

일반화 최소자승추정의 시공간경사법에 의한 실시간 자동목표 추적

(Real-Time Automatic Target Tracking Based on Spatio-Temporal Gradient Method with Generalized Least Square Estimation)

張 益 熏*, 金 鍾 大**, 金 南 哲*, 金 在 均**

(Ick Hoon Jang, Jong Dae Kim, Nam Chul Kim and Jae Kyoon Kim)

要 約

본 논문에서는 백색 Gauss 잡음이 섞인 연속영상으로부터 물체의 이동정보를 검출하기 위하여 최소자승추정의 시공간경사법을 제안하였다. 제안된 방법은 하나의 이동물체를 실시간으로 추적하도록 고속의 16-bit 마이크로 프로세서를 사용한 자동목표 추적장치에 적용되었다. 실험결과 제안된 방법은 기존의 최소자승추정의 시공간경사법에 비해서 매우 우수한 성능을 보였다.

Abstract

In this paper, a spatio-temporal gradient (STG) method with generalized least square estimation (GLSE) is proposed for the detection of an object motion in an image sequence corrupted by white Gaussian noise. The proposed method is applied to an automatic target tracker using a high speed 16-bit microprocessor in order to track one moving target in real time. Experimental results show that the proposed method has much better performance over the conventional one with least square estimation (LSE).

I. 서 론

연속영상에서 움직이는 물체의 이동정보를 검출해 내는 방법은 영상회의, 컴퓨터 비전 시스템 및 자동 목표 추적장치 등에 많이 응용된다. 이러한 물체의

이동정보를 검출하는 방법은 크게 시공간경사법(spatio-temporal gradient method)^{1~5)} 정합법(matching method)^{6~10)} 및 무게중심법(centroid method)^{11,12)} 등으로 분류된다. 이들 중 무게중심법은 각 화면에서 물체 자체의 무게중심 또는 특징되는 부분의 무게중심을 추출하여 그 무게중심으로 부터 이동정보를 검출하는 방법이다. 이 방법은 무게중심을 추출하는데 그다지 많은 시간이 걸리지 않고, 물체의 병진운동(translational motion) 뿐만 아니라 회전, 접근 및 후퇴 등의 다양한 운동에도 추적이 가능하다. 그러나 물체와 배경이 복잡하거나 배경에 물체와 같은 밝기를 갖는 부분이 있을 경우에는 영상분할(im-

*正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

**正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科
(Dept. of Electrical Eng., KAIST)

接受日字: 1988年 2月 27日

(※ 본 논문은 한국과학재단의 차관연구비 지원으로 수행 되었음.)

age segmentation)이 쉽지 않으며, 정확히 분할하기 위해서는 복잡한 사전처리와 분할 알고리즘이 요구되는 단점이 있다.^[12] 정합법은 대상화면에서 하나의 틀 영상(template image)을 가지고 예상변위로 이동하면서 유사성이 가장 큰 변위를 찾아내어, 그 변위에서 두 화면이 정합되었다고 보고 이동정보를 검출하는 방법이다. 이 방법은 비교적 잡음에 강한 장점은 있으나 배경이 복잡한 경우에 성능이 떨어지고 이동변위 계산량이 많다는 단점이 있다. 시공간경사법은 물체의 이동으로 생기는 밝기(intensity)의 시간적 변화와 공간적 변화의 상호관계로부터 이동변위를 계산해내는 방법이다. 이 방법은 프레임(frame)당 이동변위를 계산하는데 한 단계의 계산 과정만 필요하므로 다른 방법에 비해서 알고리즘이 비교적 간단하다.

시공간경사법의 알고리즘 중 가장 널리 알려진 것은 Limb과 Murphy에 의해서 제안된 알고리즘인데,^[11,12] 이는 몇가지 가정 아래서 최소자승추정(least square estimation: LSE)으로 부터 유도될 수도 있다.^[3] 이 방법은 하드웨어 구현이 간단하고 변위가 2-pef(pels per frame) 이하에서 좋은 추정 성능을 보이나, 변위가 2-pef 이상이거나 강한 잡음이 섞인 경우에는 추정 성능이 크게 떨어진다.^[5]

본 논문에서는 잡음의 영향을 고려하여 이동변위를 추정하는 방법으로서, 3~4 pef의 변위에도 추정이 가능하고 잡음에도 매우 강한 특성을 갖는 일반화 최소자승추정(generalized least square estimation: GLSE)의 시공간경사법을 제안하였다.^[13~15] 그리고, 추적창으로 목표물을 추적해가는 자동목표 추적장치^[16]에 제안된 방법을 적용하여 실시간으로 자동작업을 확인하였다.

II. 기존의 시공간경사법에 의한 속도추정

연속 영상으로부터 물체의 이동정보를 검출하기 위하여 시공간경사법(spatio-temporal gradient method)을 사용할 때에는 시간경사(temporal gradient)와 공간경사(spatial gradient) 사이에 선형관계(linear relation)가 있다고 가정한다. 이때 밝기함수의 공간적 변화는 독립변수, 시간적 변화는 종속변수, 선형회기(linear regression)에 의해 계산되는 기울기는 이동변위로 간주된다.^[3] $I(s, m)$ 과 $I(s, m-1)$ 을 각각 m 프레임과 $m-1$ 프레임의 위치 벡터 s 에서의 화소의 밝기라 하고, 물체가 모양을 변화시키지 않는 강체(rigid body)로서 이차원 병진운동을 한다고 가정하면 이동영역 내에서는 다음 관계식이 성립한다.

$$I(s, m) = I(s-d, m-1) \tag{1}$$

여기서 d 는 다음과 같은 변위벡터를 나타낸다.

$$d = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \begin{array}{l} : \text{수평변위} \\ : \text{수직변위} \end{array}$$

이때 (1)식을 이용하여 밝기의 시간경사 $T(s)$ 를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$T(s) = I(s, m) - I(s, m-1) = I(s, m) - I(s+d, m) \tag{2}$$

여기서 $I(s+d, m)$ 을 Taylor 급수전개를 하면 다음과 같이 된다.

$$I(s+d, m) = I(s, m) + \alpha X(s) + \beta Y(s) + \delta(s) \tag{3}$$

여기서 $X(s)$ 와 $Y(s)$ 는 각각 수평 및 수직 공간경사를 나타내고, $\delta(s)$ 는 Taylor 급수전개의 고차항 잡음을 나타낸다. 따라서 (2)식과 (3)식으로부터 $T(s)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$T(s) = \alpha X(s) - \beta Y(s) + \delta(s) \tag{4}$$

(4)식은 이동 영역의 모든 점에서 성립하며 α 와 β 는 (4)식에 근거한 선형회기에 의해서 추정될 수 있다.

(4)식으로부터 최소자승추정(least square estimation: LSE)에 의해서 정의되는 정규화된 잉여오차(normalized residual error)의 자승합(square sum)은 다음과 같이 주어진다.

$$R_{LSE} = \sum |T(s) + \alpha X(s) + \beta Y(s)|^2 / \sigma_\delta^2 \tag{5}$$

여기서 σ_δ^2 은 $\delta(s)$ 의 분산을 나타낸다. 따라서 (5)식을 최소화하는 LSE 추정변위는 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\alpha} = \frac{S_{xy} S_{yT} - S_{xT} S_{yy}}{S_{xx} S_{yy} - S_{xy}^2}$$

$$\hat{\beta} = \frac{S_{xy} S_{xT} - S_{yT} S_{xx}}{S_{xx} S_{yy} - S_{xy}^2} \tag{6}$$

여기서 S_{uv} 는 다음과 같이 표본의 평균을 0이라 가정할 때의 공분산을 나타낸다.

$$S_{xx} = \frac{1}{N} \sum X^2(s), \quad S_{yy} = \frac{1}{N} \sum Y^2(s)$$

$$S_{xT} = \frac{1}{N} \sum X(s)T(s), \quad S_{yT} = \frac{1}{N} \sum Y(s)T(s)$$

$$S_{xy} = \frac{1}{N} \sum X(s)Y(s)$$

이때 수평방향 공간경사와 수직방향 공간경사가 독립적이라고 가정하면 $S_{xy} = 0$ 이 되고, 측정되는 변수들이 평균이 0 이고 Joint Gauss 분포를 갖는다면 (6)식은 다음과 같이 Limb와 Murphy가 직관에 의해서 구한 식과 같은 형태가 된다.⁽⁴⁾

$$\hat{\alpha} = - \frac{\sum T(s) \cdot \text{sign}(X(s))}{\sum |X(s)|}$$

$$\hat{\beta} = - \frac{\sum T(s) \cdot \text{sign}(Y(s))}{\sum |Y(s)|} \quad (7)$$

여기서 $\text{sign } z$ 는 z 의 부호를 나타낸다. 앞서 언급된 기존의 LSE에 근거한 알고리즘들은 수행면에서 정합법 보다 비교적 간단하나, 관측되는 변수 즉 시간경사 및 공간경사 양쪽에 섞인 잡음의 영향을 고려하지 않았으므로 영상신호에 잡음이 섞인 경우에는 추정변위가 심하게 편이되는 현상을 나타낸다.^(13,14) 따라서 이러한 잡음의 영향을 고려하는 새로운 방법이 필요하게 된다.

III. 잡음에 강한 시공간경사법에 의한 속도추정

잡음이 섞인 연속영상에서 시공간 경사법에 근거하여 변위를 보다 정확하게 추정하기 위해서는 일반화 최소자승추정 (generalized least square estimation: GLSE) 법^(17,18)을 사용해야 한다. 먼저 연속영상에 잡음이 섞인 상황에 대해서 분석하기로 한다. 영상에 백색 Gauss잡음이 섞인 경우에 관측되는 밝기함수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$J(s, m) = I(s, m) + N(s, m) \quad (8)$$

여기서 $N(s, m)$ 은 영상에 섞이는 백색 Gauss 잡음을 나타낸다. 그리고 시공간경사를 그림1과 같은 위치의 화소(pixel)에서 계산하면 관측되는 변수들은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$t(s) \triangleq J(s, m) - J(s, m-1) = T(s) + n(s)$$

$$x(s) \triangleq J(s_+, m) - J(s_-, m) = X(s) + e(s)$$

$$y(s) \triangleq J(s^+, m) - J(s^-, m) = Y(s) + f(s) \quad (9)$$

여기서 $n(s)$, $e(s)$, $f(s)$ 는 관측되는 변수에 나타나게 되는 시공간경사 잡음들이며 각각 다음과 같이 표현된다.

$$n(s) \triangleq N(s, m) - N(s, m-1)$$

$$e(s) \triangleq N(s_+, m) - N(s_-, m)$$

$$f(s) \triangleq N(s^+, m) - N(s^-, m) \quad (10)$$

이때 (9) 식에서 수평 수직공간경사를 계산할 때에

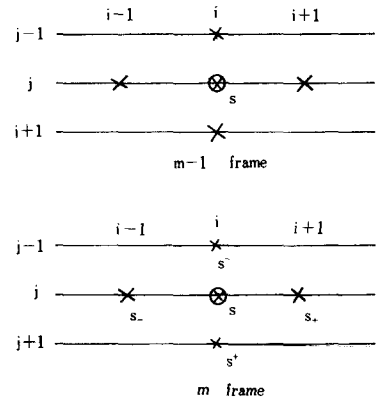


그림 1. 시공간 경사들의 계산에 사용되는 화소들의 위치
Fig. 1. Pel configurations for calculation of spatio-temporal gradients.

는 계산된 공간경사치를 2로 나누어야 하지만 계산의 편리와 시공간경사 잡음의 전력이 같도록 하기 위하여 나누지 않았다. 이것은 계산된 최종변위를 다음과 같이 2 배를 함으로써 해결된다.

$$\hat{d}_{final} = 2 \hat{d} \quad (11)$$

또한 이들 시공간경사 잡음들의 분산은 (10)식에 의하여 영상잡음 $N(s, m)$ 의 분산 σ_N^2 으로 다음과 같이 표현된다.

$$\sigma_n^2 = \sigma_N^2 + \sigma_N^2 = 2\sigma_N^2$$

$$\sigma_e^2 = \sigma_f^2 = \sigma_N^2 + \sigma_N^2 = 2\sigma_N^2 \quad (12)$$

(4)식에서 고차항 잡음 $\delta(s)$ 를 무시하고 (9)식을 대입하면 다음과 같은 운동방정식이 성립하게 된다.

$$t(s) + \alpha x(s) + \beta y(s) = n(s) + a e(s) + \beta f(s) \quad (13)$$

(13)식으로 부터 GLSE에 의해서 다음과 같이 정의되는 정규화된 잉여오차의 자승합을 최소화하는 추정변위를 구할 수 있다.

$$R_{GLSE} = \frac{1}{(1 + \alpha^2 + \beta^2) \sigma_n^2} \sum |t(s) + \alpha x(s) + \beta y(s)|^2$$

$$= M \frac{b^T S b}{(b^T b) \sigma_n^2} \quad (14)$$

여기서 M 은 추정계산에 사용된 화소의 수이며, $b = [\alpha \ \beta \ 1]^T$ 이고, S 는 다음과 같은 표본의 공분산행렬 (covariance matrix)을 나타낸다.

$$S = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} & S_{xt} \\ S_{xy} & S_{yy} & S_{yt} \\ S_{xt} & S_{yt} & S_{tt} \end{bmatrix}$$

(14)식은 Rayleigh quotient⁽¹⁶⁾와 같은 형태이므로 Rayleigh principle을 이용하여 최소화할 수 있다. $Q^{-1}S$ $Q=A$ 및 $Q^T=Q^{-1}$ 인 직교행렬(orthogonal matrix) Q 에 의해 $b=Qa$ 로 변환하여 (14)식을 대각화(diagonalization)하면 다음과 같이 된다.

$$\sigma_n^2/M \cdot R_{GLSE} = \frac{(Qa)^T S (Qa)}{(Qa)^T (Qa)} = \frac{a^T A a}{a^T a} = \frac{\lambda_1 a_1^2 + \lambda_2 a_2^2 + \lambda_3 a_3^2}{a_1^2 + a_2^2 + a_3^2} \quad (15)$$

여기서 λ_i 는 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \neq 0$ 인 S 의 고유치(eigenvalue)이고, A 는 대각선성분(diagonal element)들이 S 의 고유치 크기순으로 나열되어 있고 그의 성분은 0인 대각선행렬(diagonal matrix)이다.

(15)식에서 R_{GLSE} 는 $a_1=a_2=0$ 및 $a_3=k(\neq 0)$ 일 때 최소가 된다. 따라서 V_1, V_2 및 V_3 를 $S=[V_1 V_2 V_3]$ 의 고유벡터 즉 $(\lambda_i I - S) V_i = 0$ ($i=1, 2, 3$)를 만족하는 벡터들이라고 하면, (14)식의 R_{GLSE} 는 $b=Qa=kV_3$ 가 될 때 최소가 된다. 그런데 (14)식에서 R_{GLSE} 는 $b=kV_3$ 일 때와 $b=V_3$ 일 때 같은 값을 가지므로, S 의 최소고유치에 해당하는 고유벡터 V_3 를 구하면 추정변위를 계산해 낼 수 있다.^(13,17)

$$\begin{bmatrix} S_{xx} - \lambda & S_{xy} & S_{xt} \\ S_{xy} & S_{yy} - \lambda & S_{yt} \\ S_{xt} & S_{yt} & S_{tt} - \lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad (16)$$

(16)식에서 의해서 주어지는 최종 추정변위는 다음과 같다.

$$\hat{\alpha} = \frac{S_{xy} S_{yt} - S_{xt} (S_{yy} - \lambda)}{(S_{xx} - \lambda) (S_{yy} - \lambda) - S_{xy}^2}$$

$$\hat{\beta} = \frac{S_{xy} S_{xt} - S_{yt} (S_{xx} - \lambda)}{(S_{xx} - \lambda) (S_{yy} - \lambda) - S_{xy}^2} \quad (17)$$

여기서 λ 는 S 의 최소고유치이다.

IV. 실제 영상에의 적용과 실시간처리를 위한 고찰

1. 이동영역의 분리

시공간경사법에 의해서 추정되는 변위는 이동영역에서만 성립하므로 추정변위의 정확성은 이동영역의 분리에 민감하게 반응한다. 따라서 본 논문에서는 이동영역을 분리하기 위하여 먼저 시간경사에 역치를 두었다. 한편, 시공간경사법에 근거하여 계산되어지는 추정변위는 수평방향 공간경사의 분산 또는 수직방향 공간경사의 분산중 어느 하나가 지나치게 크면 적은 쪽의 추정변위의 정확성이 떨어지게 된다.⁽²⁰⁾ 특히 실제영상인 경우에는 이러한 문제가 심

각해지게 된다. 따라서 이의 보완을 위해 공간경사에도 역치를 두어 어느정도의 공간적 경사를 갖는 화소에 대해서 통계치를 계산하도록 하였다. 그런데 통계치들은 law of large number에 의해서 역치 이상인 수평 및 수직 공간 경사치가 많이 계산되어 질수록 정확도가 높아져 추정변위의 정확성을 높여줄 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 면을 고려하여 역치를 수평 및 수직방향에 대하여 각각 독립적으로 두었다. 즉 각 통계치들은 다음과 같은 조건을 만족하는 경우에만 계산 되도록 하였다.

$$\begin{aligned} S_{tt} & : |t(s)| \geq T_t \\ S_{xx}, S_{xt} & : |t(s)| \geq T_t, |x(s)| \geq T_h \\ S_{yy}, S_{yt} & : |t(s)| \geq T_t, |y(s)| \geq T_v \\ S_{xy} & : |t(s)| \geq T_t, |x(s)| + |y(s)| \geq T_h + T_v \end{aligned} \quad (18)$$

여기서 T_t 는 시간경사의 역치, T_h 는 수평방향 공간경사의 역치이고 T_v 는 수직방향 공간경사의 역치이다.

2. 최소 고유치의 계산

한편 앞절의 공분산행렬 S 의 최소고유치를 구하기 위해서는 S 의 특성방정식(characteristic equation)의 해를 구해야 한다. 그런데 이 특성방정식을 전개하면 S 의 고유치에 대한 3차 방정식이 된다. 일반적으로 3차 방정식은 반복적 접근방식(iterative method)으로 해를 구할 수도 있으나, 이 방식으로는 시간이 많이 소요되고 소숫점이하 처리관계로 실시간 처리가 힘들게 된다. 따라서 본 논문에서는 실시간 처리를 위하여 3차 방정식의 근의 공식에 의하여 최소고유치를 구하였다. 편의상 공분산행렬 S 의 고유치를 h 라 하면 $|hI - S| = 0$ 으로 부터 다음과 같은 식을 얻게 된다.

$$h^3 + ph^2 + qh + r = 0 \quad (19)$$

여기서 $p = -(S_{xx} + S_{yy} + S_{tt})$

$$q = S_{xx} S_{yy} + S_{yy} S_{tt} + S_{tt} S_{xx} - S_{xy}^2 - S_{xt}^2 - S_{yt}^2$$

$$r = S_{xx} S_{yt}^2 + S_{yy} S_{xt}^2 + S_{tt} S_{xy}^2 - 2 S_{xy} S_{xt} S_{yt} - S_{xx} S_{yy} S_{tt}$$

(19)식에서 $h = x - p/3$ 으로 치환하여 간단히 하면 다음과 같이 된다.

$$x^3 + mx + n = 0 \quad (20)$$

여기서 $m = \frac{1}{3} (3q - p^2)$

$$n = \frac{1}{27} (2p^3 - 9pq + 27r)$$

공분산행렬 S는 positive semidefinite하므로 고유치들은 모두 실수로 주어진다. 따라서 x에 관한 3차 방정식의 해를 x_1, x_2, x_3 라 하면 해는 다음과 같이 얻어진다.^[21]

$$\begin{aligned} x_1 &= 2\sqrt{-(m/3)}\cos(\theta/3) \\ x_2 &= -2\sqrt{-(m/3)}\cos(\theta/3-60^\circ) \\ x_3 &= -2\sqrt{-(m/3)}\cos(\theta/3+60^\circ) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서 $\theta = \arccos\left(-\frac{n}{2\sqrt{-(m/3)}}\right)$

이때 θ 는 $0 \sim \pi$ [rad]의 범위내에 존재하므로 x_i 들은 다음과 같은 범위에 존재한다.

$$\begin{aligned} 0 \leq x_1 \leq \sqrt{-(m/3)} \\ -2\sqrt{-(m/3)} \leq x_2 \leq -\sqrt{-(m/3)} \\ -\sqrt{-(m/3)} \leq x_3 \leq \sqrt{-(m/3)} \end{aligned} \quad (22)$$

따라서 세 근중 x_2 가 가장 작으므로 최소고유치는 $h_s = x_2 - p/3$ 에 의해서 구해진다.

한편, 실시간처리시 (21)식으로 주어지는 최소고유치를 계산할 때 제곱근(square root)은 Newton method에 근거한 제곱근 근사점근방식^[22]을 사용하여 integer level에서 구하였고, arccosine과 cosine은 look-up table을 사용하여 구하였다.

V. 실험결과 및 검토

세안된 GLSE 알고리즘의 성능평가를 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 행하고 이를 바탕으로 자동목표 추적장치^[16]에 실제로 적용하였다. 이때 추적창의 이동에 의하여 발생하는 배경의 움직임 효과를 보상하기 위한 배경보상은 하지 않았다.

1. 컴퓨터 시뮬레이션

컴퓨터 시뮬레이션에서는 먼저 두장의 영상만을 가지고 목표물의 이동변위를 예측하는 추정성능과 연속된 영상에서 매 프레임마다 추정되어진 이동변위로 목표물을 추적해가는 정도를 나타내는 추적성능을 조사하였다. 여기서 목표물로는 구에 대한 합성영상인 SPHERE와 실제로 장난감 자동차를 디지털화한 영상에서 자동차 부분만을 분리하여 만든 CAR 영상을 사용하였다. 이때 SPHERE 영상은 반경 R내에 포함되는 화소에서는 다음과 같이 주어진다.

$$I(s, m) = 3\sqrt{R^2 - C^2} + 140 \quad (23)$$

여기서

$$R = 30$$

$$C^2 = (i-X)^2 + (j-Y)^2, s = (i, j)$$

$$X = \alpha + 50, Y = \beta + 50$$

α, β : m프레임과 m-1프레임 사이의 실제변위

이들 영상의 배경은 이차원 separable Markov 신호를 발생시켜 만들었으며, 이때 신호의 발생원을 Gauss 잡음으로 하고 신호의 평균을 80, 표준편차를 10, 상관계수를 0.95로 하였다. 이들 SPHERE와 CAR 영상은 그림 2와 같다. 추정성능은 두 장의 영상으로부터 실제변위와 추정변위의 절대차의 평균인 MAE (mean absolute error)로써 평가하였다.

$$MAE = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (|\hat{\alpha}_i - \alpha_i| + |\hat{\beta}_i - \beta_i|) \quad (24)$$

여기서 (α_i, β_i) 와 $(\hat{\alpha}_i, \hat{\beta}_i)$ 은 각각 실제변위 및 추정변위이고 N은 시행횟수를 나타낸다. 이때 영상의 크기는 100×100 으로 하였고 목표물의 실제변위를 수평, 수직 방향으로 $-3 \sim 3$ pef (N=49)으로 이동시켰다.

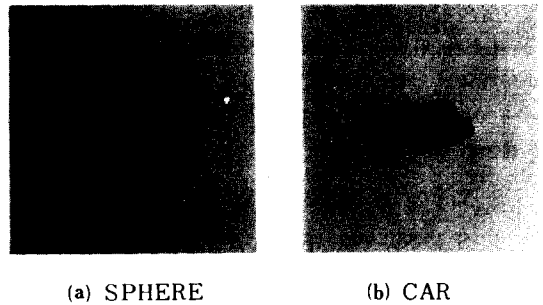


그림 2. 시뮬레이션에 사용된 목표물 영상
Fig. 2. The target images used in simulation.

먼저 CAR영상의 이동영역을 분리하는 방법에 따른 수평 및 수직방향의 추정성능을 알아보면 표 1과 같다. 그리고 표 1의 시뮬레이션 과정에서 통계치의 계산에 사용된 화소의 수를 알아보면 표 2와 같으며, 표 2에는 편의상 몇가지의 이동변위 상황만 기입하였다. 이때 역치는 시간경사 16, 수평공간경사 8, 수직 공간경사 7로 하였다. 표 1에서 보면 시간경사에만 역치를 두는 경우에는 수평방향의 추정성능이 수직방향의 추정성능에 비해서 크게 떨어지는데 공간경사에도 역치를 둬으로써 성능이 개선됨을 알 수 있다. 그리고 공간경사 역치를 수평 및 수직방향으로 각각 독립적으로 두는 경우는 표 2에서 보는 바와 같이 통계치 계산에 사용된 화소의 수가 증가하여 보다 정확하게 추정함을 알 수 있다.

다음으로 SPHERE 영상의 잡음의 영향에 따른 추정성능을 알아보면 표 3과 같다. 여기서 SNR은

표 1. CAR에 대한 이동영역 추출 방법들에 따른 MAE : TG=시간경사 역치만 적용, TG∩SG=시간 및 공간경사 역치들 동시 적용, TGUSG=시간 및 공간경사 역치들 독립 적용

Table 1. MAE according to various methods of extracting moving region for CAR : TG =threshold of temporal gradient applied only, TG∩SG=thresholds of temporal and spatial gradients dependently applied, TGUSG=thresholds of temporal and spatial gradients independently applied.

MAE	TG	TG∩SG	TGUSG
horizontal	8.351	0.469	0.439
vertical	0.673	0.426	0.304
total	4.512	0.448	0.372

표 2. 표 1의 각 통계치 계산에 사용된 화소의 수

Table 2. The number of pixels used for the computation of each statistic in table 1.

(α, β)	TG	TG∩SG	TGUSG			
			S _{tt}	S _{xx} , S _{xt}	S _{yy} , S _{yt}	S _{xy}
-3, -3	611	184	611	249	383	343
1, -2	423	161	423	205	330	305
2, 1	291	131	291	163	233	239
3, 0	250	125	250	161	171	181
-2, 1	291	126	291	160	228	232
0, 2	411	152	411	183	304	287
-3, 3	547	159	547	213	330	309

표 3. SPHERE의 SNR에 따른 추정성능(MAE)

Table 3. Performance(MAE) according to SNR for SPHERE.

SNR (dB)	LMA	LSE	GLSE
noise free	0.311	0.650	0.226
30	1.206	1.137	0.171
28	1.376	1.269	0.210
26	1.492	1.385	0.295

신호의 최대전력(255²)대 잡음의 전력비이고 잡음은 백색 Gauss 잡음을 발생시켜 사용하였다. 이때 역치는 시간경사 10, 수평 수직공간경사 3으로 하였다. 표 3에서 보면 Limb-Murphy 알고리즘과 LSE는 잡

음에 따라 추정성능이 현저하게 떨어지는 반면 GLSE는 잡음에 아주 강한 특성을 나타냄을 알 수 있다. 또한, 가산 잡음이 없는 경우에도 GLSE가 LSE보다 좋은 이유는, 실제영상에는 항상 텍스처의 입상성분(granularity)과 양자화 잡음이 존재하기 때문이다. 다음으로 CAR 영상의 잡음의 영향에 따른 추정성능을 알아보면 표 4와 같다. 이때 역치는 시간경사 16, 수평공간경사 8, 수직공간경사 7로 하였다. 표 4에서 보면 GLSE는 실제영상에 대해서도 추정성능이 우수함을 알 수 있다. 그리고 CAR 영상에 대하여 5×5 공간 평균필터를 통과시킨 후의 추정성능을 조사하면 표 5와 같다. 이때 역치는 시간경사 6, 수평공간경사 2, 수직공간경사 1로 하였다. 표 5에서 보면 26dB 정도의 아주 강한 잡음에서도 추정성능이 우수함을 알 수 있다.

표 4. CAR의 SNR에 따른 추정성능(MAE)
Table 4. Performance(MAE) according to SNR for CAR.

SNR (dB)	LMA	LSE	GLSE
noise free	0.619	0.776	0.372
34	0.790	0.188	0.355
30	1.195	1.036	0.379
28	1.397	1.197	0.372

표 5. CAR의 5×5 평균 필터링 한 후의 SNR에 따른 추정성능(MAE)

Table 5. Performance(MAE) according to SNR for CAR after 5×5 average filtering.

SNR (dB)	LMA	LSE	GLSE
noise free	0.296	0.258	0.087
30	0.294	0.266	0.094
28	0.315	0.304	0.107
26	0.652	0.449	0.166

다음으로 GLSE의 추적성능을 알아보기 위하여 추정성능 조사에 사용한 배경영상을 120×300으로 확장하여 CAR 영상을 연속적으로 움직이면서 실험하였다. GLSE의 잡음이 없는 경우의 추적성능은 그림 3과 같다. 그림 3의 (a)와 (b)는 각각 수평방향과 수직방향의 이동변위와 추정변위의 궤적을 나타내며, (c)는 수평 수직방향 위치의 이차원 궤적을 나타낸다. 그림 3에서 보면 국부적으로 오차가 발생하나 다음 순간에 보상하여 전체적으로 잘 추적함을 알

수 있고, 3 ~ 4 pef에서도 추적이 가능함을 알 수 있다. 그리고 GLSE의 30dB의 잡음이 섞인 경우의 추적 성능은 그림 4와 같다. 그림 4에서 보면 그림 3보다는 다소 성능이 떨어지나 전반적으로 안정하게 추적함을 알 수 있다. 한편 잡음이 없는 경우와 22dB의 잡음이 섞인 상태에서 5 × 5 공간 평균 필터를 통과 시킨 후의 추적 성능은 각각 그림 5, 그림 6과 같다. 이들 그림에서 보면 잡음이 없는 경우는 물론이고, 22dB 정도의 아주 강한 잡음이 섞인 경우에도 매우 안정하게 추적함을 알 수 있다. 뿐만 아니라, 실험한 바에 의하면 목표물의 크기가 전체 20화소, 그리고 대비(물체의 최대 밝기와 배경의 평균 밝기와의 차)가 10 정도의 악조건에서도 MAE=0.611 (SNR=30dB)로 목표물 추적이 가능하였다.

2. 추적장치에의 적용

GLSE를 실제 추적장치에 적용하여 실시간으로 동작하도록 하기 위하여 앞절에서 언급한 바와 같이 최소고유치를 구하여 이동변위를 계산해본 결과, 여러 이동변위에서 0.02 pef 미만의 오차로 아주 정확하게 변위를 구하는 것을 알 수 있었다. 이때 적용된 추적 알고리즘의 순서도는 그림 7과 같다. 그림 8과 같이 구성 되어 있는 이 장치의 동작원리를 살펴 보면, 먼저 TV 카메라로부터 영상신호가 입력되면

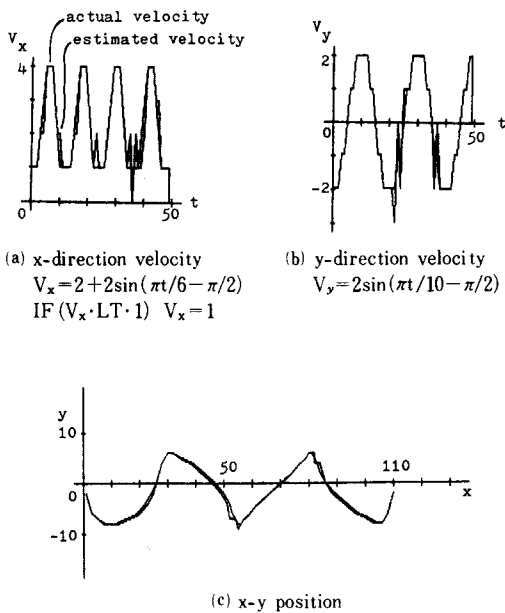


그림 3. 잡음이 없을 때 가속도 운동에 대한 추적 궤적
 Fig. 3. Tracking traces for acceleration (noise free).

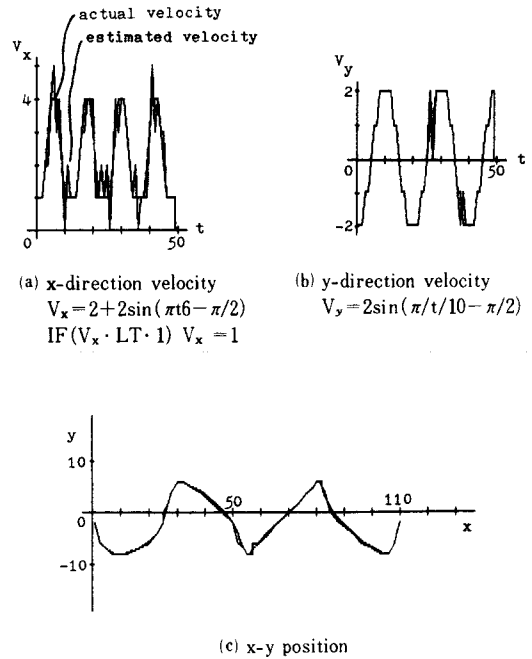


그림 4. SNR=30dB일때 가속도 운동에 대한 추적 궤적
 Fig. 4. Tracking traces for acceleration(30dB).

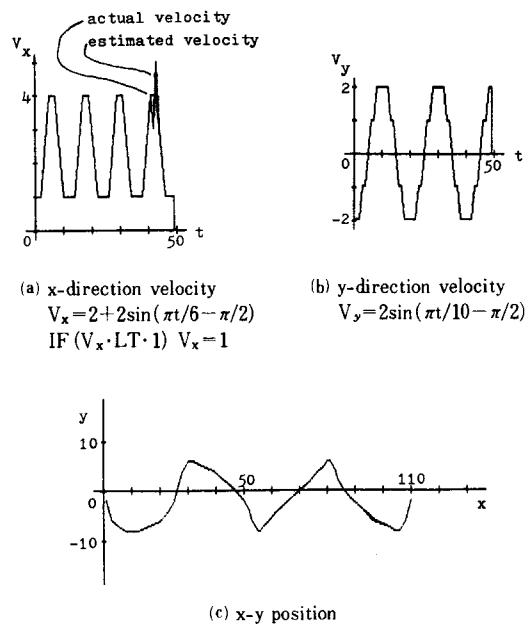


그림 5. 잡음이 없애 5 × 5 평균 필터링을 한 후의 가속도 대한 추적 궤적
 Fig. 5. Tracking traces for acceleration after 5 × 5 average filtering(noise free).

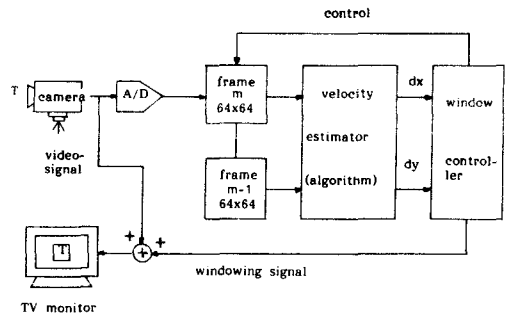
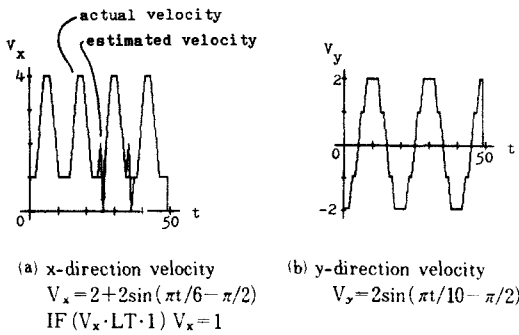


그림 8. 자동목표 추적장치의 구조
 Fig. 8. Schematic diagram of the automatic target tracker.

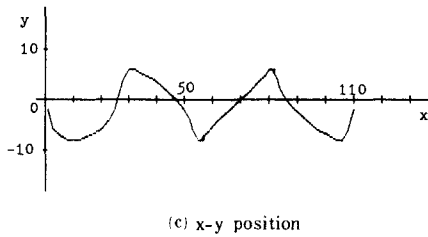


그림 6. SNR=22dB 일때 5x5 평균 필터링을 한 후의 가속도 운동에 대한 추적 레직
 Fig. 6. Tracking traces for acceleration after 5x5 average filtering(22dB).

추적창내의 화면을 디지털화 하여 프레임 버퍼에 저장한다. 다음, 저장된 디지털 영상을 이용하여 변위 추정기에서는 소프트웨어적으로 목표물의 수평 및 수직변위를 계산해내고, 창위치 조정기(window controller)는 계산된 추정변위 만큼 추적창의 위치를 옮김으로써 목표물을 추적하게 된다. 그림 9는 이와같은 일련의 과정으로 추적창이 목표물을 추적하는 장면을 보여준다.

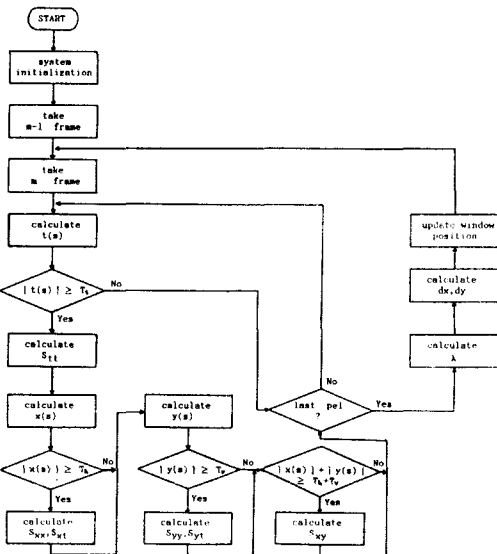


그림 7. 자동목표 추적장치에 적용된 GLSE의 흐름도
 Fig. 7. Flow chart of GLSE applied to the automatic target tracker.

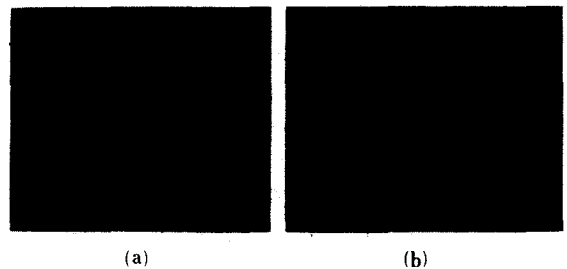


그림 9. 실시간 추적 순간 : (a)에서 (b)
 Fig. 9. Real-time tracking instants : from (a) to (b)

적용 결과 GLSE는 1초당 6프레임을 처리할 수 있었다. 그리고 GLSE는 목표물에 따라 약간의 차이는 있으나, 추정오차가 크지 않은 범위에서 최대 추정 가능 변위가 4 pel 정도이므로 1초당 최대 24 pel을 추정함을 알 수 있다. 또한 LSE 및 Limb-Murphy 알고리즘과의 추적장치에서의 성능을 비교 하면 수행속도 면에서는 다소 느리나, 최대 추정 가능 변위가 이들 방법 보다 크므로 추적성능이 더 우수함을 알 수 있었다. GLSE와 LSE, Limb-Murphy 알고리즘의 추적장치에서의 초당 계산속도, 최대추

정 가능 범위, 화면에서의 추적속도 및 카메라로부터 1km 떨어진 위치에서의 실제속도 등을 비교하면 표 6 과 같다.

표 6. 자동목표 추적장치에 적용된 알고리즘들의 성능 비교
Table 6. Performance comparison of algorithms applied to the automatic target tracker.

		LMA	LSE	GLSE
processing speed (frames/sec)		8	7	6
max. estimated displacement(pels/frame)		2	2	4
max. estimated velocity	(pels/sec)	16	14	24
	at a distance of 1km (km/h)	84	73	125

VI. 결 론

본 논문에서는 시공간경사법을 근거로 잡음의 영향을 고려하여 물체의 이동변위를 추정하는 일반화 최소자승추정의 시공간경사법을 제안하였다. 여기서 추정변위는 이동 영역에서만 성립하므로 이동영역을 분리할때 시간경사와 공간경사의 역치를 함께 고려하고, 공간경사는 수평 및 수직방향으로 독립적으로 두어 보다 정확하게 변위를 추정하도록 하였다. 그리고 Newton method에 근거한 제곱근 근사 접근방식과 look-up table을 사용하여 실시간처리가 용이하도록 하였다. 실험결과, 일반화 최소자승추정은 기존의 방법에 비해서 잡음에 아주 강하고, 3~4 pel도 추정이 가능하였다. 그리고 제안된 방법을 자동목표 추적장치에 적용해본 결과, 초당 24 pel 정도의 처리속도로 1km 전방에서 최대 128km/h의 속도를 갖는 이동물체를 추적할 수 있어 실시간으로도 좋은 성능을 보였다.

參 考 文 獻

[1] J.O. Limb and J.A. Murphy, "Estimation the velocity of moving images in television signals," *Computer Graphics Image Processing*, pp. 311-327, 1975.
[2] J.O. Limb and J.A. Murphy, "Measuring the speed of moving objects from television signals," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-23, pp. 474-478, 1975.

[3] C. Cafforio and F. Rocca, "The differential method for image motion estimation," in *Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis*, NATO Series, pp. 104-124, 1983.
[4] R. Paquin and E. Dubois, "A spatio-Temporal gradient method for estimating the displacement field in time-varying imagery," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. CVGIP-21, pp. 205-221, 1983.
[5] G.Y. Choi, N.C. Kim and C.H. Youn, "Real-time automatic target tracking based on spatio-temporal gradient method," *proc. IEEE TENCON87*, pp. 247-250, Seoul, Korea, 1987.
[6] J.R. Jain and A.K. Jain, "Displacement measurement and its application in interframe image coding," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-29, pp. 1799-1808, 1981.
[7] R. Srinivasan and K.R. Rao, "Predictive coding based on efficient motion estimation," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-33, pp. 888-896, 1985.
[8] T. Koga et al., "Motion compensated image coding for video conferencing," *Proc. Nat. Telecommun. Conf.*, New Orleans, LA, Nov. 29-Dec. 3, 1981.
[9] 천인서, 김남철, 장익훈, "이동영역을 틀 영상으로 한 실시간자동 목표 추적," *전자공학회 논문지*, 제24권 4호, pp. 137-148, 1987년 7월.
[10] 김세환, 김남철, "고속 정합법에 의한 실시간 자동목표 추적," *전자공학회 논문지*, 제25권 1호, pp. 67-71, 1988년 1월.
[11] A.I. Gilbert and M.K. Giles, "A real time video tracking system," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-2, pp. 47-56, Jan. 1980.
[12] 배정효, 이동경계의 무게중심에 의한 실시간 자동 목표 추적, *전자공학회 논문지*, 제25권 10호, pp. 94-103, 1988년 10월.
[13] 김종대, 영상신호에서 물체의 이동정보 검출에 관한 연구, *한국과학기술원 석사학위 논문*, 1984년 2월.
[14] 윤찬현, 시공간경사법에 근거한 강잡음속도 추정기의 구현, *경북대학교 석사학위논문*, 1985년 6월.
[15] N.C. Kim, I.H. Jang, J.D. Kim and J.K. Kim,

“Real-time automatic target tracking based on spatio-temporal gradient method with generalized least square estimation,” *Proc. IEEE ICASSP-88, New York*, vol. II, pp. 1088-1091, Apr. 1988.

[16] 공태호, 김남철, “다기능 영상처리 시스템의 하드웨어 구현”, 전자공학회 논문지, 제24권 2호, pp. 133-141, 1987년 3월.

[17] P. Sprent, “A generalized least squares approach to linear functional relationships,” *J. Roy. Statistics, SOC. B.*, pp. 278-297, 1966.

[18] L.J. Gleser, “Estimation in a multivariate ‘error in variables’ regression model: large sample results,” *Ann. Statist.*, vol. 9, pp. 24-44, 1981.

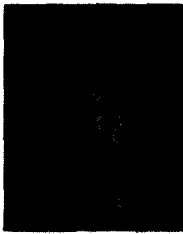
[19] G. Strang, *Linear Algebra and Its Applications*, 2nd ed., Academic Press, 1980.

[20] J. Stuller and G. Krishnamurthy, “Kalman Filter Formulation of low-level television image motion,” *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. CVGIP-21, pp. 169-204, 1983.

[21] E.R. Smth, S. Selby and Kleiman, *Understanding College Algebra*, pp. 396-398, Holt Rinehart and Winston, 1954.

[22] 성평식, IBM PC 어셈블리랭귀지 입문, pp. 179-193, 도서출판 청암, 1986년. *

著 者 紹 介



張 益 熏 (正會員)
 1963年 10月 2日生. 1986年 2月
 경북대학교 전자공학과 졸업. 1988
 年 2月 경북대학교 대학원 전자공
 학과 석사학위 취득. 현재 대전기
 계창 연구원. 주관심분야는 디지털
 통신 및 영상처리 등임.

金 南 哲 (正會員) 第25卷 第10號 參照
 현재 경북대학교 전자공학과
 부교수

●
 金 在 均 (正會員) 第25卷 第7號 參照
 현재 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 교수

●
 金 鍾 大 (正會員) 第25卷 第7號 參照
 현재 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 박사과정