	13
8	ระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้แบ่งข้อมูล (Optimal Separating Hyperplane)	16
9	ระยะห่างที่มากที่สุดระหว่างระนาบเกินที่ใช้แบ่งข้อมูลฝึกสอนออกเป็น 2 คลาส	18
10	หลักการทำ Resampling	24
11	การจำลองการวางตัวรับรู้ลงบนพื้นที่ที่สนใจอย่างสุ่ม	28
12	การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม โดยวัตถุมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วคงที่แบบ $N(1.0, 0.2)$	29
13	การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม โดยวัตถุมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร่งทั้งในแนวแกน x และแกน y ด้วย $a \sim U[-0.5, 0.5]$	30
14	การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม โดยวัตถุมีการเคลื่อนที่ลักษณะเป็นเลข 8 (8-model)	31
15	Convex hull สำหรับกลุ่มบวกและกลุ่มลบ	34
16	การใช้โปรแกรม Matlab หาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุด	36
17	มุมระหว่างเวกเตอร์ $\vec{w}$ และเวกเตอร์ $\vec{r}$	36
18	d เป็นระยะทางตั้งฉากจากตำแหน่งพาร์ติเคิลใหม่ไปยัง optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM	41

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
19	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้วิธีขั้นตอนของ Aslam <i>et al.</i> (2003) กับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยทดลองที่ค่า β ต่างๆ	49
20	แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า $\beta = 0.25$	50
21	แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า $\beta = 0.5$	51
22	แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า $\beta = 2.0$	52
23	แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า $\beta = 4.0$	52
24	แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า β ตั้งแต่ 0.25 ถึง 128	53
25	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้วิธีขั้นตอนของ Aslam <i>et al.</i> (2003) กับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมที่ค่า β ต่างๆ	55
26	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยการเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเลข 8 ที่ค่า $\sigma = 0.5$ โดยเปลี่ยนค่า β	56
27	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง	58
28	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8	60
29	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี ทดลองที่ค่า $\beta = 4.0$ และ $\sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง	61
30	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี ทดลองที่ค่า $\beta = 4.0$ $\sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง	62
31	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี ทดลองที่ค่า $\beta = 4.0$ และ $\sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8	62

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
32	ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8 โดยใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam <i>et al.</i> (2003) จำนวนก้าวเดินเท่ากับ 20 ก้าว	63
33	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ และจำนวนตัวรับรู้เท่ากับ 50, 100 และ 200 ตัว	65
34	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง	67
35	เปรียบเทียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam <i>et al.</i> (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8	67
36	ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8 โดยใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam <i>et al.</i> (2003) จำนวนก้าวเดินเท่ากับ 100 ก้าว	68

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

SVM	=	Support Vector Machines
PF	=	Particle Filter
e%	=	Percent of Error Reading
S.D.	=	Standard Deviation
Aslam	=	ขั้นตอนวิธีการของ Aslam <i>et al.</i> (2003)
Extended Aslam	=	ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam <i>et al.</i> (2003)
Pure SVM	=	ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว

การติดตามวัตถุเคลื่อนที่ในเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายโดยวิธีการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน

Object Tracking with Support Vector Machine in Wireless Sensor Networks

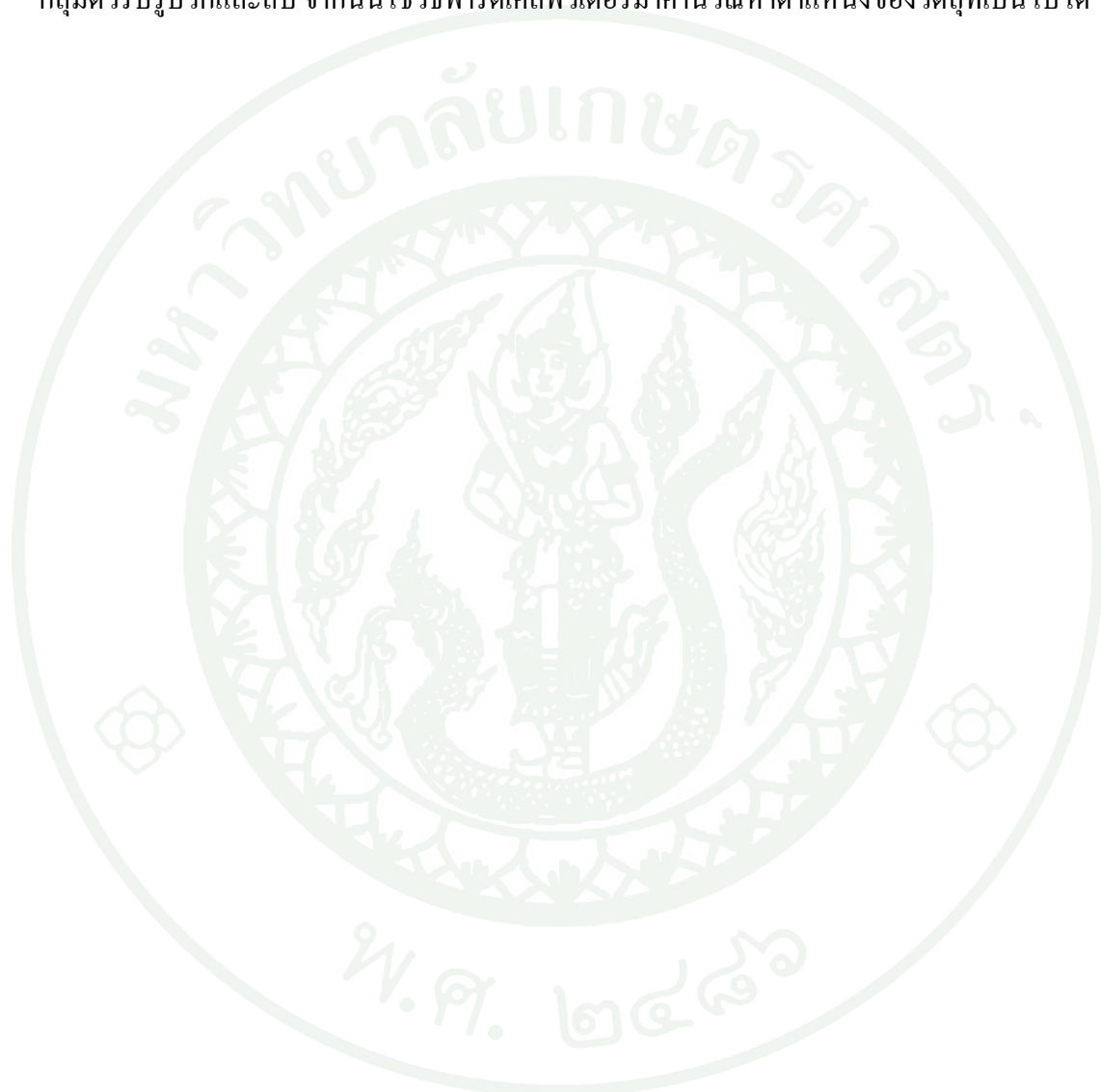
คำนำ

เครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายคือเครือข่ายที่ประกอบไปด้วยอุปกรณ์ขนาดเล็กจำนวนมากซึ่งมีความสามารถในการรับรู้สภาพแวดล้อมที่อุปกรณ์อยู่เช่น อุณหภูมิ ความดัน เสียง แรงสั่นสะเทือน เป็นต้น เมื่อตัวรับรู้สามารถตรวจจับค่าเหล่านี้ได้จะทำการส่งผลมายังส่วนกลางเพื่อประมวลผลและทำการตอบสนองสิ่งที่เกิดขึ้นได้อย่างเหมาะสมตามวัตถุประสงค์ของผู้ใช้งาน ปัจจุบันเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายถูกนำมาใช้งานอย่างแพร่หลาย เนื่องจากความสามารถอันหลากหลายบนเทคโนโลยีขนาดเล็กและราคาถูกทำให้ตัวรับรู้ไร้สายแทรกซึมอยู่ทั่วไปในชีวิตประจำวันเช่น การใช้งานสำหรับบ้านอัจฉริยะ การเฝ้าดูพฤติกรรมสัตว์ ใช้ตรวจจับผู้บุกรุก หรือควบคุมอุปกรณ์ต่างๆ ในโรงงาน เป็นต้น

การติดตามวัตถุเคลื่อนที่เป็นการประยุกต์ใช้เครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายอย่างหนึ่ง โดยเป้าหมายหลักของการติดตามวัตถุเคลื่อนที่คือต้องการรู้ตำแหน่งและเส้นทางการเคลื่อนที่ โดยงานวิจัยที่มีผู้เสนอมานี้ใช้วิธีให้ตัวรับรู้ส่งข้อมูลเพียงบิตเดียวเพื่อบอกว่าวัตถุที่เราสนใจนั้นกำลังเคลื่อนที่เข้าหาหรือออกจากตัวรับรู้ (Aslam *et al.*, 2003) จากนั้นทำการสร้างคอนเวกซ์ฮัลล์ (Convex hull) เพื่อหาขอบเขตของตำแหน่งวัตถุซึ่งจะอยู่ภายนอกคอนเวกซ์ฮัลล์บวกและลบ และใช้ขั้นตอนวิธีแบบพาร์ติเคิลฟิวเตอร์ (Particle Filter) มาคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุ อีกรงานวิจัยใช้การส่งข้อมูลเพียงบิตเดียวเช่นกัน โดยข้อมูลหนึ่งบิตที่ส่งนั้นบอกว่าวัตถุอยู่ในหรือนอกระยะตรวจจับของตัวรับรู้ (Kim *et al.*, 2005) และมีการใช้ข้อมูลจากตัวรับรู้รอบข้างมาหาค่าน้ำหนักของตำแหน่งวัตถุ เพื่อช่วยในการคำนวณหาตำแหน่งวัตถุได้ถูกต้องยิ่งขึ้น จากนั้นใช้การหาเส้นตรงที่เหมาะสมที่สุดมาช่วยคำนวณตำแหน่งวัตถุ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน (Support Vector Machine) คือการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยให้ตัวรับรู้ที่อยู่ในพื้นที่ที่เราสนใจส่งข้อมูลเกี่ยวกับวัตถุที่ต้องการติดตามว่าในขณะเวลาหนึ่งนั้นวัตถุเคลื่อนที่เข้าหาหรือออกจากตัวรับรู้ จากนั้นส่งข้อมูลการเคลื่อนที่เข้าหาหรือเคลื่อนที่ออกมาบางส่วนกลางในรูปแบบหนึ่งบิต ซึ่งจะช่วยประหยัด

พลังงานในการส่งข้อมูลทำให้ตัวรับรู้ที่มีขนาดเล็กและมีแหล่งพลังงานจำกัดสามารถใช้พลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อตัวรับรู้ทั้งหมดส่งข้อมูลมายังส่วนกลาง ส่วนกลางจะทำการประมวลผลโดยใช้ซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์แมทชีนในการแบ่งกลุ่มของตัวรับรู้ออกเป็นสองกลุ่มคือกลุ่มตัวรับรู้บวก (วัตถุเคลื่อนที่เข้าหา) และ กลุ่มตัวรับรู้ลบ (วัตถุเคลื่อนที่ออก) ซึ่งตำแหน่งของวัตถุจะอยู่ระหว่างกลุ่มตัวรับรู้บวกและลบ จากนั้นใช้วิธีพาร์ติเคิลฟิวเตอร์มาคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุที่เป็นไปได้



วัตถุประสงค์

1. เพื่อปรับปรุงขั้นตอนวิธีติดตามวัตถุเคลื่อนที่ในเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายจากงานของ Aslam *et al.* (2003) โดยวิธีการจำลองบนโปรแกรมคอมพิวเตอร์
2. เพื่อเสนอขั้นตอนวิธีติดตามวัตถุเคลื่อนที่ในเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สาย ที่มีประสิทธิภาพในการติดตามที่แม่นยำและเที่ยงตรงมากขึ้น



การตรวจเอกสาร

การติดตามวัตถุเป็นหนึ่งในการประยุกต์ใช้งานที่สำคัญของเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สาย ซึ่งถูกติดตั้งเพื่อใช้ในการตรวจติดตามทั่วไปทั้งภายในอาคารและนอกอาคารหรือการตรวจติดตามผู้บุกรุก หรือการเฝ้าสังเกตสิ่งที่อยู่ตามธรรมชาติ โดยทั่วไปแล้วระบบเครือข่ายตัวรับรู้แบบไร้สายถูกใช้เพื่อเฝ้าสังเกตข้อมูลและวัดค่าของคุณลักษณะบางอย่างของพื้นที่ที่สนใจเช่น ความร้อน ความเข้มของแสง ความสั่นสะเทือน เสียง ความชื้นสนามแม่เหล็ก เป็นต้น และข้อมูลที่ได้ยังรวมถึงตำแหน่งและเวลาของการวัดค่าต่างๆ

ข้อมูลทางด้านตำแหน่งมีประโยชน์หลายด้านดังนี้ (Krishnamachari, 2005)

1. เพื่อเก็บข้อมูลด้านตำแหน่งของแต่ละตัวรับรู้ที่อยู่ร่วมกันเพื่อทำหน้าที่ใดหน้าที่หนึ่ง
2. เพื่อระบุและติดตามตำแหน่งของวัตถุในพื้นที่ที่สนใจ
3. เพื่อใช้ตรวจจับปรากฏการณ์ที่มีการแพร่กระจายออกไปเรื่อยๆ เช่นการรั่วของสารเคมี เพื่อใช้หาขอบเขตของการแพร่กระจาย
4. เพื่อใช้ในการปรับการทำงานของตัวรับรู้เพื่อให้เกิดการใช้พลังงานอย่างสมดุล คือเมื่อตัวรับรู้ถูกวางอยู่ในพื้นที่อย่างหนาแน่นเกินไป ข้อมูลด้านตำแหน่งจะสามารถช่วยเลือกให้ตัวรับรู้บางตัวทำงาน ในขณะที่บางตัวหยุดพัก เพื่อเป็นการประหยัดพลังงานของเครือข่าย
5. เพื่อใช้ในการสร้างกลุ่ม (Cluster) และแบ่งเครือข่ายออกเป็นกลุ่มย่อยๆ เพื่อประโยชน์ในการสร้างเส้นทางแบบลำดับชั้น (Hierarchical Routing) และการประมวลผลแบบร่วมมือกัน (Collaborative Processing)
6. เพื่อประโยชน์ในการส่งข้อความไปยังเครือข่าย เช่นเมื่อระบบต้องการทราบข้อมูลใดข้อมูลหนึ่งในเครือข่าย เมื่อระบบทราบตำแหน่งของแต่ละตัวรับรู้ระบบไม่จำเป็นต้องแพร่กระจาย

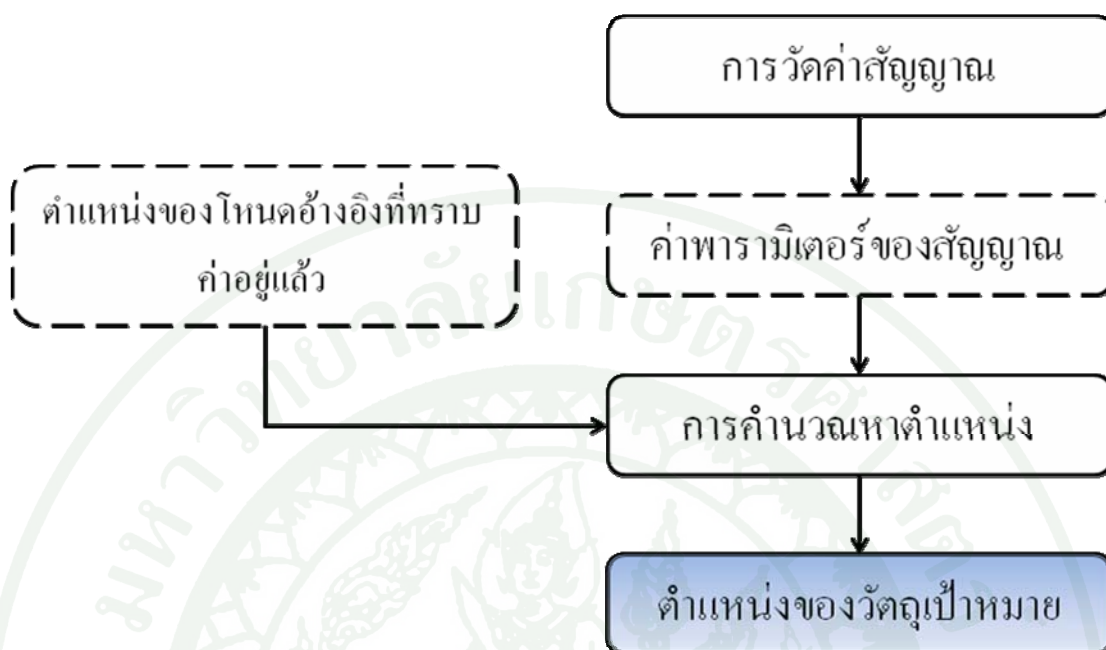
คำถามที่ต้องการออกไปทั้งเครือข่าย เพียงส่งคำถามไปยังตัวรับรู้ที่อยู่ในพื้นที่ที่ระบบสนใจก็พอ ซึ่งช่วยในการประหยัดพลังงานของเครือข่าย

การใช้งานที่ต้องอาศัยข้อมูลการหาตำแหน่งมีความต้องการเพิ่มมากขึ้นทุกวัน สำหรับการหาตำแหน่งวัตถุในสภาพแวดล้อมที่เราสนใจวิธีขั้นตอนที่ใช้ในการหาตำแหน่งนั้นมีหลายวิธีด้วยกัน โดยแต่ละวิธีนั้นก็มีความแตกต่างกันไปตามประเภทการใช้งาน รวมถึงสภาพแวดล้อมของการใช้งานทั้งในร่มและกลางแจ้ง

การใช้งานแบบหาตำแหน่งสำหรับสภาพแวดล้อมกลางแจ้งนั้นส่วนใหญ่ใช้ระบบจีพีเอส (Global Positioning System:GPS) เพื่อการหาตำแหน่งวัตถุ โทรศัพท์เคลื่อนที่ก็เป็นอุปกรณ์หนึ่ง นอกจากระบบ GPS ที่สามารถใช้ติดตามตำแหน่งการเคลื่อนที่ของบุคคล แต่ความถูกต้องของข้อมูลนั้นค่อนข้างจะผันผวนอยู่ในระดับหลักร้อยเมตรจนถึงกิโลเมตร ขึ้นอยู่กับขนาดของสถานีแม่ข่ายระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ ซึ่งทั้งระบบจีพีเอสและโทรศัพท์เคลื่อนที่นั้นไม่เหมาะกับการใช้งานแบบในร่มเนื่องจากเทคโนโลยีของระบบโทรศัพท์ยังไม่สามารถให้ความถูกต้องของข้อมูลตำแหน่งได้อย่างเพียงพอ และระบบจีพีเอสสัญญาณไม่สามารถทะลุทะลวงผ่านตึกหรือสิ่งกีดขวางต่างๆ ได้ ดังนั้นการติดตามวัตถุในร่มจะใช้เทคนิคอื่นแทนเช่นอาศัยสัญญาณอินฟราเรด ความถี่คลื่นวิทยุ หรือคลื่นเสียงความถี่สูง

ขั้นตอนการหาตำแหน่งวัตถุนั้นสามารถแบ่งออกได้เป็นสองส่วนใหญ่ๆคือ การวัดค่าสัญญาณ และการคำนวณหาตำแหน่ง โดยสถานการณ์ที่นิยมใช้สำหรับการหาตำแหน่งแบบในร่มคือ ให้เป้าหมายเคลื่อนที่ท่ามกลางตัวรับรู้ในเครือข่ายแบบไร้สาย ตัวรับรู้ไร้สายจะมีหน้าที่ตรวจจับการปรากฏตัวของเป้าหมายนั้นในพื้นที่ที่เราสนใจ โดยส่งสัญญาณไปยังวัตถุเป้าหมายและรอการตอบกลับจากวัตถุเป้าหมายเพื่อเป็นการยืนยันว่าเป้าหมายยังอยู่ในระยะเครือข่าย และเมื่อตัวรับรู้ทั้งหลายได้รับสัญญาณตอบกลับ ตัวรับรู้จะทำการคำนวณเวลาที่ใช้ตั้งแต่เริ่มส่งสัญญาณออกไปจนกระทั่งได้รับสัญญาณตอบกลับมา หรือคำนวณจากค่าความแรงของสัญญาณที่ได้รับจากเป้าหมาย ซึ่งค่าที่วัดได้เหล่านี้จะถูกนำมาคำนวณเพื่อหาระยะห่างระหว่างตัวรับรู้เหล่านั้นกับวัตถุเป้าหมาย จากนั้นค่าระยะห่างเหล่านั้นจะถูกนำมาคำนวณเพื่อหาตำแหน่งของวัตถุเป้าหมายอีกครั้งหนึ่ง

ดังนั้นหลักการเบื้องต้นของการหาตำแหน่งของวัตถุแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนคือ ขั้นแรก การวัดค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องของสัญญาณ โดยอาจเป็นค่าเวลาการเดินทางหรือค่าความแรงของสัญญาณ ขั้นตอนที่สองคือการคำนวณหาตำแหน่งที่แท้จริงของเป้าหมาย (Rozyyev *et al.*, 2010)



ภาพที่ 1 ขั้นตอนการหาตำแหน่งวัตถุ

ในขั้นแรกของการหาตำแหน่งของวัตถุตัวรับรู้จะวัดค่าพารามิเตอร์ของสัญญาณทั้งของตัวเองและเป้าหมาย ค่าพารามิเตอร์ที่นิยมใช้ส่วนใหญ่ได้แก่ เวลา, ความแรงสัญญาณและมุมของสัญญาณ ขั้นที่สองค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่วัดได้ในขั้นตอนแรกจะถูกนำมาคำนวณเพื่อหาตำแหน่งของเป้าหมาย ในการคำนวณใช้วิธีทางเรขาคณิตโดยอาศัยจุดอ้างอิงที่เราทราบตำแหน่งอยู่แล้ว รวมทั้งตำแหน่งของโหนดเพื่อนบ้านและระยะห่างระหว่างโหนดเหล่านั้น วิธีทางเรขาคณิตที่นิยมใช้มีด้วยกันสองวิธีคือ Triangulation และ Trilateration ซึ่งวิธีทั้งสองนี้จะใช้ควบคู่กับเทคนิคอื่นๆ เช่น หลักทางสถิติ เพื่อที่จะเพิ่มความถูกต้องของผลลัพธ์เนื่องจากการวัดค่าพารามิเตอร์ในสถานการณ์จริงนั้นไม่เป็นอุดมคติ

การวัดค่าสัญญาณ

ขั้นตอนแรกของการคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุคือการวัดค่าสัญญาณ ในขั้นตอนนี้ตัวรับรู้จะวัดค่าพารามิเตอร์ต่างๆจากสัญญาณที่ส่งจากตัวรับรู้ไปยังเป้าหมาย โดยสัญญาณที่ใช้สำหรับส่งนี้อาจใช้สัญญาณชนิดใดก็ได้เช่น ความถี่วิทยุ อินฟราเรด หรือบลูทูธ เป็นต้น ส่วนค่าพารามิเตอร์ที่นิยมใช้ได้แก่ เวลาและความแรงสัญญาณ ซึ่งเมื่อก้าวถึงค่าพารามิเตอร์ที่เกี่ยวกับเวลาจะหมายถึงเวลาที่ใช้ในการเดินทาง (Time of Arrival: TOA), เวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ต่างกัน (Time Difference

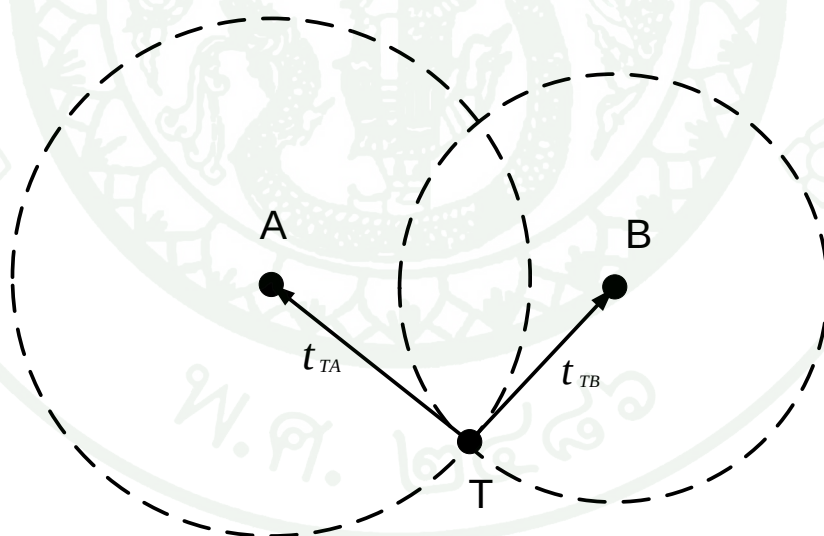
of Arrival: TDOA), เวลาที่ใช้ในการเดินทางไปและกลับ (Round-trip Time of Flight : RTOF), มุมของสัญญาณที่มาถึง (Angle of Arrival: AOA) และค่าความแรงสัญญาณที่ได้รับ (Received Signal Strength: RSS) ซึ่งความหมายของแต่ละพารามิเตอร์นั้นมีดังต่อไปนี้

เวลาที่ใช้ในการเดินทาง (Time of Arrival: TOA)

เป็นการวัดเวลาที่สัญญาณใช้ในการเดินทางจากเครื่องส่งไปยังเครื่องรับเพื่อหาระยะห่างระหว่างสองโหนดนั้น โดยระยะทางระหว่างสองโหนดใด ๆ คำนวณได้ดังนี้

$$d_{ij} = t_{ij} \times v \quad (1)$$

โดยที่ d_{ij} คือระยะทางระหว่างโหนดที่ i และโหนดที่ j
 t_{ij} คือระยะเวลาที่สัญญาณเดินทางจากโหนด i ไปยังโหนด j
 v คือความเร็วในการเดินทางของสัญญาณ



ภาพที่ 2 TOA, โดย t_{TA} และ t_{TB} เป็นระยะเวลาที่วัดได้จากการที่สัญญาณเดินทางจากเป้าหมาย T ไปยังจุดอ้างอิง A และ B ตามลำดับ

จากรูปเราสามารถคำนวณระยะทางระหว่างโหนดเป้าหมาย T กับโหนด A และโหนด B ตามสมการที่ (1) ได้ดังนี้

$$\begin{aligned}d_{TA} &= t_{TA} \times v_T \\ d_{TB} &= t_{TB} \times v_T\end{aligned}\quad (2)$$

ตำแหน่งของโหนดอ้างอิง A (x_A, y_A) และ B (x_B, y_B) เป็นตำแหน่งอ้างอิงที่เราเรารู้ค่าอยู่แล้ว

ดังนั้นตำแหน่งเป้าหมายเราสามารถหาค่าได้จากสมการ

$$\begin{aligned}\sqrt{(x_T - x_A)^2 + (y_T - y_A)^2} &= d_{TA} \\ \sqrt{(x_T - x_B)^2 + (y_T - y_B)^2} &= d_{TB}\end{aligned}\quad (3)$$

โดยข้อควรคำนึงถึงของ TOA คือเรื่องของการประสานเวลา ถ้าตัวรับรู้ไม่มีการประสานเวลาที่ตรงกัน ผลการคำนวณที่ได้ก็จะผิดพลาดไปด้วย ทางหนึ่งที่จะช่วยแก้ไขปัญหาคือการประสานเวลานี้ได้คือการติดตั้งนาฬิกาที่ประสานเวลาแล้วลงบนตัวรับรู้ทั้งด้านภาคส่งและภาครับ แต่วิธีนี้ทำให้มีค่าใช้จ่ายในการติดตั้งและบำรุงรักษาเพิ่มมากขึ้นด้วย

เวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ต่างกัน (Time Difference of Arrival: TDOA)

เป็นวิธีที่มีความคล้ายคลึงกับ TOA มีลักษณะคล้ายกับวิธีของ TOA เนื่องจาก TOA พิจารณาเวลาที่สัญญาณใช้ในการเดินทางของแต่ละสถานีฐาน ส่วนวิธี TDOA จะวัดความต่างของเวลาในแต่ละคู่สถานีฐานแล้วนำมาเขียนเป็นกราฟของ Hyperbolic ซึ่งบอกถึงระยะห่างระหว่างคู่สถานีฐาน ดังนั้นเพื่อให้ได้ตำแหน่งจึงต้องใช้เส้นกราฟอย่างน้อย 2 เส้นมาตัดกัน ซึ่งเกิดจากสถานีฐานอย่างน้อย 3 สถานี สิ่งที่สำคัญของวิธีนี้คือแต่ละสถานีฐานต้องมีการประสานเวลา ดังนั้นระยะทางระหว่างสองโหนดนั้นคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\frac{d_{ij}}{v_{p1}} - \frac{d_{ij}}{v_{p2}} = t_{ij1} - t_{ij2}\quad (4)$$

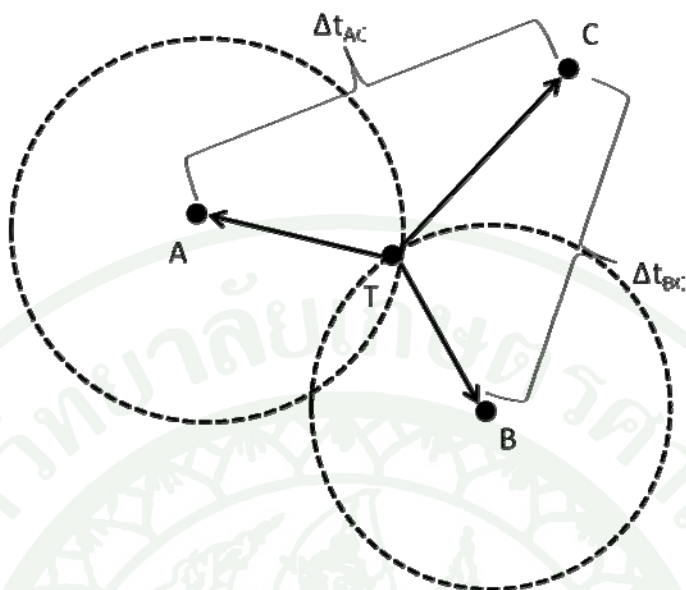
โดยที่ d_{ij} คือระยะห่างระหว่างตัวรับรู้สองตัวที่คำนวณได้

v_{p1} คือความเร็วในการเดินทางของสัญญาณที่หนึ่ง

v_{p2} คือความเร็วในการเดินทางของสัญญาณที่สอง

t_{ij1} คือเวลาที่สัญญาณที่หนึ่งใช้ในการเดินทาง

t_{ij2} คือเวลาที่สัญญาณที่สองใช้ในการเดินทาง



ภาพที่ 3 เวลาที่ใช้ในการเดินทางที่ต่างกัน (Time Difference of Arrival: TDOA)

เวลาที่ใช้ในการเดินทางไปและกลับ (Round-trip Time of Flight: RTOF)

เนื่องจากเรื่องการประสานเวลาเป็นปัญหาหลักของการวัดค่าแบบ TOA การวัดค่าแบบ RTOF จึงถูกนำมาใช้เพื่อแก้ปัญหานี้ ระยะห่างระหว่างตัวรับรู้สองตัวคำนวณตามสมการต่อไปนี้

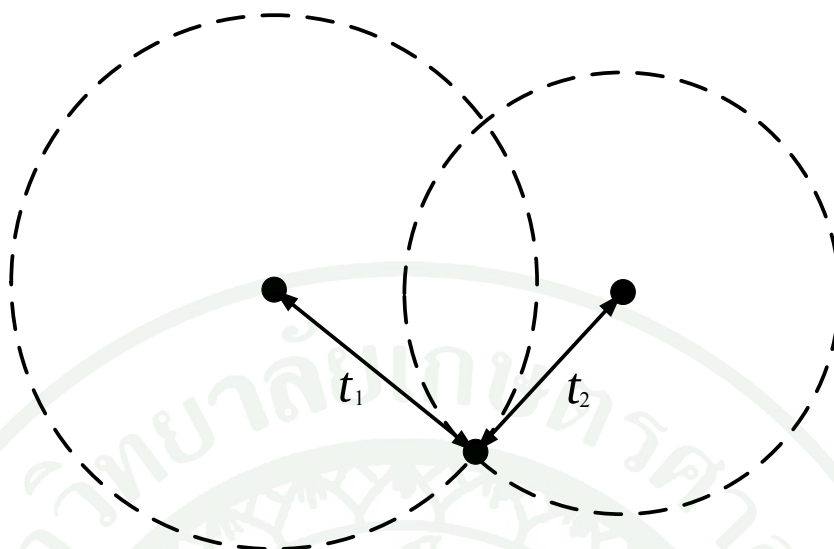
$$d_{ij} = \frac{(t_{RT} - \Delta t) \times v_p}{2} \quad (5)$$

โดยที่ d_{ij} คือระยะห่างระหว่างตัวรับรู้สองตัว

t_{RT} คือเวลาที่สัญญาณเดินทางไปและกลับ

Δt คือเวลาที่แตกต่างที่วัดเมื่อสัญญาณถูกส่งจนถึงที่ตัวรับรู้สัญญาณรับได้

v_p คือความเร็วในการเดินทางของสัญญาณ



ภาพที่ 4 RTOF โดย t_1 และ t_2 คือเวลาที่สัญญาณเดินทางไปและกลับจากเป้าหมาย T ถึงจุดอ้างอิง A และ B ตามลำดับ

A

ถึงแม้ว่าการวัดค่าแบบ RTOF จะช่วยให้การวัดค่าแบบ TOA ไม่ต้องใช้การประสานเวลาที่แม่นยำแต่ก็ไม่สามารถแก้ปัญหาได้อย่างสมบูรณ์เนื่องจากการวัดค่าแบบ RTOF นี้ต้องการทราบค่าเวลาที่ใช้เดินทางที่แท้จริง ซึ่งต้องอาศัยการประสานเวลาที่ดีเยี่ยมและมีความเร็วในการประมวลผลค่อนข้างสูง (Liu *et al.*, 2007) Liu *et al.*, (2007) แสดงให้เห็นว่าเวลาประมวลผลสั้นๆ เพียง 1 มิลลิวินาทีและใช้สถาปัตยกรรมคริสตัลที่มีคุณภาพระดับ 25 ส่วนในล้านส่วนแต่ก็ยังให้ค่าเบี่ยงเบนตำแหน่งถึงหลักเมตรเลยทีเดียว

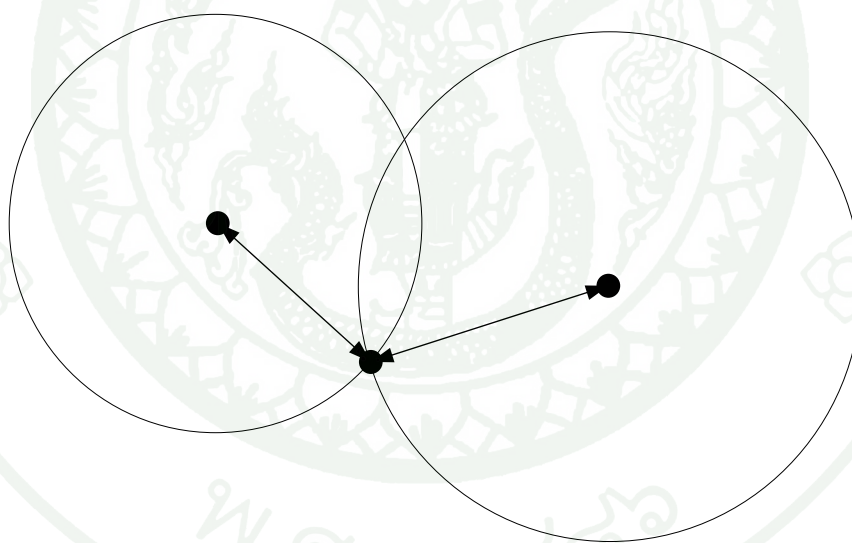
มุมของสัญญาณที่เดินทางมาถึง (Angle of Arrival: AOA)

ตำแหน่งของวัตถุสามารถคำนวณได้เมื่อเราทราบมุมของสัญญาณที่เดินทางมาถึง โดยเราจะวัดค่ามุมต่างๆ ได้โดยอาศัยสายอากาศแบบมีทิศทาง (directional antennas) หรือสายอากาศแถวลำดับ (array antennas) เมื่อที่ภาครับของสายอากาศรับสัญญาณได้ เวลาที่แตกต่างกันของสายอากาศคนละตัวจะถูกรวบรวมพร้อมกับมุมที่สัญญาณเดินทางมาถึง จากค่าเหล่านี้สามารถสร้างภาพทางเรขาคณิตเพื่อบอกตำแหน่งของวัตถุได้ การวัดค่ามุมโดยตัวรับรู้ที่ทราบตำแหน่งอยู่แล้วเพียงสองตัวเพียงพอต่อการหาตำแหน่งวัตถุในระนาบ 2 มิติได้ และถ้ามีตัวรับรู้สามตัวขึ้นไปก็จะสามารถหาตำแหน่งวัตถุใน 3 มิติได้ ข้อดีของการวัดค่าแบบ AOA ที่ดีกว่าแบบอื่นๆ คือไม่จำเป็นต้องใช้สถาปัตยกรรมที่การประสานเวลา แต่ข้อเสียก็คือต้องติดตั้งสายอากาศสำหรับวัดค่ามุมซึ่งทำให้เสียค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้น

อีกทั้งตัวฮาร์ดแวร์ยังเกิดความซับซ้อนและมีขนาดใหญ่เพิ่มขึ้นด้วย ข้อเสียอีกอย่างสำหรับการวัดค่าแบบนี้คือระยะห่างระหว่างตัวรับรู้กับวัตถุเป้าหมายจะแปรผกผันกับความถูกต้องในการวัดค่ามุม คือ ยิ่งระยะห่างระหว่างเป้าหมายกับตัวรับรู้ที่เป็นตัววัดมุมห่างกันเท่าไร ความแม่นยำในการหาตำแหน่งจะยิ่งลดลง ดังนั้นการวัดค่าแบบวิธีนี้จึงไม่เหมาะสำหรับการหาตำแหน่งของวัตถุเป้าหมายที่กำลังเคลื่อนที่

ค่าความแรงของสัญญาณที่ได้รับ (Received Signal Strength: RSS)

ค่าความแรงของสัญญาณที่ได้รับเป็นการวัดค่าแรงดันไฟฟ้าจากวงจรวัดความแรงสัญญาณที่มีอยู่แล้วในทุกโหนด ดังนั้นการวัดค่าแบบนี้จึงไม่จำเป็นต้องใช้ฮาร์ดแวร์ใดๆเพิ่มเติม และทำได้ง่ายกว่าการวัดค่าแบบอื่นๆ หลังจากทีวัดค่าความแรงของสัญญาณได้แล้วก็สามารถนำมาแปลงเป็นค่าระยะทางได้



ภาพที่ 5 ตัวรับรู้ A และ B วัดค่าความแรงสัญญาณที่ได้รับจากเป้าหมาย T ได้ค่า R_1 และ R_2

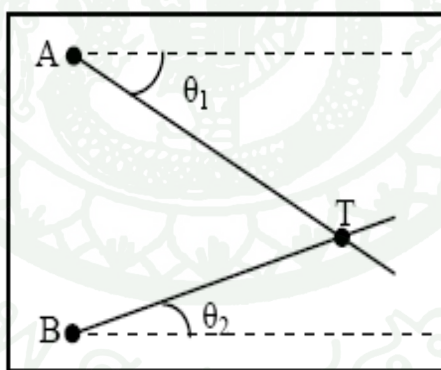
จากข้อมูลข้างต้น งานวิจัยที่น่าเสนอเลือกใช้การวัดค่าสัญญาณแบบอาศัยค่าความแรงของสัญญาณ ซึ่งรายงานจากตัวรับรู้เพียงบิตเดียวว่าวิ่งวัตถุวิ่งเข้าหาหรือวิ่งออกจากตัวรับรู้ ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องคำนวณหาระยะห่างที่แท้จริงระหว่างเครื่องส่งกับเครื่องรับ ซึ่งอาจเกิดการคลาดเคลื่อนจากการวัดค่าสัญญาณที่ผิดพลาด ดังนั้นการเลือกใช้ตัวรับรู้แบบทวิภาคจึงค่อนข้างทนต่อสัญญาณที่ผิดเพี้ยนได้ดี

การคำนวณหาตำแหน่ง (Position Computing)

อย่างที่ได้อธิบายมาแล้วข้างต้นว่าการหาตำแหน่งของวัตถุนั้นประกอบด้วยสองขั้นตอนคือ ขั้นที่หนึ่งการวัดค่าสัญญาณ และหลังจากที่ได้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆครบถ้วนแล้ว จะเป็นขั้นตอนที่สองคือการคำนวณ ในขั้นตอนนี้เราจะใช้ค่าต่างๆที่วัดได้มาคำนวณตามสมการเพื่อหาตำแหน่งเป้าหมาย โดยสมการที่ใช้ขึ้นกับตำแหน่งของโหนดเพื่อนบ้านต่างๆที่รู้ค่าอยู่แล้วประกอบกับค่าสัญญาณที่วัดได้ แต่ทั้งหมดก็ใช้พื้นฐานทางเรขาคณิตทั้งสิ้นซึ่งได้แก่ Triangulation และ Trilateration (Rozyyev *et al.*, 2010)

Triangulation

เป็นวิธีที่นิยมใช้ควบคู่กับการวัดค่าแบบ AOA ซึ่งวิธีนี้ไม่ต้องการทราบค่าระยะทางระหว่างเป้าหมายกับตัวรับรู้เพื่อนบ้าน แต่ใช้ค่ามุมระหว่างตัวรับรู้อ้างอิงกับเป้าหมาย ระยะทางจะถูกคำนวณเมื่อทราบค่ามุมเหล่านั้น Triangulation ต้องการแค่จุดอ้างอิงเพียงสองจุดเพื่อใช้คำนวณหาตำแหน่งเป้าหมาย ดังรูป

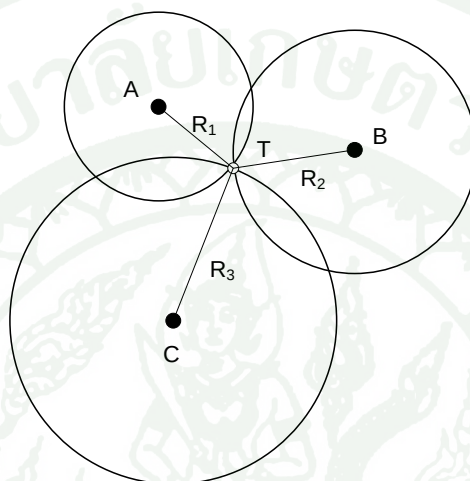


ภาพที่ 6 Triangulation โดยอาศัยมุมของสัญญาณ

จากภาพข้างบน ต้องการหาตำแหน่งของจุดอ้างอิงอย่างน้อยสองจุดคือจุด A และ B มุม θ_1 และ θ_2 เป็นมุมที่วัดได้จากการวัดค่าแบบ AOA จุด P เป็นโหนดเป้าหมายซึ่งต้องการทราบตำแหน่ง

Trilateration

เป็นอีกวิธีหนึ่งที่นิยมใช้อย่างมากในการหาตำแหน่งของวัตถุเป้าหมาย โดยใช้จุดอ้างอิงอย่างน้อยสามตำแหน่งขึ้นไปสำหรับหาราคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุในระนาบสองมิติ โดยจุดอ้างอิงสามจุดนี้จะต้องไม่เป็นจุดร่วมกันบนเส้นตรงใดๆ



ภาพที่ 7 Trilateration

จากภาพจุด (x_1, y_1) , (x_2, y_2) และ (x_3, y_3) เป็นพิกัดของจุดอ้างอิง A, B และ C ตามลำดับ R_1 , R_2 และ R_3 เป็นระยะทางระหว่างโหนดเป้าหมายกับจุดอ้างอิง A, B และ C ตามลำดับ และเป็นรัศมีของวงกลมทั้งสามวงซึ่งมีจุดกึ่งกลางวงกลมเป็นจุดอ้างอิง A, B และ C ตามลำดับ เมื่อเราทราบตำแหน่งของจุดอ้างอิงทั้งสามจุด พิกัดของโหนดเป้าหมาย (x_T, y_T) สามารถคำนวณได้จากสมการต่อไปนี้

$$\begin{cases} (x_1 - x_T)^2 + (y_1 - y_T)^2 = R_1^2 \\ (x_2 - x_T)^2 + (y_2 - y_T)^2 = R_2^2 \\ (x_3 - x_T)^2 + (y_3 - y_T)^2 = R_3^2 \end{cases} \quad (6)$$

การประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Estimation: MLE)

เป็นวิธีทางสถิติเพื่อใช้ในการคำนวณหาตำแหน่งของโหนดเป้าหมาย MLE จะคำนึงถึงประเด็นของความไม่แน่นอนในการวัดค่าเนื่องจากการใช้ค่าที่วัดได้จากตัวรับรู้ อาจเกิดการผิดพลาดได้ เช่น

เมื่อเราต้องใช้ตัวรับรู้สามตัวตัวในการวัดค่าและถ้ามีเพียงตัวใดตัวหนึ่งวัดค่าที่ได้น้อยเกินไปอาจส่งผลกระทบต่อผลการคำนวณทั้งระบบได้อย่างมาก หลักการของ MLE คือการใช้ค่าที่วัดได้จากตัวรับรู้ทั้งหมดในระบบซึ่งอ่านค่าได้ในขณะหนึ่ง

MLE สามารถใช้ร่วมกับวิธีแบบ Trilateration โดยการประมาณค่าตำแหน่งเป้าหมายซึ่งใช้ในสมการที่ใช้การวัดค่าจากตัวรับรู้สามตัว และ MLE สามารถใช้สมการเดียวกันนี้แต่พิจารณาจากตัวรับรู้ทุกตัวที่อยู่ในระยะ ดังนั้นสมการที่ได้จากจุดอ้างอิงทั้ง n จุดจะเป็นดังนี้

$$\begin{cases} (x_1 - x_T)^2 (y_1 - y_T)^2 = R_1^2 \\ (x_2 - x_T)^2 (y_2 - y_T)^2 = R_2^2 \\ \vdots \\ (x_n - x_T)^2 (y_n - y_T)^2 = R_n^2 \end{cases} \quad (7)$$

จากนั้นเอาสมการแรกลบด้วยสมการบรรทัดถัดมาจะได้

$$\begin{cases} x_1^2 - x_2^2 - 2x_T(x_1 - x_2) + y_1^2 - y_2^2 - 2y_T(y_1 - y_2) = R_1^2 - R_2^2 \\ x_1^2 - x_3^2 - 2x_T(x_1 - x_3) + y_1^2 - y_3^2 - 2y_T(y_1 - y_3) = R_1^2 - R_3^2 \\ \vdots \\ x_1^2 - x_n^2 - 2x_T(x_1 - x_n) + y_1^2 - y_n^2 - 2y_T(y_1 - y_n) = R_1^2 - R_n^2 \end{cases} \quad (8)$$

นำสมการที่ได้มาเขียนเป็นเมตริกซ์

$$a = \begin{bmatrix} 2(x_2 - x_1) & 2(y_2 - y_1) \\ 2(x_3 - x_1) & 2(y_3 - y_1) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_n - x_1) & 2(y_n - y_1) \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} R_1^2 - R_2^2 + x_2^2 - x_1^2 + y_2^2 - y_1^2 \\ R_1^2 - R_3^2 + x_3^2 - x_1^2 + y_3^2 - y_1^2 \\ \vdots \\ R_1^2 - R_n^2 + x_n^2 - x_1^2 + y_n^2 - y_1^2 \end{bmatrix}, \text{ และ}$$

$$X = \begin{bmatrix} x_T \\ y_T \end{bmatrix}$$

จากเมตริกซ์ข้างบน เนื่องจาก $b = a \times X$ ดังนั้นได้ว่า

$$X = (a^T a)^{-1} \times (a^T b) \quad (9)$$

เราจะคำนวณหาได้ตำแหน่งของวัตถุ (วัตถุ) ได้

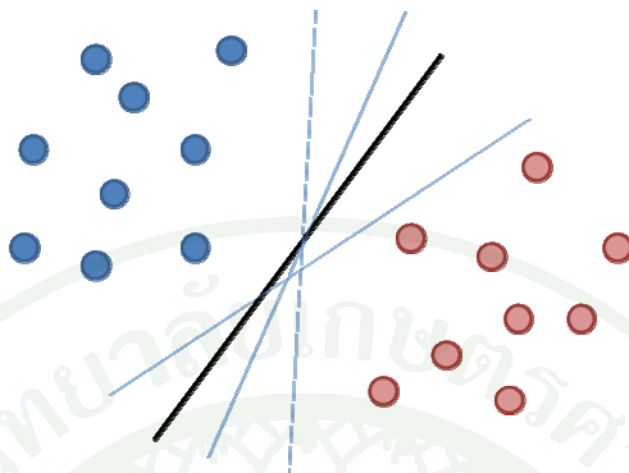
ตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic)

ตรรกศาสตร์คลุมเครือเป็นการให้เหตุผลแบบหลายค่าโดยรับค่าที่ประมาณได้เข้ามาและให้ผลลัพธ์ที่เป็นการประมาณออกไป อินพุตสำหรับตรรกศาสตร์คลุมเครือไม่จำเป็นจะต้องเป็นค่าที่แน่นอนค่าใดค่าหนึ่ง อาจเป็นช่วงของจำนวนก็ได้ ตัวอย่างเช่นสำหรับระบบแบบไบนารีที่ใช้ตรรกศาสตร์คลุมเครือ จะไม่ได้รับค่าอินพุตเฉพาะ 0 หรือ 1 แต่จะเป็นค่าใดก็ได้ระหว่าง 0 ถึง 1 หลักการเช่นนี้ถูกคิดค้นโดย Zadeh ในปี ค.ศ. 1965 และถูกนำมาใช้สำหรับระบบค้นหาตำแหน่งวัตถุในร่ม ในงาน Chen *et al.* (2010) ได้แสดงให้เห็นว่าการใช้ตรรกศาสตร์คลุมเครือให้ผลการคำนวณตำแหน่งที่แม่นยำมากกว่าวิธีแบบ Triangulation และ Teuber *et al.* (2006) ได้แสดงให้เห็นว่าการใช้ตรรกศาสตร์คลุมเครือร่วมกับการวัดค่าความแรงสัญญาณให้ผลการคำนวณที่แม่นยำขึ้น

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)

Support Vector Machine (SVM) เป็นเครื่องมืออย่างหนึ่งที่สำคัญการเรียนรู้กลุ่มข้อมูลตัวอย่างหรือสิ่งแวดล้อม แล้วนำการเรียนรู้เหล่านั้นมาตัดสินใจในการจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) และใช้ในการถดถอย (Regression) Vladimir Vapnik เป็นผู้เสนอหลักการของ SVM ขึ้น โดยข้อมูลที่จะจำแนกนั้นโดยง่ายที่สุดคือข้อมูลที่สามารแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท (Binary Classification) หลักการพื้นฐานของ SVM คือการหาระนาบเกิน (Hyperplane) ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นสองกลุ่มได้โดยอาศัยฟังก์ชันที่ได้จากข้อมูลตัวอย่าง และมีเป้าหมายคือสร้างตัวจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) ที่สามารถทำงานได้ดีเมื่อต้องจัดการกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Burges, 1998); (Phaisangittisagul, 2008)

พิจารณาจากรูปที่ 8 เราสามารถหาตัวจำแนกข้อมูลเชิงเส้นซึ่งสามารถแบ่งข้อมูลออกได้เป็นหลายตัว แต่จะมีเพียงเส้นตรงเส้นเดียวเท่านั้นที่ทำให้ระยะห่างระหว่างตัวมันเองกับข้อมูลตัวที่อยู่ใกล้ที่สุดของแต่ละคลาส มีค่ามากที่สุด เรียกตัวจำแนกเชิงเส้นนี้ว่า ระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้แบ่งข้อมูล (Optimal Separating Hyperplane)



ภาพที่ 8 ระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้แบ่งข้อมูล (Optimal Separating Hyperplane)

1. การหาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้แบ่งข้อมูล (Optimal Separating Hyperplane)

พิจารณาข้อมูลฝึกสอน (Training Data), D

$$D = \{(x_i, y_i) | x_i \in R^p, y_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^l \quad (10)$$

ข้อมูลเหล่านี้สามารถจำแนกได้ออกเป็นสอง คลาสคือ $y_i = +1$ และ $y_i = -1$ โดยแต่ละข้อมูลเข้า x_i เป็นเวกเตอร์จริงที่มีมิติขนาด p เราต้องการหาระยะห่างที่มากที่สุดระหว่างระนาบเกินและข้อมูลที่อยู่ในคลาส $+1$ และ -1 ระนาบเกินสามารถเขียนอยู่ในรูป

$$w \bullet x - b = 0 \quad (11)$$

โดยที่ เวกเตอร์ w เป็นเวกเตอร์น้ำหนักปรับค่าได้ (Adjustable Weight Vector) ซึ่งตั้งฉากกับระนาบเกิน และ b เป็นค่าเอนเอียง (Bias) ค่าพารามิเตอร์ $\frac{b}{\|w\|}$ เป็นระยะทางตั้งฉากจากจุดกำเนิดไปยังระนาบเกิน และ $\|w\|$ เป็นนอร์มแบบยูคลิด (Euclidean Norm) ให้ d_+ และ d_- เป็นระยะทางที่สั้นที่สุดระหว่างระนาบเกินที่ใช้แบ่งข้อมูลกับข้อมูลที่ใกล้ที่สุดสำหรับคลาส $+$ และคลาส $-$ ตามลำดับ เราต้องเลือกเวกเตอร์น้ำหนัก w และค่าเอนเอียง b ที่เป็นค่าที่ทำให้ระยะทางระหว่างระนาบเกินที่ขนานกันนั้นมีค่าระยะห่างมากที่สุดซึ่งยังสามารถแบ่งข้อมูลทั้ง 2 คลาสออกจากกันได้ด้วย

สมการของระนาบเกินสำหรับคลาส +1 คือ

$$w \bullet x - b = 1 : H_1$$

สมการของระนาบเกินสำหรับคลาส -1 คือ

$$w \bullet x - b = -1 : H_2$$

สังเกตว่าถ้าข้อมูลฝึกสอนเป็นข้อมูลที่สามารถแบ่งออกได้อย่างเชิงเส้น (Linearly Separable) เราสามารถเลือกระนาบเกินสองระนาบซึ่งไม่มีข้อมูลอยู่ระหว่างสองระนาบนี้เลย และหาระยะห่างที่มากที่สุดระหว่างสองระนาบนั้นได้โดยใช้เรขาคณิต พบว่าระยะห่างระหว่างระนาบเป็น $\frac{2}{\|w\|}$ ดังนั้นถ้าต้องการให้ระยะห่างมีค่ามากที่สุดโดยไม่ได้อข้อมูลอยู่ในบริเวณระหว่างระนาบเกินสองระนาบเกินที่เป็นเส้นแบ่งคลาสทั้งสองคลาส เราต้องใส่เงื่อนไขบังคับดังนี้

$$w \bullet x - b \geq 1 \quad \text{สำหรับข้อมูลเข้า } x_i \text{ ที่อยู่ในคลาส } +1$$

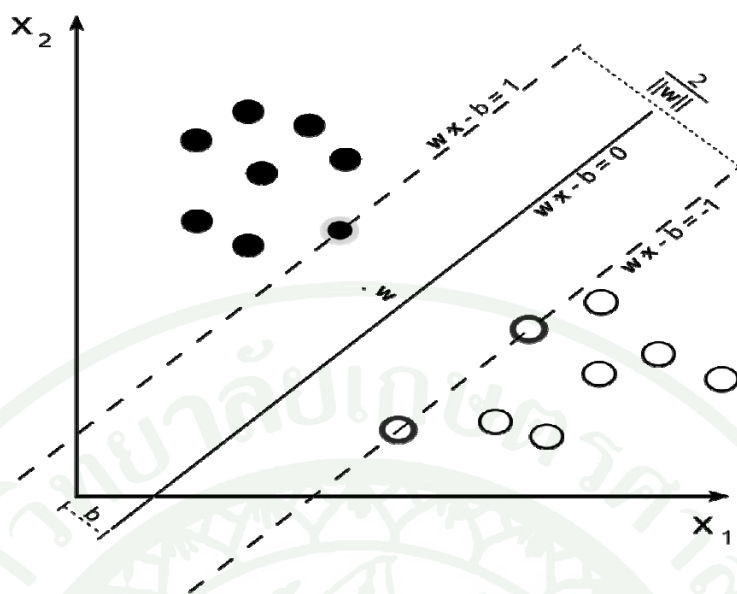
$$w \bullet x - b \leq -1 \quad \text{สำหรับข้อมูลเข้า } x_i \text{ ที่อยู่ในคลาส } -1$$

ซึ่งสามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$y_i(w \bullet x - b) \geq 1 \quad (12)$$

สำหรับทุกค่าที่ $1 \leq i \leq n$

เราใช้เงื่อนไขนี้แก้ปัญหาค่าเหมาะที่สุด



ภาพที่ 9 ระยะห่างที่มากที่สุดระหว่างระนาบเกินที่ใช้แบ่งข้อมูลฝึกสอนออกเป็น 2 คลาส

2. ปัญหาการหาค่าเหมาะที่สุด (Optimization Problem) (Burges, 1998)

จากข้างต้นเราต้องทำการหาค่าเหมาะที่สุดสำหรับเวกเตอร์น้ำหนัก w และค่าเอนเอียง b ซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับ $y_i(w \bullet x - b) \geq 1$ สำหรับทุกค่าที่ $1 \leq i \leq n$ และค่าเวกเตอร์น้ำหนัก w ที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์ (Objective Function) $\phi(w) = \frac{1}{2} w^2$ มีค่าน้อยที่สุด

ดังนั้นเราจะใช้ Lagrangian formulation ในการแก้ปัญหาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดที่ใช้แบ่งข้อมูลเนื่องจาก 1. เงื่อนไขบังคับในสมการที่ 7 สามารถแทนได้ด้วย Lagrangian Multipliers ซึ่งจะทำได้ง่ายขึ้น 2. ในการสร้างปัญหาขึ้นมาใหม่นั้น (Reformulation) ข้อมูลฝึกสอนจะปรากฏอยู่ในรูปของผลคูณจุด (Dot Product) ระหว่างเวกเตอร์ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่สำคัญที่จะทำให้เราสามารถแก้ปัญหาในกรณีที่เป็นปัญหาแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear Classification) ได้ด้วย

เราใช้ Lagrangian Multipliers ที่เป็นค่าบวก α_i , $i = 1, \dots, l$ สำหรับเงื่อนไขบังคับในสมการที่ 7 หลักการคือสำหรับเงื่อนไขบังคับที่อยู่ในรูป $c_i \geq 0$ สมการเงื่อนไขบังคับจะถูกคูณด้วยตัวคูณ Lagrangian Multipliers และถูกหักออกจากฟังก์ชันจุดประสงค์เพื่อสร้างสมการ Lagrangian

ขึ้นมา สำหรับสมการเงื่อนไขบังคับตัวคูณ Lagrangian จะไม่เป็นเงื่อนไขบังคับซึ่งจะได้สมการ Lagrangian ดังนี้

$$L_p = \frac{1}{2} \mathbf{w}^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (\mathbf{x}_i \bullet \mathbf{w} + b) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (13)$$

เราต้องทำให้ L_p มีค่าน้อยที่สุดโดยคำนึงถึง $\mathbf{w}$ และ b โดยการหาอนุพันธ์ของ L_p เทียบกับ α_i มีค่าเป็นศูนย์:เงื่อนไขบังคับที่ 1 (C_1)

นี่เป็น Convex Quadratic Programming เนื่องจากฟังก์ชันจุดประสงค์เป็นฟังก์ชันคอนเวกซ์ และจุดต่างๆที่ตรงกับเงื่อนไขเป็นเซตคอนเวกซ์ด้วย ดังนั้นเราสามารถแก้ปัญหาคู่กัน (Dual Problem) ได้โดยการหาค่า L_p ที่มากที่สุดซึ่งสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับว่าเกรเดียนต์ของ L_p เทียบกับ $\mathbf{w}$ และ b เป็นศูนย์:เงื่อนไขบังคับที่ 2 (C_2)

จากการสร้างปัญหาแบบคู่กันจะเห็นว่าค่าที่มากที่สุดของ L_p โดยใช้เงื่อนไขบังคับ C_2 จะให้ผลสำหรับค่า $\mathbf{w}$, b และ α เช่นเดียวกับการหาค่าที่น้อยที่สุดของ L_p โดยใช้เงื่อนไขบังคับ C_1

เมื่อเราต้องการ $\frac{\partial L_p(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial \mathbf{w}} = 0$ และ $\frac{\partial L_p(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial b} = 0$ จะได้ว่า

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (14)$$

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (15)$$

และจากการสร้างปัญหาแบบคู่กันเราแทนสมการที่ 14 และ 15 ลงในสมการที่ 13 ได้ดังนี้

$$L_D = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \bullet \mathbf{x}_j \quad (16)$$

สังเกตว่าเรามีสมการ Lagrangian อยู่สองรูปแบบคือแบบปริมอล (Primal Formulation: L_p) และแบบดูอัล (Dual Formulation : L_D)

สรุปการแก้ปัญหาแบบดูอัล Dual Formulation

จากข้อมูลฝึกฝนที่ได้มา $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, เราต้องหาตัวคูณ Lagrangian $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$ ที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่ามากที่สุด

$$\text{Max} \quad L_D = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \bullet x_j$$

$$\text{โดยที่} \quad (1) \sum_i \alpha_i y_i = 0$$

$$(2) \alpha_i \geq 0$$

พาร์ติเคิลฟิวเตอร์ (Particle Filter)

พาร์ติเคิลฟิวเตอร์เป็นระเบียบวิธีมอนติคาร์โลแบบลำดับ (Sequential Monte Carlo) โดยอาศัยทฤษฎีของเบส์เซียน (Bayesian Theory) หลักการพื้นฐานคือเป็นการคำนวณค่าการแจกแจงความน่าจะเป็น (Probability Distribution) แบบเรียกซ้ำโดยใช้แนวคิดของการสุ่มตัวอย่าง (Sampling) และการประมาณค่าการแจกแจงความน่าจะเป็นด้วยค่าสุ่มเชิงวิฤต (Discrete Random Measures) ในช่วงต้นระเบียบวิธีมอนติคาร์โลแบบลำดับถูกใช้ในวงการพัฒนาโพลิเมอร์ แต่ต่อมาระเบียบวิธีนี้ได้ถูกใช้อย่างแพร่หลายทั้งด้านฟิสิกส์และวิศวกรรม ในอดีตการใช้ระเบียบวิธีมอนติคาร์โลแบบลำดับมีข้อจำกัดคือความซับซ้อนในการคำนวณสูงและการขาดแคลนทรัพยากรทางคอมพิวเตอร์ที่เพียงพอสำหรับประมวลผล แต่ในปัจจุบันเทคโนโลยีสำหรับคอมพิวเตอร์มีการพัฒนาไปมากดังนั้นพาร์ติเคิลฟิวเตอร์จึงได้รับความนิยมในวงการวิจัย (Arulampalan *et al.*, 2002)

ส่วนสำคัญของทฤษฎีการประมวลผลสัญญาณแบบลำดับ (Sequential Signal Processing) แบ่งเป็นสัญญาณและระบบซึ่งจะถูกแทนด้วยปริภูมิสถานะ (State Space) และ สมการการสังเกต (Observation Equations) นั่นคือ

$$\begin{aligned}x_t &= f_t(x_{t-1}, u_t) \\ y_t &= g_t(x_t, v_t)\end{aligned}\quad (17)$$

y_t เป็นเวกเตอร์ของการสังเกต, x_t เป็นเวกเตอร์สถานะ, $g_t(\square)$ เป็นฟังก์ชันการวัด, $f_t(\square)$ เป็นฟังก์ชันการเปลี่ยนระบบ, u_t และ v_t เวกเตอร์สัญญาณรบกวน และตัวห้อย t เป็นเวลา สมการแรกคือสมการสถานะ ส่วนสมการที่สองคือสมการการวัด ข้อสมมติพื้นฐานคือฟังก์ชันวิเคราะห์และการแจกแจงของเวกเตอร์สัญญาณรบกวนทั้งสองทราบค่า เมื่อมีการสังเกตเข้ามา y_t เราสามารถประมาณ x_t ได้โดยคำนวณแบบเรียกซ้ำ

โดยปกติคาลมานฟิวเตอร์ (Kalman Filter) ใช้สำหรับสมการที่เป็นเชิงเส้น และสัญญาณรบกวนที่เป็นเกาส์เซียนแบบบวกลบและเป็นอิสระ แต่ถ้าแบบจำลองไม่เป็นแบบเชิงเส้นหรือสัญญาณรบกวนเป็นแบบที่ไม่ใช่เกาส์เซียน คาลมานฟิวเตอร์แบบขยาย (Extended Kalman Filter) จะถูกนำมาใช้ในการคำนวณ

ซึ่งพาร์ติเคิลฟิวเตอร์มักจะถูกเลือกนำมาใช้ถ้าต้องการใช้คาลมานฟิวเตอร์แบบขยาย เมื่อใช้พาร์ติเคิลฟิวเตอร์การแจกแจงแบบต่อเนื่อง (Continuous Distribution) จะถูกประมาณค่าด้วยค่าสุ่มเชิงวิฤตซึ่งประกอบไปด้วยค่าน้ำหนักสำหรับแต่ละพาร์ติเคิล โดยแต่ละพาร์ติเคิลคือตัวอย่างของสถานะที่ไม่ทราบค่าที่ได้จากปรีมูมิสถานะ และค่าน้ำหนักของพาร์ติเคิลคือค่าความน่าจะเป็นซึ่งคำนวณได้จากทฤษฎีของเบย์ ในการนำพาร์ติเคิลฟิวเตอร์ไปใช้นั้นการสุ่มตัวอย่างสำคัญ (Importance Sampling) มีบทบาทสำคัญมาก และเนื่องจากกระบวนการถูกออกแบบเป็นลำดับดังนั้นการสุ่มตัวอย่างนี้เราเรียกว่าการสุ่มตัวอย่างสำคัญอย่างเป็นลำดับ (Sequential Importance Sampling) ข้อดีของพาร์ติเคิลฟิวเตอร์ที่เหนือกว่าวิธีอื่นๆ คือมีการกระจายตัวของคำตอบโดยใช้วิธีสุ่มแทนที่จะเป็นการหาคำตอบใหม่โดยใช้วิธีเชิงเส้นจากคำตอบเดิม

หลักการของพาร์ติเคิลฟิวเตอร์

พาร์ติเคิลฟิวเตอร์มีที่มาจากทฤษฎีเบย์เซียนโดยแนวคิดหลักก็คือการหาความน่าจะเป็นภายหลัง (Posterior Probability) ของสถานะระบบโดยใช้ข้อมูลที่เราสังเกตได้ โดยปกติเราใช้แบบจำลองกระบวนการเพื่อทำนายค่าความน่าจะเป็นก่อน (Prior Probability) จากนั้นทำการปรับปรุงค่าโดยอาศัยข้อมูลสังเกตที่เข้ามาเพื่อให้ได้ค่าความน่าจะเป็นภายหลัง (Tong *et al.*, 2006)

ให้ $P(X_0) = P(X_0|Y_0)$ เป็นค่าความน่าจะเป็นเริ่มต้นของสถานะระบบ โดย Y_0 เป็นค่าที่ได้จากการสังเกตเริ่มต้น และเนื่องจากระบบเป็นแบบพลวัต สถานะของระบบจะถูกเปลี่ยนขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะดังนั้นเราสามารถใส่แบบจำลองสำหรับสถานะของระบบนี้เป็นลูกโซ่มาร์คอฟ (Markov Chain) ให้ k แทนเวลาที่ระบบถูกสังเกต ความน่าจะเป็นภายหลังของสถานะระบบที่เวลา k โดยที่ทราบค่าที่ได้จากการสังเกตก่อนหน้านี้ทั้งหมดสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 18

$$P(X_k|Y_{1:k-1}) = \int P(X_k|X_{k-1})P(X_{k-1}|Y_{1:k-1})dX_{k-1} \quad (18)$$

ตัวห้อย $1:k-1$ หมายถึงชุดของข้อมูลที่เวลาตั้งแต่ 1 จนถึงเวลาที่ $k-1$ ค่าที่ได้จากการสังเกตที่เวลา k จะถูกนำมาคำนวณรวมเป็นค่าความน่าจะเป็นภายหลังโดยใช้กฎของเบย์ดังสมการที่ 19

$$P(X_k|Y_{1:k}) = \frac{P(Y_k|X_k)P(X_k|Y_{1:k-1})}{P(Y_k|Y_{1:k-1})} \quad (19)$$

เนื่องจากความน่าจะเป็นมีเงื่อนไข (Conditional Probability) $P(Y_k|Y_{1:k-1})$ เป็นอิสระไม่ขึ้นกับค่า X_k ค่านี้จึงสามารถมองได้เป็นค่าคงที่สำหรับนอร์มอลไลซ์ ดังนั้นสมการที่ 19 สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$P(X_k|Y_{1:k}) = aP(Y_k|X_k)P(X_k|Y_{1:k-1}) \quad (20)$$

พาร์ติเคิลฟิวเตอร์ใช้การจำลองมอนติคาร์โลแบบลำดับในการหาตัวกรองเบย์แบบเรียกซ้ำ แนวคิดหลักคือการแทนสถานะของระบบที่เป็นไปได้ทั้งหมดจำนวน N สถานะด้วยตำแหน่งต่างของพาร์ติเคิลทั้งหมด N ตัว โดยแต่ละพาร์ติเคิลมีค่าน้ำหนักของแต่ละตัว และประมาณค่าสถานะจากผลรวมค่าน้ำหนักของพาร์ติเคิลทั้งหมด ถ้าขนาดของชุดตัวอย่างมีค่าเป็นอนันต์ คุณสมบัติของมอนติคาร์โลและการแจกแจงของความน่าจะเป็นภายหลังจะสมมูลกัน ให้มีจำนวนตัวอย่างทั้งหมด N ตัว ชุดตัวอย่างโดยประมาณถูกเลือกจาก $P(X_{k-1}|Y_{1:k-1})$ หลังจากผ่านไป $k-1$ ขั้นตอน ดังนั้น X เป็นสถานะของระบบและ $Y_{1:k-1}$ แทนค่าที่ได้จากการสังเกตหลังจากผ่านไป $k-1$ ขั้นตอน ความน่าจะเป็นก่อนเขียนได้สมการที่ 21

$$P(X_k | Y_{1:k-1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i(X_k) \quad (21)$$

ให้การแจกแจงความน่าจะเป็นที่เวลา k เป็น $P_i(X_k)$ การแจกแจงความน่าจะเป็นภายหลังสามารถคำนวณโดยอาศัยทฤษฎีของเบส์ได้ดังนี้

$$P(X_k | Y_{1:k}) \propto \sum_{i=1}^N P(X_k) P(Y_k | X_k) \quad (22)$$

พาร์ติเคิลฟิวเตอร์อธิบายเป็นชุดโคโค๊ดได้ดังนี้

SIS (Sequential Importance Sampling) Particle filter

$$[x_k^i, w_{k(i=1)}^i] = SIS[x_{(k-1)}^i, w_{(k-1)(i=1)}^i, z_k]$$

For $i = 1 : N$

Draw $x_k^i \sim q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)$

Update weights according to

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}$$

End For

Normalize weights to $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$

ปัญหาการเสื่อมของพาร์ติเคิล (Degeneracy Problem)

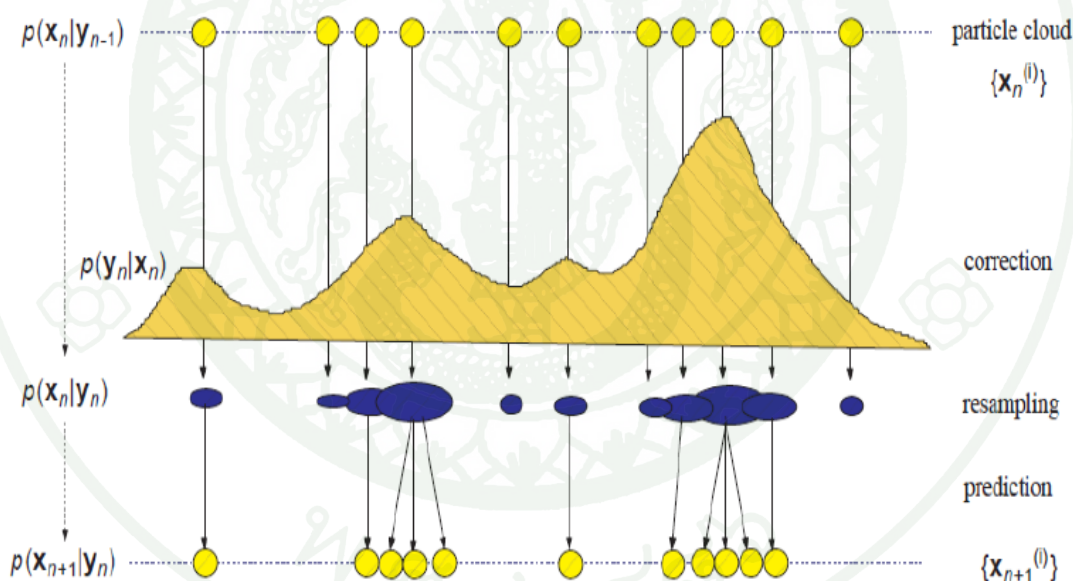
เมื่อผ่านการคำนวณแบบเรียกซ้ำผ่านไปหลายๆรอบจะเกิดปัญหาการเสื่อมของพาร์ติเคิล นั่นคือ พาร์ติเคิลจะมีค่าน้ำหนักน้อยลงเป็นจำนวนมาก และจะเหลือพาร์ติเคิลเพียงจำนวนไม่มาก

นักที่มีค่าน้ำหนักมากพอที่จะใช้ในรอบถัดไป ดังนั้นการแก้ปัญหานี้ทำได้โดยการสุ่มตัวอย่างซ้ำ (Resampling) หลักการคือเมื่อการเสื่อมของพาร์ติเคิลเพิ่มมากขึ้นจนถึงค่าหนึ่ง ระบบจะแทนกลุ่มพาร์ติเคิลเดิมด้วยกลุ่มพาร์ติเคิลใหม่และให้น้ำหนักแก่พาร์ติเคิลใหม่เป็น $\frac{1}{N}$ ซึ่งเงื่อนไขที่จะทำให้เกิดการสุ่มตัวอย่างซ้ำคือเมื่อ $N_{eff} < N_{Threshold}$

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (23)$$

$$N_{Threshold} = \frac{2}{3} \times N \quad (24)$$

Sampling and Resampling



ภาพที่ 10 หลักการทำ Resampling

ที่มา: Muhlich (2003)

ดังนั้นพาร์ติเคิลฟิวเตอร์โดยทั่วอธิบายเป็นชุดโคโด้ได้ดังนี้

Generic Particle Filter

$$[x_k^i, w_{k(i=1)}^i] = PF[x_{(k-1)}^i, w_{(k-1)(i=1)}^i, z_k]$$

For $i = 1 : N$

Draw $x_k^i \sim q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)$

Update weights according to

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}$$

End For

Normalize weights to $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$

Calculate degeneracy measure : $N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}$

IF $N_{eff} < N_{Threshold}$

Resample

End IF

การประมาณค่าจากพาร์ติเคิล

การประมาณค่าจากพาร์ติเคิลฟิวเตอร์หาได้จากฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น
ดังสมการ

$$E[f(x_k)] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_k^i f(x_k^i) \quad (25)$$

อุปกรณ์และวิธีการ

อุปกรณ์

1. คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล 1 เครื่อง

2. โปรแกรม MATLAB Version 7.9

วิธีการ

งานวิจัยมุ่งเน้นการติดตามตำแหน่งของวัตถุเคลื่อนที่ได้ถูกต้องโดยใช้พลังงานต่ำด้วยการอาศัยข้อมูลเพียงบิตเดียวในการสื่อสารในเครือข่ายไร้สาย ดังนั้นวิธีส่งข้อมูลเพียงบิตเดียวว่าวัตถุกำลังวิ่งเข้าหา หรือวิ่งออกจากตัวรับรู้ทั้งหลายในพื้นที่จึงถูกนำมาใช้ อีกทั้งต้องการให้ระบบยังสามารถทำงานได้ถึงแม้ว่าจะมีการส่งข้อมูลมายังหน่วยประมวลผลกลางผิดพลาด ซึ่งอาจเกิดจากช่องสัญญาณเองหรือเกิดจากการวัดค่าความแรงของสัญญาณผิด ดังนั้นจึงเลือกซอฟต์แวร์คอมพิวเตอร์แมทชีนมาช่วยในการแก้ไขความผิดพลาด หลักการทำงานคือ เมื่อวัตถุที่ต้องการติดตามมีการเคลื่อนที่ตัวรับรู้แต่ละตัวที่อยู่ในพื้นที่จะทำการวัดค่าความแรงสัญญาณที่วัตถุเคลื่อนที่นั้นส่งมายังแต่ตัวรับรู้แต่ส่งข้อมูลไปยังหน่วยประมวลผลกลางเพื่อบอกว่าวัตถุนั้นวิ่งเข้าหา หรือวิ่งออกจากตัวมัน โดยเมื่อค่าความแรงของสัญญาณเพิ่มขึ้นแปลว่าวัตถุกำลังเคลื่อนที่เข้าหาตัวรับรู้ และเมื่อค่าความแรงของสัญญาณลดลงแปลว่าวัตถุกำลังเคลื่อนที่ออกจากตัวรับรู้ จากนั้นหน่วยประมวลผลกลางจะนำข้อมูลที่ตัวรับรู้สังเกตการณ์ได้มาคำนวณโดยใช้หลักการของพาร์ติเคิลฟิวเตอร์ในการคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุที่เวลาต่างๆ

ประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการติดตามวัตถุสามารถวัดได้หลายรูปแบบ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้วัดประสิทธิภาพจากค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และความซับซ้อนของขั้นตอนวิธีโดยเทียบประสิทธิภาพงานวิจัยของ Aslam *et al.* (2003) กับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM อย่างเดียว โดยทดลองจากสถานการณ์การเคลื่อนที่ของวัตถุสามแบบ คือวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง, วัตถุเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง และวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลขแปด (8-model)

1. การกำหนดขอบเขตของปัญหา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สนใจในการแก้ปัญหาโดยมีตัวรับรู้วางตัวแบบสุมอยู่ในพื้นที่ที่สนใจ โดยระบบจะทราบตำแหน่งของตัวรับรู้ทั้งหมด โดยตัวรับรู้เหล่านี้เป็นตัวรับรู้แบบทวิภาค คือมีหน้าที่ส่งข้อมูลเพียงทิศทางเดียวมายังหน่วยประมวลผลกลาง โดยข้อมูลที่ส่งมานั้นจะมีค่าเป็นบวกหรือลบ เมื่อมีวัตถุที่เราต้องการติดตามเคลื่อนที่เข้ามาในพื้นที่ที่สนใจ ตัวรับรู้แต่ละตัวในเครือข่ายจะทำหน้าที่ส่งข้อมูลมายังหน่วยประมวลผลกลางว่า วัตถุที่เข้ามานั้นเคลื่อนที่เข้ามาหา หรือเคลื่อนที่ออกจากตัวมันเอง โดยพิจารณาจากค่าความแรงของสัญญาณที่ตัวรับรู้แต่ละตัวได้รับจากวัตถุเคลื่อนที่ โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จำลองสถานการณ์การเคลื่อนที่ของวัตถุออกเป็น 3 กรณี คือ 1. การเคลื่อนที่แบบมีแรงมากกระทันหันคือความเร็วไม่คงที่ (ความเร่งไม่เท่ากับศูนย์) 2. การเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง 3. การเคลื่อนที่เป็นเลข 8 จากนั้นหน่วยประมวลผลกลางมีหน้าที่คำนวณหาเส้นทางการเคลื่อนที่ของวัตถุ

ขั้นตอนวิธีการคำนวณหาตำแหน่งวัตถุนั้นมีแนวคิดเบื้องต้นมาจากงานของ Aslam *et al.* (2003) คือ ใช้ตัวรับรู้แบบทวิภาคที่ส่งข้อมูลเพียงทิศทางเดียวซึ่งทำให้การประหยัดการส่งข้อมูล ไม่จำเป็นต้องส่งข้อมูลจำนวนมากตลอดเวลา ซึ่งเป็นการประหยัดการใช้พลังงานในตัวรับรู้ได้อย่างมาก

2. ข้อกำหนดเงื่อนไขของระบบเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายที่ใช้ในการทดลอง

2.1 ตัวรับรู้ทุกตัวที่กระจายอยู่ในพื้นที่ที่ระบบสนใจมีการส่งข้อมูลแบบไม่มีความผิดพลาด

2.2 ตัวรับรู้ทุกตัวที่กระจายอยู่ในพื้นที่ที่ระบบสนใจสามารถรับส่งข้อมูลกับวัตถุเคลื่อนที่ที่ระบบต้องการติดตามได้เสมอ

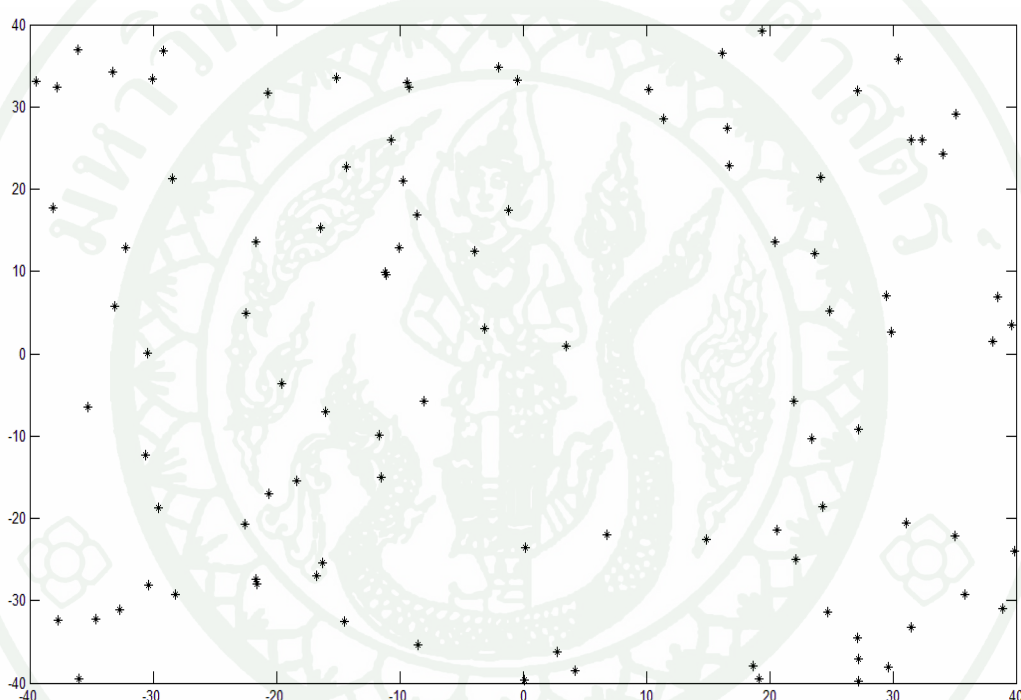
2.3 ตัวรับรู้ทุกตัวที่กระจายอยู่ในพื้นที่ที่ระบบสนใจ ระบบรู้ตำแหน่งที่แน่นอนของทุกตัว

2.4 ระบบรู้ตำแหน่งเริ่มต้นของวัตถุที่เคลื่อนที่

3. การเริ่มต้นติดตั้งการจำลองระบบเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สาย

3.1 การวางตัวของตัวรับรู้

ระบบจะทำการสุ่มวางตัวรับรู้ลงบนพื้นที่ที่สนใจ โดยการจำลองบนโปรแกรม MATLAB Version 7.9 ซึ่งจำนวนตัวรับรู้ที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เลือกใช้ได้แก่ 50, 100 และ 200 ตัว การวางตัวของตัวรับรู้จะอยู่ในพื้นที่สี่เหลี่ยมขนาด 80 X 80 ตารางเมตร



ภาพที่ 11 การจำลองการวางตัวรับรู้ลงบนพื้นที่ที่สนใจอย่างสุ่ม

3.2 การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุ

ระบบทำการจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ต้องการติดตามโดยมีจุดเริ่มต้นอยู่ตรงกลางพื้นที่ที่สนใจ นั่นคือเริ่มที่ตำแหน่ง (0, 0) จากนั้นจะมีการเคลื่อนที่โดยเปรียบเสมือนการก้าวเดิน ซึ่งจังหวะการก้าวเดิน 1 ก้าวใช้เวลา 1 วินาที ตามสถานการณ์ต่อไปนี้

3.2.1 ในสถานการณ์ที่วัตถุที่ต้องการติดตามเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง ระบบจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเส้นตรงตามสมการ

$$s = s_0 + v_0 t + \frac{1}{2} a t^2 \quad (26)$$

โดยที่ s คือตำแหน่งของวัตถุที่ต้องการติดตาม

v คือความเร็วที่วัตถุใช้ในการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม

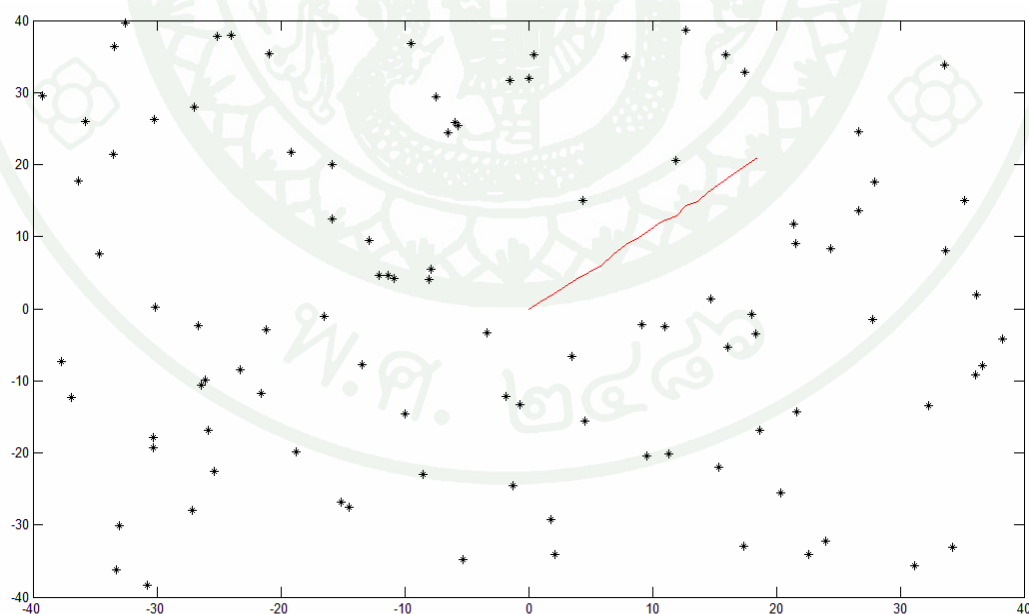
t คือเวลาที่วัตถุใช้ในการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม

a คือความเร่งของการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม

ในกรณีที่ความเร็วของการเคลื่อนที่คงที่ ดังนั้น $a = 0$ และการก้าวเดิน 1 ก้าว ใช้เวลา 1 วินาที ดังนั้นสมการการเคลื่อนที่จะกลายเป็น

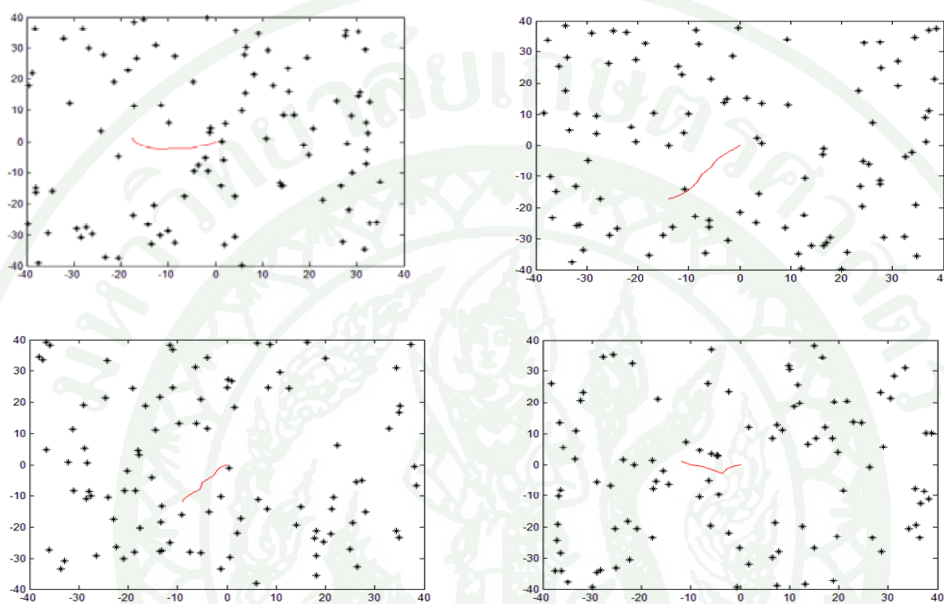
$$s = s_0 + v_0 \quad (27)$$

โดยความเร็วที่ใช้ในการจำลองเป็นตัวแทนแบบสุ่มที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.0 เมตร และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.2 เมตร $N(1.0, 0.2)$ ซึ่งการเดินนี้จะใช้จำนวน 20 และ 100 ก้าว



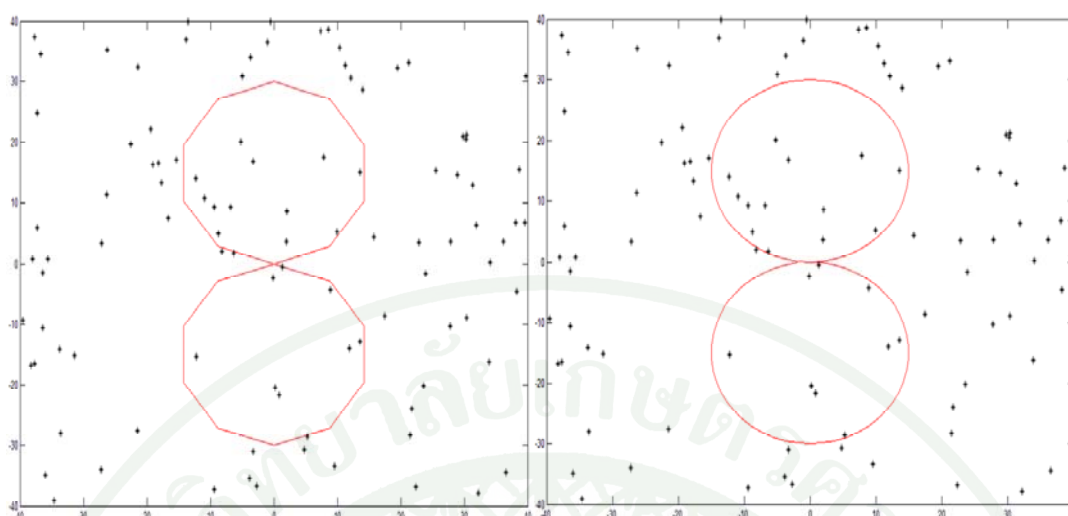
ภาพที่ 12 การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม โดยวัตถุมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร็วคงที่แบบ $N(1.0, 0.2)$

3.2.2 ในสถานการณ์ที่วัตถุที่ต้องการติดตามเคลื่อนที่ด้วยความเร็วไม่คงที่ ใช้สมการการเคลื่อนที่ดังสมการที่ 26 โดยมีกำหนดค่าความเร่งของการเคลื่อนที่เป็นตัวแปรแบบสุ่มที่มีการแจกแจงแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) บนช่วง $[-0.5, 0.5]$ ทั้งในแนวแกน $X (a_x)$ และ แกน $Y (a_y)$



ภาพที่ 13 การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม โดยวัตถุมีการเคลื่อนที่ด้วยความเร่งทั้งในแนวแกน x และแกน y ด้วย $a \sim U[-0.5, 0.5]$

3.2.3 ในสถานการณ์ที่วัตถุที่ต้องการติดตามเคลื่อนที่ในลักษณะคล้ายเลข 8 ซึ่งการเคลื่อนที่ลักษณะนี้เป็นการเคลื่อนที่ที่มีการเปลี่ยนทิศทางตลอดเวลา



ภาพที่ 14 การจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุที่ระบบต้องการติดตาม โดยวัตถุมีการเคลื่อนที่ลักษณะเป็นเลข 8 (8-model)

4. ขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการติดตามวัตถุเคลื่อนที่ (Tracking Algorithm)

4.1 การวัดค่าสัญญาณ

Aslam *et al.* (2003) ได้เสนอแบบจำลองสำหรับตัวรับรู้ทวิภาคนั้นคือการติดตามวัตถุโดยใช้การส่งข้อมูลเพียงทิศทางเดียวเพื่อประหยัดพลังงานในการส่ง ด้วยเหตุผลที่ว่าเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายประกอบด้วยโหนดขนาดเล็กจำนวนมาก กระจายตัวอยู่ในพื้นที่หนึ่งๆเพื่อทำงานบางอย่างขึ้นกับความต้องการของผู้ใช้ ดังนั้นด้วยขนาดของโหนดที่มีขนาดเล็กทำให้ทรัพยากรมีอยู่บนโหนดนั้นมีจำกัดด้วย ในด้านการใช้พลังงานตัวรับรู้ไร้สายจะอาศัยแบตเตอรี่ขนาดจำกัดที่มีอยู่บนตัวมันเอง ไม่สามารถเติมพลังงานได้อีกในระหว่างการทำงาน การใช้พลังงานให้น้อยที่สุดจึงเป็นหัวข้อหนึ่งที่เราควรคำนึงถึง ดังนั้น Aslam *et al.* (2003) จึงใช้การส่งข้อมูลเพียงทิศทางเดียวคือการส่งข้อมูลบวก (+) และลบ (-) โดยข้อมูลบวกมีความหมายว่าวัตถุที่เรา กำลังต้องการติดตามนั้นเคลื่อนที่ออกเข้าหาตัวรับรู้ ส่วนข้อมูลลบมีความหมายว่าวัตถุที่เรา กำลังสนใจนั้นเคลื่อนที่ออกจากตัวรับรู้ โดยที่เราจะรู้ได้ว่าวัตถุเคลื่อนที่เข้าหาหรือวิ่งออกจากตัวรับรู้ เราวัดได้จากค่าความแรงสัญญาณ (Signal Strength) ที่ตัวรับรู้รับค่าได้ สำหรับช่องสัญญาณแบบไร้สายค่าความแรงสัญญาณจะแปรผกผันกับระยะระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ นั่นคือที่ $t_1 > t_0$ ถ้าความแรงสัญญาณที่เวลา t_1 มีค่ามากกว่าที่เวลา t_0 แสดงว่าวัตถุกำลังเคลื่อนที่เข้าหาตัวรับรู้ แต่ถ้าความแรงสัญญาณที่เวลา t_1 มีค่าน้อยกว่าที่เวลา t_0 แสดงว่าวัตถุกำลังเคลื่อนที่ออกจากตัวรับรู้

ในความเป็นจริงช่องสัญญาณไร้สายค่าความแรงสัญญาณอาจมีความผันผวนไม่เป็นไปตามสมการทางคณิตศาสตร์เนื่องจากปัจจัยหลายอย่างได้แก่ Path Loss, Multipath, Fading แต่ในการทดลองของเรานั้นเราสมมติให้ช่องสัญญาณเป็นแบบอุดมคติคือ ค่าความแรงสัญญาณแปรผกผันกับระยะห่างระหว่างเครื่องส่งและเครื่องรับ และตัวรับรู้สามารถอ่านค่าได้ไม่ผิดเพี้ยน

ในการทดลองเรากำหนดให้เป็นพื้นที่สี่เหลี่ยม ขนาด 80×80 ตารางเมตร เราทำการวางตัวรับรู้จำนวน M ตัว $S = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$ ลงในพื้นที่นี้อย่างสุ่ม โดยระบบทราบค่าตำแหน่งที่แน่นอนของทุกตัวรับรู้ที่ใช้ในการติดตาม จากนั้นให้วัตถุที่เราต้องการติดตามนั้นเคลื่อนที่เข้ามาในพื้นที่โดยกำหนดตำแหน่งเริ่มต้นของวัตถุ (x_0, y_0) คือที่ตำแหน่ง $(0, 0)$ กำหนดให้การเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นแบบคาบเวลาคือ มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งทุกๆเวลา 1 วินาที หรือถ้าเทียบกับการก้าวเดิน จะเปรียบเสมือนว่ามีการก้าวเดินทุกๆเวลา 1 วินาทีที่เพิ่มขึ้น โดยการทดลองนี้ใช้การก้าวเดินจำนวน 20 ก้าว เมื่อเวลาผ่านไป 1 วินาที วัตถุจะเคลื่อนที่ออกไปหนึ่งก้าว และทุกครั้งที่มีการเปลี่ยนตำแหน่ง ตัวรับรู้จะทำการเก็บค่าที่สังเกตได้ว่า วัตถุกำลังเคลื่อนที่เข้าหา หรือวิ่งออกจากตัวรับรู้ ในรูปแบบของ บวกหรือลบ ค่าที่สังเกตได้อยู่ในรูปเวกเตอร์ $\mathbf{o}^k$ โดยที่ $\mathbf{o}_m^k \in \{+1, -1\}^M$ และรายงานมายังตัวประมวลผลกลางว่าวัตถุที่เรา กำลังติดตามนั้นเคลื่อนเข้าหาหรือเคลื่อนที่ออกจากตัวรับรู้แต่ละตัว ซึ่งจากการอ่านค่าที่ได้จากการสังเกตจะแบ่งกลุ่มตัวรับรู้ทั้งหมดออกเป็น 2 กลุ่ม คือ $A = \{S_i | \mathbf{o}_i^k = +1\}$ และ $B = \{S_j | \mathbf{o}_j^k = -1\}$ แทนกลุ่มตัวรับรู้ที่รายงานว่าวัตถุเคลื่อนที่เข้าหาและวิ่งออกตามลำดับ ซึ่งเวกเตอร์ $\mathbf{o}^k$ จะถูกใช้ในการคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุโดยการใช้งานร่วมกับ SVM ในขั้นตอนต่อไป

4.2 การคำนวณหาตำแหน่งด้วยพาร์ติเคิลฟิวเตอร์

เมื่อหน่วยประมวลผลกลางได้ข้อมูลบวกและลบมาจากตัวรับรู้ทุกตัวในพื้นที่ หน่วยประมวลผลกลางจะทำหน้าที่คำนวณหาตำแหน่งการเคลื่อนที่ของวัตถุโดยใช้พาร์ติเคิลฟิวเตอร์ โดยแนวคิดหลักของพาร์ติเคิลฟิวเตอร์คือ แทนตำแหน่งวัตถุที่เป็นไปได้ทั้งหมดด้วยพาร์ติเคิลซึ่งจะมีการปรับค่าน้ำหนักของตัวเองทุกรอบเมื่อมีการอ่านค่าบวกหรือลบมาจากตัวรับรู้และจะทำการประมาณค่าหาตำแหน่งจริงของวัตถุนั้นโดยใช้ข้อมูลจากค่าน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิล ซึ่งพาร์ติเคิลแต่ละตัวจะมีค่าน้ำหนักแตกต่างกัน ขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นของการเคลื่อนที่ของพาร์ติเคิลจากตำแหน่งเดิมที่เวลา $k-1$ (แทนด้วย x_j^{k-1}) ไปยังตำแหน่งใหม่ที่เวลา k (แทนด้วย x_j^k) โดยความน่าจะเป็นนี้จะถูกประมาณด้วย $p(y_k | x_j^k)$ กลุ่มพาร์ติเคิลกลุ่มแรกถูกสร้างขึ้นด้วยการให้

ตำแหน่งเดียวกับจุดเริ่มต้นของวัตถุซึ่งเรารู้ตำแหน่งแล้ว จากนั้นแต่ละรอบที่มีการอ่านค่ามาจากตัวรับรู้กลุ่มพาร์ติเคิลกลุ่มใหม่จะถูกสร้างขึ้นตามเงื่อนไขนี้

4.2.1 โอกาสที่พาร์ติเคิลจะถูกเลือกขึ้นกับค่าน้ำหนัก โดยค่าน้ำหนักมากจะมีโอกาสถูกเลือกมากกว่าตัวที่มีน้ำหนักน้อย

4.2.2 ทำการเคลื่อนที่พาร์ติเคิลตัวที่ถูกเลือกไปยังตำแหน่งใหม่

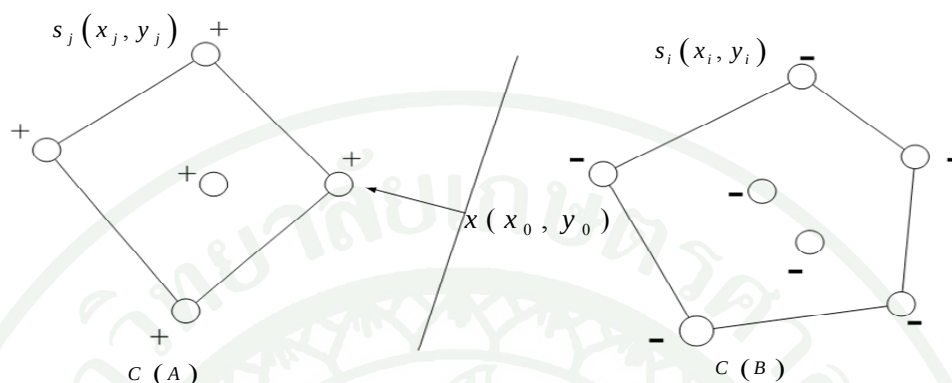
4.2.3 ถ้าตำแหน่งใหม่ที่เคลื่อนที่ไปเข้ากับเงื่อนไข ให้ยอมรับตำแหน่งนั้นเป็นพาร์ติเคิลตัวใหม่และทำการปรับค่าน้ำหนักโดยพิจารณาจาก $p(y_k|x_j^k)$

ทำซ้ำตามลำดับไปเรื่อยจนกระทั่งได้พาร์ติเคิลใหม่ครบจำนวน N ตัว ทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนักเพื่อให้รวมค่าน้ำหนักทั้งหมดให้ได้เป็น 1

ในแต่ละรอบของการเคลื่อนที่ ระบบจะแทนตำแหน่งที่เป็นไปได้ทั้งหมดด้วยพาร์ติเคิลจำนวน N ตัว ซึ่งแต่ละพาร์ติเคิลจะมีค่าน้ำหนักของตัวเองอยู่ โดยค่าน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลนี้คือ ความเป็นไปได้ของตำแหน่งที่พาร์ติเคิลนั้นจะเป็นตำแหน่งจริงที่วัตถุเคลื่อนที่ไป สำหรับการหาตำแหน่งของการเคลื่อนที่จังหวะแรกนั้น เนื่องจากเรารู้ตำแหน่งเริ่มต้นของวัตถุ (x_0, y_0) คือที่ตำแหน่ง $(0, 0)$ ดังนั้นเราให้ตำแหน่งเริ่มต้นของแต่ละพาร์ติเคิลมีตำแหน่งเดียวกับตำแหน่งเริ่มต้นของวัตถุนั้นเอง และค่าน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลในรอบแรกนี้จะมีค่าเท่ากันทั้งหมดโดยมีค่าเท่ากับ $\frac{1}{N}$

และเมื่อตัวรับรู้อ่านค่าที่ได้จากการสังเกตการณ์และส่งข้อมูลมายังหน่วยประมวลผลกลาง กลุ่มของพาร์ติเคิลใหม่จะถูกคำนวณขึ้น โดยระบบทำการสุ่มเลือกพาร์ติเคิลจากกลุ่มของพาร์ติเคิลเดิมโดยโอกาสที่จะเลือกพาร์ติเคิลขึ้นกับค่าน้ำหนักของพาร์ติเคิล เมื่อเลือกพาร์ติเคิลได้แล้วทำการเคลื่อนพาร์ติเคิลด้วยสมการเดียวกับการเคลื่อนที่ของวัตถุ สมการที่ 26 จากนั้นตรวจสอบตำแหน่งใหม่ของพาร์ติเคิลว่าเข้าเงื่อนไขที่จะยอมรับเป็นพาร์ติเคิลใหม่ได้หรือไม่ โดยจากทฤษฎีบทที่ 2 ของ J. Aslam *et al.* (2003) ได้เสนอไว้ว่า ถ้า $C(A)$ และ $C(B)$ เป็นคอนเวกซ์ฮอลซ์ของเซต A และ B ตามลำดับแล้ว $C(A) \cap C(B) = \emptyset$ และ $X(t) \notin C(A) \cup C(B)$

นั่นคือ $C(A)$ และ $C(B)$ จะไม่มีพื้นที่ที่ซ้อนทับกัน ตำแหน่งของวัตถุที่เวลา t ใดๆ จะต้องอยู่นอก $C(A)$ และ $C(B)$ เปรียบดังภาพที่ 15



ภาพที่ 15 Convex hull สำหรับกลุ่มบวกและกลุ่มลบ

ดังนั้นทำให้ได้ข้อกำหนดของตำแหน่งถัดไปของวัตถุที่เป็นไปได้ต้องมีเงื่อนไขดังนี้

1. ตำแหน่งถัดไปของวัตถุต้องอยู่นอกคอนเวกซ์ฮัลล์ของเซต A และ B
2. ถ้าตัวรับรู้อ่านค่าได้เป็นบวกระยะทางระหว่างตำแหน่งถัดไปจนถึงตัวรับรู้ตัวนั้นจะต้องมีค่าน้อยลงเมื่อเทียบกับตำแหน่งเดิม

$$d(X(t_1), S^+) \leq d(X(t_0), S^+) \quad (28)$$

3. ถ้าตัวรับรู้อ่านค่าได้เป็นลบระยะทางระหว่างตำแหน่งถัดไปจนถึงตัวรับรู้ตัวนั้นจะต้องมีค่ามากขึ้นเมื่อเทียบกับตำแหน่งเดิม

$$d(X(t_1), S^-) \geq d(X(t_0), S^-) \quad (29)$$

จากเงื่อนไขข้างต้นเมื่อเราทำการเคลื่อนพาร์ติเคิลออกไปแล้ว ถ้าจะยอมรับให้เป็นพาร์ติเคิลใหม่ได้ต้องเข้าเงื่อนไขทั้งสามข้อข้างต้นก่อน ถ้าไม่ตรงกับเงื่อนไขระบบจะทำการเลือกพาร์ติเคิล

ใหม่จากกลุ่มของพาร์ติเคิลเดิม และเคลื่อนพาร์ติเคิลออกไปจากตำแหน่งเดิม จากนั้นตรวจสอบเงื่อนไขสามข้อเช่นเดิม และจะยอมรับเป็นพาร์ติเคิลตัวใหม่เมื่อมีคุณสมบัติตามเงื่อนไข

เมื่อระบบได้พาร์ติเคิลตัวใหม่เข้ามา ต้องทำการคำนวณหาค่าน้ำหนักให้พาร์ติเคิลตัวใหม่นั้นด้วย โดยน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลคือความน่าจะเป็นที่พาร์ติเคิลตัวใหม่คือตำแหน่งที่วัตถุนั้นเคลื่อนที่ไป $p(y_k|x_j^k)$ โดยขั้นตอนวิธีการที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอนั้น น้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลประกอบด้วยสองส่วนคือ

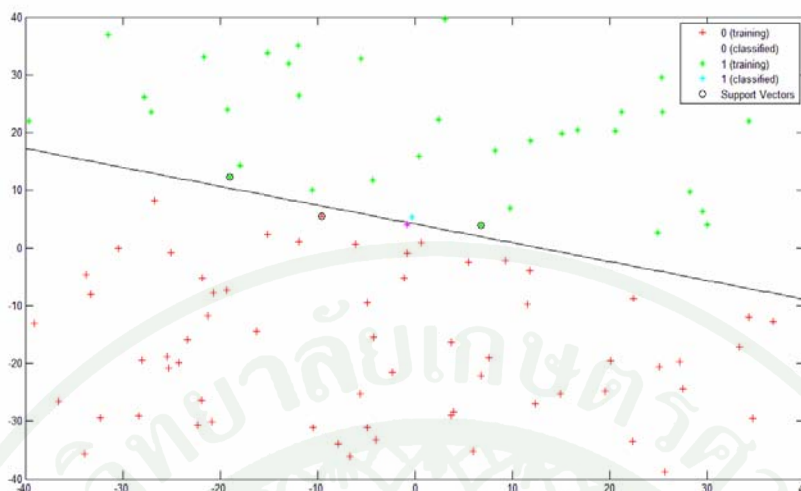
1. ความน่าจะเป็นที่คำนวณจากทิศทางการเคลื่อนที่ $p_{direction}$
2. ความน่าจะเป็นที่คำนวณจากตำแหน่งใหม่ของพาร์ติเคิล $p_{position}$

ดังสมการที่ 30

$$p(y_k|x_j^k) = p_{direction}(x_j^k, y_k) \times p_{position}(x_j^k, y_k) \quad (30)$$

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอ SVM เพื่อช่วยในการคำนวณหา $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ คือเมื่อมีการอ่านค่าที่ได้จากการสังเกตของตัวรับรู้เข้ามาใหม่ในแต่ละรอบ ระบบจะนำ SVM มาใช้เพื่อทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองกลุ่ม และที่สำคัญก็คือระบบใช้ optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM มาใช้ในการทำนายทิศทางการเคลื่อนที่ของวัตถุ โดยถ้าตำแหน่งพาร์ติเคิลใหม่ที่เคลื่อนที่ไปจากตำแหน่งเดิมมีทิศทางการเปลี่ยนตำแหน่งใกล้เคียงกับเวกเตอร์ ψ ที่ได้จาก SVM ระบบจะให้พาร์ติเคิลตัวนั้นมีค่าน้ำหนักมาก นั่นคือตำแหน่งพาร์ติเคิลใหม่นั้นมีความน่าจะเป็นสูงที่จะเป็นตำแหน่งจริงที่วัตถุเคลื่อนที่ไป

เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ และตัวรับรู้อ่านค่าได้ว่าวัตถุวิ่งเข้าหรือวิ่งออก SVM จะแบ่งกลุ่มตัวรับรู้ออกเป็นสองกลุ่ม โดยมี optimal hyperplane เป็นระนาบอยู่กึ่งกลางระหว่างกลุ่มบวกและลบ และมีเวกเตอร์ ψ เป็นเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับ optimal hyperplane นี้ดังภาพที่ 15



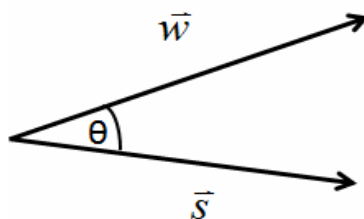
ภาพที่ 16 การใช้โปรแกรม Matlab หาระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุด

ซึ่งเวกเตอร์ $\vec{w}$ ที่ได้นี้จะใช้นำมาคำนวณเป็นค่าน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิล โดยน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลก็คือความน่าจะเป็นของการเคลื่อนที่ของพาร์ติเคิลจากตำแหน่งเดิมไปยังตำแหน่งใหม่โดยพิจารณาจากทิศทางการเคลื่อนที่ นั่นคือเมื่อเราได้เวกเตอร์ $\vec{w}$ จาก SVM ระบบนำเวกเตอร์ $\vec{r}$ ซึ่งเป็นเวกเตอร์ของการเคลื่อนที่จากตำแหน่งพาร์ติเคิลเดิมไปยังตำแหน่งพาร์ติเคิลใหม่มาเทียบกัน โดยพิจารณาหาค่ามุมระหว่างเวกเตอร์ $\vec{w}$ และเวกเตอร์ $\vec{r}$ และนำค่ามุมที่ได้ระหว่างทั้งสองเวกเตอร์ไปคำนวณค่า $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ ดังสมการที่ 31

$$p_{direction}(x_j^k, y_k) = e^{-\beta \times \theta^2} \quad (31)$$

ซึ่ง β คือค่าคงที่ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ค่า 0.25 -128.0

θ คือมุมระหว่างเวกเตอร์ $\vec{w}$ และเวกเตอร์ $\vec{r}$ มีหน่วยเป็นเรเดียน



ภาพที่ 17 มุมระหว่างเวกเตอร์ $\vec{w}$ และเวกเตอร์ $\vec{r}$

เนื่องจากน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลประกอบด้วยการคำนวณสองส่วนเมื่อเราได้ $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ แล้ว ถัดไประบบจะทำการคำนวณหา $p_{position}(x_j^k, y_k)$ ดังสมการที่

$$p_{position}(x_j^k, y_k) = \prod_{i=1}^M \rho(P_i^{k+1}, P_i^k, \mathbf{o}^{k+1}) \quad (32)$$

ซึ่งก็คือ

$$\rho(p_i^{k+1}, p_i^k, \mathbf{o}^{k+1}) = \begin{cases} 1 & \text{if } o_n^{k+1} \neq o_n^k \\ 1 & \text{if } o_n^{k+1} = o_n^k \text{ and (28), (29) are true} \\ \frac{d(S_i, p_i^k)}{d(S_i, p_i^{k+1})} & \text{if } o_n^{k+1} = o_n^k = 1 \text{ and } 0.8 < \frac{d(S_i, p_i^k)}{d(S_i, p_i^{k+1})} \leq 1 \\ \frac{d(S_i, p_i^{k+1})}{d(S_i, p_i^k)} & \text{if } o_n^{k+1} = o_n^k = -1 \text{ and } 0.8 < \frac{d(S_i, p_i^{k+1})}{d(S_i, p_i^k)} \leq 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (33)$$

เมื่อคำนวณค่าน้ำหนักใหม่ให้กับพาร์ติเคิลตัวใหม่ได้แล้ว ระบบก็ทำซ้ำจนกระทั่งได้พาร์ติเคิลครบจำนวน N ตัว จากนั้นทำการตรวจสอบว่ากลุ่มของพาร์ติเคิลใหม่ที่ได้นั้นต้องทำการ resampling หรือไม่โดยพิจารณาจากค่า N_{eff} และค่า $N_{threshold}$ โดย N_{eff} คือจำนวนพาร์ติเคิลที่ยังคงมีผลอยู่และสามารถนำไปใช้คำนวณต่อในรอบถัดไปได้

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_1^N (w_i)^2} \quad (34)$$

$$N_{threshold} = \frac{2}{3} \times N_{particle} \quad (35)$$

ถ้า $N_{threshold} \geq N_{eff}$ ต้องทำการ resampling กลุ่มของพาร์ติเคิล

4.2.1 การทำ Resampling

เป็นการแก้ไขปัญหาการเสื่อมของพาร์ติเคิล คือเมื่อพาร์ติเคิลส่วนใหญ่มีค่าน้ำหนักน้อยลงมาก การทำ Resampling เป็นการกระจายพาร์ติเคิลที่ยังคงมีน้ำหนักมากเพียงพอ ให้มีจำนวนมากขึ้น โดยสุ่มเลือกพาร์ติเคิลขึ้นมาจากนั้นกำหนดค่าน้ำหนักของพาร์ติเคิลให้เป็น $\frac{1}{N}$ เมื่อได้พาร์

ติเคิลครบ N ตัวพร้อมกับค่าน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลแล้ว เราสามารถคำนวณหาตำแหน่งของวัตถุได้จากสมการ

$$(x_{est}, y_{est}) = \sum_{i=1}^N P_i \times w_i \quad (36)$$

Tracking Algorithm

เริ่มต้น: กลุ่มพาร์ติเคิลแรกเริ่ม, P_i^0 , อยู่ที่ตำแหน่งเริ่มต้น และมีน้ำหนักเท่ากันทั้งหมดคือ

$$w_i^1 = \frac{1}{N}$$

1. เมื่อมีค่าที่ได้จากการสังเกตเข้ามา ให้ $k+1$ และค่าที่ได้จากการสังเกตนั้นอยู่ในรูป $\{o_n^k\}$
2. ใช้ SVM จำแนกกลุ่มตัวรับรู้ออกเป็นสองกลุ่ม เพื่อให้ได้เวกเตอร์ปกติ $\hat{W}$ ซึ่งเป็นเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับระนาบแบ่ง ซึ่งเวกเตอร์ $\hat{W}$ นี้เป็นเวกเตอร์ที่ทำนายทิศทางการเคลื่อนที่ของวัตถุ, ให้ $i = 1$
3. เลือกพาร์ติเคิลอย่างสุ่มทีละพาร์ติเคิล P_i^k โดยโอกาสที่จะถูกเลือกขึ้นกับค่าน้ำหนัก w_i และลองขยับพาร์ติเคิลที่ถูกเลือกนี้ไปยังตำแหน่งใหม่ P_i^{k+1}
4. พาร์ติเคิลที่ตำแหน่งใหม่นี้จะได้รับการยอมรับเมื่อ ตรงตามเงื่อนไขต่อไปนี้:
 - 4.1 อยู่นอกคอนเวกซ์ฮอลบวกและลบ
 - 4.2 ถ้าตัวรับรู้รายงานว่าบวก ระยะทางจากตัวรับรู้ถึงตำแหน่งใหม่นี้ P_n^{k+1} ต้องลดลงเมื่อเทียบกับระยะทางจากตำแหน่งเดิม P_n^k
 - 4.3 ถ้าตัวรับรู้รายงานว่าลบ ระยะทางจากตัวรับรู้ถึงตำแหน่งใหม่นี้ P_n^{k+1} ต้องเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับระยะทางจากตำแหน่งเดิม P_n^k

5. ปรับค่านำหนักของพาร์ติเคิลเป็น $w_n^{k+1} = w_n^k \times p(o^k | P_n^k)$ โดย $p(o^k | P_n^k)$ เป็นความน่าจะเป็นของการเคลื่อนที่จาก P_n^k ไปยังตำแหน่ง P_n^{k+1}

6. $i = i + 1$, ถ้า i น้อยกว่าจำนวนพาร์ติเคิล ไปยังข้อ 3

7. เมื่อ $i = N$ ทำการนอร์มอลไลซ์เวกเตอร์ $(w_1^{k+1}, w_2^{k+1}, w_3^{k+1}, \dots, w_N^{k+1})$

8. ทำการตรวจสอบว่า $N_{threshold} \geq N_{eff}$ หรือไม่ ถ้าใช่ ทำการ Resampling

9. คำนวณหาตำแหน่งของวัตถุจาก $\sum_{i=1}^N P_i \times w_i$

5. นำเสนอขั้นตอนวิธีใหม่ในการติดตามวัตถุโดยใช้ข้อมูลจาก SVM เท่านั้นมาใช้ในการเคลื่อนที่ของวัตถุ

จากขั้นตอนวิธีข้างต้นที่ผู้วิจัยได้ศึกษามาพบว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และวิธีที่การเพิ่มข้อมูลจากทิศทางการเคลื่อนที่ซึ่งได้จาก SVM ที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอไปข้างต้นนั้น สามารถใช้งานได้กับสถานการณ์ที่ไม่การส่งข้อมูลผิดพลาด นั่นคือตัวรับรู้ทุกตัวต้องส่งค่าที่ที่สังเกตจากเป้าหมายเคลื่อนที่ที่วิ่งเข้าหาหรือวิ่งออกตัวมันได้ถูกต้องจริง เมื่อมีการอ่านค่าผิดแม้แต่ตัวเดียวระบบจะไม่สามารถคำนวณหาตำแหน่งได้ เนื่องจากในเงื่อนไขการเคลื่อนที่ของแต่ละพาร์ติเคิลนั้น จำเป็นต้องสร้างคอนเวกซ์ฮูลของกลุ่มที่อ่านค่าบวก และกลุ่มที่อ่านค่าลบขึ้นมาก่อน จากข้อจำกัดข้อนี้ผู้วิจัยจึงเสนอวิธีขั้นตอนใหม่เพื่อใช้ในการติดตามวัตถุ โดยใช้ตัวรับรู้แบบทวิภาคซึ่งยังคงส่งข้อมูลเพียงบิตเดียวเช่นเดิม แต่เสนอขั้นตอนวิธีใหม่ในการกำหนดการเคลื่อนที่ของพาร์ติเคิลสำหรับการหาคำตอบของตำแหน่งของวัตถุโดยใช้พาร์ติเคิลฟิวเตอร์เช่นเดิม ซึ่งขั้นตอนวิธีที่เสนอนี้จะใช้ข้อมูลจาก SVM และไม่จำเป็นต้องสร้างคอนเวกซ์ฮูลขึ้นมาก่อนในการคำนวณ

การทดลองสำหรับขั้นตอนวิธีใหม่ที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอนั้น มีข้อกำหนดเงื่อนไขของระบบเครือข่ายตัวรับรู้ไร้สายที่ใช้ในการทดลอง การวางตัวของตัวรับรู้ และการจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุเหมือนเดิมกับข้างต้นทั้งหมด ต่างกันเพียงการทดลองนี้ทำการทดลองภายใต้เงื่อนไขที่ขอมให้มีการอ่านค่า +1 หรือ -1 ผิดพลาดจากตัวรับรู้ที่อยู่พื้นที่

5.1 ขั้นตอนวิธีใหม่ที่ใช้ในการติดตามวัตถุเคลื่อนที่จากข้อมูลที่ได้จากซอฟต์แวร์ตรวจจับแมทชีนอย่างเดียว

จาก Aslam *et al.* (2003) เราทราบว่า การเคลื่อนที่มีทิศทางตั้งฉากกับระนาบที่แบ่งระหว่างคอนเวกซ์ฮัลลวอกและลบ ดังนั้นเราได้แนวคิดที่จะนำ SVM มาแบ่งกลุ่มตัวรับรู้บวกและลบออกจากกัน และใช้ระนาบเกินที่เหมาะสมที่สุดเป็นตัวกำหนดขอบเขตการเคลื่อนที่ของพาร์ติเคิลแต่ละตัว ซึ่งจากการทดลองพบว่าการอ่านค่าผิดของตัวรับรู้ซึ่งส่งผลให้เซนเซอร์บางตัวมีการข้ามเข้าไปอยู่ในกลุ่มตรงข้าม แต่ขั้นตอนวิธีก็ยังทำงานและคำนวณหาค่าตำแหน่งของวัตถุได้

ในการวัดค่าสัญญาณสำหรับขั้นตอนวิธีใหม่ที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอนั้น เหมือนกับวิธีข้างต้นทุกประการ แต่ขั้นตอนการคำนวณหาตำแหน่งด้วยพาร์ติเคิลฟิวเตอร์มีความแตกต่างคือ แนวคิดของตำแหน่งของวัตถุที่เป็นไปได้ที่จะถูกแทนด้วยพาร์ติเคิลแต่ละตัวนั้น ไม่ต้องเข้าเงื่อนไขสามข้อของงาน Aslam *et al.* (2003) คือ

5.1.1 ตำแหน่งพาร์ติเคิลใหม่ต้องอยู่นอกคอนเวกซ์ฮัลลวอกและลบ

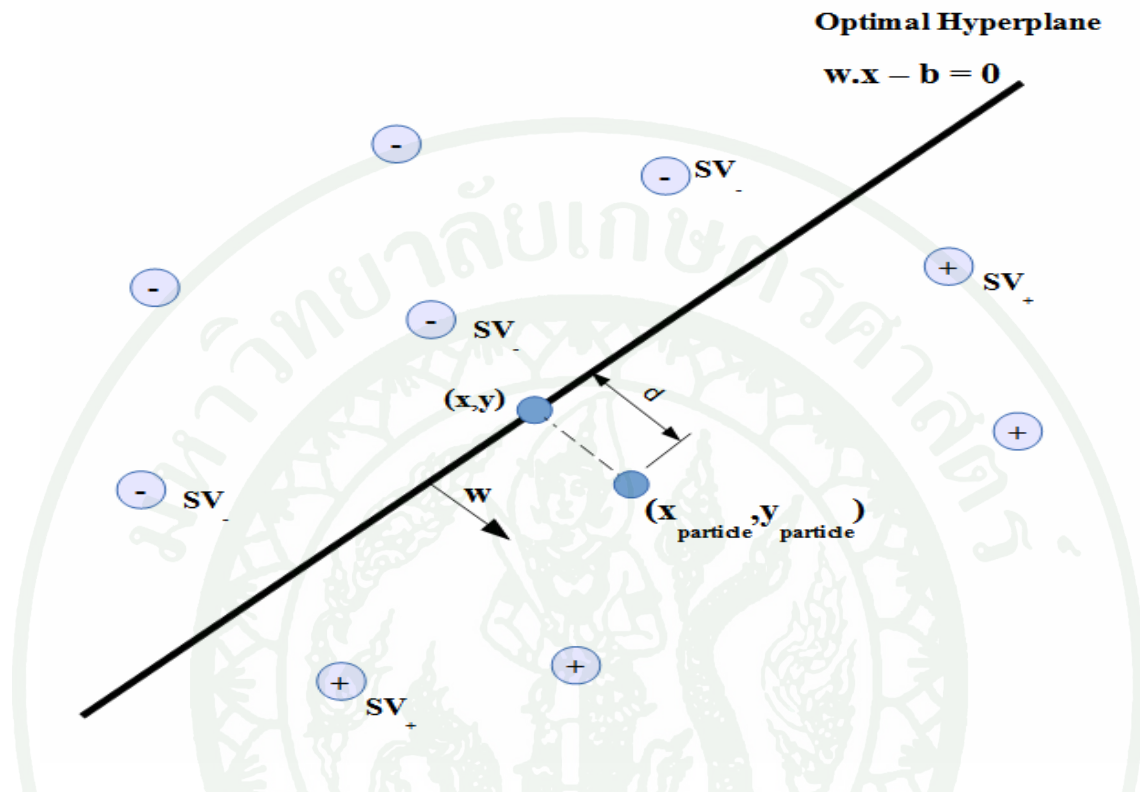
5.1.2 ระยะทางของพาร์ติเคิลที่เคลื่อนไปเป็นไปตามสมการที่ 28

5.1.3 ระยะทางของพาร์ติเคิลที่เคลื่อนไปเป็นไปตามสมการที่ 29

แต่จะใช้ optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM เป็นขอบเขตของการเคลื่อนที่ของพาร์ติเคิลคือ ระบบจะทำการหาสมการของ optimal hyperplane จาก svmtrain.m ใน Library ของ Matlab และเมื่อเลื่อนพาร์ติเคิลจากตำแหน่งเดิมไปยังตำแหน่งใหม่ ระบบจะคำนวณค่าน้ำหนักใหม่ให้กับพาร์ติเคิลโดยพิจารณาจากระยะทางระหว่างตำแหน่งของพาร์ติเคิลใหม่กับเส้น optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM ซึ่งค่าน้ำหนักที่ระบบคำนวณให้เป็นดังสมการที่ 37

$$p_{dist}(x_j^k, y_k) = e^{-\left(\frac{d}{2\sigma}\right)^2} \quad (37)$$

โดย d เป็นระยะทางตั้งฉากจากตำแหน่งของพาร์ติเคิลไปยังเส้น optimal hyperplane σ เป็นค่าคงที่ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ค่าระหว่าง 0.1 ถึง 1.0



ภาพที่ 18 d เป็นระยะทางตั้งฉากจากตำแหน่งพาร์ติเคิลใหม่ไปยัง optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM

และสำหรับขั้นตอนวิธีใหม่ที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอจะยังคงใช้ค่าความน่าจะเป็นที่คำนวณจากทิศทางการเคลื่อนที่ $p_{direction}$ จากสมการที่ 31 นั่นคือเมื่อเลื่อนพาร์ติเคิลไปยังตำแหน่งใหม่แล้ว ระบบจะทำการคำนวณค่าน้ำหนักให้กับแต่ละพาร์ติเคิลโดยพิจารณาจาก p_{dist} และ $p_{direction}$ ดังสมการที่ 38

$$p(y_k | x_j^k) = p_{direction}(x_j^k, y_k) \times p_{dist}(x_j^k, y_k) \quad (38)$$

จากนั้นทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนัก และทำการ Resampling เมื่อ $N_{threshold} \geq N_{eff}$

Tracking Algorithm

เริ่มต้น: กลุ่มพาร์ติเคิลแรกเริ่ม, P_i^0 , อยู่ที่ตำแหน่งเริ่มต้น และมีน้ำหนักเท่ากันทั้งหมดคือ

$$w_i^1 = \frac{1}{N}$$

1. เมื่อมีค่าที่ได้จากการสังเกตเข้ามา ให้ $k+1$ และค่าที่ได้จากการสังเกตนั้นอยู่ในรูป $\{o_n^k\}$
2. ใช้ SVM จำแนกกลุ่มตัวรับรู้ออกเป็นสองกลุ่ม เพื่อให้ได้เวกเตอร์ปกติ $\hat{W}$ ซึ่งเป็นเวกเตอร์ที่ตั้งฉากกับระนาบแบ่ง ซึ่งเวกเตอร์ $\hat{W}$ นี้เป็นเวกเตอร์ที่ทำนายทิศทางการเคลื่อนที่ของวัตถุ, ให้ $i = 1$
3. เลือกพาร์ติเคิลอย่างสุ่มทีละพาร์ติเคิล P_i^k โดยโอกาสที่จะถูกเลือกขึ้นกับค่าน้ำหนัก w_i และเลื่อนพาร์ติเคิลที่ถูกเลือกนี้ไปยังตำแหน่งใหม่ P_i^{k+1}
4. เก็บค่า P_i^{k+1} นี้เป็นตำแหน่งใหม่ทันที
5. ปรับค่าน้ำหนักของพาร์ติเคิลเป็น $w_n^{k+1} = w_n^k \times p(y_k | x_j^k)$ โดย $p(y_k | x_j^k)$ เป็นความน่าจะเป็นของการเคลื่อนที่จาก P_n^k ไปยังตำแหน่ง P_n^{k+1} คำนวณจากสมการที่ 38
6. $i = i + 1$, ถ้า i น้อยกว่าจำนวนพาร์ติเคิล ไปยังข้อ 3
7. เมื่อ $i = N$ ทำการนอร์มอลไลซ์เวกเตอร์ ($w_1^{k+1}, w_2^{k+1}, w_3^{k+1}, \dots, w_N^{k+1}$)
8. ทำการตรวจสอบว่า $N_{threshold} \geq N_{eff}$ หรือไม่ ถ้าใช่ ทำการ Resampling
9. คำนวณหาตำแหน่งของวัตถุจาก $\sum_{i=1}^N P_i \times w_i$

ผลและวิจารณ์

ผล

ตัววัดประสิทธิภาพขั้นตอนวิธีสำหรับระบบค้นหาตำแหน่ง Performance Metrics

ในการออกแบบขั้นตอนวิธีการติดตามวัตถุ ประสิทธิภาพของการทำงานสามารถวัดได้จากค่าดังต่อไปนี้ (Liu *et al.*, 2007)

1. ความแม่นยำ (Accuracy)

ความแม่นยำของระบบ เป็นค่าที่สำคัญที่สุดสำหรับระบบการค้นหาตำแหน่ง โดยทั่วไปค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจะถูกนำมาใช้เป็นตัววัดความแม่นยำ ซึ่งค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยนี้ได้มาจากค่าความแตกต่างของระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance) ของตำแหน่งจริงเทียบกับตำแหน่งที่ประมาณค่าได้ ความแม่นยำของระบบนี้ยังสามารถนำมาพิจารณาเป็นค่าเอนเอียง หรือเป็นค่าออฟเซตของระบบค้นหาตำแหน่งได้ ยิ่งความแม่นยำในการค้นหาตำแหน่งมีมากเท่าไร ประสิทธิภาพของระบบยิ่งมีค่ามากขึ้นด้วย อย่างไรก็ตามการออกแบบขั้นตอนวิธีต้องคำนึงลักษณะเฉพาะอย่างอื่นอีกด้วย

2. ความเที่ยงตรง (Precision)

ความแม่นยำพิจารณาเฉพาะค่าความคลาดเคลื่อนระยะทางเฉลี่ย แต่ความเที่ยงตรงยังพิจารณาถึงว่าระบบสามารถระบุตำแหน่งได้ถูกต้องอย่างต่อเนื่องหรือไม่ คือเป็นการวัดว่าระบบสามารถให้ค่าที่ไม่แปรผันมากนักเมื่อระบบทำงานมากขึ้นเรื่อยๆ ยกตัวอย่างเช่นระบบ A วัดค่าความคลาดเคลื่อน 2 ครั้งได้ค่า 0.2 และ 1.0 เมตร ส่วนระบบ B วัดค่าความคลาดเคลื่อน 2 ครั้งได้ค่า 0.5 และ 0.7 เมตร ซึ่งระบบ A และ B นี้ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเท่ากันคือ 0.6 เมตร นั่นคือมีความแม่นยำเท่ากัน แต่ความเที่ยงตรงของระบบทั้งสองนั้นไม่เท่ากัน จะเห็นได้ว่าระบบ B นั้นเที่ยงตรงกว่า คือค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้แต่ละครั้งมีค่าไม่แตกต่างกันมากนัก ซึ่งอาจกล่าวได้ว่าความแม่นยำนั้นวัดได้จากค่าเบี่ยงเบนเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน (Standard Deviation in Location Error)

แต่บางครั้งความแม่นยำของระบบถูกวัดด้วยฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นสะสมของค่าความคลาดเคลื่อน (Cumulative Probability Functions : CDF) โดยเมื่อเปรียบเทียบสองระบบใด ๆ ที่มีความแม่นยำเท่ากัน ระบบที่มีประสิทธิภาพดีกว่าคือระบบที่ได้กราฟ CDF และค่าความน่าจะเป็นสูงได้เร็วกว่า เพราะค่าความคลาดเคลื่อนจะถูกตัวอยู่ที่ค่าหนึ่ง ในทางปฏิบัติค่า CDF จะอยู่ในรูปแบบของเปอร์เซ็นต์ไทม์ ตัวอย่างเช่น ระบบที่มีความเที่ยงตรงเท่ากับ 90% ในระยะ 2.3 เมตร หมายความว่าค่าความน่าจะเป็นสะสมของค่าความคลาดเคลื่อน 0.9 ที่ค่าความคลาดเคลื่อน 2.3 เมตร เมื่อเทียบกับอีกระบบที่มีความเที่ยงตรง 50% ในระยะ 2.3 เมตร เราจะเลือกระบบแรกที่มีความเที่ยงตรงดีกว่า

3. ความซับซ้อนของระบบ (Complexity)

ความซับซ้อนของระบบการหาตำแหน่งพิจารณาจากอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ ซอฟต์แวร์ และปัจจัยอื่นๆ แต่สำหรับระบบของเราเราจะพิจารณาถึงความซับซ้อนของระบบจากซอฟต์แวร์ นั่นคือความซับซ้อนของการคำนวณ ถ้าหากว่าการคำนวณหาตำแหน่งเกิดขึ้นบนหน่วยประมวลผลกลาง เวลาที่ใช้ในการคำนวณก็จะเร็วเนื่องจากความสามารถในการคำนวณและพลังงานที่มีอย่างเพียงพอของหน่วยประมวลผลกลาง แต่ถ้าหากว่าการคำนวณหาตำแหน่งเกิดขึ้นบนหน่วยประมวลผลแบบเคลื่อนที่ เวลาที่ใช้ในการคำนวณจะต้องมากขึ้นอย่างแน่นอนเนื่องจากหน่วยประมวลผลแบบเคลื่อนที่มีข้อจำกัดด้านพลังงานในการใช้ประมวลผลและทำกิจกรรมต่างๆ ดังนั้นระบบของเราจึงเน้นไปที่การคำนวณหาตำแหน่งบนหน่วยประมวลผลกลาง ซึ่งถือว่ามีความซับซ้อนของระบบต่ำเมื่อวัดจากเวลาที่ใช้ในการคำนวณ

4. ความขยายขนาดได้ (Scalability)

ความขยายขนาดได้เป็นคุณลักษณะหนึ่งที่ทำให้มั่นใจได้ว่าเมื่อระบบมีการขยายขนาดขึ้น การหาตำแหน่งวัตถุยังสามารถทำงานได้ถูกต้อง โดยทั่วไปแล้วประสิทธิภาพในการหาตำแหน่งจะลดลงเมื่อระยะทางระหว่างตัวส่งและตัวรับสัญญาณเพิ่มขึ้น สำหรับระบบค้นหาตำแหน่งวัตถุจะพิจารณาสองแง่มุมคือพื้นที่และความหนาแน่น ในแง่ของพื้นที่คือเมื่อระบบมีการขยายขนาดของพื้นที่ขึ้น ระบบยังสามารถหาตำแหน่งได้อย่างถูกต้อง ส่วนในแง่ของความหนาแน่นนั้นถึงแม้ว่าจะมีปริมาณตัวรับรับรู้ต่อพื้นที่มากขึ้น ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อในแง่ของช่องการสื่อสารที่คับคั่งขึ้น ระบบก็ควรที่จะยังทำงานได้ดี อีกแง่มุมหนึ่งที่ใช้วัดความขยายขนาดได้คือ ปริภูมิหรือมิติที่ระบบค้นหาตำแหน่งทำงานได้ ซึ่งอาจเป็นปริภูมิ 2 หรือ 3 มิติ

5. ราคา (Cost)

ในแง่ของราคาของระบบค้นหาตำแหน่งจะขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย ได้แก่ เงิน เวลา พื้นที่ น้ำหนัก และพลังงานที่ใช้ในระบบ ปัจจัยด้านเวลาเกี่ยวข้องกับเวลาที่ใช้ในการติดตั้งและบำรุงรักษาระบบ สำหรับตัวรับรู้แบบเคลื่อนที่มีข้อจำกัดด้านขนาดและน้ำหนัก ความหนาแน่นของตัวรับรู้ถูกพิจารณาเป็นค่าราคาด้านพื้นที่ พลังงานก็เป็นค่าราคาหนึ่งที่ถูกนำมาพิจารณา สำหรับหน่วยประมวลเคลื่อนที่ก็จะมีการใช้พลังงานสูง อายุการใช้งานสั้น สำหรับตัวรับรู้บางประเภทที่ถูกนำมาใช้เพื่อจุดประสงค์บางอย่างอยู่แล้ว เราอาจอาศัยการรับส่งข้อมูลที่เป็นกิจกรรมหลักและฝากข้อมูลมาเพื่อประโยชน์ในการค้นหาวัตถุเพิ่มได้

ทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของวิธีติดตามวัตถุที่เสนอโดยใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งกำหนดให้การทดลองมีตัวรับรู้ไร้สายทั้งหมดจำนวน 100 ตัวถูกวางกระจายแบบสุ่มลงในพื้นที่สี่เหลี่ยมจัตุรัสขนาด 80 x 80 ตารางเมตร โดยตัวรับรู้ไร้สายทั้งหมดนี้จะทำงานร่วมกันเพื่อติดตามวัตถุที่เคลื่อนที่เข้ามาในพื้นที่สี่เหลี่ยมนี้ เราเรียกวัดเคลื่อนที่นี้ว่า โหนดบีคอน (Beacon Node) ซึ่งโหนดบีคอนจะทำการบรอดคาสต์ข้อความออกไปยังตัวรับรู้ไร้สายทั้งหมดทุกๆช่วงเวลา 1 วินาที โดยการทดลองนี้จะสมมติให้ตัวรับรู้ไร้สายทุกตัวสามารถรับข้อความบรอดคาสต์นี้ได้โดยไม่มีความผิดพลาด ตัวรับรู้ไร้สายแต่ละตัวสามารถคำนวณได้ว่าโหนดบีคอนกำลังเคลื่อนที่เข้าหาหรือวิ่งออกจากตัวมันเองโดยใช้ค่าความแรงสัญญาณที่ได้รับจากโหนดบีคอน กล่าวคือถ้าค่าความแรงสัญญาณที่ตัวรับรู้ได้รับจากโหนดบีคอนมีค่ามากขึ้นนั่นแปลว่าโหนดบีคอนนั้นกำลังเคลื่อนที่เข้าหาตัวรับรู้ไร้สาย แต่ในทางตรงกันข้ามคือถ้าค่าความแรงสัญญาณที่ตัวรับรู้ได้รับจากโหนดบีคอนมีค่าลดลงนั่นแสดงว่าโหนดบีคอนกำลังเคลื่อนที่ออกจากตัวรับรู้ไร้สาย เมื่อตัวรับรู้ไร้สายสามารถตรวจจับได้แล้วว่าโหนดบีคอนกำลังเคลื่อนที่เข้าหาหรือเคลื่อนที่ออกจากตัวมัน แต่ละตัวจะทำการส่งค่าที่ตัวมันสังเกตได้นี้ออกมาในรูปแบบหนึ่งบิตคือค่า “+” เมื่อตรวจจับได้ว่าโหนดบีคอนกำลังเคลื่อนที่เข้าหา และ “-” เมื่อตรวจจับได้ว่าโหนดบีคอนกำลังเคลื่อนที่ออกไปยังโหนดซิงค์ (Sink node)

ในการทดลองนี้เราทำการจำลองสถานการณ์การเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นสามรูปแบบคือ สถานการณ์แรกทำการทดลองโดยจำลองให้วัตถุเคลื่อนที่ด้วยสมการการเคลื่อนที่เส้นตรง โดยวัตถุจะเคลื่อนที่ไป 20 และ 100 ก้าว แต่ละก้าวของการเคลื่อนที่ที่เกิดจากความเร่งซึ่งมีการแจกแจงแบบสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) บนช่วง $[-0.5, 0.5]$ ทั้งในแนวแกน X (a_x) และแกน Y (a_y) ใน

แต่ละการทดลองเราจะสุ่มการเคลื่อนที่เป็นจำนวน 50 ครั้ง จากนั้นคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน และเวลาที่ใช้ในการคำนวณโดยเฉลี่ย

สำหรับสถานการณ์ที่สองทำการทดลองโดยวัตถุจะเคลื่อนที่ในทิศทางเดิมๆด้วยความเร็วค่อนข้างคงที่ในแต่ละช่วงเวลา โดยการทดลองนี้เราจะให้วัตถุเคลื่อนที่ไป 20 ก้าว แต่ละก้าวของการเคลื่อนที่ให้ความเร็วในการเคลื่อนที่มีการแจกแจงแบบปกติ (Normal distribution) ด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.2 ในแต่ละการทดลองเราจะสุ่มการเคลื่อนที่เป็นจำนวน 50 ครั้ง จากนั้นคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน

สำหรับสถานการณ์ที่สามทำการทดลองโดยวัตถุจะเคลื่อนที่ในลักษณะคล้ายเลข 8 (8-model) โดยการทดลองนี้เราจะให้วัตถุเคลื่อนที่ไป 20 และ 100 ก้าว ในแต่ละการทดลองเราจะสุ่มการเคลื่อนที่เป็นจำนวน 50 ครั้ง จากนั้นคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อน

ซึ่งสำหรับทั้งสามสถานการณ์เราทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอกับขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) เพื่อแสดงถึงการปรับปรุงขั้นตอนวิธีในการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยมีแนวคิดเบื้องต้นจากงานของ Aslam *et al.* (2003) ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอเพิ่มเติมในส่วนปรับปรุง คือการใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์เมทริกซ์มาช่วยในการทำนายทิศทางการเคลื่อนที่ และใช้เวกเตอร์ ψ ที่ได้จากซอฟต์แวร์เวกเตอร์เมทริกซ์นี้เพื่อใช้เป็นตัวกำหนดค่าน้ำหนักให้กับพาร์ติเคิลสำหรับขั้นตอนการหาตำแหน่งด้วยพาร์ติเคิลฟิวเตอร์ และเพิ่มอีกหนึ่งขั้นตอนวิธีคือการใช้ข้อมูลจากซอฟต์แวร์เวกเตอร์เมทริกซ์เพียงอย่างเดียวเพื่อเสนอวิธีที่ให้ความแม่นยำ ความเที่ยงตรงดีขึ้น และลดความซับซ้อนในการคำนวณลงอีกด้วย

1. เปรียบเทียบขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam *et al.* (2003) โดยจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบมีความเร่ง

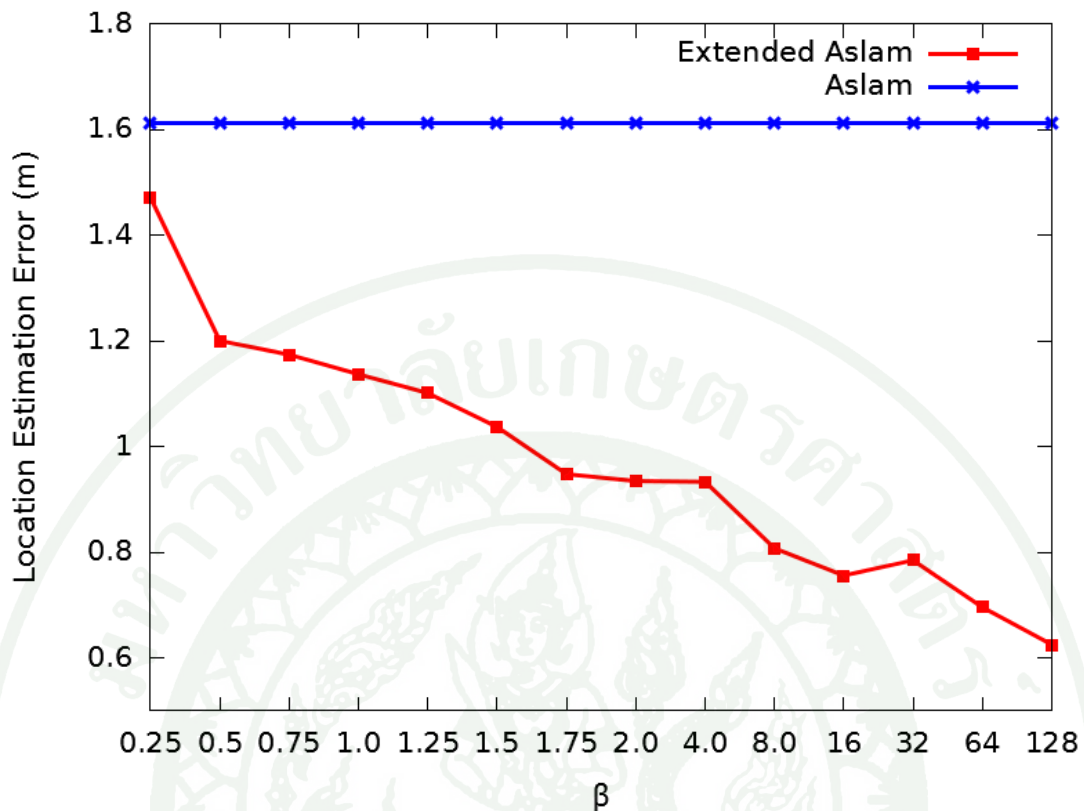
ตารางที่ 1 ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง และทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยเปลี่ยนค่า β

ขั้นตอนวิธี	ค่าคลาดเคลื่อน ที่น้อยที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน ที่มากที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน เฉลี่ย (เมตร)	ค่าเบี่ยงเบน มาตรฐานของความ คลาดเคลื่อน (เมตร)
Extended Aslam with $\beta = 0.25$	0.0113	15.2965	1.4707	1.2601
Extended Aslam with $\beta = 0.5$	0.0021	18.1759	1.2000	1.0098
Extended Aslam with $\beta = 0.75$	0.0058	11.0552	1.1738	0.9326
Extended Aslam with $\beta = 1.0$	0.0031	12.4255	1.1366	0.9293
Extended Aslam with $\beta = 1.25$	0.0060	11.8830	1.1011	0.9383
Extended Aslam with $\beta = 1.5$	0.0051	10.3084	1.0369	0.8216
Extended Aslam with $\beta = 1.75$	0.0059	15.3421	0.9477	0.7911
Extended Aslam with $\beta = 2.0$	0.0044	9.4420	0.9347	0.7514
Extended Aslam with $\beta = 4.0$	0.0052	12.1262	0.9333	0.7530
Extended Aslam with $\beta = 8.0$	0.0017	9.0108	0.8074	0.6310

ตารางที่ 1 (ต่อ)

ขั้นตอนวิธี	ค่าคลาดเคลื่อน ที่น้อยที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน ที่มากที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน เฉลี่ย (เมตร)	ค่าเบี่ยงเบน มาตรฐานของความ คลาดเคลื่อน (เมตร)
Extended Aslam with $\beta = 16.0$	0.0076	6.8176	0.7560	0.5592
Extended Aslam with $\beta = 32.0$	0.0038	5.7397	0.7847	0.5866
Extended Aslam with $\beta = 64.0$	0.0023	4.2607	0.6957	0.5067
Extended Aslam with $\beta = 128.0$	0.0006	5.6519	0.6252	0.4578
Aslam	0.0145	21.0409	1.6121	1.3716

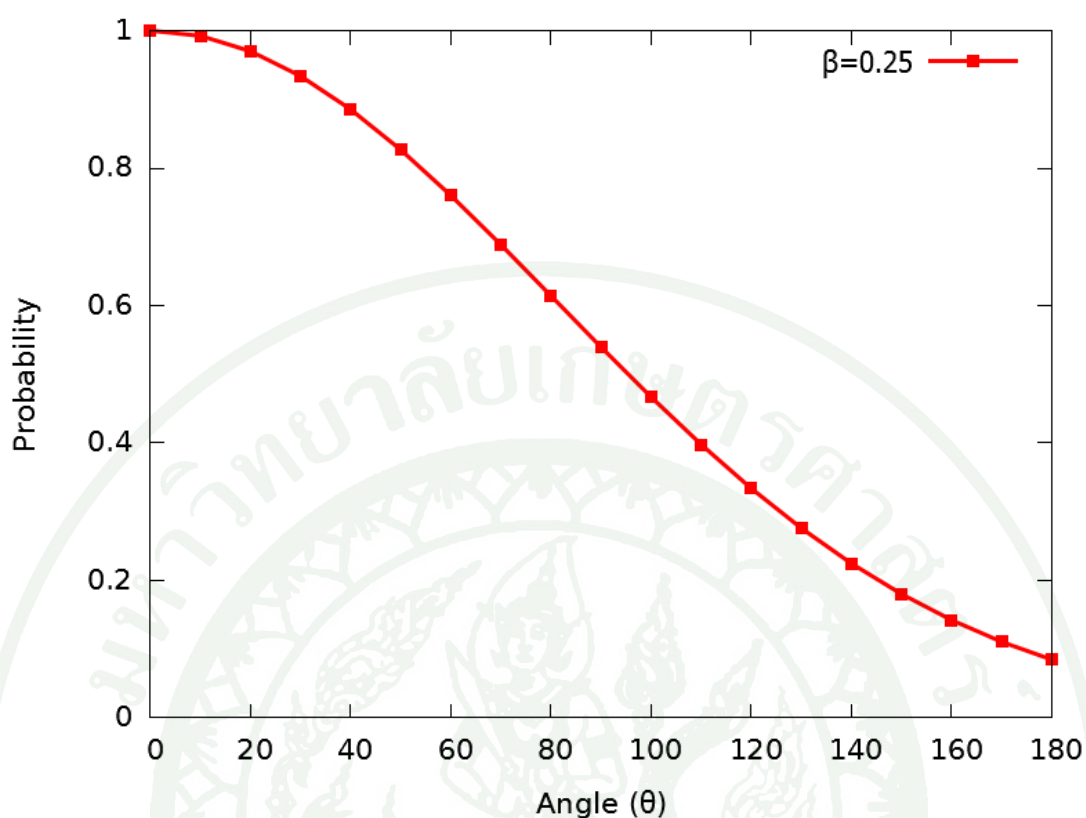
ผลการทดลองการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยระบบจำลองสถานการณ์ให้การเคลื่อนที่ของวัตถุนั้นเคลื่อนที่แบบมีความเร่งทั้งในแกน x และ y โดยที่ a_x และ a_y มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม $U[-0.5, 0.5]$ จุดเริ่มต้นของการเคลื่อนที่อยู่ที่ตำแหน่ง $(0, 0)$ ระบบทำการวัดค่าความคลาดเคลื่อนของการใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) เทียบกับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยเปลี่ยนค่า β ซึ่งใช้ในสมการที่ 31 โดยค่า β ที่ใช้ในการทดลองได้แก่ 0.25, 0.5, 0.75, 1.0, 1.25, 1.5, 1.75, 2.0, 4, 8, 16, 32, 64 และ 128 จากภาพที่ 19 จะเห็นว่าสำหรับทุกค่า β ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมนั้นมีค่าน้อยกว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งหมด และจากตารางที่ 1 ค่าเบี่ยงเบนเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนก็ได้ผลเช่นเดียวกับการพิจารณาค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยคือ สำหรับทุกค่า β ค่าเบี่ยงเบนของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของวิธีที่เสนอนั้นมีค่าน้อยกว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งหมดเช่นกัน



ภาพที่ 19 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้วิธีขั้นตอนของ Aslam *et al.* (2003) กับ ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยทดลองที่ค่า β ต่างๆ

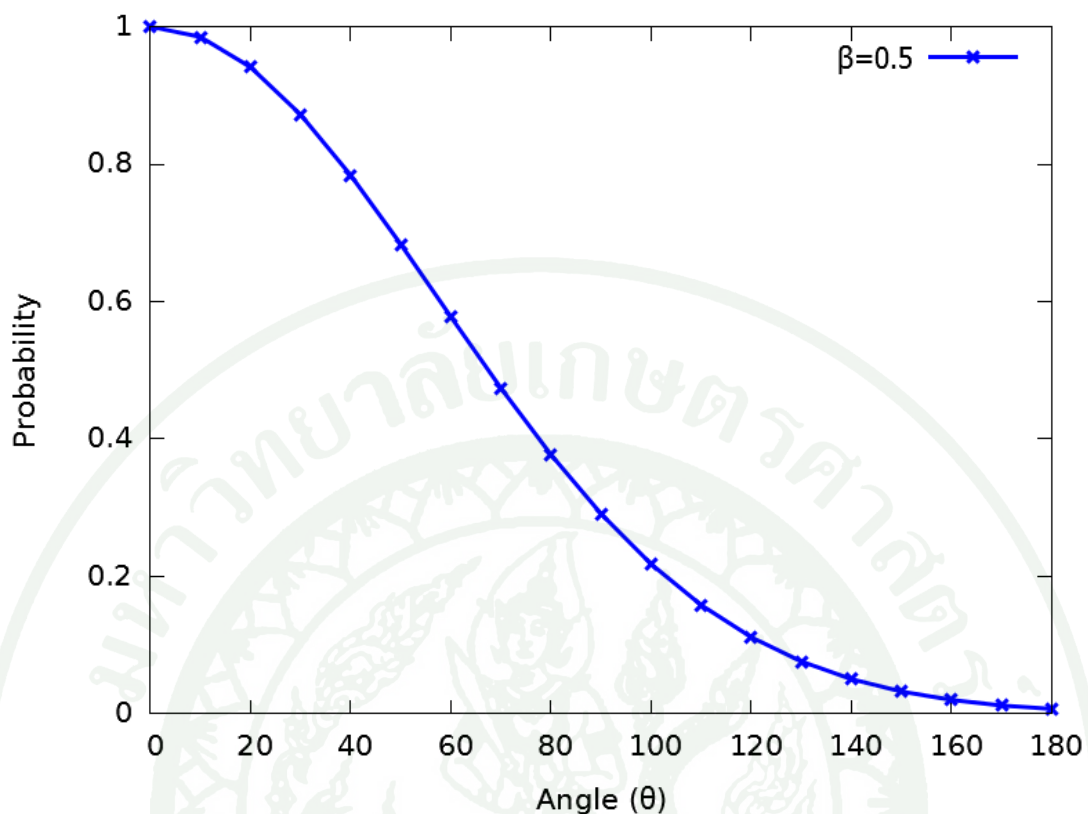
และจากการทดลองพบว่าเมื่อเราเปลี่ยนค่า β ไปจนถึงค่าที่ 256.0 ชุดคำสั่งการคำนวณไม่สามารถหาคำตอบได้เนื่องจากการวนลูปค้างอยู่ หรือมีการแสดงผลว่ามีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นไม่สามารถคำนวณได้

สาเหตุที่เมื่อค่า β มากขึ้นแล้วชุดคำสั่งไม่สามารถหาคำตอบได้เนื่องจากจากสมการที่ 31 $p_{\text{direction}}(x_j^k, y_k) = e^{-\beta(\theta)^2}$ พบว่าค่า β มีผลต่อมุม θ ซึ่งเป็นระหว่างเวกเตอร์ $\vec{p}$ และเวกเตอร์ $\vec{r}$ และค่า β ยังมีผลต่อ $p_{\text{direction}}(x_j^k, y_k)$ อีกด้วยคือ เมื่อลองหาความสัมพันธ์ระหว่างค่า β , มุม θ และ $p_{\text{direction}}$ พบว่าจากภาพที่ 20 อธิบายได้ว่าที่ค่า $\beta=0.25$ เมื่อมุม θ เท่ากับศูนย์นั่นคือพาร์ติเคิลเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกับเวกเตอร์ทำนายทิศทางเคลื่อนที่จริงซึ่งนั่นคือเวกเตอร์ $\vec{p}$ ค่า $p_{\text{direction}}(x_j^k, y_k)$ ที่ระบบคำนวณให้จะมีค่าเท่ากับ 1 แต่เมื่อมุม θ มีค่าเพิ่มขึ้นค่า $p_{\text{direction}}(x_j^k, y_k)$ จะลดลงตามลำดับดังภาพที่ 20



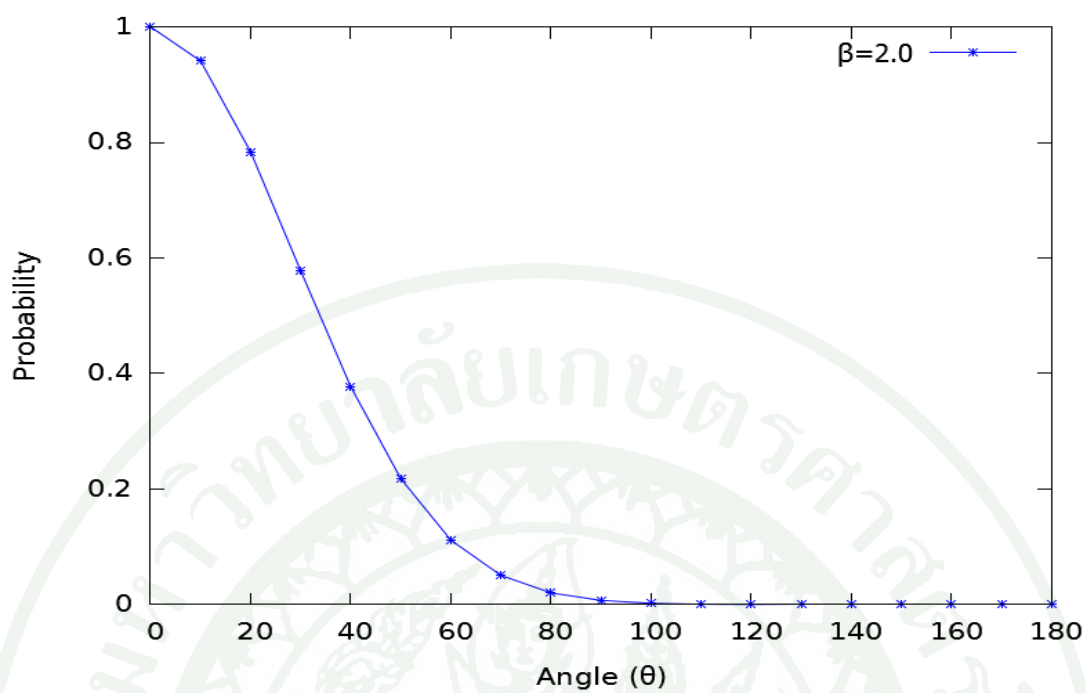
ภาพที่ 20 แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า $\beta = 0.25$

และเมื่อลองเปลี่ยนค่า β เป็น 0.5 พบว่าความสัมพันธ์ระหว่างค่า β , มุม θ และ $p_{direction}$ เป็นดังภาพที่ 21 อธิบายได้ว่าที่ค่า $\beta = 0.5$ เมื่อมุม θ เท่ากับศูนย์ $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ ที่ระบบคำนวณให้จะมีค่าเท่ากับ 1 แต่เมื่อมุม θ มีค่าเพิ่มขึ้นค่า $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ เหมือนกับค่า $\beta = 0.25$ แต่ในกรณีที่ค่า $\beta = 0.5$ $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ จะลดลงเร็วกว่าเมื่อมุม θ เพิ่มขึ้น

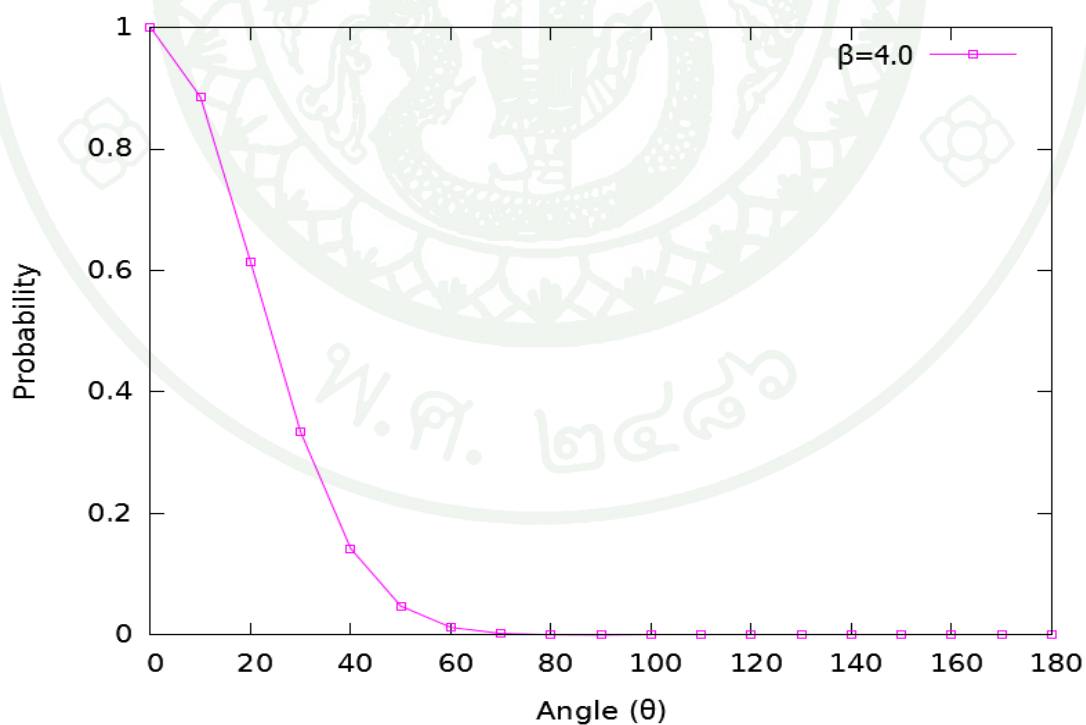


ภาพที่ 21 แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า $\beta = 0.5$

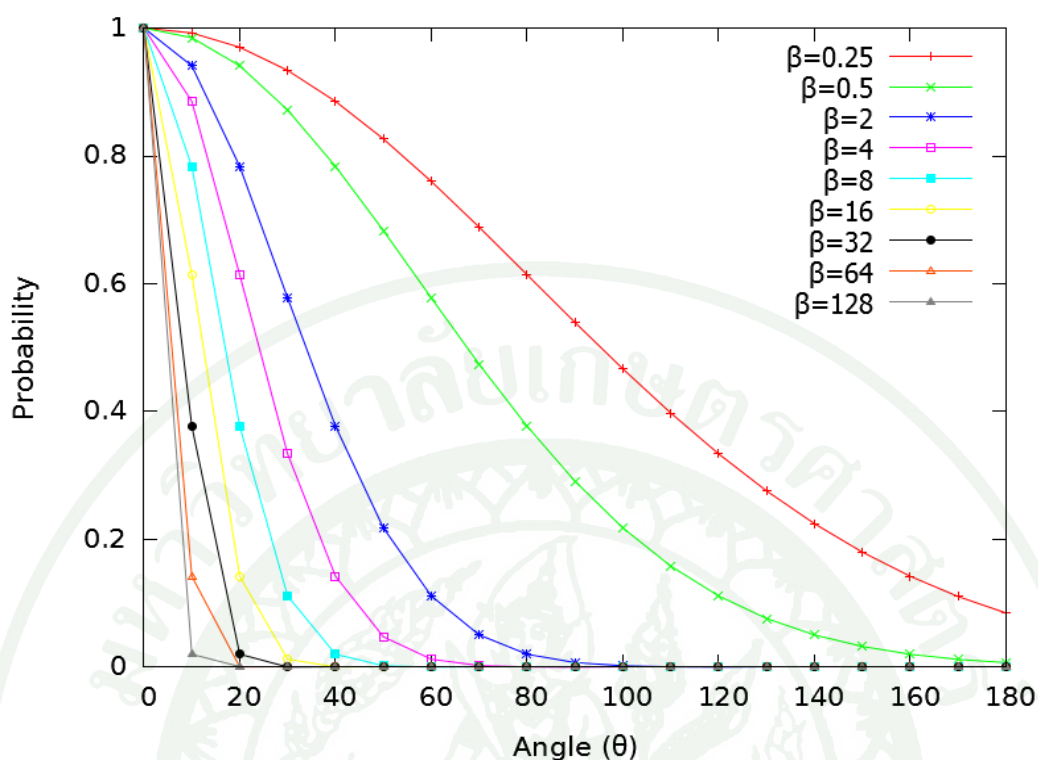
และเมื่อลองเปลี่ยนค่า β เป็น 2.0 พบว่าความสัมพันธ์ระหว่างค่า β , มุม θ และ $p_{direction}$ เป็นดังภาพที่ 22 คือเมื่อมุม θ มีค่าเพิ่มขึ้นค่า $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ ลดลงอย่างรวดเร็วมาก จะสังเกตได้ว่ามุม θ ที่มากกว่า 120 องศาจะทำให้ $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ มีค่าน้อยมาก นั่นคือค่า β เป็นตัวกำหนดทิศทางของพาร์ติเคิลคือถ้าเราเลือกค่า β น้อยๆ เช่น $\beta = 0.25$ ระบบจะทำการคำนวณโดยยอมรับทุกพาร์ติเคิลถึงแม้จะมีทิศทางต่างจากเวกเตอร์ $\vec{w}$ มาก โดยจากภาพที่ 20 จะเห็นว่าระบบยังคงคำนวณค่า $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ ให้กับพาร์ติเคิลมีค่าถึง 0.084637 ถึงแม้ว่ามุม θ จะแตกต่างถึง 180 องศา แต่สำหรับค่า β ที่มากขึ้น เช่น $\beta = 2.0$ จากภาพที่ 22 จะเห็นได้ชัดเจนว่าเมื่อมุม θ มีค่า 120 องศา $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ จะมีค่าเพียง 0.000153 และที่มุม θ มากกว่า 120 องศา ค่า $p_{direction}(x_j^k, y_k)$ น้อยมากจนกระทั่งพาร์ติเคิลตัวนั้นจะมีโอกาสน้อยมากที่จะถูกเลือกในรอบการคำนวณต่อไป หรืออาจจะทำให้เกิดปัญหาการเสื่อมของพาร์ติเคิล (Degeneracy Problem) จนต้องทำการ Resampling



ภาพที่ 22 แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆ ที่ค่า $\beta = 2.0$



ภาพที่ 23 แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆ ที่ค่า $\beta = 4.0$



ภาพที่ 24 แสดงค่า $p_{direction}$ เทียบกับค่ามุม θ ต่างๆที่ค่า β ตั้งแต่ 0.25 ถึง 128

2. เปรียบเทียบขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam *et al.* (2003) โดยจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุโดยไม่เปลี่ยนทิศทาง

ตารางที่ 2 ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง และทำการเปรียบเทียบระหว่าง ขั้นตอนวิธีการของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยเปลี่ยนค่า β

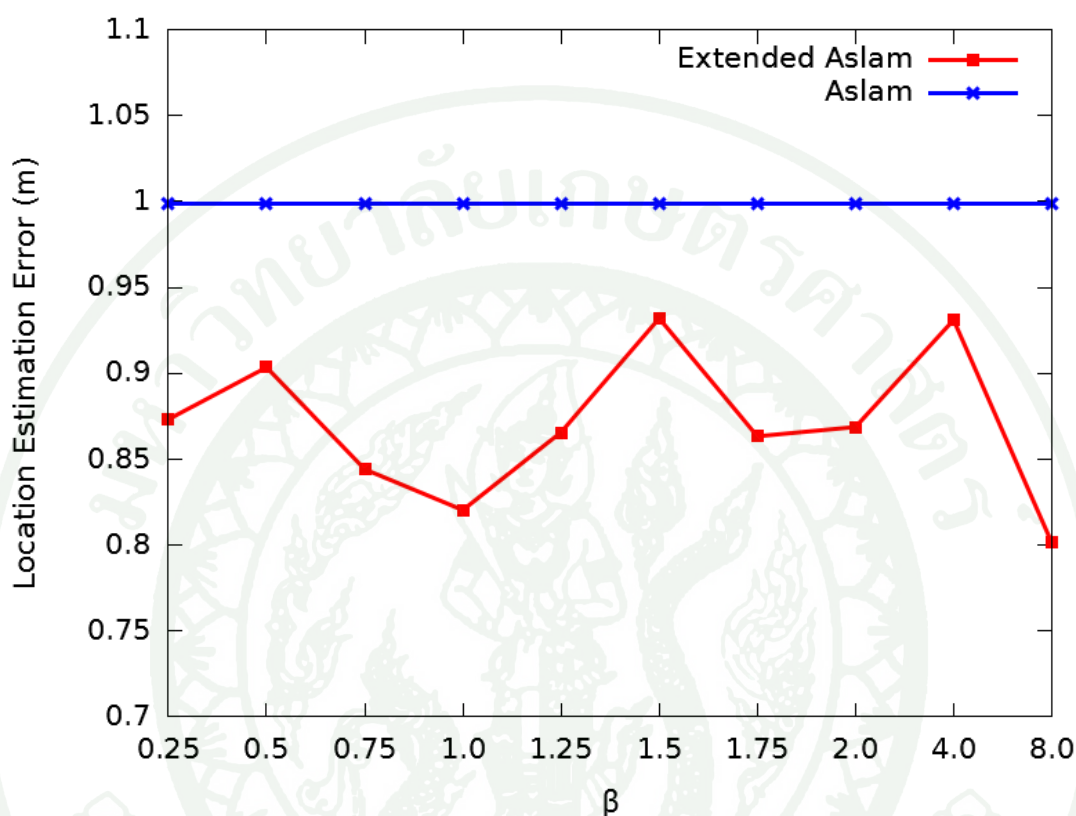
ขั้นตอนวิธี	ค่าคลาดเคลื่อน ที่น้อยที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน ที่มากที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน เฉลี่ย (เมตร)	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของความคลาดเคลื่อน เฉลี่ย (เมตร)
Extended Aslam with $\beta = 0.25$	0.0357	3.2226	0.8731	0.4360
Extended Aslam with $\beta = 0.5$	0.0111	2.9432	0.9034	0.4307
Extended Aslam with $\beta = 0.75$	0.0293	3.2109	0.8441	0.4018

ตารางที่ 2 (ต่อ)

ขั้นตอนวิธี	ค่าคลาดเคลื่อน ที่น้อยที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน ที่มากที่สุด (เมตร)	ค่าคลาดเคลื่อน เฉลี่ย (เมตร)	ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของความคลาดเคลื่อน เฉลี่ย (เมตร)
Extended Aslam with $\beta = 1.0$	0.0392	2.7201	0.8203	0.3756
Extended Aslam with $\beta = 1.25$	0.0677	3.3926	0.8656	0.4090
Extended Aslam with $\beta = 1.5$	0.0292	3.4891	0.9319	0.4503
Extended Aslam with $\beta = 1.75$	0.0099	3.1047	0.8633	0.4037
Extended Aslam with $\beta = 2.0$	0.0431	2.7630	0.8687	0.4362
Extended Aslam with $\beta = 4.0$	0.0519	3.8429	0.9310	0.4537
Extended Aslam with $\beta = 8.0$	0.0406	3.3606	0.8014	0.3984
Aslam	0.0355	4.3495	0.9991	0.4994

ผลการทดลองการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยระบบจำลองสถานการณ์ให้การเคลื่อนที่ของวัตถุนั้นเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทางโดยมีจุดเริ่มต้นการเคลื่อนที่ที่ตำแหน่ง (0,0) และความเร็วของการเคลื่อนที่ที่มีการแจกแจงแบบปกติโดยมีความเร็วเฉลี่ยเท่ากับ 1.0 เมตรต่อวินาที และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.2 $v \sim N(1.0, 0.2)$ ระบบทำการวัดค่าความคลาดเคลื่อนของการใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) เทียบกับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมโดยเปลี่ยนค่า β ซึ่งใช้ในสมการที่ 31 โดยค่า β ที่ใช้ในการทดลองได้แก่ 0.25, 0.5, 0.75, 1.0, 1.25, 1.5, 1.75, 2.0, 4.0 และ 8.0 จากภาพที่ 25 จะเห็นว่าสำหรับทุกค่า β ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของวิธีที่เสนอนั้นมีค่าน้อยกว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งหมด และจากตารางที่ 2 ค่าเบี่ยงเบนเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนซึ่งก็ได้ผล

เช่นเดียวกับการพิจารณาค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยคือ สำหรับทุกค่า β ค่าเบี่ยงเบนของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของวิธีที่เสนอนั้นมีค่าน้อยกว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งหมดเช่นกัน



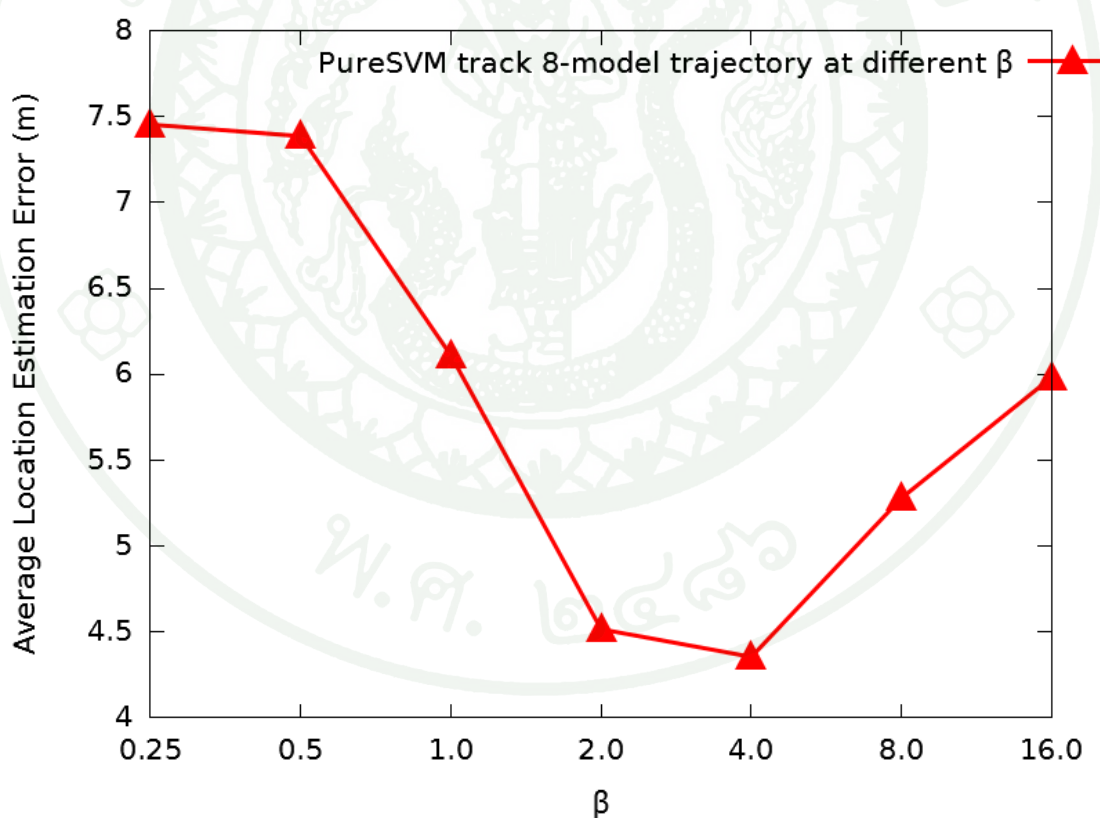
ภาพที่ 25 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้วิธีขั้นตอนของ Aslam *et al.* (2003) กับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมที่ค่า β ต่างๆ

3. ขั้นตอนวิธีซึ่งใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว โดยจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบเป็นเลข 8 ที่ค่า β ต่างๆ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้เสนอขั้นตอนวิธีการติดตามวัตถุเคลื่อนที่ขึ้นใหม่โดยอาศัยข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว ซึ่งทำการทดลองด้วยการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบเป็นเลข 8 ด้วยจำนวนการก้าวเดิน 20 ก้าว โดยเลือกค่า $\sigma = 0.5$ ทำการทดลองที่ค่า β ต่างๆ ได้ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 3 ผลการทดลองขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยการเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเลข 8 ที่ค่า $\sigma = 0.5$ โดยเปลี่ยนค่า β

Pure SVM, $\sigma = 0.5$	ค่าเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร)
$\beta = 0.25$	7.45296
$\beta = 0.50$	7.38536
$\beta = 1.00$	6.10915
$\beta = 2.00$	4.51540
$\beta = 4.00$	4.35439
$\beta = 8.00$	5.27881
$\beta = 16.00$	5.98210



ภาพที่ 26 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยการเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเลข 8 ที่ค่า $\sigma = 0.5$ โดยเปลี่ยนค่า β

จากตารางที่ 3 และ ภาพที่ 26 พบว่าสำหรับการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบเลข 8 ซึ่งเป็นการเคลื่อนที่แบบเปลี่ยนทิศทางตลอดเวลา ค่า β ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ 4.0

4. ผลการทดลองจากการเสนอขั้นตอนวิธีซึ่งใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว

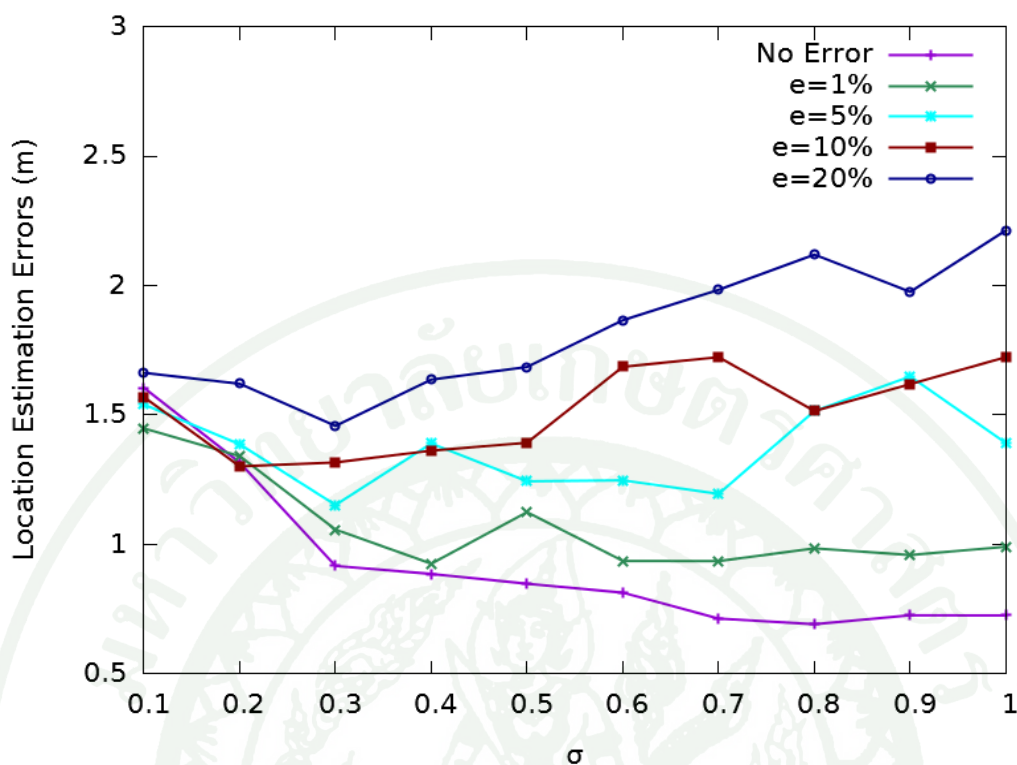
วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้เสนอขั้นตอนวิธีการติดตามวัตถุเคลื่อนที่ขึ้นใหม่โดยอาศัยข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว ซึ่งทำให้ประสิทธิภาพการติดตามวัตถุขึ้นทั้งในแง่ของความแม่นยำและความเที่ยงตรง อีกทั้งยังทนทานต่อข้อมูลที่ผิดพลาด เช่น จากที่วัตถุเคลื่อนที่เข้าหาตัวเองกลับรายงานว่าตัววัตถุวิ่งออก หรือระหว่างการสื่อสารข้อมูลกันมีการส่งข้อมูลผิดมายังตัวประมวลผลกลาง และสุดท้ายยังสามารถคำนวณได้อย่างรวดเร็วเมื่อเทียบกับวิธีขั้นต้น โดยจำลองสถานการณ์การเคลื่อนที่ของวัตถุ 2 แบบคือ

4.1 มีความเร่งทั้งในแกน x และ y โดยที่ a_x และ a_y โดยที่ความเร่งมีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม $U[-0.5, 0.5]$ จุดเริ่มต้นของการเคลื่อนที่อยู่ที่ตำแหน่ง $(0, 0)$ จำนวนก้าวเดินเท่ากับ 20 ก้าว ซึ่งผลการทดลองที่ได้มีดังนี้

ตารางที่ 4 ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) เมื่อใช้ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว

โดย มีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง

σ	$e = 0\%$	$e = 1\%$	$e = 5\%$	$e = 10\%$	$e = 20\%$
0.1	1.6049	1.4481	1.5404	1.5687	1.6624
0.2	1.3160	1.3409	1.3866	1.3014	1.6204
0.3	0.9170	1.0573	1.1521	1.3165	1.4575
0.4	0.8860	0.9258	1.3896	1.3621	1.6366
0.5	0.8481	1.1246	1.2439	1.3928	1.6852
0.6	0.8137	0.9363	1.2476	1.6861	1.8657
0.7	0.7136	0.9357	1.1951	1.7232	1.9833
0.8	0.6921	0.9848	1.5151	1.5152	2.1191
0.9	0.7265	0.9591	1.6483	1.6188	1.9754
1.0	0.7258	0.9911	1.3910	1.7233	2.2132



ภาพที่ 27 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง

จากตารางที่ 4 และ ภาพที่ 27 เป็นผลการทดลองโดยจำลองสถานการณ์การเคลื่อนที่ของวัตถุแบบมีความเร่ง ใช้ตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว และเคลื่อนที่ในพื้นที่ขนาด 80x80 ตารางเมตร ทำการทดลองซ้ำเป็นจำนวนอย่างละ 50 ครั้ง ค่า β ที่เลือกใช้ในสมการที่ 31 เท่ากับ 4.0 (จากผลการทดลองในข้อ 2) จากภาพที่ 27 พบว่าสำหรับการอ่านข้อมูลของตัวรับรู้ที่ไม่มีผิดพลาดเลย ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว นั้นจะมีประสิทธิภาพดีกว่าเมื่อมีการอ่านข้อมูลผิดพลาด แต่ถึงมีการอ่านข้อมูลผิดพลาดระบบก็ยังทำงานได้ ซึ่งต่างจากวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และแบบขั้นตอนวิธีที่ปรับปรุงเพิ่มเติมที่วิทยานิพนธ์เสนอไปข้างต้น และจากกราฟในภาพที่ 25 พบว่าเมื่อการอ่านข้อมูลของตัวรับรู้ที่ไม่มีผิดพลาดเลยแนวโน้มของค่า σ ที่เพิ่มขึ้นจะทำให้ประสิทธิภาพดีขึ้น ในขณะที่เมื่อมีการอ่านข้อมูลผิดพลาดถึงร้อยละ 20 ของจำนวนตัวรับรู้ แนวโน้มของค่า σ ที่เพิ่มขึ้นจะทำให้ประสิทธิภาพลดลง เหตุที่ผลการทดลองเป็นเช่นนี้เนื่องจากค่า σ เป็นค่าที่ยินยอมให้พาร์ติเคิลเคลื่อนที่ห่างออกจากเส้น optimal hyperplane โดยค่า σ ยิ่งมาก แปลว่าพาร์ติเคิลมีอิสระในการเคลื่อนที่ ดังนั้นสำหรับการทดลองแบบไม่มีการอ่านข้อมูลที่ผิดพลาดเลย เวกเตอร์ $\vec{w}$ ที่ตั้งฉากกับ optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM จะเป็นเส้นที่มีทิศทางเดียวกับการเคลื่อนที่จริง ดังนั้นเมื่อเรากำหนดน้ำหนักของแต่ละพาร์ติเคิลจากสมการที่ 31 และ 37

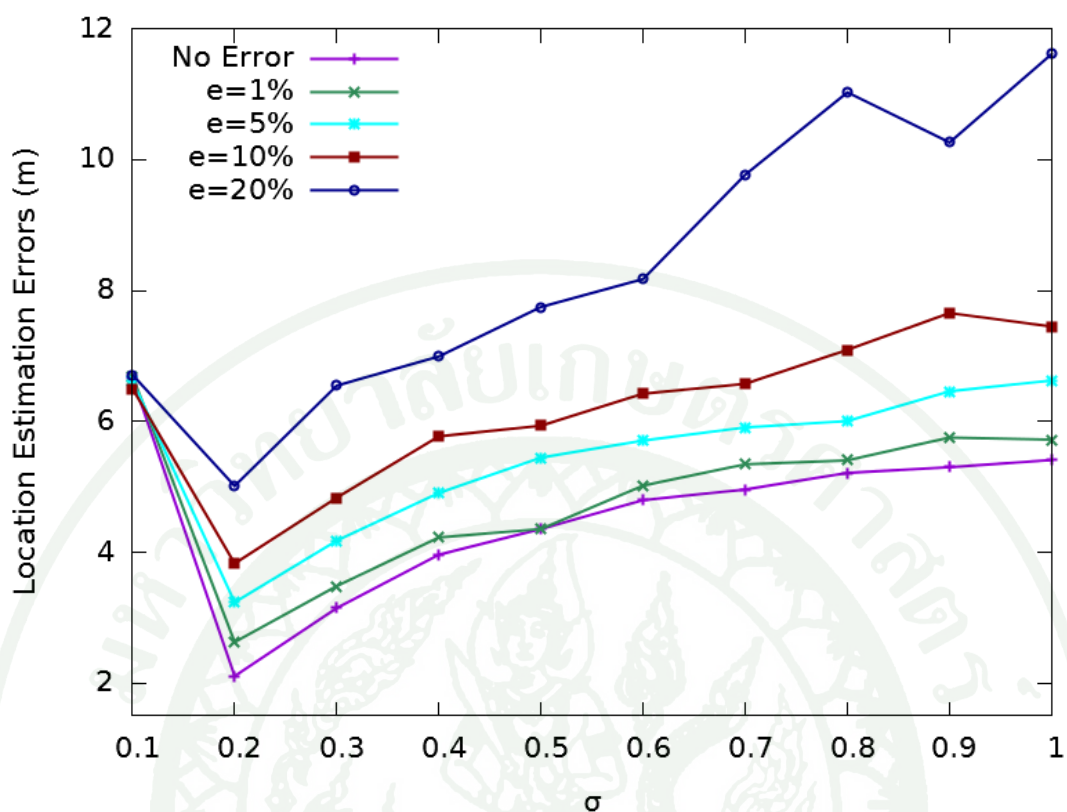
ซึ่งก็คือความน่าจะเป็นของแต่ละพาร์ติเคิล ค่า β ที่เหมาะสมและค่า σ ที่มากพอจะเป็นตัวบังคับพาร์ติเคิลให้เคลื่อนที่ไปในทิศทางและตำแหน่งที่ถูกต้อง ซึ่งทำให้ได้คำตอบที่ใกล้เคียงกับตำแหน่งวัตถุจริง ในทางตรงกันข้ามเมื่อมีการอ่านข้อมูลผิดพลาดซึ่งสำหรับการทดลองนี้การอ่านข้อมูลผิดพลาดมากถึงร้อยละ 20 ส่งผลให้ optimal hyperplane ที่ได้จาก SVM มีความผิดเพี้ยนไปจากที่ควรจะเป็นจริง ทำให้เมื่อค่า σ ที่มากขึ้นซึ่งแปลว่าให้อิสระกับการเคลื่อนที่ของพาร์ติเคิลได้มากขึ้น ทำให้ความคลาดเคลื่อนสะสมของแต่ละก้าวการเดินเพิ่มมากขึ้นด้วย ดังนั้นแนวโน้มเมื่อค่า σ มากขึ้นความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจึงเพิ่มขึ้นตามไปด้วย

สำหรับการอ่านข้อมูลของตัวรับรู้ที่ไม่มีความผิดพลาดเลยนั้น ค่า $\sigma = 0.8$ เป็นค่าที่ทำให้ความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ในขณะที่เมื่อมีการอ่านข้อมูลผิดพลาด ที่ความผิดพลาดน้อยคือร้อยละ 1 ของจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด ค่า $\sigma = 0.4$ และ $\sigma = 0.7$ เป็นค่าที่ทำให้ความคลาดเคลื่อนน้อยและใกล้เคียงกัน แต่สำหรับการอ่านข้อมูลที่ผิดพลาดมากยิ่งขึ้นคือร้อยละ 10 และ 20 ของจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมดค่า $\sigma = 0.3$ จะให้ความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุด

4.2 จำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุโดยมีลักษณะคล้ายเลข 8 จุดเริ่มต้นของการเคลื่อนที่อยู่ที่ตำแหน่ง (0,0) จำนวนก้าวเดินเท่ากับ 20 ก้าว ซึ่งผลการทดลองที่ได้มีดังนี้

ตารางที่ 5 ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) เมื่อใช้ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8

σ	e = 0%	e = 1%	e = 5%	e = 10%	e = 20%
0.1	6.6562	6.6913	6.6195	6.4995	6.7103
0.2	2.1059	2.6259	3.2346	3.8268	5.0120
0.3	3.1457	3.4820	4.1755	4.8328	6.5447
0.4	3.9618	4.2257	4.9055	5.7703	6.9911
0.5	4.3544	4.3544	5.4446	5.9323	7.7467
0.6	4.7952	5.0171	5.7051	6.4225	8.1732
0.7	4.9579	5.3437	5.9065	6.5729	9.7683
0.8	5.2115	5.4036	6.0044	7.0919	11.0254
0.9	5.2989	5.7522	6.4583	7.6545	10.2599
1.0	5.4080	5.7197	6.6239	7.4476	11.6129



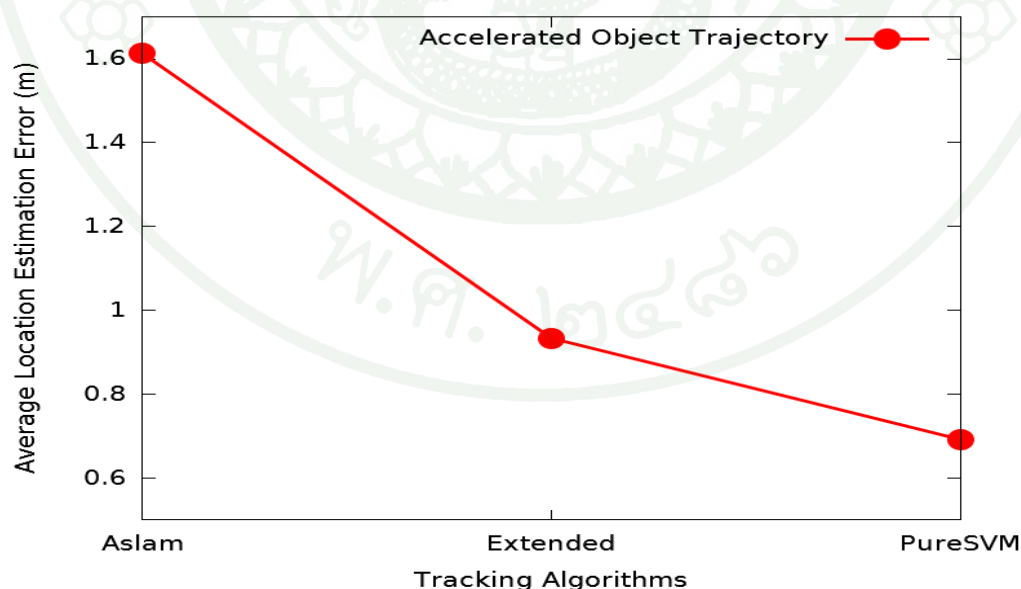
ภาพที่ 28 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว โดยมีข้อมูลผิดพลาดได้ร้อยละ 0, 1, 5, 10 และ 20 จากจำนวนตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว ทดลองที่ค่า $\sigma = 0.1$ ถึง 1.0 และ $\beta = 4.0$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8

จากตารางที่ 5 และ ภาพที่ 28 เป็นผลการทดลองโดยจำลองสถานการณ์การเคลื่อนที่ของ วัตถุแบบเลขแปด (8-model) ใช้ตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว และเคลื่อนที่ในพื้นที่ขนาด 80x80 ตาราง เมตร ทำการทดลองซ้ำเป็นจำนวนอย่างละ 50 ครั้ง ค่า β ที่เลือกใช้ในสมการที่ 31 เท่ากับ 4.0 (จาก ผลการทดลองในข้อ 2) จากภาพที่ 28 พบว่าสำหรับการอ่านข้อมูลของตัวรับรู้ที่ไม่มีความผิดพลาด เลขขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว นั้นจะมีประสิทธิภาพดีกว่าเมื่อมีการอ่านข้อมูล ผิดพลาด แต่ถึงมีการอ่านข้อมูลผิดพลาดระบบก็ยังทำงานได้เหมือนที่เสนอไปในหัวข้อ 3.1 และ จากกราฟในภาพที่ 28 พบว่า แนวโน้มของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจะมากขึ้นเมื่อค่า σ เพิ่มขึ้นสำหรับ ทุกรูปแบบการอ่านค่าข้อมูล และค่า $\sigma = 0.2$ จะเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการเคลื่อนที่เป็นเลข แปด เนื่องจากให้ความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

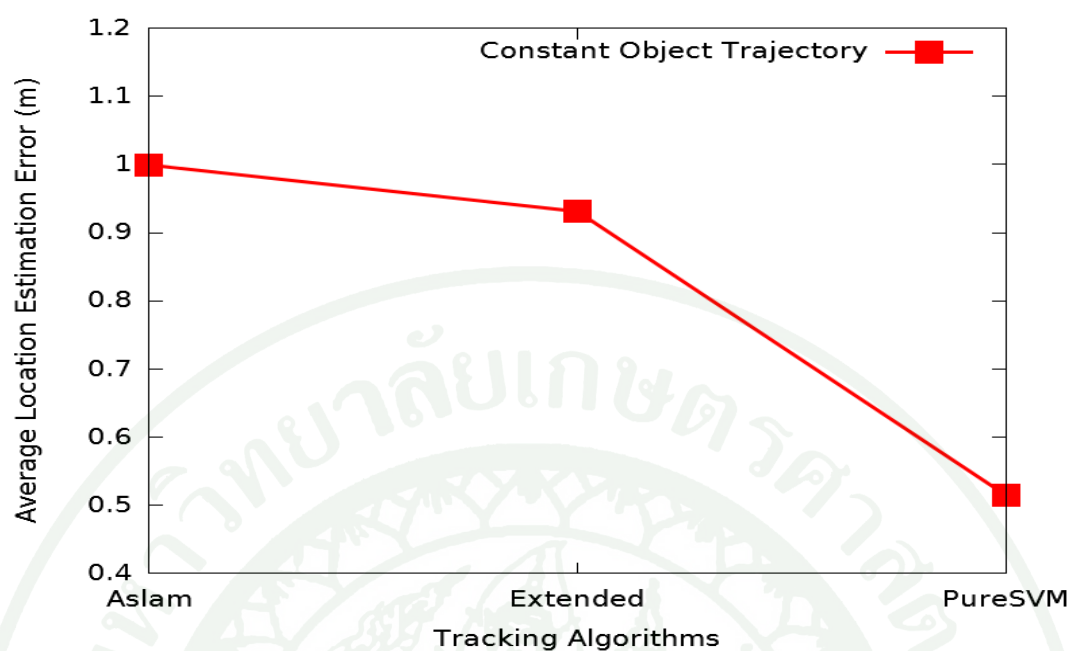
5. เปรียบเทียบขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 6 เปรียบเทียบผลการทดลองจากขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียวโดยเลือกค่า $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$

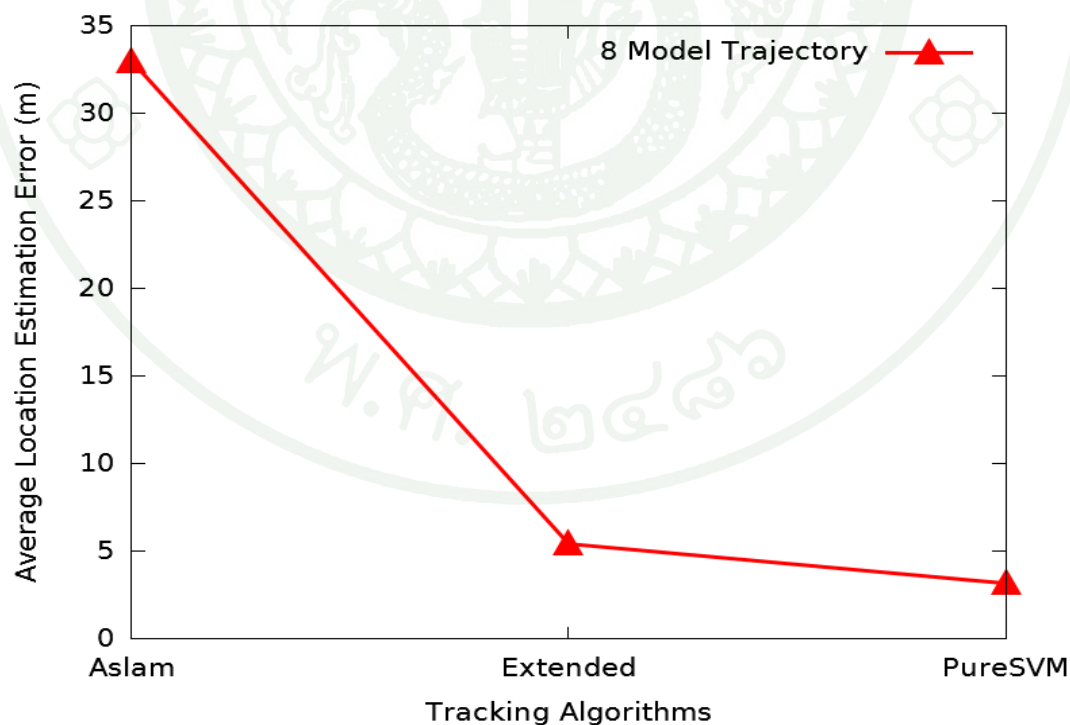
	เคลื่อนที่ด้วยความเร่ง		เคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง		เคลื่อนที่แบบ 8-model	
	Average	Average	Average	Average	Average	Average
	Error(m)	S.D.(m)	Error(m)	S.D.(m)	Error(m)	S.D.(m)
Aslam	1.6121	1.3716	1.0531	0.5249	32.9851	25.4957
Extended Aslam, $\beta=4.0$	0.9333	0.7530	0.9310	0.4537	5.4287	1.9485
Pure SVM, $\beta=4.0, \sigma=0.8$	0.6921	0.4989	0.5151	0.1410	3.1778	0.9839



ภาพที่ 29 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี ทดลองที่ค่า $\beta = 4.0$ และ $\sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง

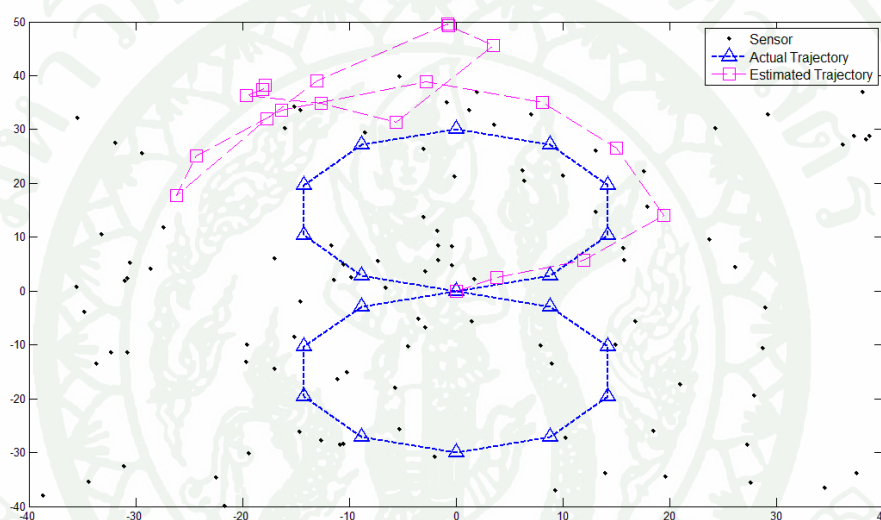


ภาพที่ 30 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี ทดลองที่ค่า $\beta = 4.0$ และ $\sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่โดยไม่เปลี่ยนทิศทาง



ภาพที่ 31 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (เมตร) ของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี ทดลองที่ค่า $\beta = 4.0$ และ $\sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8

จากตารางที่ 6 และ ภาพที่ 29, 30 และ 31 เป็นผลการทดลองโดยเปรียบเทียบการเคลื่อนที่ของวัตถุทั้งสามสถานการณ์ ใช้ตัวรับรู้ทั้งหมด 100 ตัว และเคลื่อนที่ในพื้นที่ขนาด 80x80 ตารางเมตร ทำการทดลองซ้ำเป็นจำนวนอย่างละ 50 ครั้ง และใช้ค่า $\beta = 4.0$ $\sigma = 0.8$ ผลการทดลองที่ได้พบว่าขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียวให้ประสิทธิภาพดีที่สุด รองลงมาคือขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ให้ประสิทธิภาพแย่ที่สุดเมื่อเทียบจากทั้งสามวิธี โดยพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย แต่สำหรับการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบเป็นเลข 8 นั้น ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ไม่สามารถติดตามวัตถุได้ ดังภาพที่ 32



ภาพที่ 32 ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8 โดยใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) จำนวนก้าวเดินเท่ากับ 20 ก้าว

เมื่อพิจารณาในแง่ของความซับซ้อนของขั้นตอนวิธีทั้งสาม พบว่าสำหรับขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม ในส่วนของการคำนวณที่ใช้พิจารณาความซับซ้อนแบ่งได้เป็นสองส่วนหลักคือ 1. การคำนวณ Convex Hull และ 2. การหา $p_{position}$ ซึ่งอัตราการเติบโตของฟังก์ชัน พิจารณาดังนี้

1. การคำนวณ Convex Hull อ้างอิงจาก T.M. Chan (1996) แสดงให้เห็นว่าการคำนวณ Convex hull มีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันเป็น $O(M \log H)$ โดย M คือจำนวนตัวรับรู้ และ H คือจำนวนข้อมูลที่เป็น Convex

2. การหา $p_{position}$ ดังสมการที่ 33 ในการคำนวณมีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันเป็น $O(MN)$ โดย M คือจำนวนตัวรับรู้ และ N เป็นจำนวนพาร์ติเคิล

ดังนั้นขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม จะมีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันเป็น $O(M \log H) + O(MN)$

ในขณะที่ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียวจะมีส่วนการคำนวณหลักอยู่ที่ 1. การทำ Data Training ของ SVM 2. การคำนวณค่าน้ำหนักให้แต่ละพาร์ติเคิล ซึ่งอัตราการเติบโตของฟังก์ชัน พิจารณาดังนี้

1. การทำ Data Training ของ SVM อ้างอิงจาก Joachims (2006) แสดงให้เห็นว่า การทำ Data Training สำหรับข้อมูลแบบ linearly separable มีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันเป็น $O(M^c)$ โดยค่า $c = 0.8$ และ M คือจำนวนตัวรับรู้

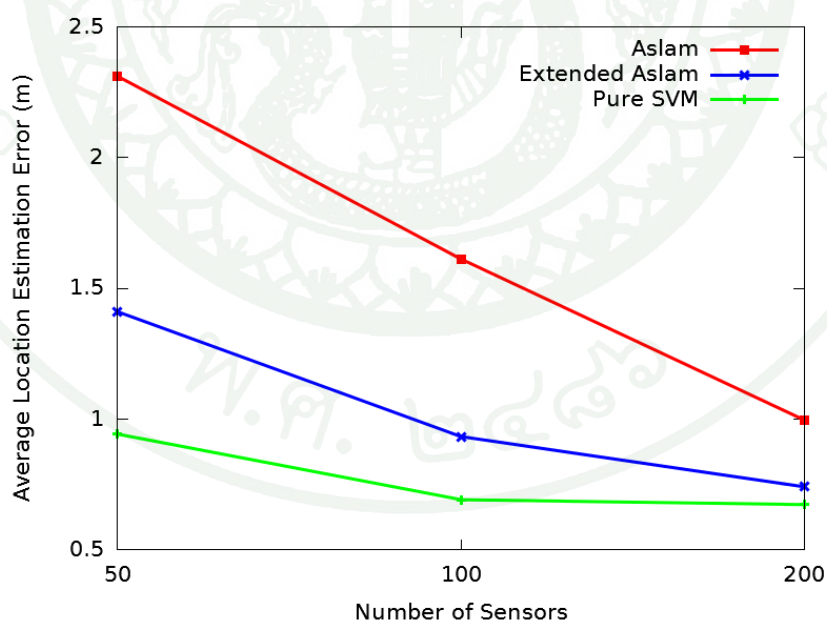
2. การคำนวณค่าน้ำหนักให้แต่ละพาร์ติเคิล ดังสมการที่ 38 มีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันเป็น $O(N)$ โดย N เป็นจำนวนพาร์ติเคิล

ดังนั้นขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียวจะมีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันเป็น $O(M^{0.8}) + O(N)$ ซึ่งเมื่อเทียบกับอีกสองขั้นตอนวิธีแรก ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว มีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันน้อยกว่า จึงใช้เวลาในการคำนวณได้เร็วกว่า

6. เปรียบเทียบขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนเพียงอย่างเดียว โดยจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วยความเร่ง ที่จำนวนตัวรับรู้ต่างกัน

ตารางที่ 7 ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง และทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ และจำนวนตัวรับรู้เท่ากับ 50, 100 และ 200 ตัว

	จำนวนตัวรับรู้ 50 ตัว		จำนวนตัวรับรู้ 100 ตัว		จำนวนตัวรับรู้ 200 ตัว	
	Average Error(m)	Average S.D.(m)	Average Error(m)	Average S.D.(m)	Average Error(m)	Average S.D.(m)
Aslam	2.3109	1.9347	1.6121	1.3716	0.9965	0.7439
Extended Aslam, $\beta = 4$	1.4107	1.2370	0.9333	0.7530	0.7411	0.5083
Pure SVM, $\beta = 4, \sigma = 0.8$	0.9427	0.6609	0.6921	0.4989	0.6733	0.4596



ภาพที่ 33 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีการของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ และจำนวนตัวรับรู้เท่ากับ 50, 100 และ 200 ตัว

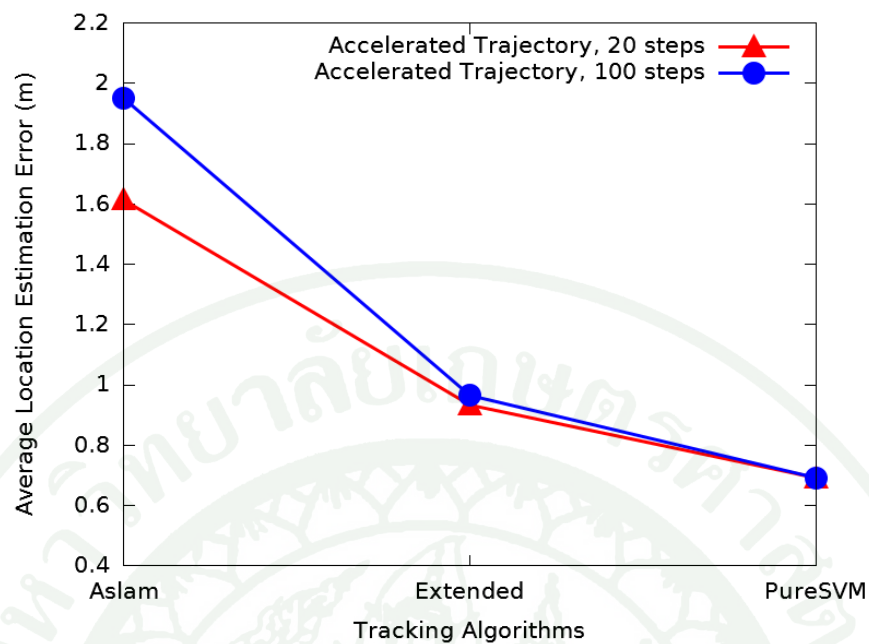
ผลการทดลองการติดตามวัตถุเคลื่อนที่โดยใช้การเคลื่อนที่ของวัตถุแบบมีความเร่ง แต่ทำการเปลี่ยนจำนวนตัวรับรู้ที่ค่าต่างๆ คือจำนวนตัวรับรู้เท่ากับ 50, 100 และ 200 ตัว จากภาพที่ 33 จะเห็นได้ว่าสำหรับทั้งสามขั้นตอนวิธี เมื่อจำนวนตัวรับรู้ที่ใช้มีค่าน้อยลง ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมีค่าเพิ่มขึ้น ซึ่งนั่นคือประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีทั้งสามลดลง ในทางตรงกันข้ามเมื่อจำนวนตัวรับรู้ที่ใช้มีค่ามากขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมีค่าลดลง นั่นคือประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีทั้งสามดีขึ้น สาเหตุที่แนวโน้มของการทดลองเป็นเช่นนี้เนื่องจาก สำหรับสองขั้นตอนวิธีแรก ที่จำนวนตัวรับรู้น้อยๆ สำหรับการสร้างคอนเวกซ์ฮัลลวอกและลบทำได้ในพื้นที่ที่ไม่ใหญ่นัก ดังนั้นพาร์ติเคิลจึงมีพื้นที่เหลือมากพอให้เคลื่อนที่ไปได้ ซึ่งทำให้มีอิสระมากพอที่จะเคลื่อนที่ออกจากตำแหน่งที่เป็นวัตถุจริง และเมื่อจำนวนตัวรับรู้มีมากขึ้นในขนาดพื้นที่ที่สนใจเท่าเดิม การสร้างคอนเวกซ์ฮัลลวอกและลบมีขนาดใหญ่ขึ้น พาร์ติเคิลไม่เหลือพื้นที่มากนักให้เคลื่อนที่ไป ดังนั้นแต่ละพาร์ติเคิลจึงยังอยู่ใกล้กับตำแหน่งที่แท้จริงอยู่

และสำหรับขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว เมื่อจำนวนตัวรับรู้มากขึ้นทำให้การสร้าง optimal hyplane สามารถให้ข้อมูลการเคลื่อนที่ได้ละเอียดขึ้น ส่งผลให้การคำนวณตำแหน่งแม่นยำขึ้น

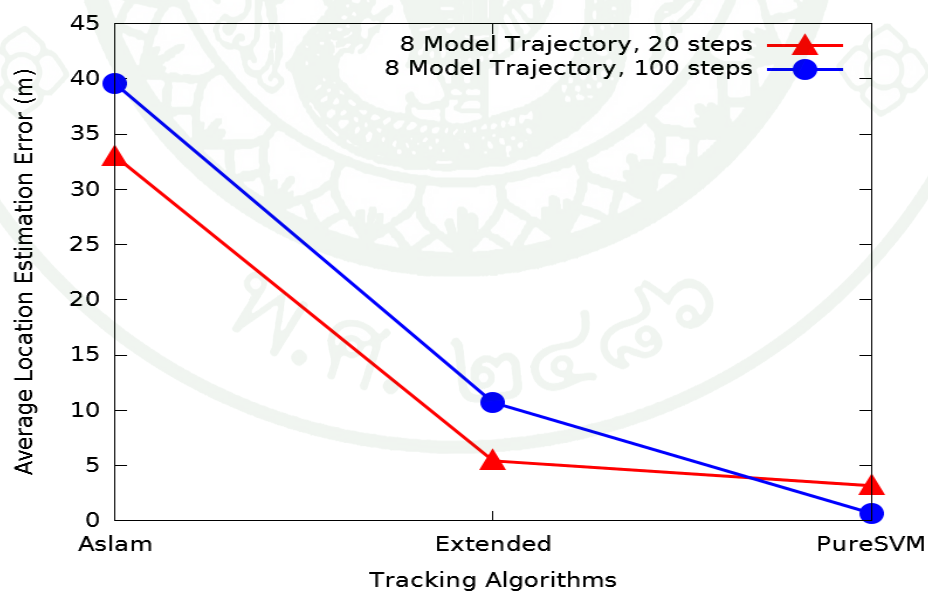
6. เปรียบเทียบขั้นตอนวิธีของ Aslam et al. (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ Aslam et al. (2003) และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงอย่างเดียว โดยจำลองการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วยความเร่ง และแบบเป็นเลข 8 เมื่อเพิ่มจำนวนก้าวเดินของวัตถุ

ตารางที่ 8 ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง และเคลื่อนที่แบบเลข 8 ทำการเปรียบเทียบระหว่างขั้นตอนวิธีการของ Aslam et al. (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ และจำนวนก้าวเดินเป็น 20 และ 100 ก้าว

		เคลื่อนที่ด้วยความเร่ง		เคลื่อนที่ด้วย 8-model	
		Average	Average	Average	Average
		Error(m)	S.D.(m)	Error(m)	S.D.(m)
Aslam	20 steps	1.6121	1.3716	32.9851	25.4957
	100 steps	1.9491	1.9198	39.5395	30.1122
Extended, $\beta=4.0$	20 steps	0.9333	0.7530	5.4287	1.9485
	100 steps	0.9652	0.9272	10.7006	8.3398
Pure SVM, $\beta=4.0,$ $\sigma=0.8$	20 steps	0.6921	0.4989	3.1778	0.9839
	100 steps	0.5786	0.3610	1.5123	0.7120



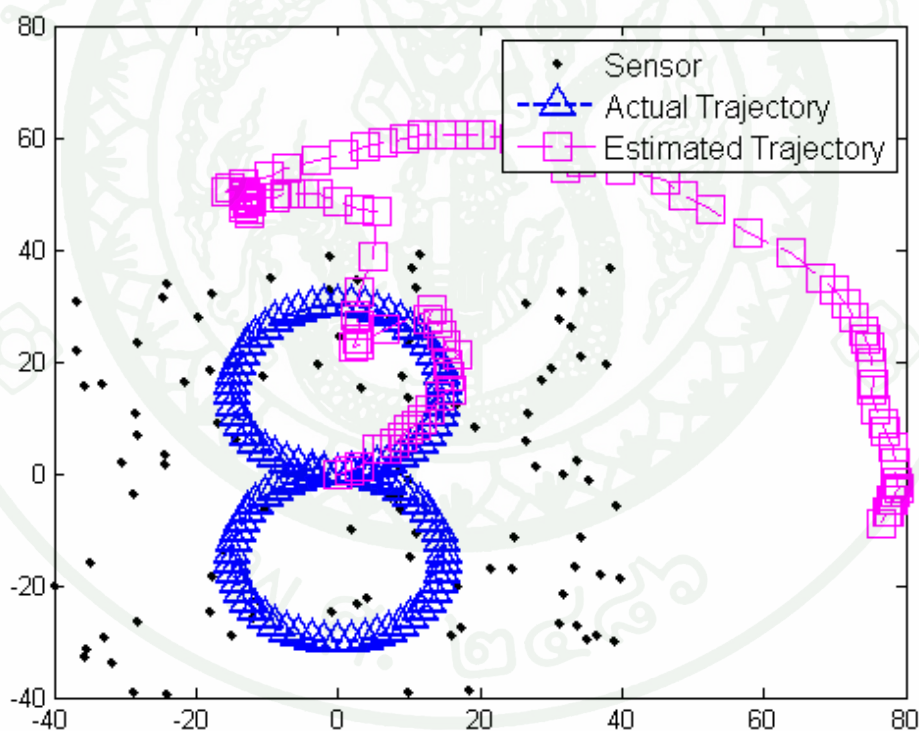
ภาพที่ 34 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีการของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง



ภาพที่ 35 เปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยเมื่อใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003), ขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม และขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว ที่ $\beta = 4.0, \sigma = 0.8$ เมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8

จากตารางที่ 8 และภาพที่ 35 เป็นการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธีโดยทำการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่ด้วยความเร่ง พบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนการก้าวเดินของวัตถุเป็น 100 ก้าว ระบบยังคงติดตามวัตถุได้ โดยที่การก้าวเดิน 100 ก้าวค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมีค่าใกล้เคียงกับการเดินแบบ 20 ก้าว โดยมีค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสูงกว่าเล็กน้อย

จากตารางที่ 8 และภาพที่ 36 พบว่าสำหรับการเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเลข 8 ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งการเดินแบบ 20 และ 100 ก้าว ระบบไม่สามารถติดตามวัตถุได้ ดังภาพที่ 32 และ 36 สำหรับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมเมื่อวัตถุเดิน 20 และ 100 ก้าว สามารถติดตามวัตถุได้แต่ยังได้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมากกว่าขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียว ซึ่งสามารถติดตามวัตถุได้ทั้งการเดินแบบ 20 ก้าวและ 100 ก้าว และมีค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับอีกสองวิธี



ภาพที่ 36 ผลการทดลองเมื่อวัตถุเคลื่อนที่เป็นเลข 8 โดยใช้ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) จำนวนก้าวเดินเท่ากับ 100 ก้าว

วิจารณ์

ในการพิจารณาประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีในการติดตามวัตถุเคลื่อนที่ สำหรับขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) เมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติม โดยพิจารณาในสองพารามิเตอร์ ได้แก่ ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน พบว่าจากการทดลองการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วยความเร่ง ขั้นตอนวิธีของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งในแง่ของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน เนื่องจากขั้นตอนวิธีของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอความน่าจะเป็นที่คำนวณจากทิศทางการเคลื่อนที่ ซึ่งทำให้สามารถเลือกพาร์ติเคิลในการคำนวณได้ดีขึ้น อีกทั้งยังช่วยกำจัดพาร์ติเคิลที่ไม่น่าจะเป็นคำตอบของการหาดำแหน่งวัตถุออกไปด้วย

สำหรับการทดลองการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วยความเร็วคงที่พบว่า ขั้นตอนวิธีของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ยังคงประสิทธิภาพที่ดีกว่าขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ทั้งค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน นั่นคือส่วนปรับปรุงที่เพิ่มเติมในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ช่วยในการคำนวณหาดำแหน่งวัตถุได้แม่นยำยิ่งขึ้น

ในการเลือกค่า β ที่ใช้ในการคำนวณจากการทดลองพบว่าสำหรับการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วยความเร่งแนวโน้มนៃของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยลดลงเมื่อ β มากขึ้น แต่ค่า β ที่เหมาะสมคือ 2.0 ถึง 4.0 เนื่องจากค่า β เท่ากับ 2.0 ถึง 4.0 นี้อยอมให้ค่ามุม θ มีค่าได้ถึง 90 ถึง 120 องศา ความน่าจะเป็นจากทิศทางการเคลื่อนที่จึงจะมีค่าลดลงจนถือว่าไม่มีความสำคัญต่อการคำนวณ และการเลือกค่า β ยังส่งผลต่อปัญหาการเสื่อมของพาร์ติเคิลอีกด้วยคือ เมื่อค่า β มากขึ้นสำหรับมุม θ สำหรับพาร์ติเคิลที่เคลื่อนที่ออกจากทิศทางการเคลื่อนที่จริงเพียงเล็กน้อยก็ทำให้การคำนวณน้ำหนักแก่พาร์ติเคิลตัวนั้นมีค่าน้อยมากจนทำให้เกิดการ Resampling ขึ้นสำหรับรอบการคำนวณนั้น และการ Resampling ส่งผลทำให้เพิ่มขั้นตอนการคำนวณมากขึ้นอีกด้วย

สำหรับการเลือกค่า β สำหรับการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วยความเร็วคงที่ เนื่องจากการเคลื่อนที่แบบนี้ไม่มีการเปลี่ยนแปลงทิศทางการเคลื่อนที่มากนักดังนั้นค่า β ตั้งแต่ 0.25 ถึง 8.0 ให้ความแม่นยำที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นค่า β ที่เหมาะสมสามารถใช้ได้ตั้งแต่ 0.25 ถึง 8.0

สำหรับขั้นตอนวิธีใหม่ที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอนั้น มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และแบบปรับปรุงเพิ่มเติมจากงานของ

Aslam *et al.* (2003) ทั้งค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อน และเมื่อพิจารณาอัตราการเติบโตของฟังก์ชันการคำนวณพบว่าขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวมีความซับซ้อนน้อยกว่ามากน้อย ทำให้เวลาที่ใช้ในการคำนวณลดลงไปได้มาก อีกทั้งขั้นตอนวิธีใหม่นี้สามารถใช้งานกับสถานการณ์ที่มีการอ่านค่าของตัวรับรู้ผิดพลาด หรือมีการส่งข้อมูลจากตัวรับรู้ผิดพลาด คือจาก +1 เป็น -1 หรือ -1 เป็น +1 ซึ่งวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และแบบปรับปรุงเพิ่มเติมจากงาน Aslam *et al.* (2003) ไม่สามารถทำงานได้

ขั้นตอนวิธีที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวนี้มีตัวแปรที่น่าสนใจคือค่า σ ซึ่งเป็นค่าที่ยอมให้แต่ละพาร์ติเคิลเคลื่อนที่ห่างจากเส้น optimal hyperplane โดยค่า σ เท่ากับ 0.1 นั้นแปลว่าแต่ละพาร์ติเคิลสามารถเคลื่อนที่ออกจากเส้น optimal hyperplane ได้ 10 เซนติเมตร ซึ่งจากการทดลองพบว่า ถ้าไม่มีความผิดพลาดของข้อมูลเลย ค่า σ ยิ่งมากขึ้นจะทำให้ประสิทธิภาพในการติดตามวัตถุดีขึ้น แต่สำหรับสถานการณ์ที่มีความผิดพลาดของข้อมูลเลย ค่า σ ยิ่งมากจะเป็นทำให้ค่าคลาดเคลื่อนสะสมเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ ดังนั้นสำหรับสถานการณ์ที่มีความผิดพลาดของข้อมูลระบบควรเลือกใช้ค่า σ น้อย ซึ่งการพิจารณาค่า σ นี้ต้องคำนึงถึงลักษณะการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วย เช่น แต่ละก้าวการเดินวัตถุเคลื่อนที่ไปมากน้อยเพียงใด หรือแต่ละขั้นตอนการก้าวเดินมีการเปลี่ยนแปลงทิศทางมากน้อยเพียงใด ซึ่งเห็นได้จากการทดลองการเดินแบบมีความเร่ง ค่า σ ที่เหมาะสมที่สุดคือค่า $\sigma=0.8$ ในขณะที่การเคลื่อนที่ของวัตถุแบบเลขแปด ค่า σ ที่เหมาะสมที่สุดกลับเป็นค่า $\sigma=0.2$

จำนวนตัวรับรู้ที่ใช้ในการทดลองมีผลต่อประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีทั้งสามวิธี โดยจำนวนตัวรับรู้น้อยจะให้ประสิทธิภาพที่แม่นยำน้อยกว่าการใช้จำนวนตัวรับรู้มาก สำหรับการทดลองในพื้นที่ที่มีขนาดเท่ากัน

สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป

ขั้นตอนวิธีการติดตามวัตถุเคลื่อนที่ที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอมีประสิทธิภาพดีกว่าขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) โดยพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย และอัตราการเติบโตของฟังก์ชันการคำนวณ อีกทั้งยังสามารถทนทานต่อความผิดพลาดในการรับส่งข้อมูลของตัวรับรู้ หรือความผิดพลาดจากการอ่านค่าของตัวรับรู้เอง ซึ่งขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) และขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ไม่สามารถใช้งานได้เมื่อระบบมีการอ่านข้อมูลผิดพลาด

การเลือกค่า β ที่เหมาะสมใช้ในการคำนวณนั้นขึ้นกับลักษณะการเคลื่อนที่ของวัตถุ คือ สำหรับสถานการณ์การเคลื่อนที่ของวัตถุแบบมีความเร่ง และแบบไม่เปลี่ยนทิศทาง แนวโน้มของค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจะลดลงเมื่อค่า β เพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ แต่เมื่อทดลองกับการเคลื่อนที่แบบเป็นเลข 8 พบว่า ค่า β เท่ากับ 4.0 เป็นค่าที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุด ดังนั้น ค่า β เท่ากับ 4.0 เป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกรูปแบบการเคลื่อนที่ของวัตถุ

การเลือกค่า σ ที่เหมาะสมที่ใช้ในการคำนวณขึ้นกับลักษณะการเคลื่อนที่ของวัตถุ โดยสำหรับการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบมีความเร่งค่า σ ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุดเท่ากับ 0.8 ในขณะที่การเคลื่อนที่ของวัตถุเป็นเลข 8 ค่า σ ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุดเท่ากับ 0.2 และจากการทดลองยังพบว่าสำหรับสถานการณ์ที่มีการอ่านข้อมูลของตัวรับรู้ผิดพลาด ระบบควรเลือกใช้ค่า σ ที่ไม่มากเกินไปนักเพื่อให้พาร์ติเคิลไม่เคลื่อนที่ออกไปจากทิศทางและตำแหน่งที่แท้จริงมากเกินไป

จากผลการทดลองการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบมีความเร่ง ขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวที่ค่า β เท่ากับ 4.0, ค่า σ เท่ากับ 0.8 ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 0.6921 เมตร ในขณะที่ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 1.6121 เมตร ซึ่งขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ถึง 57.07% และเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ซึ่งให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 0.9333 เมตร ขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ถึง 25.84%

จากผลการทดลองการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบไม่เปลี่ยนทิศทาง ขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวที่ค่า β เท่ากับ 4.0, ค่า σ เท่ากับ 0.8 ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 0.5151 เมตร ในขณะที่ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 0.9991 เมตร ซึ่งขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ถึง 48.49% และเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ซึ่งให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 0.9310 เมตร ขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ถึง 44.68%

จากผลการทดลองการเคลื่อนที่ของวัตถุแบบเป็นเลข 8 ขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวที่ค่า β เท่ากับ 4.0, ค่า σ เท่ากับ 0.8 ให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 3.1778 เมตร ในขณะที่ขั้นตอนวิธีของ Aslam *et al.* (2003) ไม่สามารถติดตามวัตถุได้ และเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ซึ่งให้ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 5.4287 เมตร ขั้นตอนที่ใช้ข้อมูลจาก SVM เพียงอย่างเดียวมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีปรับปรุงเพิ่มเติมจาก Aslam *et al.* (2003) ถึง 41.46%

การเพิ่มจำนวนตัวรับรู้ทำให้ประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีในการติดตามวัตถุทั้งสามวิธีดีขึ้นเมื่อเทียบกับจำนวนตัวรับรู้น้อย ในพื้นที่การทดลองขนาดเท่ากัน

ข้อเสนอแนะ

จากข้อมูลที่ได้ศึกษาระหว่างการดำเนินงานวิจัย และจากผลของการดำเนินงาน ทางผู้วิจัยขอเสนอแนะแนวทางอันคาดว่าจะประโยชน์ในการพัฒนางานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

1. สำหรับแผนงานในอนาคตงานวิจัยนี้ควรจะทำการเปรียบเทียบขั้นตอนวิธีการที่เสนอกับลักษณะการเคลื่อนที่ของวัตถุหลายๆแบบ เพื่อปรับปรุงขั้นตอนวิธีให้สามารถใช้งานได้กับหลายสถานการณ์การเคลื่อนที่
2. งานวิจัยนี้สนใจเฉพาะการจำลองระบบด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ซึ่งยังไม่ได้ถูกนำไปทดสอบบนอุปกรณ์และสภาพแวดล้อมจริง ดังนั้นการนำไปใช้งานจริงเป็นงานที่น่าสนใจที่จะเป็นงานวิจัยในอนาคต
3. สำหรับรูปแบบการเคลื่อนที่และสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน ค่า β และค่า σ เป็นค่าที่ปรับได้ เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละสถานการณ์

เอกสารและสิ่งอ้างอิง

- Arulampalam, M.S., S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp. 2002. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. **IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING**. vol. 50, no. 2: 174-188
- Aslam, J., Z. Butler, F. Constantin, V. Crespi, G. Cybenko and D. Rus. 2003. Tracking a Moving Object with a Binary Sensor Network. **SenSys '03: Proceedings of the 1st international conference on Embedded networked sensor systems**. 150-161.
- Burges, C.J.C. 1998. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. **Data Mining and Knowledge Discovery**, 2: 121-167.
- Chen, C.Y., J.P. Yang, G.J. Tseng, Y.H. Wu and R.C. Hwang. 2010. An Indoor Positioning Techniques Based on Fuzzy Logic. **Proc. International MultiConference of Engineers and Computer Scientists (IMECS)**. vol. 2: 854-857.
- Chan, T.M. 1996. Optimal output-sensitive convex hull algorithms in two and three dimension. **Discrete & Computational Geometry**. vol. 16 : 361-368.
- Joachims, T. 2006. Training linear svms in linear time. **In Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining**. 217-226.
- Krishnamachari, B. 2005. **Networking Wireless Sensors**. Cambridge University Press, New York.
- Liu, H., H. Darabi, P. Banerjee and J. Liu. 2007. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems. **IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART C: APPLICATIONS AND REVIEWS**. vol. 37, 6: 1067-1080.

Muhlich, M. 2003. **Particle Filters an overview.** 1-45.

Phaisangittisagul, E. 2008. **Lecture 15 – 16 : SVM, Lecture Documents In Neural Networks 205588.** 1-35.

Rozyyev, A., H. Hasbullah and F. Subhan. 2010. A Survey of Child Tracking Technique in Wireless Sensor Network. **International Journal of Research and Reviews in Computer Science (IJRRCS).** vol. 1, no. 4: pp. 59-66

Teuber, A., B. Eissfeller and T. Pany. 2006. A Two-Stage Fuzzy Logic Approach for Wireless LAN Indoor Positioning. **Position, Location, And Navigation Symposium, 2006 IEEE/ION.** 730-738.

Tong, G., Z. Fang, and X. Xu. 2006. A Particle Swarm Optimized Particle Filter for Nonlinear System State Estimation. **IEEE Congress on Evolutionary Computation.** 1545-1549.

ประวัติการศึกษา และการทำงาน

ชื่อ-นามสกุล	นางคุษฎี อภิชาติไตรสรณ์
วัน เดือน ปี ที่เกิด	30 พฤษภาคม พ.ศ. 2525
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
ประวัติการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ตำแหน่งหน้าที่การงานปัจจุบัน	วิศวกรระดับ 4
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	บริษัท ทีโอที จำกัด (มหาชน)
ผลงานดีเด่นและรางวัลทางวิชาการ	-
ทุนการศึกษาที่ได้รับ	ทุนลาศึกษาต่อบริษัท ทีโอที จำกัด (มหาชน)