

옵티컬 플로우를 이용한 논리연산 트래킹과 그레디언트 연산속도 개선

正會員 안 태 홍*, 정 상 화**, 박 종 안***

Logical Operation Tracking using Optical Flow and Improvement of Gradient Operation Speed

Tae-Hong Ahn*, Sang-Hwa Jeong**, Jong-An Park*** *Regular Members*

※이 논문은 한국과학재단 지정 지역협력연구센터인 조선대학교 수송기계부품 공장자동화 연구센터의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

요 약

본 논문에서는 이동물체의 움직임 추정을 위한 옵티컬 플로우(Optical Flow: OF)의 계산에 필요한 그레디언트(Gradient)의 연산 속도를 개선하고, OF와 에지의 논리연산에 의하여 이동물체의 움직임 경계를 추정할 수 있으며 잡음이 있는 영상에서도 이동물체를 추정할 수 있는 방법을 제안한다. 이것은 저레벨에서 OF와 에지를 논리연산하므로써 불확실한 배경에서 이동물체를 식별하고 물체를 추적하는 방법으로 기존의 이동물체 추정 알고리즘을 간소화시킨 것이다. 또한, 그레디언트 연산속도를 개선한 본 논문의 방법 I 과 방법 II를 이용하여 그레이레벨값의 변화가 있는 영상에 대하여 시뮬레이션을 행하였다. 그레디언트 연산에 걸리는 전체적인 시간을 평균한 결과 방법 I 은 기존의 방법^{[1][3]}보다 12% 연산속도가 개선되었고, 방법 II 는 37% 연산속도가 개선되었다.

ABSTRACT

In this paper, we have improved the speed of Gradient operation, which needs to calculate Optical Flow for estimating a moving object, and proposed a method which estimate the contour of a moving object by the logical operation of Optical Flow and edge in noisy images. The proposed method, which recognize to a moving object and tracking a moving object, using logical operation of Optical Flow and edge in low-level has a advantage that is

*전남전문대학 전자계산기과
 **조선대학교 기계공학부
 ***조선대학교 전자정보통신공학부
 論文番號:97370-1015
 接受日字:1997年 10月 15日

simpler than the known method for moving objects estimation. In addition, we have simulated several images using method I and method II on improved Gradient operation speed. When we have compared the average value of total operation time, method I is improved with 12% of operation speed compared with the known method, method II is improved with 38% operation speed.

I. 서 론

일정 시차를 두고 연속적으로 입력되는 동영상을 분석하여 대상물체의 움직임을 추정하는 이동물체 추적 기법은 패턴인식과 컴퓨터 비전분야에서 많은 관심을 받고 있다. 이것은 현재의 프레임 영상처리 결과를 반복적으로 다음 프레임 처리시에 이용하므로써 연속적으로 입력되는 영상의 움직임 동정이나 동적 물체의 분석작업을 행하는 것이다. 이와같이 복수개의 영상처리에서 얻어진 특징의 차이로부터 움직임 정보를 검출하는 작업에서는 대상물체의 움직이는 방향과 속도가 중요한 특징값이 되며, 이것을 동시에 벡터로 표현하는 것을 OF(Optical Flow)라 한다. 따라서 대상물체의 각 점의 OF를 계산하므로써 대상물체의 움직임을 추정할 수 있다.

이러한 움직임을 추정하는 방법은 특징기반 기법과 밝기경사기반 기법으로 분류된다. 특징기반 기법은 저레벨 특성과 고레벨 특성을 특징으로 frame의 특징점을 상관관계함수에 의해 정합시킴으로서 특징점간의 위치 차이를 계산한다. 그러나 Georgis와 Kittler⁹⁾는 상관관계함수는 한 프레임의 점으로부터 다음 프레임의 대응점에 대한 불일치문제, 밝기의 변화, 부분적인 겹침에 의한 outlier의 존재때문에 수학적 전개가 어렵다는 것을 밝혔다. 밝기경사기반 기법에는 Hardamard이론에 근거하여 반복적으로 해를 구하는 정칙화 방법과 여러 제약식으로부터 정의되는 다제약선(Multi-Constraint Lines)방법이 있다.

Horn¹¹⁾과 Schunck¹³⁾는 OF가 유연하다는 가정하에 정칙화 방법을 이용하여 OF를 구했고, Schunck¹³⁾는 OF제약 방정식을 x, y 축방향 속도(u, v) 평면상에서 하나의 제약선으로 표현하고 이웃 화소와의 제약선 교점을 클러스터링하여 OF를 구하는 제약선 클러스터링(CLC) 방식을 제안하였다. 이동물체를 추적함에 있어 Horn과 Schunck의 방법은 반복적인 계산이 요구되어지므로 많은 계산적 부담을 필요로 한다. D. Ben Tzvi⁷⁾는 최소자승법이 아닌 기본행렬을 이용한

voting 방법에 의하여 잡음의 영향을 최소화하는 제약방정식을 구하였다. 또한 이와같은 움직임 추정에 근거하여 Adiv¹²⁾는 움직임 파라미터가 일정한 몇몇 물체영역에 근거하여 영상의 영역분할 방법을 제안하였고, Chen⁴⁾은 이미지열에서 벡터 flow가 비슷한 영역끼리 flow field를 분할하였다. Kuno⁸⁾는 이동물체의 윤곽을 근방의 움직임경계 에지를 누적하여 얻었다.

본 논문에서는 OF 계산시 반복계산을 수행하기 위하여 필요한 그래디언트 E_x, E_y, E_t 를 계산하는 기존의 연산식에 대하여 계산속도를 개선시킨 알고리즘을 제시하고, OF를 이용하여 이동물체의 움직임경계를 검출하는 기법을 제안한다. 제안된 기법은 OF만으로는 움직임 정보로부터 정확한 경계를 검출하기 어렵고, 영상의 배경이 혼란스러울 때는 에지만으로는 윤곽의 추출이 어렵다는 것에 근거하여 OF와 에지를 논리 연산하므로써 잡음이 있는 영상에서도 이동물체를 정확히 추정할 수 있고, 이동 방향과 속도를 구할 수 있는 기법이다. 이를 위하여 제 2장에서는 OF 추정에 대하여 기술하고, 제 3장에서는 그래디언트 연산속도의 개선에 대하여 고찰한다. 제 4장에서는 본 연구에서 제안한 이동물체 추적 알고리즘에 대하여 설명하고, 제 5장에서는 시물레이션을 통하여 타당성을 입증하며 제 6장에서 결론을 맺는다.

II. 옵티컬 플로우 추정

Horn과 Schunck에 의해 제안된 OF의 실제 연산식에서는 3차원 공간상의 움직임에 의해서 2차원 영상의 밝기값이 변화할 때 영상 평면상의 움직임을 OF로 구하기 위하여 연속영상의 밝기값을 시간 t 에서의 x, y 점의 밝기 $E(x, y, t)$ 로 정의하고 있다. $u(x, y)$ 와 $v(x, y)$ 를 한 픽셀의 OF벡터의 x 와 y 의 성분이라면 영상의 밝기 값은 움직임에 의해서만 결정되며 식 (1)과 같이 표현된다.

$$E(x + u\delta t, y + v\delta t, t + \delta t) = E(x, y, t) \quad (1)$$

식 (1)은 식 (2)와 같이 표현된다.

$$E(x, y, t) + \delta x \frac{\partial E}{\partial x} + \delta y \frac{\partial E}{\partial y} + \delta t \frac{\partial E}{\partial t} \quad (2)$$

식 (2)에서 δt 를 0으로 하면 식 (3)과 같다.

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \quad (3)$$

E_x, E_y, E_t 는 영상으로부터 얻는 그라디언트값이며 식 (3)을 OF제약방정식이라 한다. 제약방정식을 만족하는 (u, v) 값은 직선의 방정식을 만족한다. 그리고 밝기 경사의 방향에서 OF성분 $(E_x, E_y)^T$ 는 식 (4)와 같다.

$$\frac{E_t}{\sqrt{E_x^2 + E_y^2}} \quad (4)$$

OF를 구하기 위한 방법으로 Horn과 Schunck는 한 점에서 OF는 주변의 값과 비슷해야 한다는 식 (5)와 같은 제약조건을 제시하였지만 u 와 v 에 대한 미분으로 편미분 방정식이되고 이것으로 해를 한 번에 구하기가 어려워 식 (6)과 같은 반복계산을 사용한다.

$$J(u, v) = \iint \lambda(E_x u + E_y v + E_t)^2 + (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) dx dy \quad (5)$$

$$u_{kl}^{n+1} = \bar{u}_{kl}^n - \frac{E_x \bar{u}_{kl}^n + E_y \bar{v}_{kl}^n + E_t}{1 + \lambda(E_x^2 + E_y^2)} E_x$$

$$v_{kl}^{n+1} = \bar{v}_{kl}^n - \frac{E_x \bar{u}_{kl}^n + E_y \bar{v}_{kl}^n + E_t}{1 + \lambda(E_x^2 + E_y^2)} E_y \quad (6)$$

이러한 방법은 연속적인 영상에서 완만한 밝기를 갖는 경우에는 정확한 해를 얻을 수 있으나 급변하는 영상의 경우에는 정확히 해를 구하기 어렵다.

III. 그라디언트 연산속도 개선

OF 방정식의 해를 구하기 위해서는 영상으로부터 그라디언트를 구해야 한다. Horn과 Schunck는 그라디언트 E_x, E_y, E_t 값을 계산하는데 식 (7)과 같은 각 픽셀에 대한 1차 미분값들을 이용하였다. 그러나 이

식은 전체 픽셀들에 대하여 그라디언트를 계산하므로 영상에서 같은 그레이레벨값을 갖는 픽셀들의 클러스터링 부분에 대해서는 계산시간의 효율을 기대하기가 어렵다.

$$E_x \approx \frac{1}{4\delta x} (E_{i+1,j,k} + E_{i+1,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k} + E_{i+1,j+1,k+1})$$

$$- \frac{1}{4\delta x} (E_{i,j,k} + E_{i,j,k+1} + E_{i,j+1,k} + E_{i,j+1,k+1})$$

$$E_y \approx \frac{1}{4\delta y} (E_{i,j+1,k} + E_{i,j+1,k+1} + E_{i+1,j+1,k} + E_{i+1,j+1,k+1})$$

$$- \frac{1}{4\delta y} (E_{i,j,k} + E_{i,j,k+1} + E_{i+1,j,k} + E_{i+1,j,k+1})$$

$$E_t \approx \frac{1}{4\delta t} (E_{i,j,k+1} + E_{i,j+1,k+1} + E_{i+1,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k+1})$$

$$- \frac{1}{4\delta t} (E_{i,j,k} + E_{i,j+1,k} + E_{i+1,j,k} + E_{i+1,j+1,k}) \quad (7)$$

본 논문에서는 이러한 문제를 개선하기 위하여 두 가지 방법을 제안한다. 방법 I은 그림 1과 같이 첫 번째 영상 F_1 과 두 번째 영상 F_2 에서 픽셀좌표 $P_{i,j}$ 를 포함하는 2×2 마스크를 추출한다. 추출된 마스크에서 두 영상의 동일한 좌표 $((i, j), (i', j')), ((i+1, j), (i'+1, j')), ((i, j+1), (i', j'+1)), ((i+1, j+1), (i'+1, j'+1))$ 에 대한 그레이레벨값을 상호 논리적으로 비교하여 4개의 비교된 픽셀의 그레이레벨값이 서로 같으면 시간 Δt 동안 마스크 영역내에서 OF의 속도 성분이 0이 되므로 픽셀좌표 $P_{i,j}$ 의 그라디언트는 0으로 값을 할당할 수 있다. 만약, 비교된 그레이레벨값이 같지 않으면 마스크 영역내에서 어떠한 움직임이 있는것이므로 식 (7)을 이용하여 $P_{i,j}$ 의 그라디언트를 계산한다. 이에대한 순서도는 그림 2와 같다.

방법 II는 그림 3과 같이 두 영상 F_1 과 F_2 에서 픽셀좌표 $P_{i,j}$ 와 $P_{i',j'}$ 의 그레이레벨값을 상호 논리적으로 비교하여 그레이레벨값이 같으면 $P_{i,j}$ 의 그라디언트를 0으로 할당한다. 만약, 논리적으로 비교한 그레이레벨값이 같지 않으면 $P_{i,j}$ 의 그레이레벨값을 이용하여 그라디언트를 계산하는 식 (7)을 이용하여 좌표 $(i-1, j), (i, j-1), (i-1, j-1)$ 각각에 대하여 그라디언트를 계산한다. 이때, $P_{i,j}$ 에 대한 그라디언트를 계산하므로 좌표 $(i+1, j), (i, j+1), (i+1, j+1)$ 에서

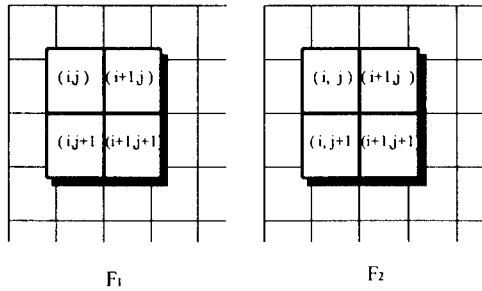


그림 1. 방법 I의 마스크 패턴
Fig. 1 Mask pattern of the method I

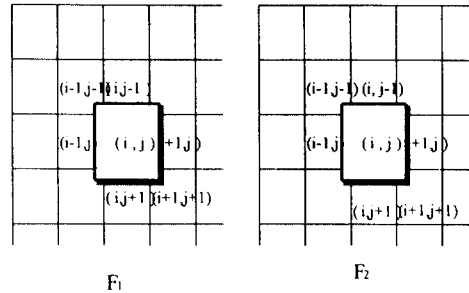


그림 3. 방법 II의 마스크 패턴
Fig. 3 Mask pattern of the method II

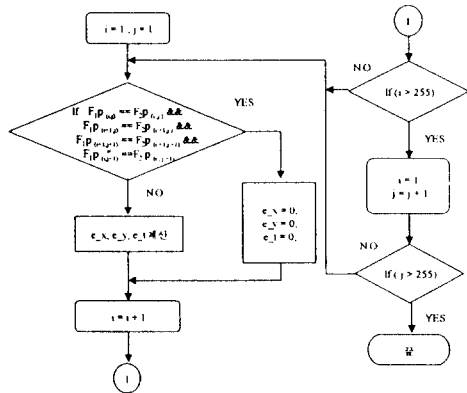


그림 2. 제안된 방법 I의 흐름도
Fig. 2 Flowchart of the proposed method I

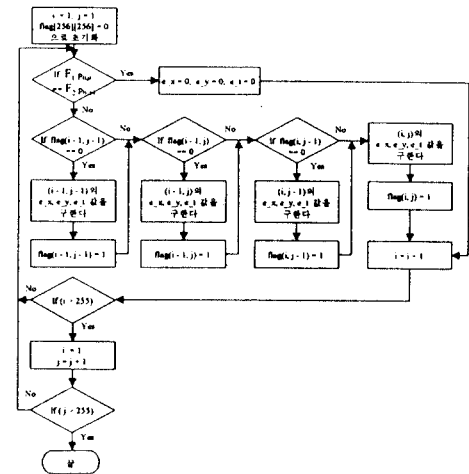


그림 4. 제안된 방법 II의 흐름도
Fig. 4 Flowchart of the proposed method II

각각 그레이레벨값을 논리적으로 비교하여 비교된 값이 같지않은 경우 $P_{i,j}$ 의 그래디언트를 중복적으로 계산하게되므로 이러한 중복계산을 피하기 위하여 변수 flag를 이용한다. 즉, 그래디언트가 계산된 픽셀 좌표의 flag변수에는 1값을 주고 flag변수가 0인 그래디언트가 계산되지않은 좌표에 대해서만 식 (7)을 이용하여 그래디언트를 계산한다. 방법 II에 대한 흐름도는 그림 4와 같다.

기존의 방법^[13]에서는 영상에 대하여 그래디언트를 계산하는 경우, 전체 픽셀들에 대하여 순차적으로 식 (7)을 이용하여 계산하지만, 제안된 두가지 방법을 이용하여 OF를 계산하는 경우 입력된 두영상의 전체 픽셀중 그레이레벨값의 변화가 적은 경우나 또는 동일한 그레이레벨값을 갖는 픽셀들의 클러스터링 부

분에서는 계산상의 부담을 줄일 수 있어 고속 OF를 실현할 수 있다.

IV. 이동물체 추적

시각 추적 시스템은 일반적으로 물체, 카메라, 환경의 3요소로 분류되는데, 이들은 그 물체가 무엇이든 지간에 물체의 움직임과 관련된다. 카메라는 카메라의 이동을 포함하며, 영상은 카메라 잡음과 3차원 환경을 2차원으로 표현하는 카메라에 의해 생성된다. 환경은 밝기나 occlusion과 관계가 되어진다. 이동물

체 추적에 대한 연구는 변형가능한 윤곽들에 의한 방법, 모델기초에 의한 방법, 특징점들의 그룹에 의한 방법, OF에 의한 방법, 상관기법 등 여러 가지 방법들이 연구되어왔다. OF를 이용하여 추적을 연구한 Etoh^[6]는 영상의 움직임과 색상분류를 가지고 영역들의 영상을 분할하였고, Thompson^[5]은 물체영역들을 추출하는데 움직임과 에지를 이용하였다. 물체의 움직임이 배경의 움직임과 비슷하다면 윤곽은 단지 OF만 가지고는 결정할 수 없다. 즉, 물체의 움직임이 근방의 움직임과 같은 것이 아니므로 OF만으로는 움직임 경계를 검출하는 것이 확실하지 않고 더구나 물체의 윤곽은 물체의 움직임이 근방의 움직임과 비슷할 때는 결정되지 않는다. 또한, 영상의 배경이 불확실하다면 윤곽은 단지 에지만으로 결정되지 않는다. 그 이유는 많은 에지가 배경에서 추출될 수 있고 윤곽의 일부분에서는 에지가 추출되지 않을 수도 있기 때문이다. 그러므로 Kuno는 이동물체의 윤곽을 구하는데 OF의 윤곽과 근방의 에지에 의한 윤곽의 방향각의 편차를 누적하였다. 본 논문에서는 OF와 에지의 논리적 연산을 이용하여 이동하는 물체를 추출하고 이동물체를 추적할 수 있는 방법을 제안한다. OF와 에지를 이용한 이동물체의 추적은 다음과 같은 단계별로 처리된다.

- 1) 순차적으로 입력된 영상 F_1 과 F_2 의 에지를 구한다.
- 2) 영상 F_1 의 OF를 계산한다.
- 3) F_1 의 에지와 OF를 논리연산한다.
- 4) 3)의 결과로 이동물체를 추출할 수 있으며 추출된 물체의 무게중심으로부터 에지영상 F_2 의 무게중심까지를 물체의 이동방향으로 추정한다.
- 5) 3)의 결과로 얻어진 이동물체에 대한 각 픽셀좌표의 OF 속도벡터 u, v 의 평균치를 계산하여 물체의 이동속도를 구한다.

한편, 1)의 과정에서 영상 F_1 의 에지임계치는 θ , 영상 F_2 의 에지임계치는 $256-\theta$ 로 한다. θ 의 값이 낮을수록 이동물체의 형태를 정확하게 추출할 수 있으며, F_2 의 임계치는 높을수록 영상전체에 걸쳐 에지가 검출되는 배경이 복잡한 영상에서도 물체에 대한 무게중심점의 변화가 적으므로 물체의 이동방향을 양호하게 추정할 수 있다. 일반적으로 수행하고 있는 최

종단계에서 얻은 결과를 정칙화에 의해 선형화시키는 작업은 연산속도 증가와 복잡한 알고리즘을 요구하게 된다. 그러나 OF와 에지를 논리연산 시키므로써 잡음이 있는 영상에서도 이동물체를 효과적으로 추출하고 물체를 추적할 수 있으므로 기존의 이동물체 추정 방법^[6]보다 알고리즘이 간단하여 연산속도를 개선할 수 있다.

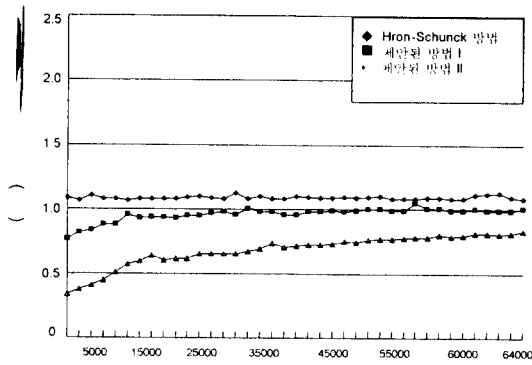
V. 시뮬레이션 및 분석

OF계산시 그레디언트를 구하는데 걸리는 시간을 개선하고자 Horn이 사용한 방법과 제안된 방법 I과 방법 II의 두가지 방법에 대하여 각각 실험하여 보았다. 카메라로부터 입력되는 영상 신호를 p360 이미지 보드를 이용하여 연속된 두 프레임의 영상을 얻은 후 제안된 방법들에 의하여 그레디언트를 SUN 10 시스템을 이용하여 계산하였다. 알고리즘의 분석을 위하여 pretest와 그레디언트 계산에 걸리는 시간을 측정 한 결과는 표 I과 같으며 두 영상사이의 픽셀값의 변화에 대한 연산시간은 식(8)과 같이 유도된다.

$$T(n) = n \zeta_1 + (n-k) \zeta_2 + k \zeta_3 \quad (8)$$

단, 여기서 n 은 전체 픽셀의 수이고 k 는 두 영상사이의 그레이레벨값이 같은 픽셀의 수이다. ζ_1 은 pretest 하는데 소요되는 시간이며, ζ_2 는 그레디언트를 계산 하는데 소요되는 시간이며, ζ_3 은 그레디언트를 0으로 할당하는데 소요되는 시간이다. 이미지상의 변화된 픽셀에 대하여 실험한 결과 $T(n)$ 은 k 의 갯수에 비례함을 실험을 통해서 알 수 있었다. 표 I에서 알 수 있듯이 두영상의 그레이레벨값이 변화된 영상에 대한 실험결과 방법 I은 Horn-Schunck방법보다 37% 연산속도가 개선되었고, 방법 II는 12% 연산속도가 개선되었다. 이러한 연산속도의 개선은 연속적인 이미지열을 처리하는데 계산속도를 개선시키므로 실시간 동영상 처리에 효과적이다.

또한, 본 논문에서 제안한 물체 추적 방법에 대해서 다음의 결과들을 얻을 수 있었다. 실험에서 그림 5, 6과 같은 시차가 있는 영상을 이용하였으며 영상 F_1 의 에지임계치(θ)는 90, 영상 F_2 의 에지임계치($256-\theta$)는 166로하여 그림 7, 8과 같은 영상을 얻었다.



그래이 레벨값이 다른 픽셀수

표 1. 그래디언트 연산결과
Table 1. Results of gradient operation



그림 5. 첫 번째 영상 F₁
Fig. 5 The first image F₁



그림 6. 두 번째 영상 F₂
Fig. 6 The second image F₂

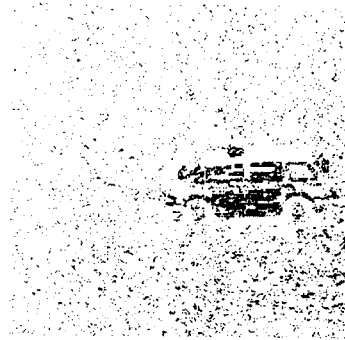


그림 7. 영상 F₁에 대한 에지(ed_θ=90)
Fig. 7 Edge for image F₁(ed_θ=90)

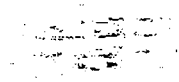


그림 8. 영상 F₂에 대한 에지(256-θ=166)
Fig. 8 Edge for image F₂(256-θ=166)

에지 영상 F₁과 논리연산하기 위하여 그림 5, 6의 입력영상에 대하여 그림 9와 같은 OF를 얻었다. 단, 여기서는 OF의 속도벡터 u, v 에 대한 임계치는 0.5로 하였다.



그림 9. 영상에 대한 옵티컬 플로우(OF_θ=0.5)
Fig. 9 Optical Flow for image(OF_θ=0.5)

이동물체를 추출하고 물체를 추적하기 위하여 그림 7의 에지입계치 θ 를 갖는 영상과 그림 9의 OF를 논리적연산 하였다. 실험의 결과로 알 수 있듯이 F_1 의 에지영상($ed_0=90$)과 F_1 의 OF를 논리적연산한 결과 그림 10과 같이 이동하는 물체를 효과적으로 추출할 수 있으며 그림 10의 무게중심점으로부터 $256-\theta$ 의 에지입계치를 갖는 그림 8의 무게중심점까지를 물체의 이동방향으로 추정하여 이동방향을 선으로 연결한 결과는 그림 11과 같다.

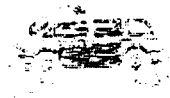


그림 10. 옵티컬 플로우와 에지의 논리 연산
Fig. 10 Logic operation of optical flow and edge



그림 11. 이동물체의 방향과 속도 추정
Fig. 11 Estimation of speed and moving direction for a object

논리연산 결과 나타난 그림 10에서 각 픽셀의 OF 속도벡터 u 와 v 의 평균치가 물체의 속도성분을 나타내며 속도를 계산한 결과는 $0.259 \times z_c$ m/s 이다. 비례상수 z_c 는 카메라 초점에서 대상물체까지의 거리정보이다.

제안된 방법이 잡음이 있는 영상에도 이동물체의 형태를 추정함에 있어 효과적이라는 것을 실험하기

위하여 다음과 같이 분산 10, 평균 0의 가우스 잡음이 존재하는 영상에 대하여 실험하였다.



그림 12. 첫 번째 영상 F_1 (분산 10, 평균 0)
Fig. 12 The first image $F_1(\sigma = 10, m = 0)$



그림 13. 두 번째 영상 F_2 (분산 10, 평균 0)
Fig. 13 The second image $F_2(\sigma = 10, m = 0)$

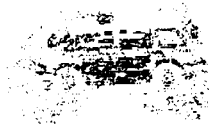


그림 14. 옵티컬 플로우와 에지의 논리 연산(F_1 , $ed_0=90$, $OF_0=0.5$)

Fig. 14 Logic operation of optical flow and edge(F_1 , $ed_0=90$, $OF_0=0.5$)

제안된 방법은 그림 14에 나타난 것처럼 잡음이 있는 영상에서도 이동하는 물체의 형태를 추출하는데 효과적임을 알 수 있었다. 그러나 이동물체의 방향을 추정하는 경우 에지영상 F_2 의 무게중심 좌표가 잡음 때문에 변화하므로 물체의 이동방향을 정확히 추적하는 것은 약간의 어려움이 있으나 이동물체의 윤곽 추정에는 특별히 효과적임을 알 수 있었다.



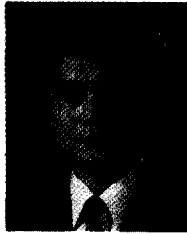
그림 15. 이동물체의 방향과 속도 추정
Fig. 15 Estimation of speed and moving direction for a object

VI. 결 론

OF를 이용하여 움직임경계를 검출하는 경우 정확한 경계검출이 어렵고, 또한 혼란스러운 배경을 갖는 영상에서는 정확한 에지추출이 어렵다. 본 논문에서는 OF와 에지를 논리연산하여 이동물체를 추정하고 트래킹하는 방법과 그래디언트 연산속도를 개선하는 방법을 제안하였다. OF와 에지를 논리연산하므로써 불확실한 배경에서도 이동물체의 움직임경계 검출을 정확하게 할 수 있고 물체의 이동방향 성분과 속도를 검출할 수 있음을 알 수 있었다. 기존의 방법^[6]에서는 이동물체의 전체윤곽을 이미지 열에서 움직임 경계의 에지를 누적함으로써 얻었지만, 제안된 논리연산 방법은 알고리즘이 간단하여 쉽게 경계검출을 할 수 있었다. 또한 OF 추정에 필요한 그래디언트의 연산에 제안된 2가지 방법을 그레이벨값이 일정한 비율로 변화된 각각의 영상에 적용한 결과 연산속도가 개선되었다.

참 고 문 헌

1. B. K. P. Horn, "Robot Vision" *McGraw-Hill Book Company*, pp. 278-298, 1987.
2. G. Adiv, "Determining 3-D motion and structure from optical flow generalized by several moving objects," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 7, pp. 384-401, 1985.
3. B. G. Schunck. "Image flow segmentation and estimation by constraint line clustering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 11. no. 10, pp. 1010-1027, Oct. 1989.
4. H-J. Chen, et al "Detecting Multiple Rigid Image Motions from an Optical Flow Obtained with Multi-scale, Multi-Orientation Filters," *Trans. IEICE*, vol. E76-D, no. 10, pp. 253-1262, 1993.
5. W. b. Thompson, and E. R. Struck, "Detecting Moving Objects Using the Rigidity Constraint", *IEEE Trans. PAMI*. vol. PAMI-15, No. 2, pp. 162-166, 1993.
6. M. Etoh. et al, "Segmentation and 2D Motion estimate by region Fragments", *Proc. 4th, Int. conf. com. vision*, pp. 192-199, 1993.
7. D. Ben-Tzvi, A. Del Bimbo and P. Nesi "Optical Flow From Constraint lines Parameterization," *International conference Pattern Recognition*, Vol. 26, No, 10, pp. 1549-1561, 1993.
8. Yoshinori Kuno, "Object Tracking in Cluttered Background Based on Optical Flow and Edges", *International conference on pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 196-200, 1996.
9. Miroslaw Bober, Nikos Georgis and Josef Kittler "On Accurate and Robust Estimation of Fundamental Matrix," *Proc. of the British Machine Vision Conference*, pp. 598-604, BMA, Press, 1996.



안 태 홍(Tae-Hong Ahn) 정회원
1982년~1987년: 조선대학교 공과대학 전자공학과 학사
1987년~1992년: 조선대학교 대학원 전자공학과 석사
1993년~1997년: 조선대학교 대학원 전자공학과 박사
1993년~현재: 전남전문대학 전자계산기와 조교수

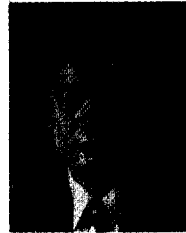
※주관심분야: 디지털신호처리, Vision 시스템, 패턴인식



정 상 화(Sang-Hwa Jeong) 정회원
1978년~1982년: 서울대학교 농공학과 학사
1983년~1985년: 한국과학기술원 기계공학과 석사
1988년~1992년: North Carolina 주립대 박사
1985년~1988년: 금성전선연구소 주임연구원

1992년~1993년: North Carolina Precision Engineering center Research Associate

1994년~현재: 조선대학교 공과대학 기계공학과 조교수
※주관심분야: Nonlinear Robust Control, 초정밀가공공정제어, Active Suspension Control, Fuzzy-Neuro Control, Micro-Motion Control



박 증 안(Jong-An Park) 정회원
1975년: 조선대학교 공과대학 전자공학과, 공학사
1986년: 조선대학교 대학원 전기공학과, 공학박사
1983년~1984년: 미국 Massachusetts 주립대학교 전기 & 전자공학과 객원교수

1990년~1991년: 영국 Surrey 대학 전기 & 전자공학과 객원교수

1975년~현재: 조선대학교 공과대학 전자정보통신공학부 교수

※주관심분야: 디지털신호처리, Vision 시스템, 패턴인식