



การใช้ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF ในการประมาณมุมเอียงของระบบวัดมุมอ้างอิง Unscented Kalman Filter for Enhancement of Angle Estimated of Tilt Sensing

ปิจิราวูช เวียงจันดา^{1,*} และ ณัฐวุฒิ เตไพบา²

¹ กองวิชาวิศวกรรมเครื่องกลเรือ ฝ้ายศึกษา โรงเรียนนายเรือ

เลขที่ 204 ถนนสุขุมวิท ตำบลปากน้ำ อำเภอเมือง จังหวัดสมุทรปราการ 10270

² สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เลขที่ 1 ถนนฉลองกรุง แขวงลำปะทิว เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร 10520

*ติดต่อ: Pijirawuch.w@navy.mi.th, 0 – 2475 – 3864

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการใช้การใช้ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF (Unscented Kalman Filter) ประมาณมุมเอียงของระบบวัดมุมอ้างอิงที่สร้างมาจากเซ็นเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) ชนิดเครื่องกลไฟฟ้าจุลภาค (Micro Electro Mechanical System, MEMS) โดยการอธิบายถึงสมการของระบบวัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง และตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF รวมถึงพารามิเตอร์ต่าง ๆ ด้วย การทดลองประสิทธิภาพของตัวกรองนั้นทดสอบบนแท่นปรับระดับ จำนวน 2 การทดลอง คือ การทดลองเมื่อเซ็นเซอร์ถูกหมุนไปด้วยมุมคงที่และเปลี่ยนแปลงมุม จากผลการทดลองพบว่า ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF สามารถประมาณมุมเอียงได้อย่างถูกต้อง มีประสิทธิภาพในการใช้ประมาณมุมเอียง

คำหลัก: ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF, ระบบวัดมุมอ้างอิง, เซ็นเซอร์ความเร่ง

Abstract

In this paper, the Unscented Kalman Filter (UKF) is presented in the application of the tilt angle estimator for MEMS accelerometer tilt sensing. The accelerometer tilt sensing model is developed. And then, the unscented kalman filter with theoretical of a minimal complexity of the mathematical model and their parameter were derived. To analyze performance, two simple experiments have been done. Firstly, test on fixed tilt angle. Secondly, the testing platform varies angle on the level plane and then kept constant angle. The results confirm that the proposed method have good performance for estimating tilt angle.

Keywords: Unscented Kalman Filter, Tilt Sensing System, Accelerometer.

1. บทนำ

ระบบวัดมุมอ้างอิงถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในอุปกรณ์ต่าง ๆ มากมาย ยกตัวอย่างเช่น ถูกใช้เป็นเครื่องวัดระดับในหุ่นยนต์ [1, 2] วัดลักษณะท่าทางของ

ยานในระบบนำร่อง [3 – 6] การวัดลักษณะการเคลื่อนที่ของมนุษย์ [7, 8] และ ใช้ในอุปกรณ์ชุดเจาะใต้ดิน [9, 10] เป็นต้น ซึ่งอุปกรณ์ที่กล่าวมาข้างต้นนี้จำเป็นต้องทราบถึงข้อมูลต่าง ๆ ของอุปกรณ์ เช่น ตำแหน่ง ลักษณะ

ท่าทางของอุปกรณ์ ระดับ เป็นต้น โดยระบบวัดมุมอ้างอิง จะถูกนำมาใช้ในการวัดค่าข้อมูลของอุปกรณ์ที่กล่าวมาข้างต้น โดยทั่ว ๆ ไปแล้ว ระบบวัดมุมอ้างอิงจะสามารถวัดมุมสองมุม ได้แก่ มุม Roll และ มุม Pitch [11 - 13] โดยการวัดค่าแรงโน้มถ่วงของโลกด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง แล้วนำมาแปลงเป็นค่ามุม

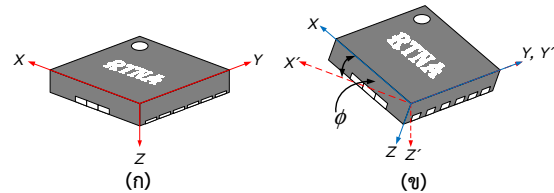
ด้วยความได้เปรียบด้านขนาดที่มีขนาดเล็ก การใช้พลังงานที่ต่ำ ราคาที่ถูก และมีความคงทนที่สูงของอุปกรณ์เซ็นเซอร์วัดความเร่งแบบอิเล็กทรอนิกส์เชิงกล (Micro - Electro Mechanical Systems (MEMS) accelerometers) ทำให้ถูกนำมาใช้เป็นอุปกรณ์ระบบวัดมุมอ้างอิง (Tilt Sensing) แต่อุปกรณ์แบบอิเล็กทรอนิกส์เชิงกลยังมีข้อด้อยในด้านความละเอียดต่ำ (low resolution) มีสัญญาณรบกวนที่สูง (High level of noise) และมีความไม่เป็นเชิงเส้นสูงและมีความเสถียรต่ำ (Nonlinearity and Worse bias stability) ซึ่งเป็นข้อจำกัดของการนำมาใช้เป็นระบบวัดมุมอ้างอิง และด้วยที่โมเดลของระบบวัดมุมอ้างอิงที่สร้างมาจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งที่ไม่เป็นเชิงเส้น การประมาณมุมอ้างอิงนั้นจึงต้องใช้ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF (Unscented Kalman Filter) ในการประมาณมุมเอียงเพื่อชดเชยข้อจำกัดดังกล่าว [14 - 17]

2. แบบจำลองของระบบวัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง

(Model of Accelerometer Tilt Sensing)

ระบบวัดมุมอ้างอิง (Tilt Sensing) ในบทความนี้ประกอบด้วยเซ็นเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) สำหรับใช้ในการวัดความเร่งเชิงเส้น (การกำหนดแกนอ้างอิงเป็นไปตามกฎมือขวา) เมื่อเซ็นเซอร์ถูกวางไว้ในแนวราบ ค่าความเร่งในแนวแกน z จะวัดค่าได้ 1 g ส่วนค่าความเร่งในแนวแกน x (A_x) และ y (A_y) จะไม่มีผลกระทบจากความเร่งของแรงโน้มถ่วงของโลกจึงวัดค่าความเร่งได้ 0 g แสดงดังรูปที่ 1(ก) ถ้าหมุนเซ็นเซอร์รอบแกน y (มุม pitch) ด้วยมุม ϕ ตามรูปที่ 1(ข) จะสามารถ

วัดความเร่ง A_x ได้ $-g \sin \phi$ ส่วนค่าความเร่ง A_y ยังคงเป็น 0 g ดังนั้น สามารถคำนวณมุม pitch (มุม ϕ) ได้



รูปที่ 1 (ก) เซนเซอร์วัดความเร่งวางในแนวระนาบ (ข) เซนเซอร์วัดความเร่งถูกหมุนไปด้วยมุม ϕ รอบแกน Y

$$\phi = \sin^{-1}(-A_x / g) \tag{1}$$

จากรูปที่ 1 สามารถใช้มุมออยเลอร์ (Euler angle) และ Direction Cosine Matrix (DCM) ในการหาค่าความเร่งในแกน $x'y'z'$ โดยมีลำดับการหมุน XYZ ตามลำดับ ได้คือ

$$\begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_c \gamma_c & -\theta_c \gamma_s + \theta_s \phi_s \gamma_c \\ \phi_c \gamma_s & \theta_c \gamma_c + \theta_s \phi_s \gamma_s \\ -\phi_s & \theta_s \phi_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A'_x \\ A'_y \\ A'_z \end{bmatrix} \tag{2}$$

เมื่อ ตัวอักษรห้อย c และ s แทน cos และ sin และ θ, ϕ, γ คือ มุมของการหมุนรอบแกน X, Y และ Z ตามลำดับ

เมื่อเซนเซอร์วางอยู่ในแนวราบสามารถกำหนดค่าความเร่งได้ $[0 \ 0 \ 1]^T$ จากสมการที่ (2) สำหรับการหมุนที่มีค่าน้อย ($\phi \rightarrow 0, \theta \rightarrow 0$ และ $\gamma \rightarrow 0$ ดังนั้น $\cos \theta = \cos \phi = \cos \gamma \approx 1$ และ $\sin \theta \approx \theta, \sin \phi \approx \phi$ และ $\sin \gamma \approx \gamma$ และไม่พิจารณาเทอมที่คูณกัน) จะได้

$$\begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\phi_s \\ \theta_c \phi_s \\ \theta_c \phi_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

จากสมการที่ (3) สามารถคำนวณของมุม roll (หมุนรอบแกน X) และ มุม pitch (หมุนรอบแกน Y) ได้

$$A_x = -\sin \phi \tag{4}$$

$$A_y = \cos \theta \sin \phi \tag{5}$$

แต่โดยทั่วไปแล้วในการวัดค่าความเร่งจะมีสัญญาณรบกวนเนื่องจากสัญญาณต่าง ๆ คือ

ความเร่งที่วัดได้ = ความเร่งจริง + สัญญาณรบกวน
จากสมการที่ (4) และ (5) จะได้

$$\tilde{A}_x = -\sin\phi + \tilde{v}_x \quad (6)$$

$$\tilde{A}_y = \cos\theta \sin\phi + \tilde{w}_y \quad (7)$$

เมื่อ \tilde{A}_x และ \tilde{A}_y คือ ค่าความเร่งจริงที่วัดได้จากเซนเซอร์ และ \tilde{v}_x และ \tilde{w}_y คือ สัญญาณรบกวนตามแกน x และ y (random measurement noise) ตามลำดับ

โดยสมการที่ (6) และ (7) เป็นแบบจำลองของระบบ วัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง (Accelerometer Tilt Sensing Model) ซึ่งเป็นความสัมพันธ์ระหว่างมุมเอียง (Tilt Angle) ในแกน x และ y กับค่าความเร่งที่วัดได้จากเซนเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer)

3. ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF (Unscented Kalman Filter)

3.1 สมการตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF (Unscented Kalman Filter Model Equation)

ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF มีสมการที่สำคัญที่ใช้ในการประมาณค่าสถานะ ซึ่งสมการของระบบ (Plant model) และสมการวัดค่า (Measurement model) ของตัวกรองคาลมาน มีดังนี้

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \quad (8)$$

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (9)$$

เมื่อ x_k , u_k และ z_k คือ เวกเตอร์สถานะ (State Vector) เวกเตอร์อินพุต (Input Vector) และ เวกเตอร์การวัด (Measurement Vector) ตามลำดับ และ w_k และ v_k เป็นสัญญาณรบกวนแบบ zero-mean Gaussian white noise ของ covariance matrices Q_k and R_k

3.2 Unscented Kalman Filter Algorithm

ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF จะแสดงและแบ่งการทำงานได้เป็นส่วนต่าง ๆ ดังนี้ โดยเริ่มจากสมการ (9) และ (10) ซึ่งจะนำไปสู่สมการการปรับปรุง

เวลา (Time Update) และ สมการการปรับปรุงการวัด (Measurement Update) ตามทฤษฎีของตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF [18, 19] ซึ่งสามารถแสดงได้ดังนี้คือ

1. ขั้นตอนกำหนดค่าเริ่มต้น (Initialization step defined) ประกอบไปด้วยสมการ

$$x_0^- = E[x_0] = [x_0 \quad 0 \quad 0]^T \quad (10)$$

$$P_0^- = E[(x_0 - x_0^-)(x_0 - x_0^-)^T] = \begin{bmatrix} E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] & 0 & 0 \\ 0 & Q_0 & 0 \\ 0 & 0 & R_0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

2. การปรับปรุงเวลา (Time Update) ประกอบไปด้วยสมการ

ก. สมการคำนวณหา $2n$ sigma points ที่ $k-1$

$$x_{k-1}^{(i)} = x_{k-1}^+ + \tilde{x}^{(i)}, i = 1, 2, \dots, 2n \quad (12)$$

$$\text{เมื่อ } \tilde{x}^{(i)} = \left(\sqrt{nP_{k-1}^+}\right)^T, i = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

$$\tilde{x}^{(n+i)} = -\left(\sqrt{nP_{k-1}^+}\right)^T, i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

เมื่อ n เป็นจำนวนสถานะของเวกเตอร์ x_k

ข. สมการคำนวณหา $2n$ sigma points ที่ k

$$x_k^{(i)} = f(x_{k-1}^i, t_k) \quad (15)$$

ค. Predicted State Vector

$$x_k^- = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{2n} x_k^{(i)} \quad (16)$$

ง. Predicted estimate covariance matrix

$$P_k^- = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{2n} (x_k^{(i)} - x_k^-)(x_k^{(i)} - x_k^-)^T + Q_{k-1} \quad (17)$$

3. การปรับปรุงการวัด (Measurement Update) ประกอบไปด้วยสมการ

จ. สมการคำนวณหา $2n$ sigma points at k

$$z_k^{(i)} = h(x_k^{(i)}, t_k) \quad (18)$$

ฉ. Predicted measurement vector

$$z_k^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} z_k^{(i)} \quad (19)$$

ช. Predicted error covariance matrix

$$P_z = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (z_k^{(i)} - z_k^-)(z_k^{(i)} - z_k^-)^T + R_k \quad (20)$$

ซ. Predicted error cross covariance matrix

$$P_{xz} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (x_k^{(i)} - x_k^-)(z_k^{(i)} - z_k^-)^T \quad (21)$$

ณ. Kalman gain

$$K_k = P_{xz} P_z^{-1} \quad (22)$$

ญ. State vector estimation

$$x_k^+ = x_k^- + K_k (z_k - z_k^-) \quad (23)$$

ฎ. Error covariance matrix estimation

$$P_k^+ = P_k^- - K_k P_z K_k^T \quad (24)$$

และกระบวนการนี้จำถูกทำซ้ำตามขั้นตอนที่ ก. ถึง ฎ

3.3 ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF สำหรับระบบวัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง (UKF for Accelerometer Tilt Sensing)

3.3.1 แบบจำลองกระบวนการ (Process Model)

จากสมการที่ (6) และ (7) สามารถประมาณสถานะของมุม Roll และ มุม Pitch ได้ดังนี้

$$x = [\theta \ \phi]^T = [x_1 \ x_2]^T \quad (25)$$

เมื่อ $x_1 = \theta$ และ $x_2 = \phi$ แทนมุม Roll และ มุม Pitch (มีหน่วยเรเดียน) ตามลำดับ

เมื่อเซ็นเซอร์ไม่เคลื่อนที่ มุม Roll และ มุม Pitch จะคงที่ แบบจำลองกระบวนการสามารถเขียนได้

$$\dot{x} = 0 \quad (26)$$

$$\text{เมื่อ } \dot{x} = [\dot{\theta} \ \dot{\phi}]^T = [\dot{x}_1 \ \dot{x}_2]^T \quad (27)$$

$$\text{และ } F = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (28)$$

สามารถเขียนสมการแบบจำลองกระบวนการดังนี้

$$\begin{bmatrix} \theta \\ \phi \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ \phi \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \end{bmatrix}_k \quad (29)$$

เมื่อ w เป็นเวกเตอร์ของสัญญาณรบกวนของระบบในเทอมของ covariance matrix (Q_k) และ

$$Q_k = \begin{bmatrix} Q_x & 0 \\ 0 & Q_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^{-7} & 0 \\ 0 & 10^{-7} \end{bmatrix} \quad (30)$$

3.3.2 แบบจำลองการวัด (Measurement Model)

จากแบบจำลองของระบบวัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง ในสมการที่ (6) และ (7) สามารถเขียนแบบจำลองการวัด ได้ดังนี้

$$z_k = \begin{bmatrix} \tilde{A}_x \\ \tilde{A}_y \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} -\sin \phi \\ \cos \theta \sin \phi \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix}_k \quad (31)$$

เมื่อ v เป็นเวกเตอร์ของสัญญาณรบกวนของการวัดในเทอมของ associated covariance matrix (R_k) และ

$$R_k = \begin{bmatrix} R_x & 0 \\ 0 & R_y \end{bmatrix} \quad (32)$$

สามารถประมาณค่าของ R_k ได้จาก

$$\text{Accelerometer rms noise} \approx \text{Noise Density} \times \sqrt{\text{Bandwidth}} \times 1.6 \quad (33)$$

สำหรับ ADXL335 module [19] ที่ใช้ทดลองในบทความนี้มีค่า noise density เท่ากับ $300 \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ และ bandwidth เท่ากับ 20 Hz จะได้

$$\text{Accelerometer rms noise} \approx 300 \times 10^{-6} \times \sqrt{20 \times 1.6} = 0.0017 \approx 2\text{mg}$$

$$\text{จะได้ } R_k = \begin{bmatrix} 0.002 & 0 \\ 0 & 0.002 \end{bmatrix} \quad (34)$$

4. การทดลอง

ในบทความนี้ การทดลองเพื่อหาประสิทธิภาพของตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF ได้ใช้ตัวรับรู้ความเร่งแบบอนาล็อก 3 แกน (ADXL05 chip) ที่มีช่วงการวัด $\pm 2\text{g}$ และเชื่อมต่อกับไมโครคอนโทรลเลอร์ชนิด ARM7 ด้วยการเชื่อมต่อระหว่างบอร์ดและเซ็นเซอร์แบบ I2C บนบอร์ด STM32F4Discovery ทำงานที่ความเร็ว 100 Hz โดยเซ็นเซอร์ถูกติดตั้งไว้บนแท่นปรับระดับ

สำหรับปรับระดับเซ็นเซอร์ตามมุมของการทดลอง โดยมุมที่ปรับอ้างอิงจากเครื่องวัดมุมแบบดิจิตอลที่มีความละเอียด ± 0.1 องศา และตัวกรองตัวกรองคาลมาลแบบ Unscented KF ถูกโปรแกรมด้วยภาษา Matlab/SIMULINK และ Waijung Blockset และใช้เทคนิคแบบ Hardware – in – the – loop (HIL) ในการทดลอง โดยชุดทดลองแสดงดังรูปที่ 2



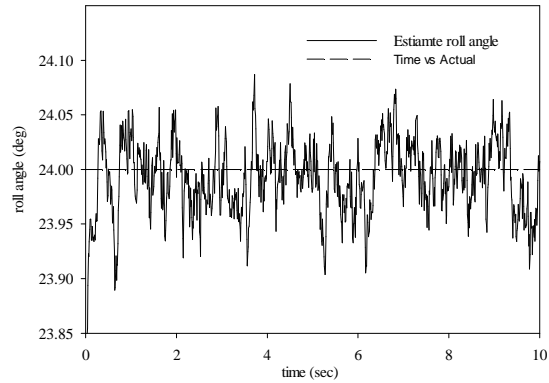
รูปที่ 2 แสดงชุดทดลอง

5. ผลการทดลอง

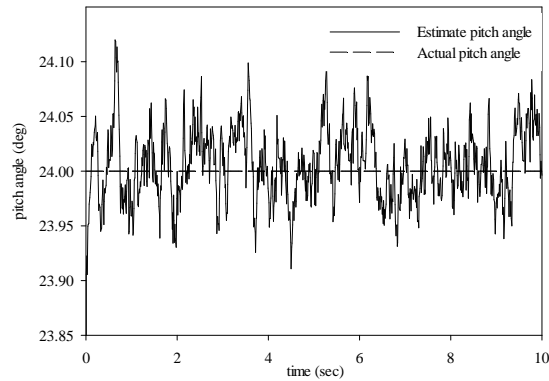
ในบทความนี้ได้ทดลองเพื่อหาประสิทธิภาพของตัวกรองคาลมาลแบบ Unscented KF ด้วย 2 การทดลอง ได้แก่ การทดลองเมื่อเซ็นเซอร์อยู่นิ่ง ณ มุมใดมุมหนึ่ง และการทดลองเมื่อมีการปรับมุม โดยผลการทดลองเป็นดังนี้

5.1 การทดลองเมื่อเซ็นเซอร์อยู่นิ่ง ณ มุมใดมุมหนึ่ง

รูปที่ 3 และ 4 แสดงผลการทดสอบเมื่อวางเซ็นเซอร์อยู่นิ่งที่มุม Roll และ Pitch เท่ากับ 24 องศา พบว่า ตัวกรองคาลมาลแบบ Unscented KF สามารถประมาณค่ามุมที่เกิดขึ้นได้อย่างถูกต้องเป็นที่น่าพอใจ โดยมีค่าความผิดพลาดของแต่ละมุมน้อยกว่า 0.1 องศา



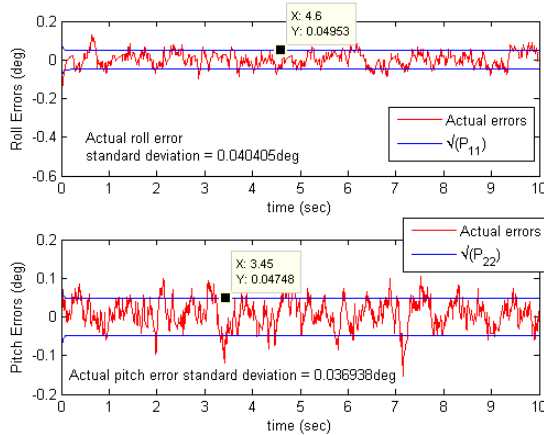
รูปที่ 3 แสดงผลการทดลองเมื่อเซ็นเซอร์ถูกหมุนด้วยมุม Roll คงที่ เป็นมุม 24 องศา



รูปที่ 4 แสดงผลการทดลองเมื่อเซ็นเซอร์ถูกหมุนด้วยมุม Pitch คงที่ เป็นมุม 24 องศา

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวกรองคาลมาลแบบ Unscented KF นั้น สามารถตรวจสอบได้โดยการเปรียบเทียบ error covariance matrix (Matric P) กับ ค่าความผิดพลาดจริง ซึ่งถ้า 63 เปอร์เซนต์ของค่าความผิดพลาดจริงนั้นอยู่ระหว่าง 1 เท่าของขอบเขตของ error standard deviation (S.D) (หมายถึง ค่ารากที่สองของ diagonal terms ของเมทริก P^*) [20 – 22] แสดงว่าประสิทธิภาพของตัวกรองคาลมาลแบบ Unscented KF นั้น มีประสิทธิภาพเป็นที่น่าพอใจ ซึ่งรูปที่ 5 แสดงผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของตัวกรองคาลมาลแบบ Unscented KF ที่ได้ทำการทดลอง พบว่า

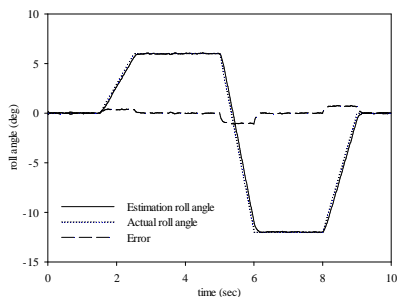
มากกว่า 85 เปอร์เซ็นต์ของค่าความผิดพลาดจริงนั้นอยู่ระหว่าง 1 เท่าของขอบเขตของ error standard deviation (S.D) แสดงว่าตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF นี้ มี ประสิทธิภาพ เป็นที่น่าพอใจในการใช้ประมาณค่ามุม



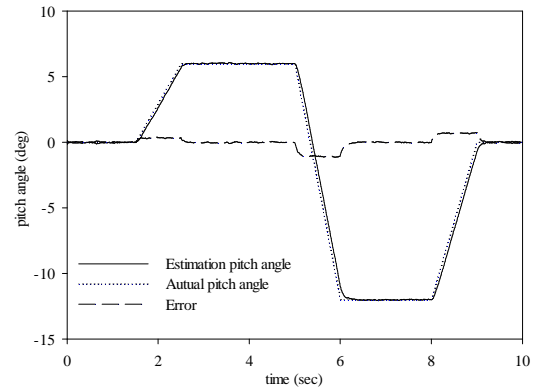
รูปที่ 5 แสดงผลการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF

5.2 การทดลองเมื่อมีการปรับมุม

รูปที่ 6 และ 7 เป็นตัวอย่างของผลการทดลองพบว่า จากการทดลอง ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF สามารถประมาณมุมเอียงทั้งมุม roll และ pitch ได้อย่างถูกต้อง มีค่าความผิดพลาดประมาณ 0.2 องศา ในขณะที่มุมเอียงคงที่ และ ค่าความผิดพลาดประมาณ 1.2 องศา ในขณะที่เปลี่ยนมุมเอียงทั้งมุม roll และ pitch



รูปที่ 6 แสดงผลการลองเมื่อเซ็นเซอร์ถูกหมุนด้วยมุม Roll ที่เปลี่ยนแปลงในมุมต่าง ๆ



รูปที่ 7 แสดงผลการลองเมื่อเซ็นเซอร์ถูกหมุนด้วยมุม Pitch ที่เปลี่ยนแปลงในมุมต่าง ๆ

6. สรุปผลการทดลอง

ในบทความนี้แนะนำให้ใช้งานตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF สำหรับการประมาณมุมเอียงของระบบวัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง โดยการอธิบายถึงสมการของระบบวัดมุมอ้างอิงด้วยเซ็นเซอร์ความเร่ง และตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF รวมถึงพารามิเตอร์ต่าง ๆ ด้วย การทดลองประสิทธิภาพของตัวกรองนั้นทดสอบบนแท่นปรับระดับ จากผลการทดลองพบว่า ตัวกรองคาลมานแบบ Unscented KF สามารถประมาณมุมเอียงได้อย่างถูกต้อง มีประสิทธิภาพในการใช้ประมาณมุมเอียง

7. เอกสารอ้างอิง

[1] L. Ojeda and J. Borenstein, "FLEXnav: Fuzzy logic expert rule-based position estimation for mobile robots on rugged terrain," in Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., Washington, DC, May 2002, vol. 1, pp. 317–322.

[2] J. Hollingum, "Robots explore underground pipes," Ind. Robot, vol. 25, no. 5, pp. 321–325, 1998.

[3] F. Gustafsson, M. Drevoe, and U. Forssell, "Methods for estimating the roll angle and pitch



- angle of a two-wheeled vehicle, system and a computer program to perform the methods,” Eur. Patent WO0201151A1, Jan. 3, 2002.
- [4] M. N. Norgia, I. Boniolo, M. Tanelli, S. Savaresi, and C. Svelto, “Optical sensors for real-time measurement of motorcycle tilt angle,” IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 58, pp. 1640–1649, May 2009.
- [5] M. Wang, Y. Yang, R. R. Hatch, and Y. Zhang, “Adaptive filter for a miniature MEMS based attitude and heading reference system,” in Proc. Position Location Navig. Symp., 2004, pp.193–200.
- [6] J. V˘celák, P. Ripka, J. Kubík, A. Platil, and P. Kačspar, “AMR navigation systems and methods of their calibration,” Sens. Actuators A, Phys., vol. 123–124, pp. 122–128, Sep. 2005.
- [7] H. J. Luinge and P. H. Veltink, “Inclination measurement of human movement using a 3-D accelerometer with autocalibration,” IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng., vol. 12, pp. 112–121, Mar. 2004.
- [8] A. Godfrey, R. Conway, D. Meagher, and G. ÓLaighin, “Direct measurement of human movement by accelerometry,” Med. Eng. Phys., vol. 30, no. 10, pp. 1364–1386, 2008.
- [9] J. Cervik, H. H. Fields, and G. Aul, “Rotary drilling holes in coalbeds for degasification,” Pittsburgh Mining and Safety Research Center, Pittsburgh, PA, Tech. Rep., 1975.
- [10] J. E. Mercer, P. H. Hambling, R. Zeller, S. S. Ng, G. W. Brune, and L. A. Moore, “System for tracking and/or guiding an underground boring tool,” U.S. Patent US006035951A, Mar. 14, 2000.
- [11] Horton M., Kitchin C.: A dual axis tilt sensor based on micromachined accelerometers, Sensors (1996) vol. 13, no. 4, pp. 91–94
- [12] Sensors & Sensory Systems Catalog, Crossbow, San Jose, CA 2006, pp. 61–71
- [13] Luczak S., Oleksiuk W., Bodnicki M.: Sensing tilt with MEMS accelerometers, IEEE Sensors J. (2006) vol. 6, no. 6, pp. 1669–1675
- [14] Siouris, G. M., “Aerospace Avionics Systems: A Modern Synthesis”, 1st ed., Academic Press, Inc., 1993, pp. 20-22.
- [15] STMicroelectronics, LIS3L06AL MEMS INERTIAL SENSOR: 3-axis - +/-2g/6g ultracompact linear accelerometer datasheet, May 2006. pp.5.
- [16] Kalman, R.E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems, Transaction of the ASME, Journal of Basic Engineering: 35-45
- [17] Leonard, A. McGee and Stanley F. Schmidt. November 1985. Discovery of the Kalman Filter as a practical tool for aerospace and industry, NASA Technical Memorandum 86847
- [18] Sorenson, Harold. W. 1985. Kalman Filtering: Theory and Applications. IEEE Press.
- [19] Analog Devices, Accelerometer ADXL335 Datasheet, Rev.0., 2009.
- [20] Brown, R. G. and Hwang, Y. C., “Introduction to random signals and applied Kalman filtering”, John Wiley & Sons, 1997, pp.214-20.
- [21] Julier, S. J. and Uhlmann, J. K., Unscented Filtering and Nonlinear Estimation, Proceedings of The IEEE, Vol. 92, No. 3, March 2004., 9.
- Simon, [22] D., “Optimal State Estimation”, Wiley Interscience, 2006., pp. 448-51.