

การหาตำแหน่งของหุ่นยนต์อัตโนมัติในพื้นที่เปิด

Outdoor Autonomous Robot Localization

ปิยนันท์ เรืองอุไร¹

¹สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

399 ถ. สามเสน แขวงวชิรพยาบาล เขตดุสิต กทม. 10300 โทรศัพท์: 022829009 ต่อ 7164 E-mail: piyanun.r@rmutp.ac.th

บทคัดย่อ

ในงานวิจัยนี้มีจุดประสงค์ที่จะใช้การรวมกันของเซนเซอร์หลายชนิดเพื่อที่จะเพิ่มประสิทธิภาพของการหาตำแหน่งของหุ่นยนต์อัตโนมัติ เราได้ใช้ Extended Kalman Filter เพื่อจะประมาณค่าตำแหน่งของหุ่นยนต์โดยค่าที่มาจาก GPS และ compass ซึ่งมีสัญญาณรบกวนเป็นเกาส์เซียน ผลการทดลองของงานวิจัยนี้ได้ทำการจำลองบนโปรแกรม Scilab

Abstract

This paper purposes to use multi-sensors fusion in order to improve localization accuracy of outdoor autonomous robot which is four wheels. We use Extended Kalman Filter to estimate the position of the robot. The state estimation is from GPS and compass which have Gaussian noise. The experiment in this paper is based on Scilab simulation.

Keywords: localization, sensor fusion, outdoor.

1. บทนำ

ตามที่ E.A. Pacis [1], ได้กล่าวว่า การควบคุม mobile robot มี 2 ประเภทคือระบบควบคุมทางไกล (teleoperation) โดยผู้ใช้งานสามารถควบคุมหุ่นยนต์ผ่านการสื่อสารในระยะไกล เช่น คลื่นวิทยุ หรือ อินเทอร์เน็ต และ ระบบอัตโนมัติ (autonomous) ใช้เซนเซอร์หาตำแหน่งและทำงานได้ด้วยตัวเอง ดังนั้นปัจจัยสำคัญของการควบคุมอัตโนมัติคือ การหาตำแหน่งของตัวเองให้เที่ยงตรงที่สุด

และในปัจจุบัน หุ่นยนต์ขับเคลื่อนแบบอัตโนมัติได้มีการวิจัยและนำมาประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลาย ยกตัวอย่างเช่น AGV ที่ใช้ในโรงงานอุตสาหกรรม โดยทำหน้าที่ช่วยขนอุปกรณ์หรือสินค้าภายในในไลน์การผลิต ซึ่งผู้ใช้งานเพียงกำหนดชื่อแผนกและเวลาการทำงาน จากนั้นหุ่นยนต์วิ่งตามเส้นทางเช่น เส้นสีต่างๆ เพื่อไปยังจุดหมายที่กำหนดในแผนงาน หุ่นยนต์เหล่านี้สามารถรับรู้ตำแหน่งของตัวเองได้จาก เส้นสี บาร์โค้ด หรือ RFID ซึ่งผู้ใช้งานสามารถออกแบบและกำหนด

ได้ อย่างไรก็ตามหากนำหุ่นยนต์ขับเคลื่อนแบบอัตโนมัติมาใช้งานในที่โล่งแจ้ง เช่น ที่สาธารณะ ซึ่งสภาวะแวดล้อมมีความซับซ้อนกว่า

GPS เป็นอุปกรณ์ที่นิยมใช้หาตำแหน่งของหุ่นยนต์ มีราคาถูก แต่มีความละเอียดของตำแหน่ง ± 10 m และความแม่นยำขึ้นอยู่กับสัญญาณดาวเทียม ซึ่งจะมีค่าลดลงเมื่อหุ่นยนต์อยู่ในพื้นที่ปิดทึบ เช่น ตึกสูง หรือต้นไม้

Encoder เป็นอุปกรณ์วัดความเร็วหรือตำแหน่งการหมุนของล้อ สามารถคำนวณเป็นระยะทางการวิ่งได้ (odometry) แต่มีความคลาดเคลื่อนสูง เมื่อล้อของหุ่นเกิดการลื่นไถล

Electronic Compass เป็นอุปกรณ์วัดทิศทางของหุ่นยนต์ ซึ่งจะบอกเป็นทิศเหนือ ได้ ตะวันออก ตะวันตก โดยที่ทิศเหนือเป็นแกนอ้างอิง ซึ่งมีค่าเท่ากับศูนย์ ตามด้วยทิศตะวันออก 90 องศา ทิศใต้ 180 องศา และทิศตะวันตก 270 องศา ตามเข็มนาฬิกา

เซนเซอร์และอุปกรณ์เหล่านี้ยังมีความจำเป็น เพื่อให้ข้อมูลแก่หุ่นยนต์สำหรับหาตำแหน่งตัวเอง เมื่อนำมาใช้งานในที่โล่งแจ้ง

งานวิจัยหลายชิ้นลดความคลาดเคลื่อนของการหาตำแหน่งของหุ่นยนต์ โดยนำข้อมูลของเซนเซอร์หลายชนิดมาใช้ร่วมกัน

Goel.P.(1999) [2], ได้นำ well calibrate odometry และ Gyroscope มารวมกันโดยใช้ KF Filter เพื่อหาตำแหน่งหุ่นยนต์ ซึ่งใช้ได้ทั้งในที่ปิดและพื้นที่เปิด สำหรับพื้นที่ปิดผลการทดลองโดยการรวมกันของเซนเซอร์โดยใช้ KF Filter ให้ผลดีกว่าการใช้ simple odometry หรือ well calibrate odometry เพียงอย่างเดียว สำหรับพื้นที่เปิดการรวมกันของเซนเซอร์โดยใช้ KF Filter นำมาใช้ เวลาที่ GPS ไม่สามารถใช้งานได้ในช่วงเวลา

ในพื้นที่เปิดใดๆจะมีสัญญาณรบกวนทำให้ค่าความแม่นยำในการระบุตำแหน่งลดลง T. Lee [3], ได้นำเสนอวิธีการแก้ด้วยการใช้ 3-axis IMU, active beacon และ odometry รวมกัน โดยใช้ Low Pass Filter และ Kalman Filter ลดสัญญาณรบกวนจากเซนเซอร์ และการรวมกันของเซนเซอร์จะช่วยลดค่า error

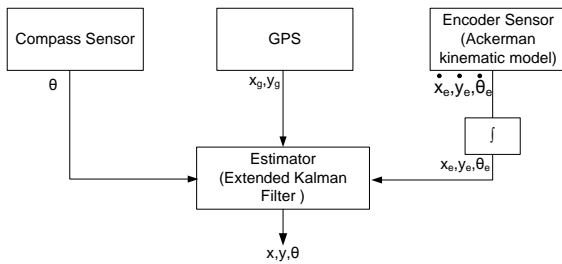
บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 6

Proceedings of the 6th Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2014 (EENET 2014)

2. Overview System

ในการจำลองหุ่นยนต์นี้ได้ออกแบบหุ่นยนต์ที่ใช้การขับเคลื่อน 4 ล้อและการทำงานร่วมกันของเซนเซอร์ Compass, GPS และ Encoder เพื่อที่จะประมาณค่าตำแหน่งของหุ่นยนต์ โดยในรูปที่ 1 แสดงการทำงานร่วมกันของเซนเซอร์โดยตำแหน่งมุมเบี่ยงจึงจะได้รับการรวมกันของมุมเบี่ยงจึงจาก Compass และจากมุมที่วัดได้จาก Encoder ในส่วนของตำแหน่งหุ่นยนต์ในแนวแกน X และ Y เกิดจากการรวมกันของ GPS และ Encoder.



รูปที่ 1 การทำงานร่วมกันของเซนเซอร์ต่างๆ

3. Localization

3.1 System state

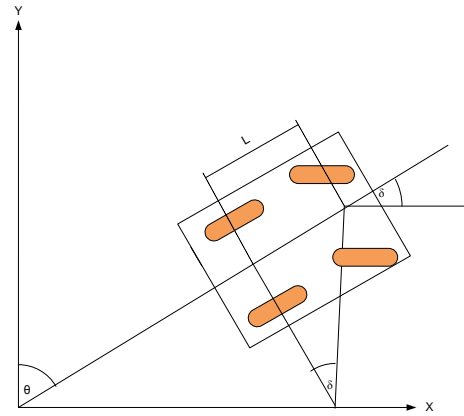
หุ่นยนต์จำลองนี้เป็นการจำลองของยานพาหนะ 4 ล้อ โดยสองล้อหลังทำหน้าที่ขับเคลื่อน ส่วนสองล้อหน้าทำหน้าที่บังคับการเลี้ยวของหุ่นยนต์ ระบบพิกัดสามารถแสดงบนแกน X และ Y ดังรูปที่ 1 โดยที่ v คือ ความเร็วรถในหน่วยของเมตรต่อวินาที δ คือ มุมการเลี้ยวในหน่วยของเรเดียน โดยที่กำหนดว่า δ มีค่าน้อยกว่าศูนย์เมื่อล้อหน้าทั้งสองเบนไปทางซ้ายมือเทียบกับแกนของมุมเลี้ยว และในทางตรงกันข้าม δ จะมีค่ามากกว่าศูนย์เมื่อล้อหน้าทั้งสองเบนไปทางขวามือเทียบกับแกนของมุมเลี้ยว ดังแสดงในรูปที่ 1 ความยาวของตัวรถแสดงด้วยสัญลักษณ์ L ในหน่วยของเมตร และ θ คือมุมเบี่ยงจึง (Bearing) โดยเทียบกับแกน Y; $\theta = 0$ แสดงว่าหุ่นยนต์อยู่ในแนวทิศเหนือ, $\theta = \pi/2$ แสดงว่าหุ่นยนต์อยู่ในแนวทิศตะวันออก, $\theta = -\pi$ แสดงว่าหุ่นยนต์อยู่ในแนวทิศใต้ และ $\theta = -\pi/2$ แสดงว่าหุ่นยนต์อยู่ในแนวทิศตะวันตก.

โมเดลของหุ่นยนต์สี่ล้อนี้จะใช้ Ackerman steering geometry ซึ่งเหมาะสำหรับการยานพาหนะที่ขับเคลื่อนซ้ำๆ [4] สามารถเขียนได้ดังสมการ(1)-(3)

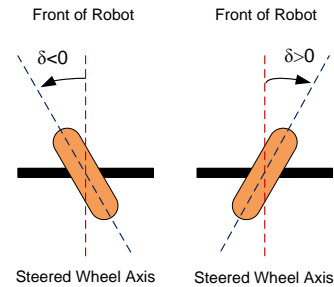
$$\dot{x} = v \sin \theta \quad (1)$$

$$\dot{y} = v \cos \theta \quad (2)$$

$$\dot{\theta} = \frac{v}{L} \tan \delta \quad (3)$$



รูปที่ 2 แบบจำลองการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์สี่ล้อ



รูปที่ 3 มุมเลี้ยวของล้อหน้า

3.2 Motion model

พารามิเตอร์ใน State ประกอบไปด้วย ตำแหน่งของหุ่นยนต์ในแนวแกน X, Y และ มุม θ ดังสมการ(4) และ (5) โดยมีตัวห้อย t แทนเวลาในระบบ

$$x_t = [x_t \ y_t \ \theta_t]^T \quad (4)$$

สัญญาณป้อนเข้าของระบบนี้ใช้ ความเร็วรถ และมุมการเลี้ยว

$$U_t = [v_t \ \delta_t]^T \quad (5)$$

จากสมการ (1)-(3) แบบจำลองการเคลื่อนที่ของระบบสามารถเขียนในรูปเมตริกได้ ดังสมการที่ (6) และ (7)

$$\begin{bmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \\ \theta_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v \sin(\theta_t) \Delta t \\ v \cos(\theta_t) \Delta t \\ \frac{v}{L} \tan(\delta) \Delta t \end{bmatrix} + w_t \quad (6)$$

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t) + w_t \quad (7)$$

บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 6

Proceedings of the 6th Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2014 (EENET 2014)

สัญญาณรบกวนจากโมเดล (Process noise) สมมุติให้เป็นเกาส์เซียน (Gaussian noise or White noise) ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีค่าเพาเวอร์สเปกตรัม (Power Spectrum) คงที่ทุกย่านความถี่ $w_t \sim N(0, Q)$, $Q = (\alpha_1, \alpha_2)$. สัญญาณรบกวนชนิดนี้โดยทั่วไปจะประมาณค่า ดังนั้นจึงกำหนดจากการจูนนิ่ง [5]

3.3 Measurement model

ข้อมูลที่ได้จากการวัด (y_t) จาก GPS และ เซนเซอร์ compass จะให้ตำแหน่งหุ่นยนต์บนแกน X, Y และมุมเบี่ยง ดังสมการ(8)

$$y_t = Cx_t + v_t \quad (8)$$

โดยที่สัญญาณรบกวนจากเซนเซอร์ (v_t) เป็นอิสระต่อกัน ในที่นี้จะสมมุติให้เป็น เกาส์เซียน (Gaussian noise or White noise) ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมีค่าเพาเวอร์สเปกตรัม (Power Spectrum) คงที่ทุกย่านความถี่ $v_t \sim N(0, R)$, $R = (\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_\theta^2)$ สามารถเขียนค่า C และ v_t ดังสมการ (9),(10)

$$v_t = [\sigma_x^2 \ 0 \ 0; 0 \ \sigma_y^2 \ 0; 0 \ 0 \ \sigma_\theta^2] \quad (9)$$

$$C = [1 \ 0 \ 0; 0 \ 1 \ 0; 0 \ 0 \ 1] \quad (10)$$

3.4 Extended Kalman Filter (EKF)

Extended Kalman Filter แตกต่างจาก Kalman Filter ตรงที่โมเดลของระบบ หรือ โมเดลของ observation ไม่เป็นสมการเชิงเส้น ดังนั้นจึงต้องทำการ linearize เพื่อให้ระบบเป็นเชิงเส้นเสียก่อน จากระบบไม่เป็นเชิงเส้น ดังสมการ (11)และ(12)

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t) + w_t \quad (11)$$

$$y_{t+1} = h(x_{t+1}) + v_{t+1} \quad (12)$$

สามารถเขียนอยู่ในรูป เชิงเส้น (13),(14)

$$\Delta \dot{x} = F \Delta x + G \Delta u \quad (13)$$

$$\Delta \dot{y} = H \Delta x \quad (14)$$

โดยนิยามเมตริก ซึ่งเรียกว่า จาคอบีเนียน

$$F_t = \frac{\partial f}{\partial x} \quad G = \frac{\partial f}{\partial u} \quad H = \frac{\partial h}{\partial x}$$

Extended Kalman Filter อัลกอริทึมสามารถแบ่งได้สองขั้นตอนใหญ่ๆ ได้ดังรูปที่ 4

เริ่มต้นการทำงาน

Prediction	
State Prediction	$\hat{x}_{t+1}^- = f(\hat{x}_t, u_t)$
Covariance Prediction	$P_{t+1}^- = F_t P_t (F_t)^T + Q$

Update

Back to predict

Update	
Kalman Gain	$K = P_{t+1}^- H^T (H P_{t+1}^- H^T + R)^{-1}$
Update state estimation	$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{t+1}^- + K(y_{t+1} - h(\hat{x}_{t+1}^-))$
Covariance Update	$P_{t+1} = P_{t+1}^- - K(H P_{t+1}^- H^T + R)K^T$

H is evaluated at \hat{x}_{t+1}^- , Q และ R เป็นค่าคงที่

รูปที่ 4 โค้ดแแกรมแสดง Extended Kalman Filter อัลกอริทึม

โดยที่

\hat{x}_{t+1}^- and P_{t+1}^- are predicted state and covariance respectively.

\hat{x}_{t+1} and P_{t+1} are estimated state and covariance respectively.

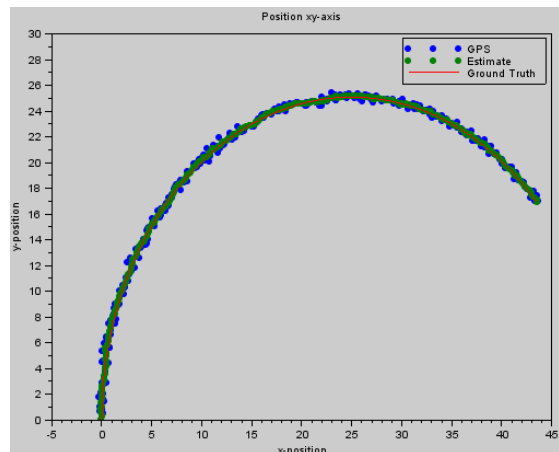
U_t คือสัญญาณป้อนเข้าของระบบ

Y_t คือสัญญาณที่วัด ได้จริงจากเซนเซอร์

K_t คือ Kalman gain

4. ผลการจำลอง

กำหนดค่าเริ่มต้น ความยาวระหว่างล้อหลังถึงล้อหน้า มีความยาว 0.5 เมตร ความเร็วรถคงที่ 0.2 เมตรต่อวินาที มุมการเลี้ยวรถ 0.02 เรเดียน ต่อเวลาการสุ่มทุกๆ 1 วินาที และสมมุติว่า เซนเซอร์มีสัญญาณรบกวน รูปที่ 5 แสดงผลการจำลองหาค่าตำแหน่งด้วย EKF โดย Ground truth คือตำแหน่งของรถโดยอ้างอิงจากตำแหน่งบนพื้นโลกจริง จุด GPS หมายถึงตำแหน่งที่ได้จาก GPS และตำแหน่ง Estimate คือค่าที่ได้จาก EKF

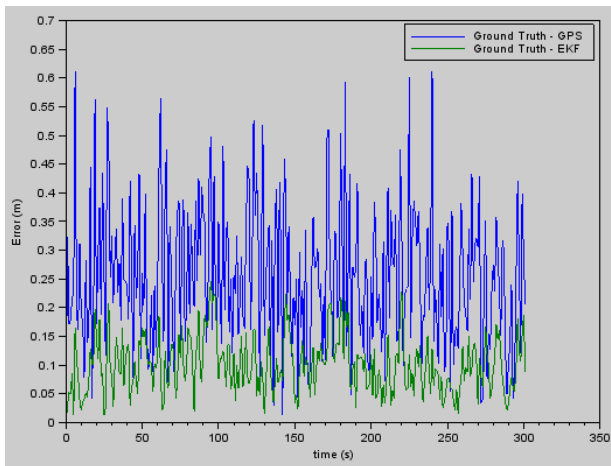


รูปที่ 5 ผลการจำลองการหาค่าตำแหน่งของรถด้วย EKF

บทความวิจัย

การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 6

Proceedings of the 6th Conference of Electrical Engineering Network of Rajamangala University of Technology 2014 (EENET 2014)



รูปที่ 6 การเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งที่ได้จาก GPS และ EKF

จากรูปที่ 5 และ 6 จะเห็นได้ว่า EKF estimation ช่วยให้ความแม่นยำของการหาตำแหน่งจาก GPS เพิ่มขึ้น ในการคำนวณค่าความแม่นยำนี้ได้ใช้ Root Mean Square (RMS) ในการคำนวณ GPS และ EKF estimate ดังสมการ (15)-(17)

$$RMS_Err = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Error)^2}{N}} \quad (15)$$

$$GPS_{RMS_Err} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X^{GPS} - X^{GT})^2 + (Y^{GPS} - Y^{GT})^2}{N}} \quad (16)$$

$$Estimate_{RMS_Err} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X^{estimate} - X^{GT})^2 + (Y^{estimate} - Y^{GT})^2}{N}} \quad (17)$$

โดยที่

N คือ จำนวนของการสุ่ม

X^{GT} และ Y^{GT} คือ ground truth measurement บนแกน X และ Y

จากการจำลองได้ค่า $GPS_{RMS_Err} = 0.2836$ m และ

$Estimate_{RMS_Err} = 0.1122$ m. จากการคำนวณกล่าวได้ว่า การใช้ EKF estimation ช่วยให้การหาตำแหน่งมีค่า RMS error ลดลง 0.1714 m.

5. บทสรุป

จุดมุ่งหมายของการนำเสนองานวิจัยฉบับนี้เพื่อทำการจำลองหุ่นยนต์สี่ล้อ และหาตำแหน่งของตัวหุ่นยนต์ในพื้นที่เปิด วิธีการที่นำเสนอนี้ได้รวมทำการรวมกันของเซนเซอร์โดยใช้ EKF ผลที่ได้คือค่าความแม่นยำมีค่าเพิ่มขึ้น 0.1714 m. เมื่อเทียบกับการใช้ GPS อย่างเดียว

วิธีการหาตำแหน่งจะมีค่าความแม่นยำมากขึ้น หากในอนาคตเราเพิ่มเซนเซอร์มากขึ้นในการรวมกัน อาทิเช่น ใช้กล้องวีดีโอ เลเซอร์

6. กิตติกรรมประกาศ

ในงานวิจัยในครั้งนี้ได้รับการสนับสนุนจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

เอกสารอ้างอิง

- [1] E.B. Pacis, H.R. Everett, N. Farrington, and D.J. Brummer, "Enhanced Functionality and Autonomy in Man-Portable Robots," In *Proceedings of SPIE Unmanned Ground Vehicle Technology VI*, 2004.
- [2] P. Goel, S.I. Roumeliotis, and G.S. Sukhatme, "Robust Localization Using Relative and Absolute Position Estimates," in *IEEE/RSG International Conference on intelligent robots and Systems (IROS)*, pp. 1134-1140, October 1999.
- [3] T. Lee, J. Shin, and D. Cho "Position Estimation for Mobile Robot Using In-plane 3-Axis IMU and Active Beacon," *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 1956-1961, July 2009.
- [4] J. Weinstein, and L. Moore "Pose Estimation of Ackerman Steering Vehicles for Outdoors Autonomous Navigation," in *IEEE Conference on Industrial Technology (ICIT)*, pp. 579-584, March 2010.
- [5] G. Welch, and G. Bishop "An Introduction to the Kalman Filter," UNC-Chapel Hill, TR 95-041, 2001.

ประวัติผู้เขียนบทความ



นางสาว ปิยนันท์ เรืองอุไร

อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

วิจัยที่สนใจ: intelligent robot