

# 선형 Optic Flow 알고리즘을 이용한 이동 로봇 제어 Control of Mobile Robots Based on A Linear Optic-flow Algorithm

°최 대 일\*, 한 용 기\*,국 태 용\*

\*성균관 대학교 전자공학과 (Tel:0331-290-7202, Fax:0331-290-7191,E-mail: tykuc@yurim.skku.ac.kr)

**Abstracts:** Recently visual servo control is an important feature of an intelligent robot system . In this paper, we presents a Kalman filter approach for estimation of the linear optic flow model which is utilized in the visual servoing of a mobile robot. The proposed method is also compared with the conventional least mean square method via computer simulation.

**keywords :** optic flow, linear optic flow model, Kalman filter

## 1. 서론

근래 시각 센서(TV 카메라)를 이용하여 로봇을 제어하는 '시각 제어(Visual Control)'에 대한 연구가 활발이 진행되어 왔다[1][2]. 시각 제어를 이동 로봇이나 로봇 매니퓰레이터에 적용하기 위해 작업에 따른 카메라의 적절한 위치 설정이 필요한데 대표적인 구성 방법으로 공간상에 카메라를 고정시키는 static 구성과 이동 로봇이나 로봇 매니퓰레이터의 몸체에 부착하는 Eye-in-hand 구성이 있다. 일반적으로 시각 제어 로봇 시스템은 실시간으로 영상을 처리하는 상위의 영상 처리부와 시각정보,엔코더 정보 등을 바탕으로 로봇의 운동을 제어하는 하위 제어부로 구성되고, 영상 처리 시스템은 연속된 두 개 이상의 영상으로부터 공간상의 로봇과 물체의 자세와 속도를 구한다. 시각 서보에 대한 많은 연구 결과중 K.Hashimoto는 물체의 운동을 추정하기 위해 시각 서보에 비선형 Observer를 이용했고, Allen등은 optic flow를 구해 local 좌표계로 물체의 운동을 추정하였다[2]. W.J.Wilson은 특징점(features)의 운동을 측정하여 칼만 필터를 적용했다[2]. 본 논문에서는 칼만 필터를 선형 optic flow 모델에 적용하고, 로봇의 시각 서보 제어를 위한 선형 optic flow 모델 추정 방식으로 기존의 최소 평균 자승 오차(Least Mean Square Error) 방법과 비교하고자 한다.

## 2. 이론적 고찰

### 2.1 카메라 모델

본 논문에서는 정적 카메라 구성으로 카메라 모델은 이상적인 pinhole 카메라로 하고, 원근 투영(Perspective Projection) 법을 이용했다. 이 경우 공간상의 임의의 점  $(X, Y, Z)$ 는 초점 길이가  $f$ 인 영상 평면상의 한점

$(x, y, f)$ 으로 대응된다. 그 관계식은 다음과 같다.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ f \end{pmatrix} = \frac{f}{Z} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

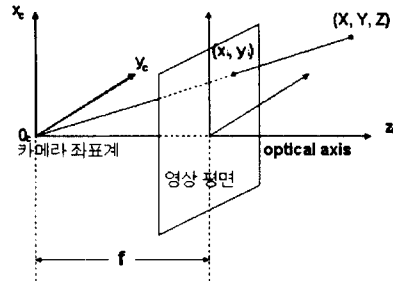


그림 2.1.1 원근 투영  
Fig. 2.1 The Perspective projection

### 2.2 선형 Optic Flow 모델

Optic Flow는 밝기 패턴(Brightness Pattern)의 가시적 운동으로 정의된다[3]. 따라서 Optic flow는 관찰자와 물체의 상대적 움직임을 나타낸다.

시간  $t$ 에서 영상 평면상의 한 점에서 밝기값(Gray Value)을  $g(x, y, t)$ 라고 하면, 다음 시간  $t + \Delta t$ 에서 그 점  $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 의 밝기값은 같다고 가정하면

$$g(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = g(x, y, t) \quad (2.2)$$

이식의 좌변을 Taylor 급수로 전개하면

$$g(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = g(x, y, t) + g_x \Delta x + g_y \Delta y + g_t \Delta t + \text{고차항} \quad (2.3)$$

식(2.3)에서 Taylor 급수의 고차항을 무시하고 근사화하여 식(2.2)에 대입하면

$$g_x u + g_y v + g_t = 0 \quad (2.4)$$

$$\Leftrightarrow \frac{dg}{dt} = 0$$

여기서

$$g_x = \frac{\partial g}{\partial x}, g_y = \frac{\partial g}{\partial y}, g_t = \frac{\partial g}{\partial t},$$

$$u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}$$

이고,  $g_x, g_y$ 는 영상 평면상의 임의의 점  $x_i, y_i$ 에서 x 방향과 y 방향 밝기의 기울기,  $g_t$ 는 시간에 따른 밝기의 기울기이다. 그리고 u 와 v 는 optic flow 벡터이다.

강체의 운동을 가정하면 한 점  $(x_i, y_i)$ 에서의 속도 와 이 점에 이웃한 점에서 속도가 같으므로

$$u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2 = 0 \quad (2.5)$$

식 (2.4)와 (2.5)로부터 잡음을 고려한 오차식으로 쓰면

$$e_s + \lambda e_c = 0 \quad (2.6)$$

$$e_s = \int \int (g_x u + g_y v + g_t) dx dy$$

$$e_c = \int \int (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) dx dy$$

여기서  $\lambda$ 는 측정 이미지의 잡음에 따른 가중치로 잡음이 많으면 작은 값을 가진다. 식 (2.6)를 이산형으로 근사화하여 풀면

$$u_{kl}^{n+1} = \bar{u}_{kl}^n - \frac{g_x \bar{u}_{kl}^n + g_y \bar{v}_{kl}^n + g_t}{1 + \lambda(g_x^2 + g_y^2)} g_x \quad (2.7)$$

$$v_{kl}^{n+1} = \bar{v}_{kl}^n - \frac{g_x \bar{u}_{kl}^n + g_y \bar{v}_{kl}^n + g_t}{1 + \lambda(g_x^2 + g_y^2)} g_y$$

여기서

$$\bar{u}_{kl} = \frac{1}{4} (u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i-1,j} + u_{i,j-1})$$

$$\bar{v}_{kl} = \frac{1}{4} (v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i-1,j} + v_{i,j-1})$$

$$g_x \approx \frac{1}{4} ((g_{i+1,j,k} + g_{i+1,j,k+1} + g_{i+1,j+1,k} + g_{i+1,j+1,k+1}) - (g_{i,j,k} + g_{i,j,k+1} + g_{i,j+1,k} + g_{i,j+1,k+1}))$$

$$g_y \approx \frac{1}{4} ((g_{i,j+1,k} + g_{i+1,j+1,k} + g_{i,j+1,k+1} + g_{i+1,j+1,k+1}) - (g_{i,j,k} + g_{i,j,k+1} + g_{i+1,j,k} + g_{i+1,j,k+1}))$$

$$g_t \approx \frac{1}{4} ((g_{i,j,k+1} + g_{i+1,j,k+1} + g_{i,j+1,k+1} + g_{i+1,j+1,k+1}) - (g_{i,j,k} + g_{i+1,j,k} + g_{i,j+1,k} + g_{i+1,j+1,k}))$$

일단 영상 평면의 각 점에서 optic flow가 결정되면

공간상에 있는 실제 물체의 운동은 2.1 절의 카메라 모델로부터 구할 수 있다. 즉 공간상에 운동을 하고있는 임의의 점  $p=(X,Y,Z)$ 와 해당 영상 평면상의 점  $(x,y,f)$ 의 관계는 식 (2.1)로 부터

$$x = \frac{f}{Z} X, y = \frac{f}{Z} Y \quad (2.8)$$

$$p = \frac{Z}{f} (x, y, f)^T$$

그 점의 속도는

$$\dot{p} = w \times p + k \quad (2.9)$$

$w = (w_1, w_2, w_3)^T$ : 점 p의 회전 운동 속도,

$k = (k_1, k_2, k_3)^T$ : 점 p의 직선 운동 속도

식 (2.8)의 p를 미분하면

$$\dot{p} = \frac{Z}{f} (x, y, f)^T + \frac{Z}{f} (u, v, 0)^T \quad (2.10)$$

식(2.9)와 식(2.10)으로부터 선형 optic flow 방정식을 구하면 다음과 같다..

$$a_i^T h = 0 \quad (2.11)$$

$$h = (h_1, h_2, h_3, 2h_4, 2h_5, 2h_6, k_1^*, k_2^*, k_3^*)^T$$

$$a_i = (x_i^2, y_i^2, f, x_i y_i, x_i, y_i, -v_i, u_i, v_i x_i - u_i y_i)^T$$

$$h_1 = k_2^* w_2 - k_3^* w_3,$$

$$h_2 = -k_1^* w_1 - k_3^* w_3,$$

$$h_3 = -k_1^* w_1 - k_2^* w_2,$$

$$2h_4 = k_2^* w_1 + k_1^* w_2,$$

$$2h_5 = k_3^* w_1 + k_1^* w_3,$$

$$2h_6 = k_3^* w_2 + k_2^* w_3,$$

$k^*$ 는 k와 방향이 같고 0이 아닌 단위벡터이다.

### 2.2.1 최소 자승 오차(LMSE)

선형 optic flow 모델 식(2.11)을 잡음을 고려한 식으로 다시쓰면

$$y = a^T h + \gamma, \hat{y} = a_i^T \hat{h}$$

여기서  $\hat{h}$ 는 h의 추정 벡터,  $\gamma$ 는 분산이 Q인 독립 백색 잡음이다. 이제 추정 오차  $e = y - \hat{y}$ 로 정의 하면 다음과 같이 쓸수 있다.

$$e = a^T \hat{h} + \gamma - a^T \hat{h} = a^T \hat{h} + \gamma$$

$$A = [a_1 a_2 \dots a_n]^T (n \geq 9) \text{ 라고 하면}$$

위 오차식에 대한 LMSE 해는 다음과 같다.

$$\hat{h} = (A^T A)^{-1} A^T e \quad (2.12)$$

또한 위 해의 측차식은 다음과 같다.

$$\hat{h}_{k+1} = \hat{h}_k + \frac{P_k + a_k}{1 + a_k^T P_{k-1} a_k} e_k \quad (2.13)$$

$$P_k = P_{k-1} - \frac{P_{k-1} a_k a_k^T P_{k-1}}{1 + a_k^T P_{k-1} a_k}$$

여기서  $P_{-1} = P_0 > 0$ .

### 2.2.2 칼만 필터 추정 모델

물체의 운동 속도가 일정하다고 가정하면 선형 optic flow 모델 추정을 위한 칼만 필터 모델은 다음과 같다.

$$W_{k+1} = A W_k + \gamma \quad (2.14)$$

$$Z_k = a^T W_k + \nu_k \quad (2.15)$$

여기서  $A = I_{6 \times 6}$ ,  $\gamma_k, \nu_k$ 는 각각 분산이 Q,R인 독립 백색 잡음이다.

따라서 추정식은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{W}_k = A \hat{W}_{k-1} \quad (2.16)$$

$$\hat{Z}_k = \hat{y} = a^T \hat{W}_k. \quad (2.17)$$

여기서  $A = I$ ,  $\hat{W} = \hat{h}$ 이다.

예측을 위한 추정 오차 분산과 칼만 이득은 다음과 같다.

$$P_{k,k-1} = A P_{k,k-1} A^T + Q_{k-1} \quad (2.18)$$

$$K = P_{k,k-1} H_k^T (R_k + H_k P_{k,k-1} H_k^T)^{-1} \quad (2.19)$$

또한 추정값과 분산의 갱신식은 다음과 같다.

$$\hat{W}_{k,k} = \hat{W}_{k,k-1} + K(Z_k - G(\hat{W}_{k,k-1})) \quad (2.20)$$

$$P_{k,k} = P_{k,k-1} - K H_k P_{k,k-1} \quad (2.21)$$

동력학 노이즈의 공분산 행렬 Q는 로봇의 속도가 빠른 경우 큰 값을 갖는다. R은 측정 오차의 공분산 행렬이다.

## 3. 모의실험

아래의 그림 3.1과 3.2는 이동 로봇이 y 방향으로 움직인 영상이다. 그리고 그림 3.3은 그때의 optic flow이다. 그리고 그림 3.4는 x방향으로 움직였을 때 구한 optic flow이다. 그림에서 알 수 있듯이 실제 raw 이미지 데이터에는 잡음이 존재하고, 그것으로부터 구한 optic flow는 잡음의 영향을 받아 일그러짐을 볼 수 있다.

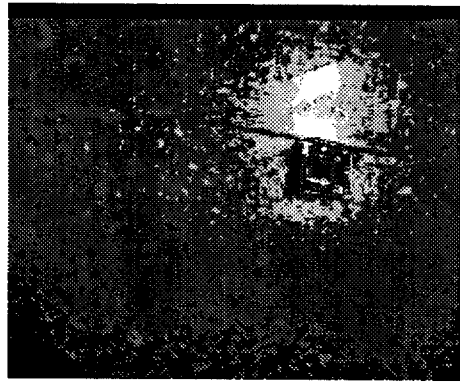


그림 3.1  $t_1$ 에서 이동로봇의 이미지  
Fig 3.1 The mobile robot image at  $t_1$



그림 3.2  $t_1 + \Delta t$ 에서 이동로봇의 이미지  
Fig 3.2 The mobile robot image at  $t_1 + \Delta t$



그림 3.3 y 방향의 optic flow  
Fig 3.3 Optic flow in y direction

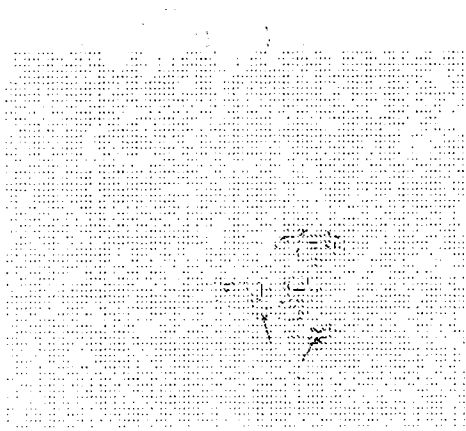


그림 3.4 x 방향의 optic flow  
Fig 3.4 Optic flow in x direction

algorithm", *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, NO. 12, 1995.

8. R. Fierro and F. L. Lewis, "Control of nonholonomic mobil robot using neural networks",

#### 4. 결론

이 논문에서는 이동 로봇의 시각 서보 제어를 위한 선형 optic flow 모델을 추정하는 방법으로 LMSE 방법과 칼만 필터 방식을 도입하고 비교한다. 선형 Optic flow 계산시 노이즈의 예방을 위해 Gaussian smoothing 필터를 도입할 필요가 있다. 특히 칼만 필터 모델을 이용하는 경우 속도의 변화는 잡음처럼 작용한다. 추후 과제로 제안된 알고리즘을 CCD 카메라와 영상 처리 보드를 이용해 실시간으로 이동 로봇에 적용하는 과정에서 잡음에 의한 optic flow의 왜곡 현상을 좀더 완전하게 해결할 필요가 있다.

#### 참고 문헌

1. Xinhua Zuang, Thomas S. Huang, Narendra Ahuja, and Robert M. Haralick, "A Simplified Linear Optic Flow-Motion Algorithm", *Comput. Vision Graphics Image Process.* 42, 1988, 334-344.
2. Koichi Hashimoto, editor, "VISUAL SERVOING", World Scientific, 1993.
3. B.K.P Horn, "Robot Vision", M.I.T. Press, 1986.
4. B.K.P Horn and B. Schunk, "Determining optical flow", *Artificial Intelligence*, 1983.
5. R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Computer and Robot Vision", A-W, 1993.
6. J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar, "On the computation of motion from sequences of image-A review", *Proc. of IEEE*, vol. 76, NO. 8, 1988.
7. Y. Huang, K. Palaniappan, X. Zhuang and J. E. Cavanaugh, "Optic flow field Segmentation and motion estimation using a robust genetic partitioning