

# 模糊增廣訊息濾波技術應用在自動導航車 融合里程計和雷射掃描器之定位

林鴻興、蔡清池

## 摘要

本文在探討分別應用兩種外部感測器：里程計及雷射掃描器，於自動導航車定位方法學與實現技術。首先提出2-D雷射掃描器為基礎的定位演算法，並透過雷射掃描器飛行時間(Time of flight)的測量，結合模糊增廣訊息濾波技術(Fuzzy Extended Information Filtering)來增進姿態估測的精確度與強健度。模糊增廣訊息濾波技術在於避免非線性增廣訊息濾波技術的發散問題。最後，自動導航車在已知環境模型情況下，以2-D雷射掃描器為基礎的定位演算法，在環境中作初值化和行走中的姿態，並透過實驗數據足以證明所提定位技術的可行性與有效性。

**關鍵詞：**增廣訊息濾波器、模糊邏輯、雷射掃描器、定位、感測器融合。

# **Fuzzy Extended Information Filtering Applied in Localization of an Autonomous Mobile Robot by Fusing Odometric and Laser Scanner Sensors**

Hung-Hsing Lin, Ching-Chih Tsai

## **Abstract**

This paper develops methodologies and techniques for localization of an autonomous mobile robot (AMR) using two different external sensors: odometric and laser scanner. First, a 2-D laser scanner-based pose-tracking system by fusing the time-of-flight (TOF) readings together with the FEIF algorithm is proposed to improve the accuracy and robustness of pose estimation for the AMR. The Fuzzy Extended Information Filtering (FEIF)-based sensor fusion approach is presented to circumvent the nonlinear filter divergence problems. Finally, a pose initialization scheme based on a 2-D laser scanner is presented to determine the initial pose of the AMR given that the environmental model is known. Experimental results are provided to verify the feasibility and effectiveness of the proposed localization methods.

**Keywords:** Extended Information Filter, Fuzzy Logics, Laser Scanner, Localization, Sensor Fusion.

## 壹、緒論

自動導航車的研究已在美、日、德、韓等國蓬勃發展，各種創新功能與應用的智慧型自動導航車不斷地被推陳出新。自動導航車 (Autonomous Mobile Robot: AMR) 的一個基本功能是可以確定本身在環境中的自我定位。最近，自動導航車已經被廣用在自動化工廠、辦公室、機場和甚至危險的環境中服務。在規畫預定的環境從事定位的任務[1-3]中，自動導航車的定位能力有兩個主要問題是關於初值定位和行走中的姿態技術。使用內部和外部感測器來考慮初值化姿態和保持自動導航車的連續即時姿態對導航車是很重要的，因為不只僅僅在起動中的初值定位問題，而且在移動期間中，倘若當自動導航車定位一旦發生分歧時，如何給予作適時的定位補償[4]。

定位是利用已知的環境地圖資訊、自動導航車初值姿態估計以及感測器的量測值等輸入資訊，經過處理和變換，產生更加準確的姿態估計。要提高估測位置的準確性，則需減少取樣週期；然而如果取樣週期被固定且不夠小，那麼位置估測的準確度可以利用四階或高階的 Runge-Kutta 數值法。到目前為止，這種位置估測法則經常被用在一個短距離近似追蹤姿態。原因是不論使用任何的數值

方法，此被提出的估測位置法則總是會發生不可避免的累積誤差，其中造成的原因有滑動、表面粗糙或光滑，甚至是車體本身的機械結構所造成。要克服這些缺點，本文提出整合里程計和雷射掃描器等二感測資訊，對於長距離移動定位的解決方法，必須融合使用估測位置和外部感測器來增加資訊，利用補償方位的推算方法，對自動導航車是非常有用的可以達到定位。目前室內的導航車大多採用機載感測器定位，應用感測器感知訊息實現可靠的定位，是當前研究中倍受關注、富有挑戰性的重要研究主題。

使用外部感測器(例如：里程計、攝影機、紅外線、微波雷達、陀螺儀、雷射掃描器和超音波感測器等等)和配合所設計定位演算法可以量測到有關的定位問題。雖然研究定位的領域很寬廣，在定位方面的文獻中，相關研究曾被提出在[4-6]。雖然機器人定位問題已經研究多年，但是現有的各種方法都仍然存在種種不足，在解決定位中遇到不確定性問題上，各種方法都有其優缺點；對於主動式訊號的研究中，作者[6]曾提出有關機器人定位使用較低成本的超音波定位系統(利用兩個發射器和三個接收器)。在文獻[4]所提出定位方法中，雖然被應用於機器人；但是頗為複雜和耗費時間方可獲得机器人的最初姿態，而且超音波

定位系統在[6]中也被應用處理初值的姿態問題時，準確度方面卻是有需要再改進的缺點。

近年來使用雷射掃描器已經有研究出機器人定位的相關問題。Forsberg *et al.* [7]在室內環境裡，移動機器人使用雷射掃描器研發準確的導航。Larsson *et al.* [8]提出移動機器人透過結合雷射掃描器使用飛行時間和里程計讀數的演算法，在環境中建立地圖。Dubrawski *et al.* [9]提出在環境裡，利用一台雷射掃描器尋求機器人的移動，探討位置和方位角的變化。Jensfelt 和Christensen [10]曾提出2-D雷射掃描器使用在minimalistic環境模型中，以卡門濾波器為基礎達到姿態的研究方法。但是，前述所使用卡門濾波器的定位通常會受到融合多面牆時，測量技術會遭遇到困難。

其次，透過增廣卡門濾波器(EKF) [11]方法已廣泛應用在機器人姿態過程中，但由於在過程中會產生噪音變化以及模型化時所產生的訊息錯誤，已經被證實會產生濾波器發生分歧的問題。為了考慮這些不利的因素，最近訊息濾波器(IF)已被用在強而有力的濾波技術，雖然訊息濾波器代數模式相當於卡門濾波器(KF)，但是前者擁有較多的優點，例如有低計算的複雜性，更容易作到分散式和初值化的處理，也常被應用於多重感測器的融合技

術。但是，如同增廣卡門濾波器演算法一樣，由於噪音變化或者模型化時所產生的錯誤，增廣訊息濾波方法還是多少會受到濾波器分歧問題的影響。為了要防止增廣訊息濾波器(EIF)演算法免受到分歧，利用模糊邏輯(Fuzzy logics) [12]來處理改善噪音和測量協方差兩個矩陣的相關問題。作者[6、13]曾提出模糊增廣訊息演算法中，由模糊調諧器(Fuzzy tuner)組成可以自動調整指數權重的濾波器來處理噪音和測量協方差兩個矩陣所產生分歧的問題。因此本研究將結合里程計和雷射掃描器，採用模糊增廣訊息濾波器演算法用來克服多面牆的融合技術，使得導航車能夠更準確的達到定位。

## 貳、模糊增廣訊息濾波演算法 (FEIF) 為基礎的定位技術

這個部分要闡明模糊增廣訊息濾波 (FEIF)的方法技術。以下為非線性離散時間的系統模型和測量模型：

$$X(k+1) = f(X(k), U(k), k) + W(k) \quad (1)$$

$$Z(k) = h(X(k), k) + V(k) \quad (2)$$

其中  $f(\cdot)$  和  $h(\cdot)$  是狀態  $X(k)$  和輸入  $U(k)$  的非線性函數及二階可微分函數。而  $W(k) \sim N(0, Q(k))$  和  $V(k) \sim N(0, R(k))$  分別是代表有關雜訊

過程和測量雜訊矩陣。爲了獲得最佳的估測姿態和導航車的追蹤，所提的模糊增廣訊息濾波演算法中，有關雜訊過程和測量雜訊協方差矩陣說明如下：

$$R(k) = R \cdot \alpha^{-\beta(k+1)}, \quad Q(k) = Q \cdot \alpha^{-\beta(k+1)} \quad (3)$$

式中  $\alpha$  是很接近於 1 的權重因子， $\beta$  是指數函數變化的程度。FEIF 演算法其預估和估測方程式說明如下：

(i) 一步的預估

$$\hat{y}_\alpha(k|k-1) = Y_\alpha(k|k-1) \times f(\hat{X}(k-1|k-1), U(k-1), (k-1)) \quad (4)$$

$$Y_\alpha(k|k-1) = [\alpha^\beta \nabla f_X(k-1) Y_\alpha^{-1}(k-1|k-1) \times \nabla f_X^T(k-1) + Q]^{-1} \quad (5)$$

(ii) 估測(測量更新)

$$\hat{y}_\alpha(k|k) = \hat{y}_\alpha(k|k-1) + \nabla h_X^T(k) \left(\frac{R}{\alpha^\beta}\right)^{-1} \times [r(k) + \nabla h_X(k) \hat{X}(k|k-1)] \quad (6)$$

$$Y_\alpha(k|k) = Y_\alpha(k|k-1) + \nabla h_X^T(k) \left(\frac{R}{\alpha^\beta}\right)^{-1} \nabla h_X(k) \quad (7)$$

其中  $r(k) = Z(k) - h(\hat{X}(k|k-1))$  (8)

$$\nabla f_X(k-1) = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X = \hat{X}(k-1|k-1)},$$

$$\nabla h_X(k) = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X = \hat{X}(k|k-1)}。$$

注意如果當  $\alpha = 1$  時，則模糊增廣訊息濾波器就變爲一般的增廣訊息濾波器。

利用模糊增廣濾波器訊息是有必要

的，而濾波器的處理是由模糊調諧器組成自動調整指數的權重和雜訊協方差兩矩陣測量。所提議的模糊調諧器可用來監控更新，利用FEIF演算法在(6-8)式中，可以經由調  $\alpha$  值來避免濾波器分歧所產生的問題。模糊調諧器的設計是由三個輸入和一個輸出所組成；即平均值 (Mean)，二級動差值 (Second-order moment) 和二級動差值的變化率 (Second-order moment slew rate of the innovation)。透過選擇一定取樣  $l$ ，模糊調諧器的三個輸入則分別描述如下：

1. 統計平均值 (Mean)：

$$\bar{r} \cong \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l r(k) \quad (9)$$

2. 統計更新二級動差值 (Second-order moment)：

$$\sigma_r^2 \cong \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l r^2(k) \quad (10)$$

3. 統計更新二級動差值的變化率 (Second-order moment slew rate of the innovation)：變化率 (Slew rate) =  $\sigma_r^2(k) - \sigma_r^2(k-k_1)$  (11)

其中參數選擇設計是  $k_1 = 50$  和  $l = 500$ 。隸屬函數則透過遺傳演算法 (GENETIC ALGORITHMS)，輸入變數由三角形的函數定義分別如圖 1-3 所示，模糊調諧器的輸出權重因子  $\alpha$  值，如圖 4 所示。對於調

諧器的設計想法，詳細說明在 FEIF 演算法裡[13]。在表 1-3，其中 NEGATIVE LARGE (NL)、NEGATIVE MEDIUM (NM)、SMALL (S)、MEDIUM (M)、LARGE (L)、POSITIVE、ZERO 和 NEGATIVE 分別代表所對應的模糊語言集合。所提議的模糊調諧器是採取 Mamdani-style 推斷方法和 Max-min 方法來解模糊化。以人類的直覺和經驗判斷，調諧器的設計共使用 45 條模糊規則，以下簡述其中三例，說明如下：

- 如果平均值  $\bar{r}$  是小的，動差  $\sigma_r^2$  是大的，且變化率是正的，則  $\alpha$  是適中。
- 如果平均值  $\bar{r}$  是大的，動差  $\sigma_r^2$  是中的，且變化率是零的，則  $\alpha$  是大的。
- 如果平均值  $\bar{r}$  是適中的，動差  $\sigma_r^2$  是適中的，且變化率是負的，則  $\alpha$  是大的。

## 參、系統整體的測量模型

### 3.1 融合里程計與雷射掃描器之姿態追蹤

本系統利用雷射掃描器所掃到環境的資料與所建環境模型來做比對，並透過檢驗門檻(Validation Gate)和最小平方線段擬合(Least square line fitting)此兩種方法，來擷取雜亂的模型參數。圖 5 為所提議以模糊增廣訊息濾波演算法為基礎的姿態追蹤演算法方塊圖，其中 M 代表為

環境模型。

## 3.2 環境模型和牆引出

### 3.2.1 環境模型

如圖 6 所示，設  $m_i$  為一矩行的環境模型，M 是由若干個牆所組成的，而每面牆是以  $(\rho_i^m, \alpha_i^m, l_i^m)$  三個參數所表示。其中  $\rho_i^m$  表示為原點到牆的垂直距離， $\alpha_i^m$  為原點到牆之間的夾角， $l_i^m$  為牆的長度。

### 3.2.2 牆(線)的擷取

其次有關擷取牆(線)的方法，包括二部份為檢驗門檻和最小平方線段擬合方法，如圖 5 所示。(1) 檢驗門檻如圖 7 所示，G 以 4 個參數  $G = (\hat{\rho}, \hat{\alpha}, \delta, \gamma)$  表示，其中  $\hat{\rho}$  為導航的位置到預估牆的垂直距離， $Y^R$  是自動導航車前進的方向，且  $\hat{\alpha}$  定義為自動導航車前進的夾角， $\delta$  是檢驗門檻的寬度， $\gamma$  是檢驗門檻的開角。檢驗門檻最主要的目的是將雷射所掃到的資料中所屬於雜訊的部份先行濾掉。(2)使用最小平方線段擬合方法，最主要的目的是要擷取在環境模型中，每面牆相對於導航車垂直距離  $\rho$  和相關的角度。將以上所提的方法，經由線的擷取演算法，可以容易地在已知環境模型內引出牆 [14]。

### 3.3 融合里程計和雷射掃描器即時追蹤姿態演算法

在增廣訊息濾波技術的框架下，從環境模型空間的場所內，針對導航車當時的姿態，將牆參數的計算並且擷取出是有必要的。假設從雷射掃描一個整體週期的數據資料中，同時可獲得  $s$  面所擷取到牆(線)的資料；而整體系統的測量方程式如(12)式所示。

$$z(k) = \bar{h}(X(k), M) + V(k) \quad (12)$$

式中

$$z(k) = [\rho_1 \quad \alpha_1 \quad \rho_2 \quad \alpha_2 \quad \cdots \quad \rho_s \quad \alpha_s]^T$$

$$X(k) = [x(k) \quad y(k) \quad \theta(k)]^T$$

$$V(k) = [w_1(k) \quad w_2(k) \quad \cdots \quad w_{2s}(k)]^T$$

$V(k)$  是 zero-mean 量測雜訊變異差的矩陣

$$R(k) = \text{diag}\{\delta_1^2, \delta_2^2, \dots, \delta_s^2\} \cdot \alpha^{-\beta(k+1)}。$$

並經線性化後測量函數  $\bar{h}(X, M)$  表示如下：

$$\bar{h}(X, M) = \quad (13)$$

$$[P_1 \quad Q_1 \quad P_2 \quad Q_2 \quad \cdots \quad P_s \quad Q_s]^T$$

式中

$$D_j = \sqrt{(x_j - x)^2 + (y_j - y)^2 + (z_j - z)^2},$$

$$j = 1, \dots, m.$$

$$P_i = \rho_i^m - \sqrt{x^2 + y^2} \cdot \cos(\alpha_i^m - \psi),$$

$$Q_i = \alpha_i^m - \theta(k), \quad i = 1, 2, 3, \dots, s,$$

和  $\rho_i^m$  在(13)式是到第  $i$  面牆的距離以及

$\alpha_i^m$  在(13)式中所對應的角度。

在已知 AMR 最初姿態，車上使用編碼器和雷射掃描器尋求 AMR 的連續移動姿態。應用雷射掃描器並結合模糊增廣訊息濾波方法來校正車體位置的估測誤差時，除了(14)式外，尚需下列描述車體的運動狀態方程式：

$$X(k+1) = f(X(k)) + W(k) \quad (14)$$

$$\text{其中 } f(X(k)) = \begin{bmatrix} x(k) + \Delta d \cos \theta(k) \\ y(k) + \Delta d \sin \theta(k) \\ \theta(k) + \Delta \theta \end{bmatrix},$$

$$W(k) = \begin{bmatrix} w_x(k) \\ w_y(k) \\ w_\theta(k) \end{bmatrix},$$

$$\Delta \theta = \Delta T \cdot w_c,$$

$$\Delta d = \Delta T \cdot v_c,$$

上式中  $w_x(k)$  和  $w_y(k)$  表示位置推算器的位置誤差； $w_\theta(k)$  表示地面不平的隨機干擾量。使用離散時間的模糊增廣訊息濾波器(FEIF)來估算導航車的姿態，其步驟說明如下：

步驟 1：初始化。

當時間  $k = 0$  時，選  $\beta = -2$ ，位置之初始訊息狀態估測值為  $\hat{y}_\alpha(0|0)$ ，以及訊息矩陣  $Y_\alpha(0|0)$ ，訊息狀態的初值

$\hat{y}_\alpha(0|0) = Y_\alpha(0|0) \cdot \hat{X}(0|0)$  其中

$$\hat{X}(0|0) = [\hat{x}(0|0), \hat{y}(0|0), \hat{\theta}(0|0)]^T。$$

步驟 2：一步的預估。

當時間為  $k$  時之最佳的估測  $Y_\alpha(k)$  和訊息矩陣是  $Y_\alpha(k+1|k)$ ，由(15-16)式之計算可得最佳預測值為  $\hat{y}_\alpha(k+1|k)$ ，以及訊息狀態矩陣  $Y_\alpha(k+1|k)$ 。

$$\hat{y}_\alpha(k|k-1) = Y_\alpha(k|k-1) \times f(\hat{X}(k-1|k-1), U(k-1), (k-1)) \quad (15)$$

$$Y_\alpha(k|k-1) = [\alpha^\beta \nabla f_X(k-1) Y_\alpha^{-1}(k-1|k-1) \times \nabla f_X^T(k-1) + Q]^{-1} \quad (16)$$

式中 Jacobian 矩陣

$$\nabla f_X(k) = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}(k|k)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta d \sin \theta \\ 0 & 1 & \Delta d \cos \theta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

步驟 3：利用(18)式，當定位控制器量

測到一個新的數值  $Z_i(k+1)$  後，計算更新值  $r_i(k+1)$ ，並經由模糊調諧器的演算法，可以產生一個適當權重因子  $\alpha$  值。

步驟 4：估測(測量更新)。

在時間為  $k$  時，系統定位控制器讀到新的測量資料  $Z_i(k+1)$  和使用(17-18)式計算得到更新的訊息狀態估測值  $\hat{y}_\alpha(k+1|k+1)$  以及訊息矩陣  $Y_\alpha(k+1|k+1)$ 。

$$\hat{y}_\alpha(k+1|k+1) = \hat{y}_\alpha(k+1|k) +$$

$$\nabla h_X^T(k+1) \cdot \left(\frac{R}{\alpha^\beta}\right)^{-1} \times [r_i(k+1) + \nabla h_X(k+1) \hat{X}(k+1|k)] \quad (17)$$

$$Y_\alpha(k+1|k+1) = Y_\alpha(k+1|k) + \quad (18)$$

$$\nabla h_X^T(k+1) \left(\frac{R}{\alpha^\beta}\right)^{-1} \nabla h_X(k+1)$$

式中

$$r_i(k+1) = Z_i(k+1) - \bar{h}_i(\hat{X}(k+1|k), M) \quad (19)$$

$$\hat{X}(k+1|k) = Y_\alpha(k+1|k)^{-1} \cdot \hat{y}_\alpha(k+1|k)$$

其中 Jacobian 矩陣  $\nabla \bar{h}_X(k+1)$  為

$$\nabla \bar{h}_X(k+1) = \begin{bmatrix} H_1^1 & H_1^2 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ H_2^1 & H_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ \vdots & & \\ H_s^1 & H_s^2 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中

$$H_1^i = -\frac{x}{r} \cdot \cos(\alpha_i^m - \psi) + \frac{y}{r} \cdot \sin(\alpha_i^m - \psi),$$

$$H_2^i = -\frac{y}{r} \cdot \cos(\alpha_i^m - \psi) - \frac{x}{r} \cdot \sin(\alpha_i^m - \psi),$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, s. \quad (21)$$

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad \text{和} \quad \psi = \arctan\left(\frac{y}{x}\right).$$

步驟 5：重複步驟 2 到步驟 4。



## 肆、實驗結果與討論

### 4.1 自動導航車

定位是自動導航車完成導航之相當關鍵技術，用以隨時知悉該導航車相對於空間世界座標系之位置與車頭方向，進而達成定位任務。自動導航車的定位研究早已行之多年，尤其是使用雷射掃描器與全域(global)定位技術研究論文與報告，更是不勝枚舉。本系統是融合里程計和雷射掃描器模組，運用模糊增廣訊息濾波器(FEIF)完成精確的導航車定位，自動導航車如圖 8 所示。

### 4.2 融合里程計與雷射掃描器之即時移動定位實驗

本研究以矩形模型 2-D 雷射掃描器為基礎，結合模糊增廣訊息濾波方法，研發導航車定位之方法與技術，以及同時定位等相關問題。導航車的演算法是使用一台工業用個人電腦(IPC-P3)和 Visual C++ 編譯程式技術所實現。在一個已知的環境裡，進行靜止初始化和動態定位的性能，其中有關實驗參數

$$Y\alpha(0|0) = \text{diag}\left\{\frac{1}{20}, \frac{1}{20}, \frac{1}{5}\right\},$$

$R = \text{diag}\{0.0000025, 0.0000025, 0.0000025\}$  和  $Q = \text{diag}\{0.001, 0.001, 0.001\}$  是考慮初始化誤差協方差距陣，矩形的環境模型是

由四面牆所組成的。圖 9 (a) 是實際構造和圖 9 (b) 是從環境模型不同視角所拍攝的二張照片，牆的實際長度分別為

$$L_{w1} = 380 \text{ cm}、L_{w2} = 211 \text{ cm}、$$

$L_{w3} = 380 \text{ cm}$  和  $L_{w4} = 211 \text{ cm}$ ；以及環境模型參數分別是：

$$(\rho_1^m, \alpha_1^m) = (20.86, -10^\circ), (\rho_2^m, \alpha_2^m) =$$

$$(54.45, 80^\circ), (\rho_3^m, \alpha_3^m) = (256.86, -10^\circ) \text{ 和}$$

$$(\rho_4^m, \alpha_4^m) = (474.45, 80^\circ)。$$

#### 4.2.1 靜態姿態初始化

本實驗將進行AMR的靜止姿態初始化實驗，導航車的真實位置在  $(x, y) = (141 \text{ cm}, 315 \text{ cm})$ ，車頭角度  $\theta$  分別是  $0^\circ、45^\circ、90^\circ、135^\circ、180^\circ、225^\circ、270^\circ$  和  $315^\circ$ 。從表4的實驗結果能證明，位置的準確度至少在 3 cm 以內和車頭角度的準確度至少在  $3^\circ$  以內。

#### 4.2.2 動態定位

本部分提出動態定位實驗，其方式是導航車在已知環境模型內作直線移動，固定線性速度為  $v_c = 5 \text{ cm/s}$ ，總共移動的距離是 200 cm，在世界座標矩形的環境大約是  $236 \text{ cm} \times 420 \text{ cm}$ 。假設最初的估計值是  $\hat{X}(0/0) = [30, 50, 30^\circ]^T$ ，選擇檢驗門檻參數： $\delta = 2 \text{ cm}$  和  $\gamma = 2^\circ$ ；導航車從起點位置  $(141 \text{ cm}, 315 \text{ cm})$  車頭角度  $290^\circ$ ，移動行走至終點位置  $(210 \text{ cm}, 127 \text{ cm})$ ，實驗的取樣周

期是 0.4 秒。圖 10 (a)為自動導航車  $x$ - $y$  軸姿態估測軌跡，圖 10 (b)是車頭角度估測軌跡。從圖 10 觀察出動態姿態追蹤的穩定誤差是 (0.0897 cm, 0.0642 cm, 0.0705°)。

從靜態、動態實驗結果了解，自動導航車在已知環境裡所提出的靜態姿態初始化、動態定位演算法，都證明有良好的定位能力。

## 伍、結論

本研究在已知的矩形環境模型和以 2-D 雷射掃描器為基礎，結合強健、低複雜性和精確的模糊增廣訊息濾波器的演算法，整合里程計和雷射掃描器等二外部感測資訊的自動導航車定位技術；解決行動平台的姿態起始值，連續移動姿態估測以及同時定位能力等問題。透過實驗數據結果顯示，足以證明所提出的定位演算法應用在自動導航車姿態初值化與姿態追蹤技術的可行性與有效性。

## 陸、參考文獻

- [1] K. Arras, N. Tomaris, B. Jensen, and R. Siegwart, "Multisensor on the fly location: precision and reliability for applications," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 34, no. (2-3), pp. 131-143, 2001.
- [2] B. Graf, M. Hans, and R. D. Schraft, "Mobile robot assistants," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 11, no.2, pp.67-77, 2004.
- [3] B. Jensen, G. Froidevaux, X. Greppin, A. Lorotte, L. Mayor, M. Meisser, G. Ramel, R. Siegwart, "The interactive autonomous mobile system roblox," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*, pp. 1221-1227, 2002.
- [4] P. S. Maybeck, *Stochastic Models, Estimation, and Control*, vol.1, New York, Academic Press, 1979.
- [5] S. Se, D. G. Lowe, and J. J. Little, "Vision-based global localization and mapping for mobile robots," *IEEE Transactions Robotics and Automation*, vol. 21, no.3, pp.364-375, 2005.
- [6] H. H. Lin, C. C. Tsai, J. C. Hsu, "Ultrasonic localization and pose tracking of an autonomous mobile robot via fuzzy adaptive extended information filtering," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 57, no.9, pp.2024-2034, 2008.
- [7] J. Forsberg, U. Larsson, and Å. Wernersson, "Mobile robot navigation using the Range-weighted hough transform," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol.2, no.1, pp. 18-26, 1995.
- [8] U. Larsson, J. Forsberg, and Å. Wernersson, "Mobile robot localization: integrating measurements from a

time-of-flight laser,”*IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.43, no.3, pp.422-431, 1996.

- [9] A. Dubrawski, and I. Siemiatkowska, “A method for tracking the pose of a mobile robot equipped with a scanning laser range finder,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol.3, no.3, pp. 2518-2523, 1998.
- [10] P. Jensfelt, and H. I. Christensen, “Pose tracking using laser scanning and minimalistic environmental models,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol.17, no.2, pp. 138-147, 2001.
- [11] Q. H. Meng, Y. C. Sun and Z. L. Cao, “Adaptive extended Kalman filter (AEKF)-based mobile robot localization using sonar,” *Robotica*, vol.18, no.5, pp.459-473, 2000.
- [12] L. A. Zadeh, “Fuzzy logic,” *Computer*, vol. 21, no.4, pp.83-93, 1988.
- [13] C. C. Tsai, H. H. Lin and J. C. Hsu, “Fuzzy adaptive extended information filtering,” *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 7, no.1, pp. 31-39, 2005.
- [14] C. C. Tsai, Y. S. Huang, H. H. Lin, Y. C., “Map-based posture tracking of a nursing-care walking assistant using laser scanner,” *Chinese Automatic Control Conference*, Nov.18-19, 2005. pp.2518-2523, 1998.

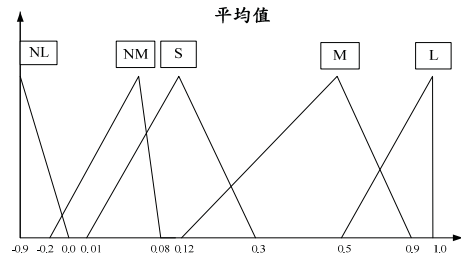


圖 1 模糊輸入平均值的歸屬函數

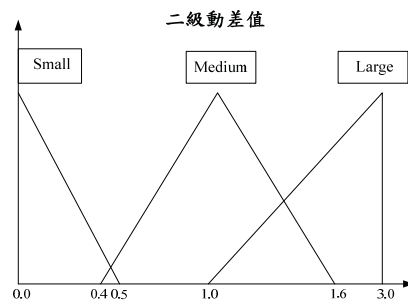


圖 2 模糊輸入二級動差值的歸屬函數

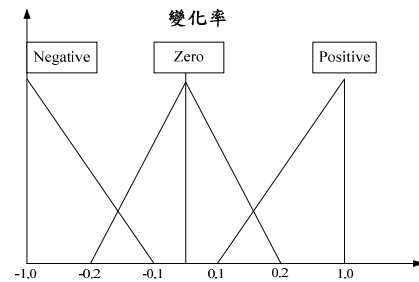


圖 3 模糊輸入二級動差值變化率的歸屬函數

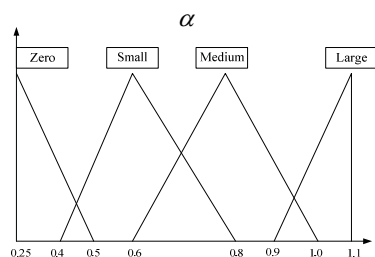


圖 4 模糊輸出權重因子  $\alpha$  值歸屬函數

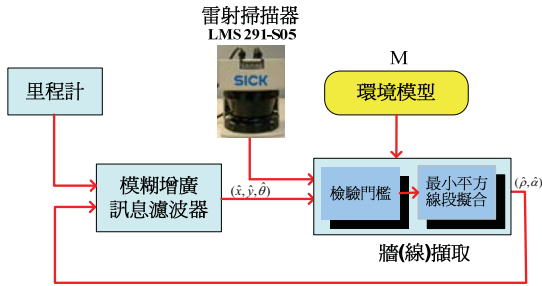


圖 5 以模糊增廣訊息濾波演算法為基礎的定位演算法方塊圖

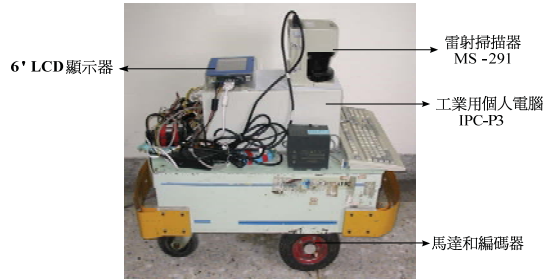


圖 8 自動導航車

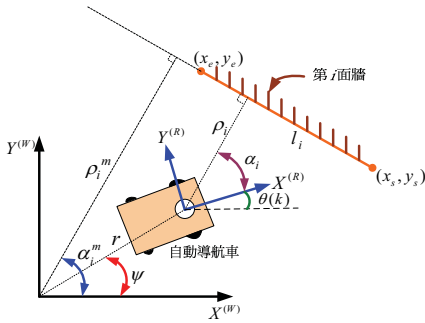


圖 6 模型參數定義圖

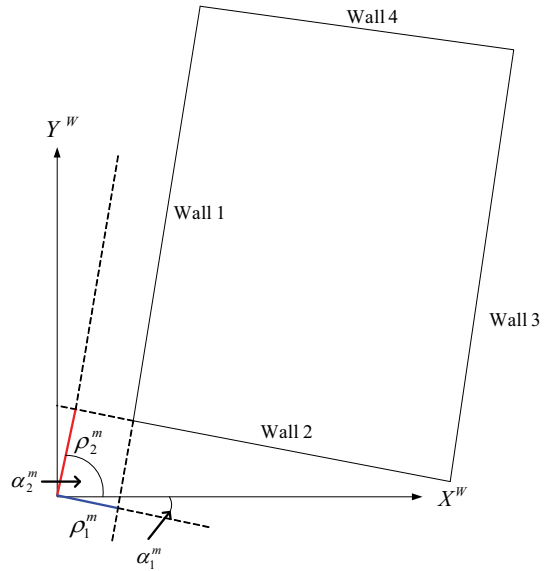


圖 9 (a) 實際構造圖

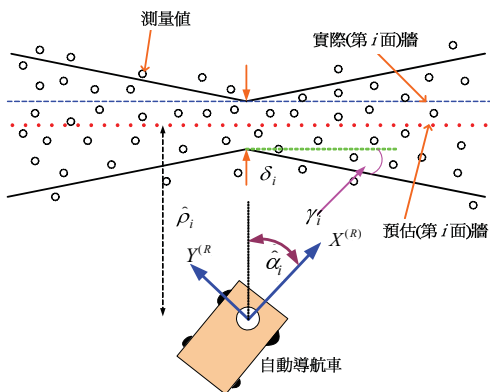


圖 7 檢驗門檻(validation gate)



圖 9 (b) 從環境模型不同的視角所拍攝照片

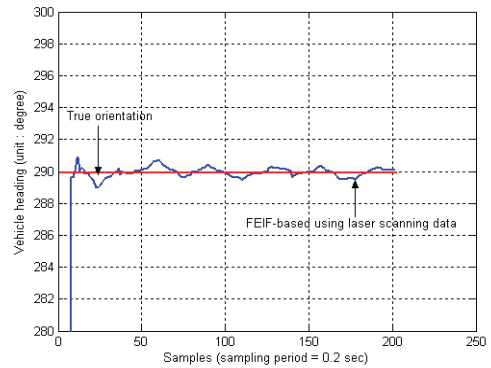


圖 10(b) 車頭角度估測的軌跡圖

表 1 正變化率的模糊規則

$\bar{r}$ \ $\sigma_r$	NL	NM	S	M	L
S	Large	Small	Small	Small	Large
M	Large	Large	Small	Large	Large
L	Large	Large	Medium	Large	Large

表 2 零變化率的模糊規則

$\bar{r}$ \ $\sigma_r$	NL	NM	S	M	L
S	Large	Small	Zero	Small	Large
M	Large	Medium	Small	Medium	Large
L	Large	Medium	Small	Medium	Large

表 3 負變化率的模糊規則

$\bar{r}$ \ $\sigma_r$	NL	NM	S	M	L
S	Medium	Small	Small	Small	Medium
M	Large	Large	Small	Large	Large
L	Large	Large	Medium	Large	Large

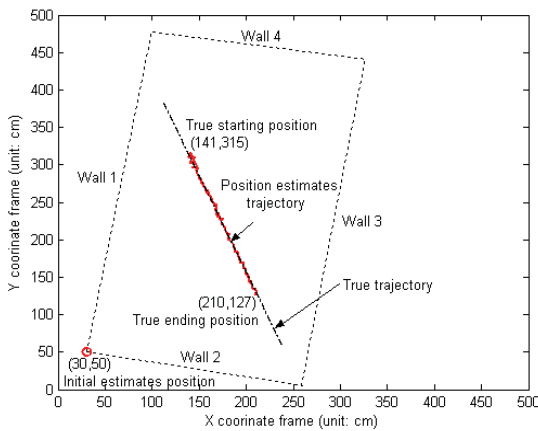


圖 10(a) x-y 軸姿態估測的軌跡圖

表 4 自動導航車在不同車頭角度靜態姿態估測的實驗結果

$(x, y)$ cm	(141,315)	(141,315)	(141,315)	(141,315)
$\theta$ (degree)	$0^\circ$	$45^\circ$	$90^\circ$	$135^\circ$
$(\hat{x}, \hat{y})$ cm	(142.47, 315.73)	(141.83, 315.38)	(142.31, 314.98)	(142.25, 314.16)
$\hat{\theta}$ (degree)	$1.13^\circ$	$47.57^\circ$	$90.89^\circ$	$136.1^\circ$
$ \hat{x} - x $	1.47cm	0.83cm	1.31cm	1.25cm
$ \hat{y} - y $	0.73cm	0.38cm	0.02cm	0.84cm
$ \hat{\theta} - \theta $	$1.13^\circ$	$2.57^\circ$	$0.89^\circ$	$1.1^\circ$
$(x, y)$ cm	(141,315)	(141,315)	(141,315)	(141,315)
$\theta$ (degree)	$180^\circ$	$225^\circ$	$270^\circ$	$315^\circ$
$(\hat{x}, \hat{y})$ cm	(143.03, 316.18)	(142.51, 314.95)	(141.11, 315.09)	(142.25, 314.39)
$\hat{\theta}$ (degree)	$180.01^\circ$	$226.9^\circ$	$270.89^\circ$	$317.79^\circ$
$ \hat{x} - x $	2.03cm	1.51cm	0.11cm	1.25cm
$ \hat{y} - y $	1.18cm	0.05cm	0.09cm	0.61cm
$ \hat{\theta} - \theta $	$0.01^\circ$	$1.9^\circ$	$0.89^\circ$	$2.79^\circ$