

บทที่ 2

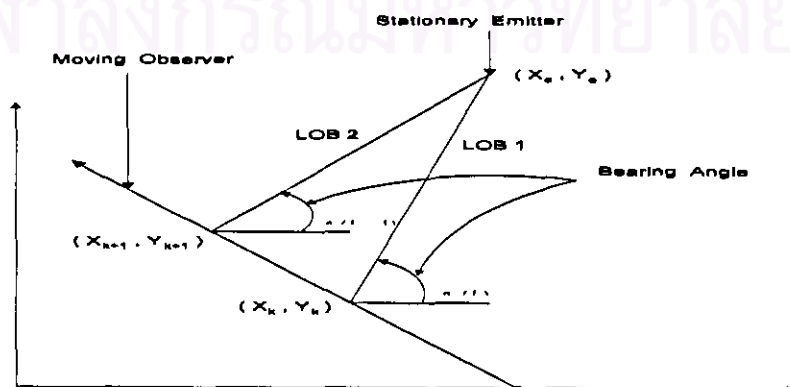
แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 วิธีการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณจากการวัดมุมทิศ

การพัฒนาและศึกษาวิจัยงานทางการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ เป็นงานที่ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง ทั้งนี้เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในเรื่องของความแม่นยำและความทนทานของระบบที่มีต่อสัญญาณรบกวนประเภทต่างๆ สำหรับวิธีการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณจากการวัดมุมทิศ [2] แบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ การใช้เครื่องดักรับทิศทางแบบเคลื่อนที่ และ การใช้เครื่องดักรับทิศทางแบบอยู่กับที่ ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.1.1 การใช้เครื่องดักรับทิศทางแบบเคลื่อนที่ (Moving Observer) [1]

เป็นวิธีการที่ใช้เครื่องดักรับทิศทาง 1 เครื่องติดตั้งบนอากาศยาน ซึ่งในทางปฏิบัติเราจะต้องรู้ตำแหน่งของเครื่องดักรับทิศทาง แล้วทำการวัดตำแหน่งของแหล่งกำเนิดสัญญาณขณะอากาศยานทำการบินตามเส้นทางการบินเป็นแนวเส้นตรง (Trajectory of Airplane) และกำหนดให้มีการวัดตั้งแต่ 2 ครั้งขึ้นไป หรือกำหนดให้มีการวัดหลายๆครั้งตามที่ตามแต่จะกำหนดขึ้น โดยเราจะทราบตำแหน่งของแหล่งกำเนิดสัญญาณได้โดยใช้วิธีการเล็งสกัดกลับ (Triangulation) ซึ่งก็คือ การลากเส้นตรงไปตามมุมทิศที่วัดได้จากเครื่องดักรับทิศทางไปยังที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ จุดตัดจากเส้นของมุมทิศ (Line of Bearing : LOB) ที่ได้คือ แหล่งกำเนิดสัญญาณ ดังแสดงไว้ในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 การวัดมุมทิศเมื่อใช้เครื่องดักรับทิศทางแบบเคลื่อนที่

สำหรับในวิธีนี้ ค่าที่เรียงลำดับ (Sequence) ของมุมทิศ $\beta(k)$ ที่จะใช้เป็นค่าอินพุตเข้าสู่กระบวนการกรองสัญญาณมีรูปสมการดังนี้

$$\beta(k) = \theta(k) + \eta(k) \quad (2.1)$$

โดยที่ $\beta(k)$ คือ ค่าที่เรียงลำดับของมุมทิศที่วัดได้ที่เวลา k

$\theta(k)$ คือ มุมทิศจริงซึ่งหาได้จาก $\tan^{-1}[(Y_e - Y_k) / (X_e - X_k)]$

$\eta(k)$ คือ สัญญาณรบกวนใดๆ

k คือ ค่าดัชนีทางเวลา

งานวิจัยที่ผ่านมาของการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ โดยใช้เครื่องดักรับหาทิศแบบเคลื่อนที่ มีงานวิจัยที่สำคัญอยู่ 2 วิธีคือ

2.1.1.1 วงจรกรองแบบเอ็นแอลเอส (Nonlinear Least Squares Filter : NLS) [1]

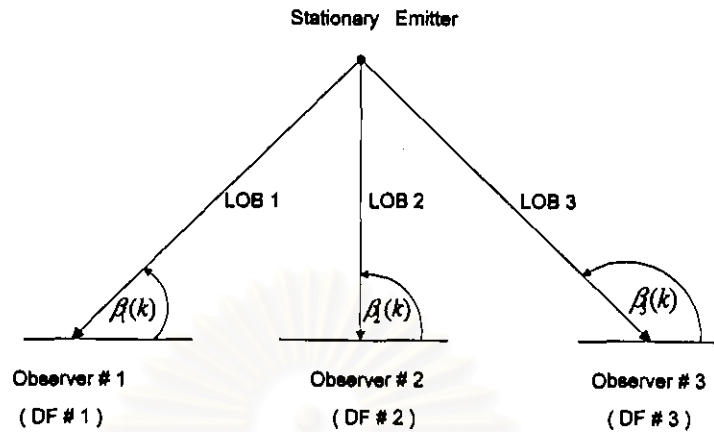
เป็นวิธีที่ให้ความแม่นยำสูงมากในทางทฤษฎีของระบบที่มีลักษณะของฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น แต่มีเงื่อนไขอยู่ที่ว่าในระบบจะไม่มี การพิจารณา ค่าที่ได้จากการวัด และใช้การประมวลผลแบบแบทช์ (Batch) ซึ่งจะต้องมีการรวบรวมค่าอินพุตทั้งหมดไว้ก่อน แล้วจึงป้อนเข้าสู่กรรมวิธีประมวลผล

2.1.1.2 วงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย (Extended Kalman Filter : EKF) [1]

เป็นวิธีการที่มีการพัฒนาและนำมาใช้ในการแก้ปัญหาในทางปฏิบัติจริงของระบบที่ข้อมูลมีลักษณะของฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น มีการดำเนินการวิธีประมวลผลแบบเรียงลำดับ (Sequential) ดังนั้น ค่าอินพุตของระบบจึงต้องเป็นค่าเวกเตอร์ที่เรียงลำดับของมุมทิศ

2.1.2 การใช้เครื่องดักรับหาทิศแบบอยู่กับที่ (Multiple Fixed Observer) [2]

เป็นวิธีการหาที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณที่ใช้เครื่องดักรับหาทิศที่ตั้งอยู่กับที่อย่างน้อย 2 เครื่องขึ้นไป แล้วทำการวัดจากเครื่องดักรับหาทิศแต่ละเครื่องไปยังแหล่งกำเนิดสัญญาณ ในลักษณะเรียงลำดับโดยที่มีเครื่องดักรับหาทิศตัวหนึ่งเป็นตัวหลัก โดยเราจะทราบตำแหน่งของแหล่งกำเนิดสัญญาณได้โดยใช้วิธีการเรียงสักรัดกลับ (Triangulation) ซึ่งก็คือ การลากเส้นตรงไปตามมุมทิศที่วัดได้จากเครื่องดักรับหาทิศไปยังที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ จุดตัดจากเส้นของมุมทิศ (Line of Bearing : LOB) ที่ได้คือแหล่งกำเนิดสัญญาณ ดังแสดงไว้ในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 การวัดมุมทิศเมื่อใช้เครื่องดักรับหาทิศแบบอยู่กับที่

สำหรับในวิธีนี้ ค่าเวกเตอร์ที่เรียงลำดับ (Vector Sequence) ของมุมทิศ $\beta(k)$ ที่จะใช้เป็นค่าอินพุตเข้าสู่กระบวนการกรองสัญญาณ มีรูปสมการดังนี้

$$\bar{\beta}(k) = \begin{bmatrix} \beta_1(k) \\ \beta_2(k) \\ \vdots \\ \beta_M(k) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

โดยที่

$$\beta_m(k) = \theta_m(k) + \eta_m(k)$$

โดยที่ $\bar{\beta}(k)$ คือ ค่าเวกเตอร์ที่เรียงลำดับของมุมทิศที่เวลา k

$\beta_m(k)$ คือ ค่ามุมทิศที่วัดได้จากเครื่องดักรับหาทิศที่ m

$\theta_m(k)$ คือ มุมทิศจริง

$\eta_m(k)$ คือ สัญญาณรบกวนใดๆ

k คือ ค่าดัชนีทางเวลา

M คือ จำนวนเครื่องดักรับหาทิศ (DF)

m คือ ค่าดัชนีของเครื่องดักรับหาทิศ

งานวิจัยที่ผ่านมาของการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ โดยใช้เครื่องดักรับหาทิศแบบอยู่กับที่ของ พ.ต.สุรเดช เคารพครู นั้นมีงานวิจัยที่สำคัญ 3 วิธีคือ

2.1.2.1 ประมาณค่ามุมทิศก่อนการประมาณพิกัด (Location Estimation from Optimal Bearing Angle Estimation)

เป็นวิธีที่นำค่ามุมทิศที่วัดได้ของเครื่องตรวจจับทิศทางแต่ละเครื่อง มาผ่านกระบวนการประมาณค่ามุมทิศ (Optimal Bearing Angle Estimation) ซึ่งก็คือ จะนำค่ามุมทิศที่วัดได้มาผ่านกระบวนการ Noise Smoothing เพื่อประมาณให้ได้ค่ามุมทิศที่เหมาะสมที่สุด (Optimal) ซึ่งอัลกอริทึมที่ใช้มีดังนี้คือ

- Maximum likelihood Estimation
- Standard Kalman Filtering

จากนั้นมาผ่านกระบวนการประมาณพิกัดหรือที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ (Location Estimation) เพื่อให้ได้ค่าพิกัด X,Y ที่ดีที่สุด และอัลกอริทึมที่ใช้ในขั้นตอนนี้มีดังนี้คือ

- Simple Average Method
- Torrieri's Algorithm Method
- Stansfield's Algorithm Method
- Least Square Method

2.1.2.2 ประมาณค่าพิกัดจากค่าพิกัดที่วัดได้ (Optimal Location Estimation from Measured Location Estimation)

เป็นวิธีที่นำค่ามุมทิศที่วัดได้ของเครื่องตรวจจับทิศทางแต่ละเครื่อง มาหาพิกัดของแหล่งกำเนิดสัญญาณก่อนเลย โดยมุมทศยังไม่ผ่านกระบวนการที่จะทำให้สัญญาณรบกวนน้อยลง พิกัดที่ได้จึงไม่ใช่ค่าที่เหมาะสมที่สุด ต่อมาจึงนำค่าพิกัดที่ได้นั้นมาผ่านกระบวนการที่จะทำให้สัญญาณรบกวนน้อยลง เพื่อประมาณให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุด ดังนั้นเช่นเดียวกันกับหัวข้อ 2.1.2.1 ค่าเอาท์พุทสุดท้ายที่ได้จึงอยู่ในรูปของพิกัด X,Y ที่ดีที่สุด และอัลกอริทึมที่ใช้จะเหมือนกับวิธีการแรกเพียงแต่สลับขั้นตอนเท่านั้น

2.1.2.3 วงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย (Extended Kalman Filter : EKF)

เป็นวิธีที่ถูกนำมาใช้งานกับการหาที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ โดยใช้เครื่องตรวจจับทิศทางแบบเคลื่อนที่ ซึ่งนำเสนอโดย Karl Spingarn ต่อมาวิธีนี้ ได้ถูกนำมาใช้กับเครื่องตรวจจับทิศทางแบบอยู่กับที่ ซึ่ง พ.ต. สุรเดช เป็นผู้นำเสนอ สำหรับระบบการทำงานก็เช่นเดียวกันคือจะทำหน้าที่กรองสัญญาณในลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อใช้ในการประมาณค่ามุมทิศและการประมาณพิกัด แต่อย่างไรก็ตามข้อแตกต่างของการประยุกต์ใช้จะอยู่ในเรื่องของค่าอินพุทของระบบที่นำมาใช้ จะแตกต่างกัน

2.2 ลักษณะของสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์และที่เป็นแบบเกาส์แต่ค่ากำลังต่างกัน

ทางปฏิบัติแล้วเป็นไปได้ยากที่การวัดมุมทิศจะได้ผลแม่นยำโดยไม่มีข้อผิดพลาดเลย เพราะการวัดทุกครั้งย่อมจะมีสัญญาณรบกวนปะปนเข้ามา เช่น สัญญาณรบกวนที่เกิดจากความร้อน (Thermal Noise) ที่มาจากเครื่องดักรับหาทิศ สภาพภูมิอากาศ หรือ มีสัญญาณก่อกวนจากฝ่ายตรงข้าม (Jamming) เป็นต้น ไม่ว่าจะป็นวิธีการหาแหล่งกำเนิดสัญญาณที่ใช้เครื่องดักรับหาทิศตั้งแต่ 3 เครื่องขึ้นไป หรือใช้การวัดตั้งแต่ 3 จุดขึ้นไป จากสัญญาณรบกวนที่ก่อให้เกิดความผิดพลาดในการวัดทุกครั้งที่เกิดขึ้นแล้วที่ได้จากการวัดมุมจะไม่ตัดกันเป็นจุดเดียว แต่จะตัดกันเป็นรูปสามเหลี่ยมที่เรียกว่า Cock Hat หรือ Error Triangular

จากงานวิจัยที่ผ่านมาที่มีการศึกษาในเรื่องการหาที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณโดยใช้วงจรรองคาลมานแบบยึดขยายนั้น ในเรื่องของตัวแปรที่เกี่ยวข้องในสัญญาณรบกวน เช่น ค่ากำลังของสัญญาณรบกวนได้มีการสมมุติฐานว่าใช้ค่ากำลังเพียงค่าเดียว นั่นคือ มีการสมมุติรูปแบบของสัญญาณรบกวนของเครื่องดักรับหาทิศทุกตัวหรือทุกพื้นที่เหมือนกัน และไม่ได้พิจารณาในกรณีที่มีสัญญาณรบกวนไม่ได้มีการแจกแจงเป็นแบบเกาส์ (Non-Gaussian Distribution) ซึ่งตามหลักความจริงแล้ว สัญญาณรบกวนมีโอกาสที่จะเป็นรูปแบบอื่นๆที่ไม่ใช่แบบเกาส์ ซึ่งอาจมาจากสาเหตุอื่นๆที่อยู่ภายนอกระบบ เช่น การก่อกวนจากฝ่ายตรงข้าม (Jamming) สัญญาณรบกวนจากเครื่องมืออื่นๆ ที่มีกำลังสูงกว่า เป็นต้น และถึงแม้ว่าสัญญาณรบกวนจะเป็นแบบเกาส์ (Gaussian Noise) แต่เนื่องจากการใช้เครื่องดักรับหาทิศตั้งแต่ 1 เครื่องขึ้นไป ค่ากำลังของสัญญาณรบกวนที่เกิดจากเครื่องดักรับหาทิศแต่ละเครื่องหรือในแต่ละพื้นที่ย่อมมีโอกาสที่จะแตกต่างกัน

2.2.1 สัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ (Non-Gaussian Noise) [5],[6]

โดยปกติแล้วค่ามุมทิศที่วัดได้ก็นำมาใช้ในการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณนั้น จะมีสัญญาณรบกวนที่ปะปนเข้ามา ซึ่งอาจมีสาเหตุมาจากธรรมชาติหรือมาจากความร้อนของเครื่องดักรับหาทิศแต่ละเครื่อง โดยเราจะแทนการแจกแจงของสัญญาณรบกวนนี้ด้วยการแจกแจงแบบเกาส์ (Gaussian Distribution) แต่อย่างไรก็ตามไม่จำเป็นเสมอไปว่าสัญญาณรบกวนที่ปะปนเข้ามากับมุมทิศจะต้องเป็นแบบเกาส์ บางครั้งอาจจะมีสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ปะปนเข้ามาได้ เช่น ขณะที่เราทำการวัดมุมทิศ ข้าศึกอาจจะมีการใช้การก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวน (Noise Jamming) เพื่อลดประสิทธิภาพการใช้เครื่องมือของเรา ทำให้สัญญาณรบกวนที่ปะปนเข้ามา จะไม่เป็นแบบเกาส์ได้ เป็นต้น

จากที่กล่าวมา เมื่อมีการก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวนหรือการรบกวนจากเครื่องมือสื่อสารอื่นที่มีกำลังสูงกว่า ค่ามุมทิศที่วัดได้นั้นจะมีรูปแบบการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่ปะปนเข้ามา เป็นแบบผสม

ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดให้การแจกแจงแบบผสม เป็นการผสมระหว่าง 2 การแจกแจงคือ การแจกแจงแบบที่หนึ่ง กำหนดให้เป็นแบบเกาส์ (ขณะวัดมุมทิศ ไม่ถูกก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวน) และการแจกแจงแบบที่สอง กำหนดให้ไม่เป็นแบบเกาส์หรือส่วนที่เราเรียกว่า Outliers (ขณะวัดมุมทิศ ถูกก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวน) ดังนั้น เมื่อพิจารณาในระบบ ส่วนประกอบของสัญญาณรบกวนที่ปะปนเข้ามากับมุมทิศ จึงไม่เป็นแบบเกาส์ และมีการแจกแจงเป็นแบบผสม ซึ่งสามารถแตกออก (Decompose) ได้ดังสมการที่ (2.3)

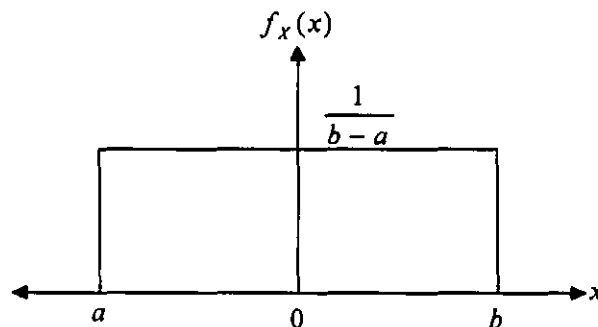
$$f(x) = pf_i(x - \mu_i) + (1-p)f_j(x - \mu_j) \quad (2.3)$$

โดยที่ p คือ ค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดรูปแบบการแจกแจง i, j ใดๆ

f_i, f_j คือ Probability Density Function ของรูปแบบการแจกแจงใดๆ i และ j

จากสมการที่ (2.3) อธิบายได้ว่า จะมีรูปแบบการแจกแจงหนึ่งซึ่งมีค่าความน่าจะเป็น p ที่จะเกิดรูปแบบนี้ขึ้น ซึ่งกำหนดให้มีการแจกแจงที่เป็นแบบเกาส์ และอีกส่วนที่เป็น Outliers ซึ่งจะแทนอีกรูปแบบการแจกแจงที่มีค่าความน่าจะเป็นที่จะเกิดเท่ากับ $1-p$ สำหรับรูปแบบการแจกแจงของ Outliers นั้น จะแทนด้วยการแจกแจงที่ไม่เป็นแบบเกาส์ และเพื่อให้สอดคล้องกับปัญหาที่ผู้วิจัยนำมาพิจารณา นั่นคือ เนื่องมาจากการก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวน (ดังหัวข้อที่ 2.2.1.1) งานวิจัยนี้จึงให้ Outliers แทนด้วยการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม (Uniform Distribution) และการแจกแจงแบบลาปลาซ (Laplacian Distribution) สำหรับการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม [7] ได้แสดงไว้ดังรูปที่ 2.3 และสำหรับ Transition Matrix ซึ่งเป็นเมตริกซ์ในการเปลี่ยนจากรูปแบบการแจกแจงหนึ่งไปเป็นอีกรูปแบบสามารถเขียนได้ดังสมการที่ (2.4)

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1-p & p \\ p & 1-p \end{bmatrix} \quad (2.4)$$



รูปที่ 2.3 การแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม

โดยที่ $f_X(x)$ คือ Probability Density Function ของการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม หาได้จากสมการที่ (2.5)

$$f_X(x) = \frac{1}{b-a} \quad ; \quad a \leq x \leq b \quad (2.5)$$

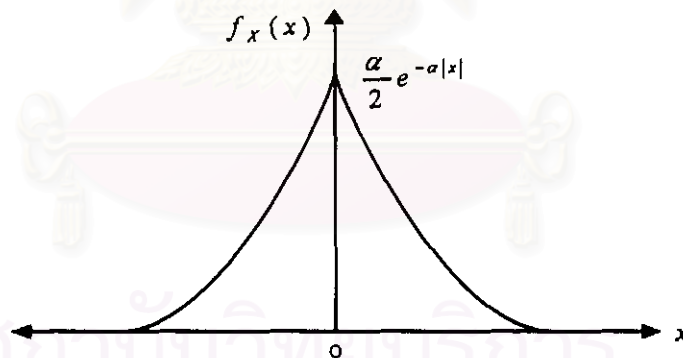
และ $E[X]$ คือ ค่าเฉลี่ย (ซึ่งในกรณีนี้ สมมติให้เท่ากับ 0) หาได้จากสมการที่ (2.6)

$$E[X] = \frac{a+b}{2} = 0 \quad (2.6)$$

และ $VAR[X]$ คือ ค่าความแปรปรวน หาได้จากสมการที่ (2.7)

$$VAR[X] = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (2.7)$$

สำหรับการแจกแจงแบบลาปลาซ [7] ได้แสดงไว้ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 การแจกแจงแบบลาปลาซ

โดยที่ $f_X(x)$ คือ Probability Density Function ของการแจกแจงแบบลาปลาซ หาได้จากสมการที่ (2.8)

$$f_X(x) = \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x|} \quad ; \quad -\infty < x < \infty \quad (2.8)$$

และ $E[X]$ คือ ค่าเฉลี่ย หาได้จากสมการที่ (2.9)

$$E[X] = 0 \quad (2.9)$$

และ $VAR[X]$ คือ ค่าความแปรปรวน หาได้จากสมการที่ (2.10)

$$VAR[X] = \frac{2}{\alpha^2} \quad (2.10)$$

2.2.1.1 การก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวน (Noise Jamming) [8]

หลักการทางพื้นฐานของการก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวนนั้น จะเป็นการส่งสัญญาณแทรกสอด (Interference Signal) ที่มีรูปแบบการแจกแจงใดๆ เช่น การแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม หรือ การแจกแจงแบบลาปลาซ เข้าไปในเครื่องมือสื่อสารหรืออุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ใดๆของฝ่ายตรงข้าม เพื่อขัดขวางหรือลดประสิทธิภาพการทำงานของเครื่องมือสื่อสารหรืออุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ และสำหรับข้อได้เปรียบพื้นฐานของการก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวนนี้ก็คือ ข้อมูลหรือรายละเอียดของเครื่องมือสื่อสารหรืออุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ที่เราจะทำการก่อกวนนั้นน้อยมาก

การแบ่งประเภทการก่อกวนด้วยสัญญาณแทรกสอด แบ่งได้โดยใช้อัตราส่วนระหว่างแบนด์วิดท์ของสัญญาณก่อกวน (Jamming Signal) ต่อแบนด์วิดท์ของเครื่องมือสื่อสารที่จะถูกก่อกวน (Acceptance Bandwidth of Equipment) ถ้าอัตราส่วนมีค่ามาก จะเรียกว่า Barrage Jamming แต่ถ้าอัตราส่วนมีค่าน้อย จะเรียกว่า Spot Jamming ซึ่งในปัจจุบันนั้นมาตรการทางสงครามอิเล็กทรอนิกส์ของทุกประเทศจะนิยมการใช้การก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวนที่เป็นแบบ Spot Jamming มากกว่า Barrage Jamming เนื่องจากการก่อกวนด้วยสัญญาณรบกวนแบบ Barrage Jamming นั้นจะใช้เครื่องส่งที่มีกำลังส่งสูงมาก เพื่อให้สัญญาณรบกวนที่จะส่งเข้าไปในเครื่องมือสื่อสารสามารถครอบคลุมแบนด์วิดท์ได้ทั้งหมด แต่สำหรับการก่อกวนแบบ Spot Jamming จะใช้เครื่องส่งที่มีกำลังส่งที่ต่ำกว่า Barrage Jamming เพราะการก่อกวนแบบนี้จะเป็นการเลือกความถี่ที่จะก่อกวน โดยใช้การค้นหาความถี่ของเครื่องมือสื่อสารที่จะทำการก่อกวนก่อน เมื่อพบความถี่ที่จะทำการก่อกวนแล้วจึงค่อยส่งสัญญาณรบกวนเข้าไป

เนื่องจากปัญหาของเครื่องมือที่ใช้ก่อกวนนั้นยังมีขีดจำกัดในเรื่องของกำลังส่ง แต่เพื่อให้การก่อกวนยังคงประสิทธิภาพสูงสุดไว้ ดังนั้นในการสร้างสัญญาณรบกวนจึงเป็นการใช้หลักการของทฤษฎีข่าวสาร (Information Theory) เพื่อหารูปแบบการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่ให้ค่า Entropy สูงสุด ภายใต้ข้อจำกัดของค่ายอดของกำลังส่ง (Peak-Power Constraint) ของเครื่องก่อกวน ซึ่งจากเอกสารอ้างอิง [9] กล่าวไว้ว่าสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์มนั้น จะให้ค่า Entropy สูงสุดภายใต้ข้อจำกัดของค่ายอดของกำลังส่ง

2.2.2. ค่ากำลังของสัญญาณรบกวน (σ^2) [10]

ในการทำวิจัยเรื่องของการวัดมุมทิศและการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณนั้น ส่วนมากจะมีการตั้งสมมุติฐานในเรื่องของค่าความผิดพลาดของมุมทิศที่วัดได้ซึ่งเกิดจากมีสัญญาณรบกวนปะปนเข้ามาที่มีการแจกแจงแบบเกาส์นั้น จะมีการสมมุติหรือประมาณว่าลักษณะการแจกแจงของสัญญาณรบกวนนั้นๆจะมีค่ากำลังเป็นค่าเดียวกัน ทั้งนี้เพื่อความสะดวกในการคำนวณและเพื่อความง่าย ทำให้การพิจารณาในแง่ของความเที่ยงตรงถูกมองข้ามไป ซึ่งอาจทำให้การประมาณหาที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณขาดแม่นยำได้ แต่จากหลักการและความจริงที่ว่าโอกาสที่ระบบดักจับหาทิศทางที่ใช้ในการหาที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณจะมีค่ากำลังของสัญญาณรบกวนเพียงค่าเดียวนั้นมีน้อยมากหรือแทบจะไม่มีเลย ทั้งนี้เนื่องจากข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการวัดมุมทิศมาจากปัจจัยที่สำคัญๆ คือ

- Instrumental Errors & Distant Site เป็นปัจจัยเกี่ยวข้องกับสัญญาณรบกวนที่มาจากเครื่องมือ เช่น สัญญาณรบกวนที่มาจากความร้อนจากเครื่องมือ , ระยะทางระหว่างเครื่องดักจับทิศทางกับแหล่งกำเนิดสัญญาณต่างกันมากน้อยแค่ไหน เป็นต้น
- Parameters of Target เช่น ความถี่ที่ใช้ในการส่งสัญญาณ เป็นต้น
- Propagation Conditions จะเกี่ยวกับโหมดที่แหล่งกำเนิดสัญญาณใช้ในการแพร่กระจายคลื่น
- State of Ionosphere จะเกี่ยวข้องกับสภาพของท้องฟ้าอากาศว่าเป็นอย่างไร ทิศนวิสัยปลอดภัย โปร่ง แจ่มใสหรือ มีเมฆมาก มีฝนตก เป็นต้น

จากปัจจัยข้างต้น ไม่ว่าจะปัจจัยที่มาจากธรรมชาติหรือมาจากตัวเครื่องมือภายในระบบ ทำให้เราทราบว่าผลลัพธ์ต่อค่ากำลังของสัญญาณรบกวน ที่ปนเข้ามาที่มุมทิศที่วัดได้ ไม่ได้มีเพียงค่าเดียว ดังนั้นไม่ว่าเราจะใช้เครื่องดักจับหาทิศทางติดตั้งไว้แบบใด ปัจจัยดังกล่าวมีผลต่อค่ากำลังของสัญญาณรบกวน โดยค่ากำลังภายในระบบนั้น ถูกประมาณไว้ที่ค่าระหว่าง 0.5 - 3 องศา หรือ 0.0087 - 0.0525 เรเดียน

สำหรับวงจรกรองคาลมานแบบยึดขยายนั้น ถูกออกแบบมาเพื่อใช้กับแบบจำลองที่มีรูปแบบแน่นอน แต่จากข้างต้น ถ้าค่าอินพุทของมุมทิศที่วัดได้นั้น มีรูปแบบของสัญญาณรบกวนที่ปะปนเข้ามาไม่ได้มีการแจกแจงเป็นแบบเกาส์ (ซึ่งในงานวิจัยนี้ ได้มีการกำหนดให้เป็นสัญญาณรบกวนที่ปนเข้ามาเป็นการแจกแจงแบบยูนิฟอร์ม และการแจกแจงแบบลาปลาซ) และถึงแม้รูปแบบสัญญาณรบกวนเป็นแบบเกาส์ แต่มีค่ากำลังที่แตกต่างกัน หากพิจารณานำวงจรกรองคาลมานแบบยึดขยายมาใช้แล้ว จะพบว่าค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะมีมากกว่าเดิม เมื่อพิจารณาตามปัจจัยต่างๆที่กล่าวมา

2.3 การแก้ปัญหาเมื่อสัญญาณรบกวนไม่เป็นแบบเกาส์และอัลกอริทึมที่ใช้

ในการแก้ปัญหากรณีที่สัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์นั้น ได้มีการพัฒนาวิจัยทำในกลุ่มเรดาคันหาเป้าหมายซึ่งได้เคยมีการใช้วิธีการตัดข้อมูลที่ไม่ดีออกไป (Leaving One Out) [3] ก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการกรองสัญญาณ นั่นก็คือจะทำการตัดหรือทิ้งข้อมูลที่เป็น Outliers ที่รวมเข้ามาออกเลย แล้วใช้ข้อมูลที่เหลือมาผ่านการกรองสัญญาณ จะพบว่าหากข้อมูลที่ดีออกไปมีมากจะทำให้ระบบขาดความเที่ยงตรงเพราะข้อมูลมีน้อยเกินไป

จากนั้นมาจึงได้มีการพัฒนาการแก้ปัญหาดังกล่าว ด้วยวิธีการต่างๆ เช่น การใช้ Score Function ซึ่งคิดโดย Masreliez แต่เนื่องจากการใช้ Score Function มีความยุ่งยากในการคำนวณ [4] ต่อมา Wu [4] จึงคิดแนวทางใหม่โดยใช้ Normal Expansion & Score Function แล้วนำมาประยุกต์ใช้ในเอ็นไอเอ็มเอ็ม (Nonlinear Interacting Multiple Model : NIMM) แต่อย่างไรก็ดี ความยุ่งยากในการคำนวณยังคงมีอยู่ จึงทำให้เกิดการพัฒนาจนถึงการใช้อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม (Interacting Multiple Model) [5] เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ในระบบเรดาคันหาเป้าหมาย ซึ่งพบว่าให้ผลออกมาได้ดีกว่าวิธีการที่ได้เคยมีการนำมาใช้

จากที่กล่าวมาเนื่องมาจากในกลุ่มของการพัฒนาศึกษาวิจัยการประมาณค่าที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณกรณีที่มีสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ และในการศึกษาพิจารณาไปถึงค่ากำลังของสัญญาณรบกวนที่เป็นแบบเกาส์ ที่มาจากเครื่องตรวจจับที่คิดในแต่ละพื้นที่ซึ่งแตกต่างกันนั้นไม่ได้มีการศึกษาวิจัยมาก่อนเลย ด้วยเหตุนี้ ผู้วิจัยจึงมีแนวความคิดและแรงจูงใจในการศึกษาการนำอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มมาประยุกต์ใช้กับการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ กรณีที่มีสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์และสัญญาณรบกวนที่เป็นแบบเกาส์ ที่มีค่ากำลังแตกต่างกัน

2.3.1 วิธี Leaving One Out

วิธีการนี้ได้เคยมีการนำมาใช้ร่วมกับวิธี Least -Squares ในการแก้ปัญหาในกรณีที่มี Outliers ในข้อมูล ซึ่งจะทำการตัดหรือทิ้งข้อมูลตัวที่มี Outliers ออกไป ก่อนที่จะนำข้อมูลนั้น มาทำการประมวลผลหรือคำนวณ ส่วนข้อพิจารณาที่สำคัญก็คือจะต้องไม่ตัดข้อมูลที่มี Outliers ออกมากเกินไป เพราะข้อมูลที่ตัดไปนั้นอาจจะเป็นข้อมูลที่มีความสำคัญและก่อให้เกิดผลกระทบต่อความเที่ยงตรงของระบบได้ สำหรับการเลือกขอบเขตว่าจะทำการตัดข้อมูลอย่างไรนั้น สามารถทำได้โดยเราจะทำการกำหนดขอบเขตของค่ากำลังของสัญญาณรบกวนอ้างอิงขึ้นมาค่าหนึ่ง โดยค่าที่ใช้เป็นค่าอ้างอิงนั้นต้องอิงจากค่าที่อ้างอิงไว้จริง ถ้าข้อมูลที่วัดได้มีค่าเกินค่าอ้างอิงที่กำหนดไว้ก็ให้ตัดค่าที่เกินนั้นออกไป แล้วจึงนำค่าที่ติมาผ่านกระบวนการอื่นๆต่อไป

2.3.2 อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม (Interacting Multiple Model) [5],[6],[9],[11]

2.3.2.1 การประยุกต์อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มในการแก้ปัญหา

อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาในเรื่องของเรดาร์ติดตามเป้าหมาย (Radar Target Tracking) และในเรื่องของสัญญาณรบกวนแบบกลิ้ง (Glint Noise) ที่เกิดขึ้นในระบบเรดาร์เป็นหลัก (สัญญาณรบกวนแบบกลิ้งจะมีลักษณะเป็นการแจกแจงแบบผสม คือ การแจกแจงแบบลาปลาซที่มีโอกาสเกิดขึ้นน้อยผสมกับการแจกแจงแบบเกาส์ซึ่งมีโอกาสเกิดขึ้นสูง) โดยผลที่ได้จากการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม สามารถแก้ปัญหาและให้ผลที่ดี โดยพื้นฐาน อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม จะใช้วงจรกรองคาลมานแบบยึดขยายอยู่ภายใน (EKF-based IMM) ในการปรับให้เข้ากับแบบจำลองของปัญหาที่มีอยู่ภายในระบบ นอกจากนี้เรายังสามารถนำอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรกรองภายในเป็น วงจรกรองคาลมาน (KF-based IMM) มาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาได้อีกวิธีหนึ่ง ซึ่งจะได้กล่าวต่อไปใน ส่วนของวิธีการนำเสนอในวิทยานิพนธ์ และในส่วนของการนำอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มมาใช้ นั้น เราจะพิจารณาโดยการมองรูปแบบของปัญหาที่เราพิจารณาไว้ว่ามีอะไรบ้าง ซึ่งมีดังนี้คือ

- เมื่อสัญญาณรบกวนไม่เป็นแบบเกาส์

จากรายละเอียดที่อธิบายไว้ในเรื่องของสัญญาณรบกวนและจากสมการที่ (2.3) ซึ่งสมมติให้สัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ ประกอบไปด้วยการแจกแจง 2 รูปแบบใดๆ ที่มีโอกาสที่จะเกิดขึ้นเท่าๆกัน ดังนั้น การพิจารณาปัญหาหรือแบบจำลองของระบบจึงแบ่งได้เป็น 2 แบบจำลอง คือ แบบจำลองที่ 1 วงจรกรองจะปรับให้เข้ากับการแจกแจงแบบที่ 1 ซึ่งกำหนดให้เป็นการแจกแจงแบบเกาส์ และในแบบจำลองที่ 2 วงจรกรองจะปรับให้เข้ากับการแจกแจงแบบที่ 2 ซึ่งกำหนดให้เป็นการแจกแจงแบบอื่นๆที่ไม่เป็นแบบเกาส์ ที่เราเรียก ส่วนนี้ว่า Outliers โดยในงานวิจัยนี้ กำหนดให้เป็นการแจกแจงแบบลาปลาซและแบบยูนิฟอร์ม และสำหรับ Transition matrix ที่เป็นตัวกำหนดความน่าจะเป็นในการเกิดแต่ละแบบจำลองนี้จะขึ้นอยู่กับค่าที่น่าจะเป็น ดังสมการที่ (2.4)

- เมื่อสัญญาณรบกวนที่เป็นแบบเกาส์แต่มีค่ากำลังแตกต่างกัน

การพิจารณาแบบจำลองของระบบจะแบ่งได้ก็แบบจำลองนั้น ขึ้นอยู่กับจำนวนเครื่องตรวจจับหรือ อยู่ในพื้นที่ใดบ้าง เช่น ถ้าเราใช้เครื่องตรวจจับ 2 เครื่องใน 2 พื้นที่ จากที่ทราบว่สัญญาณรบกวนในแต่ละพื้นที่จะมีค่ากำลังแตกต่างกัน ดังปัจจัยที่กล่าวมา ดังนั้น แบบจำลองของปัญหาที่พิจารณาจึงแบ่งได้เป็น 2 แบบจำลอง ซึ่งแต่ละแบบจำลองจะปรับให้เข้ากับวงจรกรองคาลมานแต่ละตัว เป็นต้น

2.3.2.2 หลักการทำงานของไอเอ็มเอ็ม

- กำหนดค่าเริ่มต้น (Initial Condition)

ก่อนจะเข้าสู่ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม ซึ่งมี 4 ขั้นตอนหลัก จะเป็นการกำหนดค่าเริ่มต้นของค่าน้ำหนัก (Weight), ค่าประมาณสถานะ (State Estimate) และ ค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาด (Error Covariance) ของแต่ละแบบจำลองปัญหา ซึ่งค่าเริ่มต้นเหล่านี้ จะถูกนำไปเป็นค่าอินพุตเพื่อเข้าสู่ขั้นตอนที่ 1 การผสม หรือ การกำหนดค่าอินพุต (Mixing or Input Generation) สำหรับ ค่าน้ำหนักเริ่มต้นที่ถูกกำหนดให้กับแต่ละแบบจำลองปัญหา ถูกนิยามไว้ดังสมการที่ (2.11)

$$\mu_i(k-1) \stackrel{def}{=} f(M_i(k-1) | Z^{k-1}) \quad (2.11)$$

โดยที่ $\mu_i(k-1)$ คือ ค่าน้ำหนักเริ่มต้นของแบบจำลอง i ที่เวลา $k-1$

$f(M_i(k-1) | Z^{k-1})$ คือ pdf ของแบบจำลอง i ซึ่งขึ้นอยู่กับประวัติที่วัดได้ที่เวลา $k-1$ (Z^{k-1})

และ pdf ของแบบจำลอง i ถูกตั้งสมมติฐานให้เป็น normal ถูกนิยามไว้ดังสมการที่ (2.12)

$$f(\bar{X}(k-1) | M_i(k-1), Z^{k-1}) \approx N(\hat{X}_i(k-1), P_i(k-1)) \quad (2.12)$$

โดยที่ $P_i(k-1)$ คือ ค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาดเริ่มต้นซึ่งสัมพันธ์กับค่าประมาณสถานะเริ่มต้น $\hat{X}_i(k-1)$ ของแบบจำลอง i

สำหรับค่าประมาณสถานะเริ่มต้นของวงจรกรองแต่ละตัวที่ถูกปรับให้เข้ากับแบบจำลองปัญหาใดๆ จะเป็นค่าที่ถูกประมาณได้มาก่อนในช่วงเวลา $k-1$ ถูกนิยามไว้ดังสมการที่ (2.13)

$$\hat{X}_i(k-1) \stackrel{def}{=} \sum_{l=1}^N E(\bar{X}(k-1) | M_l(k-1), Z^{k-1}) \quad 1 \leq i \leq N \quad (2.13)$$

โดยที่ $\hat{X}_i(k-1)$ คือ ค่าประมาณสถานะเริ่มต้นของวงจรกรองที่ถูกปรับให้เข้ากับแบบจำลอง i

N คือ จำนวนของสถานะของแบบจำลอง i

• **ขั้นตอนที่ 1 การผสมหรือกำหนดค่าอินพุท (Mixing or Input Generation)**

เมื่อกำหนดค่าเริ่มต้น $\mu_j(k-1)$, $\hat{X}_j(k-1)$ และ $P_j(k-1)$ ของวงจรกรองแต่ละตัวที่ปรับเข้ากับแบบจำลองแล้ว จะนำค่าเหล่านั้นมาผ่านขั้นตอนการผสม ก็จะได้ค่าเริ่มต้นสำหรับวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยายแต่ละตัวที่ถูกปรับเข้ากับแบบจำลองใดๆ (จำนวนวงจรกรองจะมีจำนวนเท่าใดขึ้นอยู่กับแบบจำลองของปัญหา) ซึ่งขั้นตอนการผสมของแบบจำลองจะทำรวมกันที่สถานะที่ เวลา $k-1$ ดังสมการที่ (2.14)

$$\bar{X}_i^0(k-1) = \sum_{j=1}^N E(\bar{X}(k-1) | M_j(k-1), Z^{k-1}) f(M_j(k-1) | M_i(k), Z^{k-1}) \quad (2.14)$$

จากสมการที่ (2.12) และ (2.14) จะได้

$$\bar{X}_i^0(k-1) = \sum_{j=1}^N \hat{X}_j(k-1) f(M_j(k-1) | M_i(k), Z^{k-1}) \quad (2.15)$$

จากสมการที่ (2.15) $f(M_j(k-1) | M_i(k), Z^{k-1})$ ถูกนิยามไว้ดังสมการที่ (2.16)

$$f(M_j(k-1) | M_i(k), Z^{k-1}) = \frac{A_{ij} u_j(k-1)}{\mu_i(k)} \quad (2.16)$$

โดยที่ A_{ij} คือ เมตริกซ์ของการเปลี่ยนแบบจำลอง (Model Transition Matrix) โดยในงานวิจัยนี้ เมตริกซ์ของการเปลี่ยนแบบจำลอง เปลี่ยนไปตามค่าความน่าจะเป็น p ตามปริมาณที่เข้ามาของสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ ดังสมการที่ (2.17)

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} 1-p & p \\ p & 1-p \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

$\mu_j(k-1)$ คือ ค่านำหนักเริ่มต้น

$\mu_i(k)$ คือ ค่านำหนักที่ได้มีการผสมแล้ว ของแต่ละแบบจำลอง ถูกนิยามไว้ดังสมการที่ (2.18)

$$\mu_i(k) = \sum_{j=1}^N A_{ij} \mu_j(k-1) \quad (2.18)$$

จากสมการที่ (2.15) , (2.16) จะได้ค่าประมาณที่ผสมแล้วของทุกแบบจำลอง สรุปได้ดังสมการที่ (2.19)

$$\bar{X}_i^0(k-1) = \sum_{j=1}^N \frac{\hat{X}_j(k-1)A_{ij}\mu_j(k-1)}{\mu_i(k)} \quad (2.19)$$

ในทำนองเดียวกัน ค่าความแปรปรวนร่วม (Covariances) : $P_i^0(k-1)$ ที่ได้จากการผสมซึ่งจะใช้เป็นค่าเริ่มต้นให้กับวงจรกรองแต่ละตัวในขั้นตอนการผ่านวงจรกรอง คำนวณเช่นเดียวกับค่า $\bar{X}_i^0(k-1)$ ซึ่งค่าน้ำหนักก็จะมีผลเช่นเดียวกัน ดังแสดงไว้ดังสมการที่ (2.20)

$$P_i^0(k-1) = \sum_{j=1}^N \{A_{ij}\mu_j(k-1)[P_j(k-1) + (\hat{X}_j(k-1) - \bar{X}_i^0(k-1))(\hat{X}_j(k-1) - \bar{X}_i^0(k-1))^T] \} / \mu_i(k) \quad (2.20)$$

สำหรับในขั้นตอนการผสมสามารถสรุปได้ว่า เมื่อเราได้กำหนดค่าเริ่มต้น $\mu_i(k-1)$, $\hat{X}_i(k-1)$ และ $P_i(k-1)$ แล้ว จะคำนวณหาค่าน้ำหนักที่ผสมก่อน ต่อมาจะหาค่าประมาณที่ผสม : $\bar{X}_i^0(k-1)$ และสุดท้ายเราก็จะทำการหาค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาดที่ผสม : $P_i^0(k-1)$

• ขั้นตอนที่ 2 การผ่านวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย (Extended Kalman Filter)

จากค่า $\bar{X}_i^0(k-1)$ และค่า $P_i^0(k-1)$ ที่ได้ในขั้นตอนแรก จะนำไปเป็นค่าอินพุตให้กับวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยายที่ปรับเข้ากับแบบจำลอง และจากการวัดมุมทิศ สามารถกำหนดแบบจำลองของการวัด (Bearing Angle Measurement Model) ได้ดังนี้คือ

$$Z(k) = \beta(k) = h(\hat{X}(k)) + v(k) \quad (2.21)$$

$$E[v(j) \ v(k)] = \sigma_v^2 \delta_{jk} \ ; \ R = \sigma_v^2 \quad (2.22)$$

โดยที่ $Z(k)$ หรือ $\beta(k)$ คือ ค่าที่ได้จากการวัดมุมทิศ

$h(\hat{X}(k))$ คือ ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้นของมุมทิศที่เวลา k ใดๆ (ดูสมการที่ (2.34))

$v(k)$ คือ สัญญาณรบกวนที่มาจากกรวัด (Measurement Noise)

เมื่อผ่านขั้นตอนของวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย จะได้ค่าเอาท์พุทของวงจรกรองแต่ละตัวออกมาอยู่ในรูป $\hat{X}_i(k)$, $P_i(k)$ รวมทั้งค่า $S_i(k)$, $v_i(k)$

● **ขั้นตอนที่ 3 การปรับค่าความน่าจะเป็น (Update Probability)**

ค่าน้ำหนักจะมีที่ค่านั้นก็จะขึ้นอยู่กับจำนวนแบบจำลองของปัญหาว่ามีกี่แบบจำลอง เช่นเดียวกันกับค่าน้ำหนักที่เวลาปัจจุบันของแบบจำลองใดๆ ก็จะได้ค่านวณได้จากความน่าจะเป็นของการวัดที่จะวัดได้ที่เวลาปัจจุบันเมื่อดูจากแบบจำลองนั้น และค่าที่ได้จากการวัดในอดีตมาคิด สำหรับค่าน้ำหนักที่เวลาปัจจุบันที่มีการปรับค่าของแต่ละแบบจำลอง จะคำนวณได้จากสมการที่ (2.23)

$$\mu_i(k) = cf(\bar{z}(k) | M_i(k), Z^{k-1}) \mu_i(k-1) \quad (2.23)$$

โดยที่ $f(\bar{z}(k) | M_i(k), Z^{k-1})$ คือ ความน่าจะเป็นของค่าที่วัดได้ที่เวลาปัจจุบันเมื่อดูจากแบบจำลองใดๆ และค่าที่ได้จากการวัดในอดีต เป็น Likelihood function ซึ่งได้จากวงจรรองกาลมานแต่ละตัว ดังสมการที่ (2.24)

$$f(\bar{z}(k) | M_i(k), Z^{k-1}) = \frac{1}{\sqrt{S_i(k)}} \exp(-0.5 v_i(k)^T S_i(k)^{-1} v_i(k)) \quad (2.24)$$

ส่วนค่า c เป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการทำนอร์มอลไลซ์ เพื่อให้แน่ใจได้ว่าความน่าจะเป็นของแบบจำลองทุกแบบจำลองรวมกันแล้วต้องเท่ากับ 1 และจากสมการที่ (2.23) และ สมการที่ (2.24) สรุปได้ดังสมการที่ (2.25)

$$\mu_i(k) = c \frac{1}{\sqrt{S_i(k)}} \exp(-0.5 v_i(k)^T S_i(k)^{-1} v_i(k)) \mu_i(k-1) \quad (2.25)$$

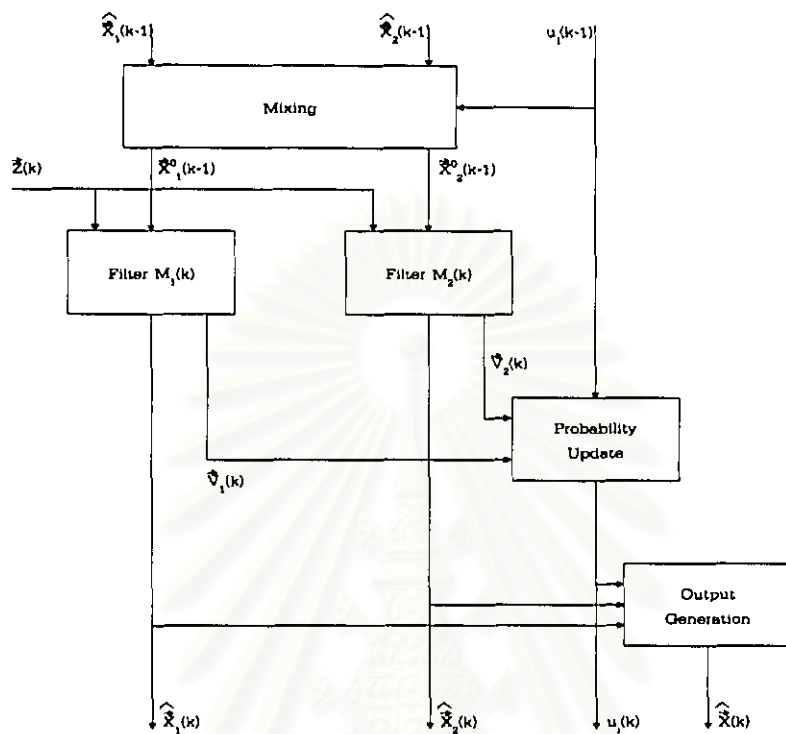
ซึ่ง $v_i(k)$ ได้จาก $\bar{Z}(k) - H(\hat{X}(k))$ และ $S_i(k)$ เป็นค่าความแปรปรวนร่วม ที่ได้จากวงจรรองกาลมานแบบยึดขยายแต่ละตัว คือ $H(\hat{X}(k/k-1))P(k/k-1)H^T(\hat{X}(k/k-1)) + R(k)$ (ดูสมการที่ (2.30))

● **ขั้นตอนที่ 4 การกำเนิดค่าเอาต์พุต (Output Generation)**

การประมาณครั้งสุดท้ายของพิกัดที่ได้จะอยู่ในรูปผลรวมของค่าที่ประมาณได้คูณกับค่าน้ำหนักของแต่ละวงจรรองกาลมานแบบยึดขยาย รวมทั้งค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาดสุดท้าย สรุปได้ดังสมการ

$$\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^N \hat{X}_i(k) \mu_i(k) \quad (2.26)$$

$$P(k) = \sum_{i=1}^N \mu_i(k) [P_i(k) + (\hat{X}_i(k) - \hat{X}(k))(\hat{X}_i(k) - \hat{X}(k))^T] \quad (2.27)$$



รูปที่ 2.5 ขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม 4 ขั้นตอน [5],[6],[9]

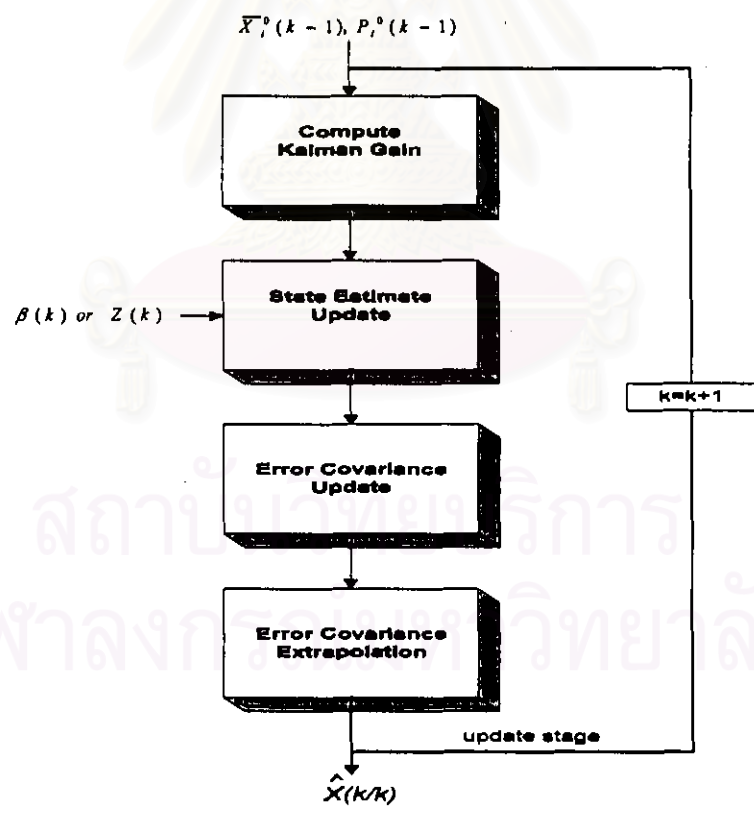
เมื่อแบบจำลองของปัญหาเท่ากับ 2 ($N=2$)

ข้อสังเกต ในกรณีสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ ค่าความน่าจะเป็นของการเกิดรูปแบบการแจกแจงที่เป็น Outliers มีโอกาสที่จะเกิดขึ้นได้ ไม่ว่าจะน้อยหรือมากก็ตาม แต่ถ้าเกิดขึ้นในวงจรกรองคาลมานแบบยัดขยายเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์รวมเข้ามามีกับมุมทิศทางที่วัดได้นั้น จะพบว่ามีค่าความผิดพลาดสูงกว่าเดิม เนื่องจากในการใช้วงจรกรองคาลมานแบบยัดขยายนั้น สัญญาณรบกวนดังกล่าวที่มี Outliers จะถูกทำการประมวลผลรวมทั้งหมด ไม่มีการแยกการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ออกมา และไม่มีการใช้ค่าน้ำหนัก แต่อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มนั้นสามารถแก้ปัญหาตรงนี้ได้เนื่องจาก จะทำการแยกการประมวลผลของตามรูปแบบการแจกแจงของสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์ซึ่งมีอย่างน้อย 2 การแจกแจง และจะใช้ค่าความน่าจะเป็นเพื่อจะเป็นตัวกำหนดค่าน้ำหนักของการแจกแจงแต่ละแบบ นั่นก็คือจะเปรียบเสมือนกับว่าผลลัพธ์ที่ได้จะเลือกจากค่าน้ำหนักนั่นเอง และสำหรับในขั้นตอนที่ 2 ของอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอวงจรกรองภายในที่เป็น วงจรกรองคาลมาน (KF) และวงจรกรองคาลมานแบบยัดขยาย (EKf) ซึ่งจะได้กล่าวต่อไปในหัวข้อ 2.3.3 และ 2.3.4

2.3.3 วงจรกรองคาลมาน (Kalman Filter)

วงจรกรองคาลมานจะมีหลักการทำงานคล้ายกับวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย แต่จะมีข้อแตกต่างระหว่าง วงจรกรองคาลมาน กับ วงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย ก็คือ ค่า $H(\hat{X}(k/k-1))$ ซึ่งเป็น Jacobian Matrix จะไม่มีการหา Partial Derivative ของ $h(\hat{X}(k/k-1))$ (ค่ามุมทิศที่ประมาณได้) ให้ดูสมการที่ (2.31) ถึงสมการที่ (2.33) หรืออีกนัยหนึ่งก็คือ ค่าสุดท้ายที่ประมาณได้ของวงจรกรองคาลมาน จึงเป็นค่ามุมทิศ แต่ค่าสุดท้ายของ วงจรกรองคาลมานแบบยืดขยายจะเป็นค่าพิกัดในแนวแกน X , Y และสำหรับขั้นตอนการทำงานหลักของวงจรกรองคาลมานและวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย จะได้กล่าวต่อไปในหัวข้อ 2.3.4

2.3.4 วงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย (Extended Kalman Filter) [1]



รูปที่ 2.6 การทำงานของวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย (EKF)

- ค่า $\bar{X}_i^o(k-1)$ ดังสมการที่ (2.19) จากขั้นตอนแรกของการทำงานของอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม เป็นค่าอินพุทให้กับวงจรกรองคาลมานแบบยืดขยาย เพื่อหาค่า State Estimate Extrapolation $[\hat{X}(k/k-1)]$ จากสมการที่ (2.28)

$$\hat{X}(k/k-1) = \Phi \hat{X}(k-1/k-1)$$

or

(2.28)

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_e(k/k-1) \\ \hat{y}_e(k/k-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_e(k-1/k-1) \\ \hat{y}_e(k-1/k-1) \end{bmatrix}$$

โดยที่ \hat{x}_e, \hat{y}_e คือ พิกัดของแหล่งกำเนิดสัญญาณในแนวแกน x, y

Φ คือ Transition Matrix ซึ่งเท่ากับ Identity Matrix

k คือ ดัชนีทางเวลา

ในขั้นตอนนี้อธิบายได้ว่า ค่า $\bar{X}_i^0(k-1)$ ซึ่งก็คือ ค่า $\hat{X}(k-1/k-1)$ จะนำมาผ่านขั้นตอนนี้ เพื่อจะได้ค่า $\hat{X}(k/k-1)$ โดยที่ $\bar{X}_i^0(k-1)$ หรือ $\hat{X}(k-1/k-1)$ คือ พิกัดที่ประมาณได้ที่เวลา $k-1$ จะถูกนำไปใช้ในการทำนายพิกัด $\hat{X}(k/k-1)$ ที่เวลา k โดยมีการเปลี่ยนจากสถานะที่เวลา $k-1$ ไปเป็น สถานะที่เวลา k และเมื่อได้ค่า $\hat{X}(k/k-1)$ แล้ว จะเริ่มเข้าสู่วงรอบการทำงานของวงจรกรองคาลมานแบบยัดขยาย ดังนี้คือ

- ค่า $P_i^0(k-1)$ ดังสมการที่ (2.20) จากขั้นตอนแรกของการทำงานของอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม เป็นค่าอินพุตให้กับวงจรกรองคาลมานแบบยัดขยาย เพื่อหา Error Covariance Extrapolation หรือ ค่า A Priori Variance $[P(k/k-1)]$ จากสมการที่ (2.29)

$$P(k/k-1) = \Phi P(k-1/k-1) \Phi^T + Q \quad \text{โดยที่} \quad Q = \begin{bmatrix} q_{11} & 0 \\ 0 & q_{22} \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

โดยที่ $P(k/k-1)$ คือ ค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาดที่เวลา k

$P(k-1/k-1)$ คือ ค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาดที่เวลา $k-1$

Q คือ เมตริกซ์ที่เกี่ยวข้องกับ Process Noise ซึ่งสมมุติว่าในระบบไม่มี [1] และ Matrix Q นี้ เราจะกำหนดให้ q_{11} เป็น Zero แต่ q_{22} จะกำหนดให้มีค่าบวกที่มีค่าน้อยๆ เพื่อไม่ให้ Matrix เป็น Singular

ในขั้นตอนนี้อธิบายได้ว่า ค่า $P_i^0(k-1)$ ซึ่งก็คือ ค่า $P(k-1/k-1)$ จะนำมาผ่านขั้นตอนนี้ เพื่อจะได้ค่า $P(k/k-1)$ โดยที่ $P_i^0(k-1)$ หรือ $P(k-1/k-1)$ คือ ค่าความแปรปรวนร่วมของ

ความผิดพลาดที่ประมาณได้ที่เวลา $k-1$ จะถูกนำไปทำนายค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาด $P(k/k-1)$ ที่เวลา k โดยมีการเปลี่ยนจากสถานะที่เวลา $k-1$ ไปเป็น สถานะที่เวลา k

- ค่า $\hat{X}(k/k-1)$ และ $P(k/k-1)$ จากข้างต้น จะนำมาหาค่า Kalman Gain จากสมการที่ (2.30)

$$K = P(k/k-1)H^T(\hat{X}(k/k-1)) \times [H(\hat{X}(k/k-1))P(k/k-1) \times H^T(\hat{X}(k/k-1)) + R(k)]^{-1} \quad (2.30)$$

$$\begin{aligned} H(\hat{X}(k/k-1)) &= \left. \frac{\partial h(X)}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}(k/k-1)} \\ &= [H_{11} \quad H_{22}] \end{aligned} \quad (2.31)$$

$$\begin{aligned} H_{11} &= \left. \frac{\partial h}{\partial x_e} \right|_{x_e=\hat{x}_e(k/k-1)} \\ &= \frac{-u \quad 1}{1+u^2 \hat{x}_e(k/k-1) - x(k)} \end{aligned} \quad (2.32)$$

$$\begin{aligned} H_{12} &= \left. \frac{\partial h}{\partial y_e} \right|_{y_e=\hat{y}_e(k/k-1)} \\ &= \frac{1 \quad 1}{1+u^2 \hat{x}_e(k/k-1) - x(k)} \\ u &= \frac{\hat{y}_e(k/k-1) - y(k)}{\hat{x}_e(k/k-1) - x(k)} \end{aligned} \quad (2.33)$$

$$h(\hat{X}(k/k-1)) = \hat{\beta}(k) = \tan^{-1} \frac{[\hat{y}_e(k/k-1) - y(k)]}{[\hat{x}_e(k/k-1) - x(k)]} \quad (2.34)$$

โดยที่ $h(\hat{X}(k/k-1))$ หรือ $\hat{\beta}(k)$ หรือ $\hat{Z}(k)$ คือ ค่ามุมทิศที่ประมาณได้ที่เวลา k เมื่อนำค่ามุมทิศที่ประมาณได้ที่เวลา $k-1$ มาคิด ซึ่งหาได้จากค่า \tan^{-1} ของผลต่างระหว่างพิกัดของแหล่งกำเนิดสัญญาณที่ประมาณได้ ($\hat{y}_e(k/k-1)$) กับพิกัดของเครื่องดักรับทิศทาง ($y(k)$) ในแนวแกน y ทหารด้วยผลต่างระหว่างพิกัดของแหล่งกำเนิดสัญญาณที่ประมาณได้ ($\hat{x}_e(k/k-1)$) กับพิกัดของเครื่องดักรับทิศทาง ($x(k)$) ในแนวแกน x

เนื่องจาก $h(\hat{X}(k/k-1))$ เป็นฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น จึงต้องมีการใช้ Taylor's Series ในการกระจายเพื่อหา First Order Term ในการทำให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น ดังสมการของ $H(\hat{X}(k/k-1))$ ซึ่งเป็น Jacobian Matrix ดังสมการที่ (2.31) ถึง สมการที่ (2.33)

- ค่า Kalman Gain ที่ได้ จะใช้ในการหา State Estimate Update [$X(k/k)$] จากสมการที่ (2.35)

$$\hat{X}(k/k) = \Phi \hat{X}(k/k-1) + K \left[\beta(k) - h(\hat{X}(k/k-1)) \right] \quad (2.35)$$

สำหรับขั้นตอนนี้อธิบายได้ว่า ค่าพิกัดที่ทำนาย $\hat{X}(k/k)$ ได้จาก มุมทิศที่เพิ่งวัดได้ที่เป็นสถานะที่เวลา k จะถูกนำไปลบกับ มุมทิศที่วัดได้ที่เป็นสถานะ ที่เวลา $k-1$ แล้วคูณด้วยค่า Kalman Gain จากนั้น จะนำไปรวมกับค่า $\hat{X}(k/k-1)$ ที่ประมาณได้ที่สถานะที่แล้ว

- เข้าสู่รอบ ในการหา Error Covariance Update หรือ A Posteriori Variance: $P(k/k)$ โดยใช้ค่า Kalman Gain ที่หาได้ ดังสมการที่ (2.36)

$$P(k/k) = \left[I - KH(\hat{X}(k/k-1)) \right] P(k/k-1) \quad (2.36)$$

สำหรับในขั้นตอนนี้จะเป็นการปรับเปลี่ยน (Update) ค่าความแปรปรวนร่วมของความผิดพลาดจากสถานะที่แล้ว

2.3.5 อัลกอริทึมแบบทอริเริ (Torrieri's Algorithm) [2],[12]

Torrieri นำเสนออัลกอริทึมของวิธีการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณจากการวัดมุมทิศ โดยนำอัลกอริทึม ของ Stanfield มาเป็นต้นแบบในการพัฒนา แล้วใช้ Linear Least Square ในการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ ในสามเหลี่ยมของการคลาดเคลื่อน Torrieri โดยอ้างว่าอัลกอริทึมของเขาให้ความ

แม่นยำมากกว่า Stanfield ในกรณีที่ค่าความแปรปรวนของสัญญาณรบกวนมีค่าน้อยมากๆ สำหรับสมการของ Torrieri สามารถสรุปได้ดังนี้

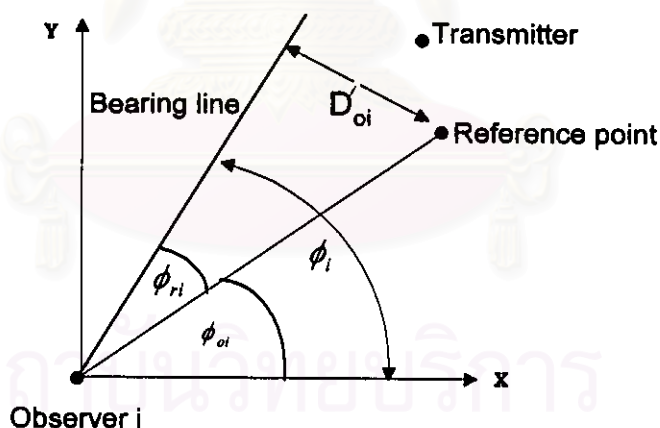
ข้อมูลที่ได้จากในการวัดทั้งหมด N ครั้งของ $r_i, i=1,2,\dots,N$ จะถูกเก็บไว้ในตำแหน่งต่างๆ ซึ่งเราสามารถเขียนสมการ N - dimensions ให้เป็นสมการเดียว ได้ดังนี้

$$r = f(x) + n \quad (2.37)$$

โดยที่ $f(x)$ คือ ฟังก์ชันที่ทราบค่า

n คือ Multivariate Random Vector โดยมีเมตริกซ์ของค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance Matrix) ขนาด $N \times N$ ซึ่งหาได้จากสมการที่ (2.38)

$$N = E\{(n - E[n])(n - E[n])^T\} \quad (2.38)$$



รูปที่ 2.7 อัลกอริทึมแบบทอริเรี (Torrieri : TR) [2]

โดยทั่วไปแล้ว ค่าของ $f(x)$ นั้นจะเป็นฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งเราสามารถทำให้เป็นเชิงเส้น ได้โดยการ ใช้ Taylor's series ในการกระจายแล้วใช้ 2 พจน์แรก เราจะได้สมการที่ (2.39)

$$f(x) \approx f(x_0) + G(x - x_0) \quad (2.39)$$

โดยที่ x_0 คือ ตำแหน่งของจุดอ้างอิง (Reference Point)

x และ x_0 คือ เวกเตอร์ขนาด $n \times 1$ คอลัมน์

G คือ เมทริกซ์ของอนุพันธ์ขนาด $N \times n$ เมื่อพิจารณาที่จุด x_0 ซึ่งหาได้จากสมการที่ (2.40)

$$G = \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial f_1}{\partial x_1} \right|_{x=x_0} & \cdots & \left. \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \right|_{x=x_0} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \left. \frac{\partial f_N}{\partial x_1} \right|_{x=x_0} & \cdots & \left. \frac{\partial f_N}{\partial x_n} \right|_{x=x_0} \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

ดังนั้นค่าประมาณที่ได้ของ ตำแหน่งของแหล่งกำเนิดสัญญาณสามารถเขียนเป็นสมการได้

$$\hat{x} = x_0 + (G^T N^{-1} G)^{-1} G^T N^{-1} [r - f(x_0)] \quad (2.41)$$

จากสมการที่ (2.37) แทนลงในสมการที่ (2.41) จะได้

$$\hat{x} = x + (G^T N^{-1} G)^{-1} G^T N^{-1} [f(x) - f(x_0) - G(x - x_0) + n] \quad (2.42)$$

โดยมีค่าความแปรปรวนร่วมคือ

$$p = E[(\hat{x} - E[\hat{x}])(\hat{x} - E[\hat{x}])^T] = (G^T N^{-1} G)^{-1} \quad (2.43)$$

จากสมการที่ (2.33) เราแทน $x = R$ และ $x_0 = R_0$

โดยที่ R เป็นเวกเตอร์ 2 มิติ ที่ได้จากการประมาณตำแหน่งประกอบด้วย x, y และ

R_0 เป็นเวกเตอร์ 2 มิติ ของจุดอ้างอิงที่ประกอบด้วย x_0 และ y_0 จะได้

$$G = \begin{bmatrix} -(\sin \phi_{01})/D_{01} & (\cos \phi_{01})/D_{01} \\ \vdots & \vdots \\ -(\sin \phi_{0N})/D_{0N} & (\cos \phi_{0N})/D_{0N} \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

โดยที่

$$D_{0i} = \sqrt{(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2} \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.45)$$

ϕ_{0i} = มุมทิศจากเครื่องดักรับหาทิศที่ i ถึงจุดอ้างอิง

จากสมการที่ (2.31) เราให้ความผิดพลาดในการวัดมุมแต่ละครั้งเป็นอิสระต่อกันจะได้

$$N = \begin{bmatrix} \sigma_{\phi_1}^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \sigma_{\phi_N}^2 \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

โดยที่ $\sigma_{\phi_i}^2$ คือ ค่าความแปรปรวนในการวัดในแต่ละครั้ง จากการวัด N ครั้ง; $i = 1, 2, \dots, N$

สมการของ Least Square หรือ Maximum Likelihood Estimator คือ

$$\hat{R} = R_0 + (G^T N^{-1} G)^{-1} G^T N^{-1} \phi_r \quad (2.47)$$

โดยที่ $\phi_r = \phi - f(R_0)$ และ $\phi = f(R) + n$

จากสมการ (2.37), (2.38) และ (2.39) เราจะได้เมตริกซ์ของค่าความแปรปรวนร่วม \hat{R} คือ

$$\sigma_1^2 = E[(\hat{x} - x)^2] = \frac{\mu}{\mu\lambda - \nu^2} \quad (2.48)$$

$$\sigma_2^2 = E[(\hat{y} - y)^2] = \frac{\lambda}{\mu\lambda - \nu^2} \quad (2.49)$$

$$\sigma_{12} = E[(\hat{x} - x)(\hat{y} - y)] = \frac{\nu}{\mu\lambda - \nu^2} \quad (2.50)$$

ดังนั้นจากสมการที่ (2.44), (2.46), และ (2.47) เราจะได้สมการ Linearized least square estimator คือ

$$\hat{x} = x_0 + \frac{1}{\mu\lambda - \nu^2} \sum_{i=1}^N \phi_{ri} \frac{(\nu \cos \phi_{0i} - \mu \sin \phi_{0i})}{D_{0i} \sigma_{\phi_i}^2} \quad (2.51)$$

$$\hat{y} = y_0 + \frac{1}{\mu\lambda - \nu^2} \sum_{i=1}^N \phi_{ri} \frac{(\lambda \cos \phi_{0i} - \nu \sin \phi_{0i})}{D_{0i} \sigma_{\phi_i}^2} \quad (2.52)$$

โดยที่

$$\mu = \sum_{i=1}^N \frac{\cos^2 \phi_{0i}}{D_{0i}^2 \sigma_{\phi_i}^2} \quad (2.53)$$

$$\lambda = \sum_{i=1}^N \frac{\sin^2 \phi_{oi}}{D_{oi}^2 \sigma_{\phi_i}^2} \quad (2.54)$$

$$\nu = \sum_{i=1}^N \frac{\sin \phi_{oi} \cos \phi_{oi}}{D_{oi}^2 \sigma_{\phi_i}^2} \quad (2.55)$$

$$\phi_{ri} = \phi_i - \phi_{oi} \quad (2.56)$$

โดยที่ ϕ_i คือ มุมทิศที่วัดได้

p_i คือ ระยะทางที่สั้นที่สุดจากจุดอ้างอิงถึงเส้นมุมทิศของเครื่องดักจับที่ i ซึ่งถ้าจุดอ้างอิงใกล้แหล่งกำเนิดสัญญาณมาก จะได้ว่า

$$\phi_{ri} = p_i / D_{oi} \quad ; i = 1, 2, \dots, N$$

$$\cos \phi_{oi} = \cos \phi_i \quad ; \quad \sin \phi_{oi} = \sin \phi_i \quad ; i = 1, 2, \dots, N$$

$$\phi_{oi} = \tan^{-1} \frac{(Y_o - Y_i)}{(X_o - X_i)}$$

$$\phi_{ri} = \phi_i - \phi_{oi}$$

$$D_{oi} = \sqrt{(X_o - X_i)^2 + (Y_o - Y_i)^2}$$

X_o, Y_o = reference position within the error area

ϕ_{oi} = the standard angular deviation of the i th bearing

D_{oi} = the estimated distance to the source from the i th bearing

σ_{oi} = the standard angular deviation of the i th DF site

N = the number of DF locations

2.4 วิธีการที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์

ในวิทยานิพนธ์นี้ จะนำเสนอการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณจากการวัดมุมทิศ ที่ใช้อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรรองคาลมานแบบยึดขยายภายใน (EKF-based IMM) มาใช้ในการแก้ปัญหาในเรื่องของสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นแบบเกาส์และที่เป็นแบบเกาส์แต่ค่ากำลังต่างกันดังที่กล่าวมา เพื่อปรับปรุงพัฒนาและเพิ่มความทนทานต่อสัญญาณรบกวน (Noise Robustness) ในการหาที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณจากการวัดมุมทิศ โดยนำมาศึกษาทั้ง 2 กรณีคือ ในกรณีที่ใช้เครื่องตรวจจับทิศทางแบบเคลื่อนที่และเครื่องตรวจจับทิศทางแบบอยู่กับที่

ในกรณีที่มีการติดตั้งเครื่องตรวจจับทิศทางแบบอยู่กับที่นี้ ในงานวิจัยของ พ.ต.สุรเดช เคารพครุ นั้น ได้แสดงให้เห็นว่าการใช้วงจรรองคาลมานแบบยึดขยาย เป็นวิธีที่ให้ความแม่นยำมากกว่าวิธีอื่นๆ จากผลการทดสอบจะเห็นได้ว่าเป็นไปตามนั้นจริง และจากผลการทดสอบนั้นจะสังเกตเห็นได้ว่ายังมีอีก 1 วิธีที่ให้ความแม่นยำใกล้เคียงกัน คือ การใช้วงจรรองคาลมาน (KF) ร่วมกับอัลกอริทึมแบบทอริรี (Torrieri :TR)

ดังนั้น จากเหตุผลข้างต้น ในงานวิจัยนี้จึงพิจารณาถึงความสำคัญของวิธีนี้ จึงได้นำมาประยุกต์ขึ้นเป็นวิธีใหม่อีก 1 วิธีคือ วิธีการประมาณค่ามุมทิศโดยใช้อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรรองคาลมานภายใน (KF-based IMM) ก่อนการประมาณพิกัดด้วยอัลกอริทึมแบบทอริรี (Torrieri) กล่าวคือเราจะใช้วงจรรองคาลมานเป็นวงจรรองภายในแทนการใช้วงจรรองคาลมานแบบยึดขยาย ในแบบจำลองของอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มเอ็มในขั้นตอนที่สอง ซึ่งค่าที่ได้จะอยู่ในขั้นตอนการประมาณมุมทิศ จากนั้นจึงนำมุมทิศที่ประมาณได้มาผ่านขั้นตอนการประมาณพิกัด (Location Estimation) ด้วยอัลกอริทึมแบบทอริรี โดยมีการแสดงผลการทดสอบ และเปรียบเทียบให้เห็นในทุกๆกรณี ซึ่งจะได้กล่าวต่อไปในบทที่ 3 และในส่วนของวิธีที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้มีอยู่ 3 วิธี สามารถเขียนบล็อกไดอะแกรมได้ดังรูปที่ 2.8, 2.9 และ 2.10 ดังนี้คือ

2.4.1 กรณีที่ใช้เครื่องตรวจจับทิศทางแบบเคลื่อนที่ (Moving Observer)

2.4.1.1 อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรรองคาลมานแบบยึดขยายภายใน (EKF-based IMM)

ในการนำเสนอรูปแบบนี้ จากค่าอินพุตที่เป็นมุมทิศที่มีสัญญาณรบกวนปะปนเข้ามา ซึ่งจะพิจารณาตามลักษณะของปัญหา คือ

- เมื่อสัญญาณรบกวนไม่เป็นแบบเกาส์มีการแจกแจงแบบยูนิฟอร์มและแบบลาปลาซ
- เมื่อสัญญาณรบกวนที่เป็นแบบเกาส์ แต่มีค่ากำลังแตกต่างกัน

จากนั้น จะใช้อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรรองภายในเป็นวงจรรองกาลมานแบบยืดขยาย (EKF-based IMM) เพื่อแก้ปัญหาทั้งสองปัญหาและสุดท้ายจะทำการประมาณที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ ดังแสดงไว้ดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 การใช้ IMM(EKF) เมื่อใช้เครื่องตรวจจับแบบเคลื่อนที่

2.4.2 กรณีที่ใช้เครื่องตรวจจับแบบอยู่กับที่ (Multiple Fixed Observer)

2.4.2.1 อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรรองกาลมานแบบยืดขยายภายใน (EKF-based IMM)

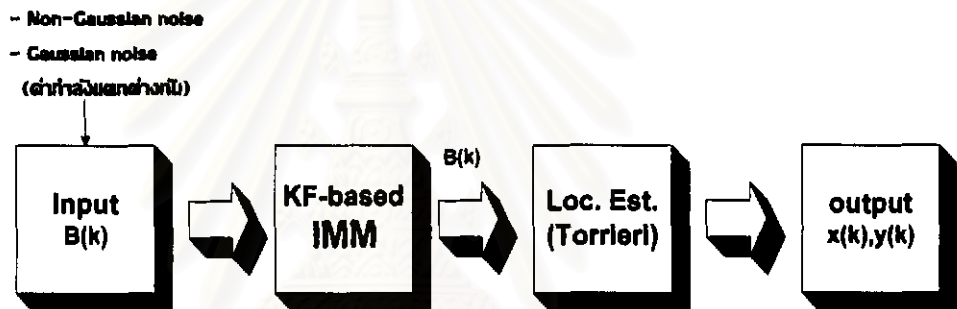
ในการนำเสนอรูปแบบนี้ จะคล้ายกับวิธีที่นำเสนอในหัวข้อ 2.4.1.1 นั่นคือ จะใช้ในการแก้ปัญหาทั้งสองข้างต้น และสุดท้ายจะประมาณพิกัดแหล่งกำเนิดสัญญาณออกมา แต่ข้อแตกต่างกับหัวข้อ 2.4.1.1 นั้น จะอยู่ที่ ค่ามุมทิศทางที่เข้ามา ซึ่งได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 2.1 สำหรับวิธีนี้แสดงไว้ในรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 การใช้ IMM(EKF) เมื่อใช้เครื่องตรวจจับแบบอยู่กับที่

2.4.2.2 การใช้อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มที่ใช้วงจรรองกาลมานภายใน (KF-based IMM) ในการประมาณมุมทิศ และใช้อัลกอริทึมแบบทอริรี (Torrieri) ประมาณพิกัด (Location Estimation)

ในการนำเสนอรูปแบบนี้ เป็นรูปแบบที่นำเสนอขึ้นมาใหม่ โดยจะใช้แก้ปัญหาเช่นเดียวกับข้างต้น แต่อัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็มของรูปแบบนี้ จะใช้วงจรรองภายในที่เป็นวงจรรองกาลมาน (KF) ดังนั้นค่าที่ประมาณได้จึงเป็นค่ามุมทิศที่ผ่านการกรองสัญญาณมาแล้ว ซึ่งค่าสุดท้ายที่ออกมาแล้วยังไม่เป็นพิกัดของที่ตั้งแหล่งกำเนิดสัญญาณ ดังนั้น จึงต้องใช้อัลกอริทึมแบบทอริรี เพื่อประมาณค่ามุมทิศที่ได้จากอัลกอริทึมแบบไอเอ็มเอ็ม ให้ได้ค่าสุดท้ายเป็นพิกัดของแหล่งกำเนิดสัญญาณ ดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 การใช้ IMM(KF)+TR เมื่อใช้เครื่องตรวจจับทิศทางแบบอยู่กับที่