

오일러 수와 구조 텐서를 사용한 개선된 Nonparametric 변화 검출 알고리즘

준희원 이 용 희*, 김 태 희**, 정희원 정 동 석*

An Improved Nonparametric Change Detection Algorithm Using Euler Number and Structure Tensor

Woong-Hee Lee*, Tae-Hee Kim**, Associate Members, Dong-Seok Jeong** Regular Member

요 약

동영상에서 움직이는 객체를 찾아내기 위해 프레임 차분에 기반을 둔 변화 검출 알고리즘이 많이 사용된다. 이러한 알고리즘들은 프레임의 변화를 추정된 통계적 배경 모델을 이용하여 검출한다. 그러나 이러한 추정된 배경 모델이 실제 통계적 분포와 다르면 잘못된 검출 결과들이 생성되게 된다. 본 논문에서는 오일러 수와 구조적 텐서를 이용한 개선된 변화 검출 알고리즘을 제안한다. 제안된 오일러 수에 기반을 둔 맵핑 방법은 Nonparametric 변화검출 알고리즘에 의해 잘못 검출된 결과를 감소시키는데 사용될 수 있다. 또한 본 논문에서 제안된 구조 텐서를 이용한 방법은 움직인 객체 영역 내부의 변화를 검출하는데 사용된다. 제안된 방법은 기존의 방법에 비해 Weather에서는 90%, Mother & daughter에서는 34% 그리고 Aisle에서는 43%의 검출 에러 감소 효과를 얻을 수 있음을 실험 결과로 확인한다.

Key Words : nonparametric change detection; euler number; structure tensor.

ABSTRACT

Change detection algorithms based on frame difference are frequently used for finding moving objects in image sequences. These algorithms detect the change of frames using estimated statistical background model. But, if this estimated background model is different from the actual statistical distribution, false detections are generated. In this paper, we propose an improved change detection algorithm using euler number and structure tensor. The proposed mapping method which is based on the euler number can be used for reducing the false detections that generated by nonparametric change detection algorithm. In this paper, the change in the region of moving object also can be detected by the proposed method using structure tensor. Experimental result shows that the proposed method reduces the false detections effectively by 90% on "Weather", by 34% on "Mother & daughter" and by 43% on "Aisle" than an existing method does.

I. 서론

동영상에서 움직이는 객체를 찾아내는 것은 컴퓨터 비전에서 중요하게 여겨지는 연구 분야 중 하나로서 이러한 기능을 구현하기 위해 많이 사용하는

방법은 프레임의 차분을 이용하여 변화 검출을 하는 것이다^{[1][2]}. 이러한 차분을 이용하는 방법은 계산이 간단하여 객체 추적, 침입 및 차량 감시 시스템 그리고 객체 기반 비디오 압축에서 객체 분할 등의 많은 분야에서 사용되고 있다^[2]. 변화 검출에 있어

* 인화대학교 전자공학과 (g1991205@inhavision.inha.ac.kr), ** 한국전자통신연구원 전파방송연구소
논문번호 : 030375-0825, 접수일자 : 2003년 8월 26일

서 차분을 이용하는 가장 기본적인 방법으로는 간단히 프레임간의 차분을 구해 문턱치를 취하는 방식으로 볼 수 있다. 이러한 방식은 크게 차분이 계산되는 부분에 따라 화소 기반(pixel-based) 방식과 영역 기반(region-based) 방식의 두 가지로 구분된다^{[2][3]}. 또한 이렇게 계산된 각 방식의 차분 값을 이용하여 변화가 있는 부분을 검출하기 위해서는 단순한 문턱치를 사용하는 방식보다 통계적 배경 모델(statistical background model)이 주로 사용된다. 일반적으로 고정된 배경의 시간적인 변화는 카메라의 흔들림과 센서의 잡음, 그리고 주변 조명의 변화에 의해 발생한다^[3]. 이러한 배경의 시간적인 변화를 모델링하기 위해 화소 기반 또는 영역 기반 특히 블록 영역기반이 주로 사용되며 검정통계량을 차분 값에서 유도하여 이용한다. 이렇게 구해진 각 검정통계량에 따라 가우시안(gaussian) 분포^[3], χ^2 (chi-square) 분포^{[4][5]}, F 분포^[6] 등이 배경 모델의 분포로서 사용되며 이러한 모델을 이용하여 변화를 판단하는 방법으로는 유의성 수준(significance level)를 정하여 통계적 유의성 검사(statistical significance test)를 이용하는 방법이 있다^{[4][5][6]}.

통계적으로 배경 변화를 모델링 하는 이러한 방법은 Parametric 방식과 Nonparametric 방식으로 구분할 수 있다. Parametric 방식은 모델을 가정한 후, 전체 데이터를 가지고 분포를 표현하는 파라미터를 추정하는 방식이다. 반면에 Nonparametric 방식은 전체 데이터를 사용하여 모델 파라미터를 추정하는 방식이 아니라 부분적인 데이터로부터 직접 확률 밀도 함수를 생성하는 방식이다^[3]. 그러나 이러한 배경 변화를 모델링 하는 방법들은 실제 데이터의 통계적 분포와 추정된 분포가 다른 경우에 오 검출이 발생한다. 특히 Nonparametric 방법은 부분적인 데이터만을 가지고 확률 밀도 함수를 생성하는 장점이 있지만 실제 통계적 분포와 다르게 될 가능성이 많다.

본 논문에서는 오일러 수에 기반한 맵핑과 구조 텐서를 사용한 개선된 Nonparametric 변화 검출 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 Nonparametric 방식으로 생성된 초기 검출 영상의 배경에 나타나는 오 검출 부분을 오일러 수에 기반한 맵핑을 사용하여 감소시키고 구조 텐서를 이용하여 움직인 객체 영역 내부의 변화를 효과적으로 검출한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안된 알고리즘에 대해 각 단계별로 설명하고 3장에서

실험 결과를 보인 후에 4장에서 결론 및 향후 과제에 관하여 논한다.

II. 제안된 알고리즘

1. Nonparametric 배경 모델

동영상에서 움직인 객체를 검출하기 위한 변화 검출은 주로 프레임 차분에 대한 통계적 배경 모델을 구하여 사용한다. 이때 배경에 해당하는 분포를 벗어난 부분을 움직인 전경(foreground)로 검출한다. 본 논문에서는 시간적으로 변화하는 각 프레임에서의 차분을 화소 단위로 모델링하는 화소기반 방식을 사용하고 통계적 배경 모델로서 A. Elgammal이 제안한 Nonparametric 배경 모델^[3]을 이용한다. 이때 배경의 확률 밀도 함수는 현재 프레임의 앞뒤로 일정 개수의 프레임만을 사용하여 구한다.

본 논문에서는 프레임 영상 화소의 위치 벡터를 $p = [x, y]^T$ 라고 할 때, 시간 t 에 해당하는 프레임 영상 I_t 내의 위치 p 에 해당하는 화소의 값을 $I_t(p)$ 이라고 정의한다. 그리고 본 논문에서는 홀수인 $2N+1$ 개의 샘플 프레임을 사용하여 현재 프레임의 배경 모델을 구하게 된다. 이는 현재 프레임의 시간이 n 이라고 하면 현재 프레임의 앞뒤로 N 개의 프레임 I_t , $n-N \leq t \leq n+N$ 을 사용하는 것으로 볼 수 있다. 이때 연속된 각 프레임간의 차분 절대값은 다음 식 (1)과 같이 정한다.

$$D_t(p) = |I_{t+1}(p) - I_t(p)| \quad (1)$$

$2N+1$ 개의 샘플 프레임에서 $2N$ 개의 차분 프레임이 구해지며 각 $D_t(p)$ 에 대한 편차 σ_p 는 구해진 $2N$ 개의 $D_t(p)$ 에서 구한 메디안 값 m 을 이용하여 추정된다. 이때 보다 정확한 메디안 값을 구하기 위해 정렬된 중간 두 값의 평균을 m 으로 사용한다. 만일 가우시안 분포를 배경을 모델링하기 위한 분포로 사용한다면 이와 같은 프레임 차분의 절대값은 가우시안 분포 $N(0, 2\sigma^2)$ 를 따른다고 추정할 수 있다. 이때 앞서 구한 메디안 값 m 은 식 (2)와 같은 관계를 가진다^[3].

$$\Pr(N(0, 2\sigma^2) > m) = 0.25 \quad (2)$$

본 논문에서 $D_t(p)$ 에 대한 편차 σ_p 를 추정하

기 위해서는 다음과 같은 식 (3)을 이용한다.

$$\sigma_p = \frac{m}{0.68\sqrt{2}} \quad (3)$$

또한 본 논문에서는 이렇게 추정된 편차를 이용하여 다음 식 (4)과 같은 가우시안 확률 분포를 구하고 이를 배경의 확률 밀도 함수로 사용한다.

$$\Pr(I_n(\mathbf{p})) = \frac{1}{2N} \sum_{i=N}^{n+N-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{D(\mathbf{p})^2}{\sigma_p^2}} \quad (4)$$

본 논문에서는 위의 식 (4)를 사용하여 추정된 배경 확률(background probability) $\Pr_B(\mathbf{p})$ 을 구하고 아래 식 (5)를 이용하여 전경 확률(foreground probability) $\Pr_F(\mathbf{p})$ 을 구한다.

$$\Pr_F(\mathbf{p}) = 1.0 - \Pr_B(\mathbf{p}) \quad (5)$$

위와 같이 구해진 전경 확률을 영상으로 나타내면 그림 1의 (b)와 같은 전경 확률 영상을 얻을 수 있다. 본 논문에서는 N 의 값을 2로 설정하여 5개의 프레임으로부터 전경 확률 영상을 구하였다. 이때, 배경을 전경으로 잘못 검출하여 배경임에도 불구하고 전경 확률이 높게 설정되는 경우가 있다. 이처럼 오 검출된 부분은 그림 1의 (b)와 같이 전경 확률 영상의 배경 영역에서 잠움처럼 밝게 나타나는 부분으로 나타나게 된다. 이는 부분적인 프레임만으로 추정된 확률 분포가 배경의 실제 분포와 다르기 때문에 나타나는 것이다. A. Elgammal^[3]은 이러한 배경에서의 오 추정된 부분을 제거하기 위해 3×3 블록에 있는 배경 확률 중 최대값을 구하여 배경 확률을 재설정하는 방법을 사용했다. 본 논문에서는 이러한 배경 잠움을 줄이기 위한 방법으로 다음 절에서 설명하는 오일러 수에 기반한 맵핑 방법을 사용한다.



(a) 원 영상 (b) 전경 확률 영상

그림 1. 초기 검출된 확률 영상

2. 오일러 수에 기반한 맵핑 방법

프레임 차분 값을 이용한 변화 검출의 경우, 적절한 문턱치를 찾아야 좋은 검출 결과를 얻을 수 있다^{[2][7]}. 많은 기존의 여러 가지 문턱치 방법 중에서 오일러 수를 이용한 방법은 효과적인 문턱치를 생성하고 만족할 만한 검출 결과를 나타낸다고 알려져 있다^[2]. 이진 영상에서 오일러 수 E 는 구멍의 수 H 와 연결된 요소의 수 C 를 사용하여 다음과 같이 정의된다.

$$E = C - H \quad (6)$$

S. B. Gray^[8]는 지역 연산을 통하여 효과적으로 오일러 수를 구하는 방법을 제안하였다. 우선 이진 영상에서 그림 2와 같은 2×2의 크기로 정의된 패턴 a_1, a_3, a_d 에 해당하는 수를 계수한다. 이때 a_1 과 a_3 는 4개, a_d 는 2개의 가능한 패턴이 존재한다.

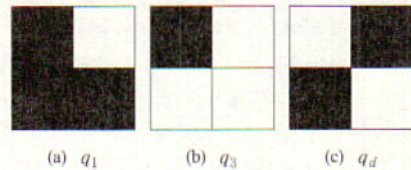


그림 2. 이진 2×2 패턴의 예

문턱치 k 에 의해 생성된 이진 영상에서 나타나는 각 패턴의 수를 $a_1(k), a_3(k), a_d(k)$ 라고 하면 이때 영상의 오일러 수 $E(k)$ 는 다음의 식 (7)과 같이 구해진다.

$$E(k) = \frac{1}{4} \{a_1(k) - a_3(k) - 2a_d(k)\} \quad (7)$$

그러나 위와 같이 방법은 전체 영상에서 오일러 수를 구하는 방법보다는 지역 연산을 사용함으로써 연산량이 적지만 이를 각 문턱치에 의해 생성된 이진 영상들을 대상으로 할 때에는 많은 연산이 필요하게 된다.

본 논문에서는 다음과 같은 L. Snidaro^[7]가 제안한 실시간 알고리즘을 이용하여 각 문턱치 값에 대한 오일러 수 $E(k)$ 를 구하였다. 먼저 입력되는 그레이 영상에서 2×2 블록에 나타나는 값을 크기 순서로 정렬하여 작은 값부터 a, b, c, d 를 정한다. 이때 6개의 카운터 배열 $a_1^{Start}[k], a_1^{End}[k], a_3^{Start}[k], a_3^{End}[k], a_d^{Start}[k], a_d^{End}[k]$ 은 식 (8), (9) 및 (10)의 조건에 의해 증가된다.

$$\begin{aligned}
 q_1: q_1^{Start}[c] &= q_1^{Start}[c] + 1, q_1^{End}[d-1] = q_1^{End}[d-1] + 1 \\
 &\quad , \text{ if } c < d-1 \quad (8) \\
 q_3: q_3^{Start}[a] &= q_3^{Start}[a] + 1, q_3^{End}[b-1] = q_3^{End}[b-1] + 1 \\
 &\quad , \text{ if } a < b-1 \quad (9) \\
 q_d: q_d^{Start}[b] &= q_d^{Start}[b] + 1, q_d^{End}[c-1] = q_d^{End}[c-1] + 1 \\
 &\quad , \text{ if } b < c-1, c < d-1 \\
 &\quad , c \text{와 } d \text{는 서로 } 2 \times 2 \text{ 블록에서 대각에 위치 } (10)
 \end{aligned}$$

예를 들면 그림 3 (a)와 같은 그레이 영상의 블록이 있을때 $a=1, b=3, c=5, d=8$ 이 된다. 이때 식 (8), (9) 그리고 (10)에 의해 카운터 배열은 그림 3 (b)와 같이 증가된다.

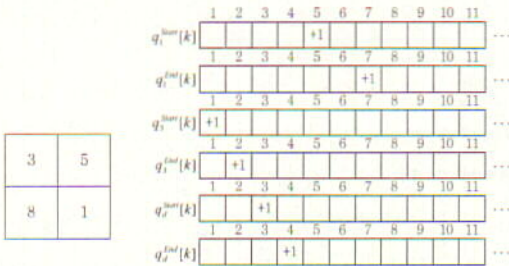


그림 3. 예제 영상 블록과 이에 따른 카운터 배열의 증가

구해진 카운터 배열과 그림 4에 나타낸 C code 를 이용하여 문턱치 값 k 에 대한 오일러 수 $E(k)$ 를 구한다. 이와 같은 카운터 배열을 이용한 알고리즘은 입력 영상을 이진화할 필요 없이 입력 영상 자체에 1번의 래스터 스캔을 하면서 각 문턱치 값 k 에 따른 오일러 수 $E(k)$ 를 구하기 때문에 빠른 처리가 가능하다.

이렇게 구해진 오일러 곡선에서는 문턱치 값이 증가되면서 오일러 수가 최고 값이 된 뒤 감소하다가 비교적 일정하게 유지되기 시작하는 부분이 나타난다. 오일러 곡선을 이용하는 문턱치 방법에서는 이때의 k 값을 최적 문턱치로 결정하게 된다^[2].

```

q1[0] = q1start[0];
q3[0] = q3start[0];
qd[0] = qdstart[0];
E[0] = (q1[0]-q3[0]-2*qd[0])/4;
for( k=1; k<=maxThresholdValue; k++)
{
    q1[k] = q1[k-1] + q1start[k] - q1end[k];
    q3[k] = q3[k-1] + q3start[k] - q3end[k];
    qd[k] = qd[k-1] + qdstart[k] - qdend[k];
    E[k] = (q1[k]-q3[k]-2*qd[k])/4;
}
    
```

그림 4. 오일러 수 $E(k)$ 를 구하는 C code

그림 5 (a)는 P. Rosin^[2] 이 제안한 최적 문턱치를 설정하는 방법을 나타낸다. 이 방법은 구해진 그림 5 (a)의 오일러 곡선에서 오일러 수가 최대값이 되는 위치와 오일러 수가 0이 되는 최대 k 에 해당하는 위치 β 간의 직선을 가정한 뒤, 이 선으로부터 거리가 최대인 코너 위치 c 를 구한다. 이렇게 구해진 위치에 해당하는 k 값을 최적 문턱치 α 로 설정한다. 본 논문에서는 문턱치를 설정하여 이진화하는 것이 아닌 그림 5 (a)에 나타난 α 와 β 의 두 값을 이용하여 입력된 영상의 값을 식 (11)에 의해 그림 5 (b)와 같이 맵핑한다.

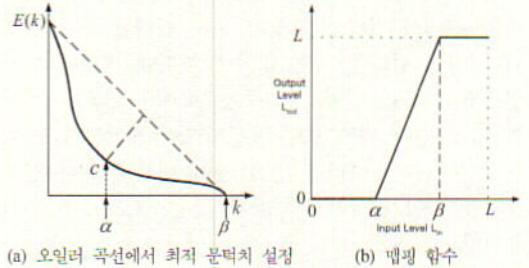


그림 5. 오일러 곡선에서 최적 문턱치 설정 및 맵핑 함수

$$L_{out} = \begin{cases} 0 & , L_{in} < \alpha \\ \frac{L}{\beta - \alpha} L_{in} & , \alpha \leq L_{in} \leq \beta \\ L & , L_{in} > \beta \end{cases} \quad (11)$$

그림 6 (a)와 (b)는 맵핑에 사용된 확률 영상과 제안된 오일러 수에 의한 맵핑을 통한 결과 영상이다. 그리고 그림 6 (c)는 실제 구해진 오일러 곡선을 나타낸다. 제안된 오일러 수 기반 맵핑을 사용하면 그림 6 (b)에 나타난 것과 같이 배경 부분에 있던 오 검출된 변화 부분을 많이 감소시킬 수 있다.

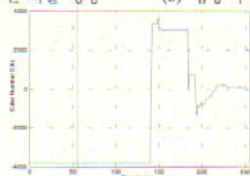


그림 6. 제안된 오일러 수에 기반한 맵핑 방법

본 논문에서는 위와 같이 오일러 수를 이용한 맵핑으로 만들어진 영상에 부가적으로 3×3 메디안 필터를 적용하여 배경에 남아있는 잡음을 제거하였다. 이때 메디안 필터는 배경 잡음이 심한 영상에서 맵핑 후에도 남아있을 수 있는 배경 잡음을 제거하고, 줄어든 실제 변화 영역 내부가 메디안 필터링으로 블러링 되어 채워지도록 하기 위해서 사용된다. 본 논문에서는 위와 같은 처리를 거친 후에 다음 절에서 설명할 구조 텐서를 통하여 실제 변화 영역 내부의 줄어든 부분을 검출하는 방법을 사용하였다.

3. 구조 텐서에 의한 영역 내부 변화 검출

앞 절에서 설명한 오일러 수에 기반한 맵핑 방법과 메디안 필터를 거친 영상은 배경에 존재하는 오검출된 부분을 많이 줄여주는 효과가 있으나 변화가 있는 영역 내부 또한 부분적으로 줄어들게 된다. 본 논문에서는 이러한 변화 영역 내부에 대한 검출 효과를 높이기 위해서 다음과 같은 구조 텐서를 이용한다.

두개의 공간 변수 x, y 를 가지는 입력 영상을 $I(x, y)$ 라고 할 때, 영상의 x 와 y 에 대한 편미분 I_x 와 I_y 은 식 (12)에 의해 구해지며 기울기 (gradient) 벡터 ∇I 는 식 (13)과 같이 정의된다.

$$I_x = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} = \frac{1}{2} I(x+1, y) - I(x-1, y) \quad (12)$$

$$I_y = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} = \frac{1}{2} I(x, y+1) - I(x, y-1)$$

$$\nabla I = [I_x, I_y]^T \quad (13)$$

이때 구조 텐서(structure tensor) 행렬 \mathbf{T} 는 이렇게 구해진 기울기 벡터 ∇I 를 사용하여 식 (14)와 같이 구한다.

$$\mathbf{T} = \nabla I \nabla I^T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} \\ t_{12} & t_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

이렇게 구해진 \mathbf{T} 는 대칭 행렬(symmetric matrix)로서 이 행렬의 고유값(eigenvalue) λ_+ 와 λ_- 는 다음의 식 (15)에 의해 구한다.

$$\lambda_{+/-} = \frac{t_{11} + t_{22} \pm \sqrt{(t_{11} - t_{22})^2 + 4t_{12}^2}}{2} \quad (15)$$

본 논문에서는 앞 절에서 설명한 오일러 수에 기반한 맵핑 방법과 메디안 필터를 거친 영상을

$I_{Euler}(x, y)$ 로 정의한다. 그리고 이를 이용하여 각 화소 위치 $\mathbf{p}=[x, y]^T$ 에 해당하는 텐서 행렬을 구하고 행렬의 고유값 $\lambda_+(\mathbf{p})$ 과 $\lambda_-(\mathbf{p})$ 를 이용하여 식 (16)에서 처럼 $\xi(\mathbf{p})$ 을 구한다.

$$\xi(\mathbf{p}) = \sqrt{\lambda_+(\mathbf{p}) - \lambda_-(\mathbf{p})} \quad (16)$$

이와 같이 구해진 ξ 값들 중, 영상 내에서의 최대 값 ξ_{max} 과 최소 값 ξ_{min} 을 구하여 식 (17)에 의해 그레이 스케일로 사상시켜 그림 7의 (b)와 같은 텐서 영상 $I_{Tensor}(\mathbf{p})$ 를 구한다.

$$I_{Tensor}(\mathbf{p}) = 3 \left(\frac{255}{\xi_{max} - 2\xi_{min}} \right) \xi(\mathbf{p}) \quad (17)$$

그림 7 (a)는 텐서 영상을 구하기 위해 사용된 $I_{Euler}(\mathbf{p})$ 이고 그림 7 (b)는 구조 텐서에 의해 구해진 영상 $I_{Tensor}(\mathbf{p})$ 이다. 그림 7의 (b)에 나타난 바와 같이 텐서 영상 $I_{Tensor}(\mathbf{p})$ 는 화소값의 기울기가 큰 부분이 밝게 나타난다. 그리고 이때 $I_{Euler}(\mathbf{p})$ 에서 전경으로 검출된 밝은 부분은 화소값의 기울기가 작으므로 $I_{Tensor}(\mathbf{p})$ 에서는 어둡게 나타나는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서는 $I_{Euler}(\mathbf{p})$ 와 $I_{Tensor}(\mathbf{p})$ 에서 같은 위치의 두 화소값 중 큰 값을 사용하여 그림 7의 (c)와 같은 최종 변화 검출 결과 영상 $I_{Detect}(\mathbf{p})$ 를 구한다.

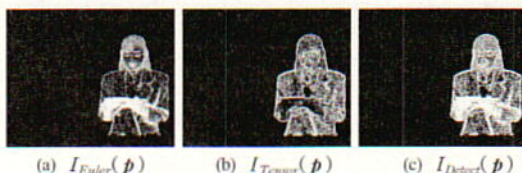


그림 7. 제안된 구조 텐서에 의한 변화 검출 과정

III. 실험 결과

1. 오일러 수에 기반한 맵핑 결과

제안된 변화 검출 알고리즘의 평가를 위해, 본 논문에서는 Weather, Mother & daughter 그리고 Aisle 시퀀스 데이터를 사용하여 실험하였다. 이때, Weather와 Mother & daughter 영상은 352×288의

크기를 가지며 Aisle 영상은 320×240의 크기를 갖는다. 본 논문에서는 Nonparametric 배경 모델을 생성하기 위한 N 값을 2로 설정하여 5개의 이웃한 프레임을 이용하여 확률 밀도 함수를 구한다. 그림 8 (b),(c),(h)와 (c)(f)(i)는 각각 전경 확률 영상과 오일러 수에 기반한 맵핑을 거친 후의 결과 영상이다. 이때 전경 확률 영상의 배경 부분에 나타난 오 검출된 부분은 제안된 오일러 맵핑 방법을 통하여 감소시킬 수 있었다.



그림 8. Nonparametric 배경 모델에 의한 전경 확률 영상 및 오일러 수 기반 맵핑 결과

그림 9는 각 데이터의 전경 확률 영상에서 추출된 오일러 곡선이다. 각각의 오일러 곡선을 살펴보면 오일러 수가 최대 값이 된 후에 감소하다가 일정하게 유지되기 시작하는 부분이 존재하는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 표 1과 같이 이러한 부분을 구하여 맵핑 파라미터의 α 값으로 설정하였다.

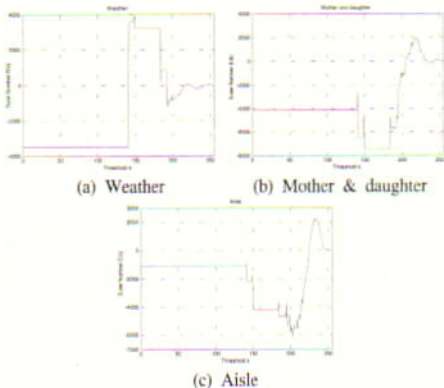


그림 9. 전경 확률 영상에서 추출된 오일러 수 곡선

표 1. 오일러 곡선에서 추출된 맵핑 파라미터

실험데이터	$E(k)$ 가 최대일 때 k	α	β
Weather	148	193	252
Mother & daughter	216	233	251
Aisle	232	244	252

2. 제안된 오일러 기반 맵핑 알고리즘의 성능 평가

일반적인 변화 검출 알고리즘에서 나타나는 오 검출의 경우는 다음과 같은 두 가지 경우로 구분할 수 있다.

- 1) 배경 영역을 전경 부분으로 판단하는 에러 (배경 에러) : E_B
- 2) 전경 부분을 배경 부분으로 판단하는 에러 (전경 에러) : E_F

본 논문에서는 이러한 오 검출의 정도를 판단할 수 있는 다음과 같은 기준을 설정하여 제안된 알고리즘의 성능을 평가하였다. 우선 실제 배경 영역 내에서 전경 부분으로 오 검출된 화소수를 실제 배경 영역의 면적으로 나눈 값을 배경 에러 (E_B)로 정의하였다. 또한 마찬가지로 실제 전경 영역 내에서 배경으로 오 검출된 화소수를 실제 전경 영역의 면적으로 나누어 전경 에러 (E_F)를 정의하였다. 그리고 영상 전체에 나타난 이러한 두 가지 에러 모두를 측정하기 위해 영상 전체에 나타나는 이러한 오 검출된 모든 화소수를 영상의 전체 화소수로 나누어 검출 에러 (E_D)로 정의하였다.



그림 10. 실험에 사용한 객체 마스크 영상의 예

위와 같이 정의된 에러를 구하기 위해서는 실제 객체가 분할된 영상이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 그림 10과 같은 객체 마스크 영상을 각 데이터에서 구하여 성능 평가를 수행하였다. 또한 각 데이터에 대해 10개의 프레임을 대상으로 앞서 정의된 각 에러를 구하고 이를 평균한 값으로 제안된 방법의 성능을 평가하였다. 전경 확률 영상과 오일러 맵핑된 확률 영상을 평가하는 경우에는 각 화소

값이 확률 값을 가지므로 검출 판단 기준을 전경 확률이 0.5보다 작은 경우에는 배경으로 검출된 화소로 그리고 그 외의 경우는 전경으로 검출된 화소로 정하여 에러를 구하였다. 또한 본 논문에서는 제안된 오일러 맵핑 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 배경 영역에서 구해지는 평균 전경 확률 ($\overline{Pr}_{F_{inB}}$)을 평가 항목으로 하였다. 위와 같은 기준에 따라 각 실험 데이터에 대해 오일러 맵핑이 적용되기 전과 적용된 후에 나타나는 결과를 표 2에 나타내었다.

표 2. 제안된 오일러 기반 맵핑 결과

실험 데이터	오일러 수 기반 맵핑 적용 전			
	$\overline{Pr}_{F_{inB}}$	E_B	E_F	E_D
Weather	0.2396	0.4220	0.0368	0.3053
Mother&daughter	0.6333	0.8497	0.0223	0.4469
Aisle	0.8326	0.9793	0.0004	0.9688
실험 데이터	오일러 수 기반 맵핑 적용 후			
	$\overline{Pr}_{F_{inB}}$	E_B	E_F	E_D
Weather	0.0039	0.0038	0.4723	0.1093
Mother&daughter	0.0086	0.0073	0.7740	0.3807
Aisle	0.0036	0.0018	0.4039	0.0061

표 2에 나타난 바와 같이 제안된 오일러 맵핑을 적용한 후, 배경 에러가 각 데이터에 대해 99%정도 감소하고 검출 에러는 Weather는 64.2%, Mother & daughter는 14.8% 그리고 Aisle은 99.3%가 감소되어 Nonparametric에서 나타나는 오 검출 부분을 상당히 감소시키는 것을 알 수 있다. 또한 배경에서 나타나는 평균 전경 확률 또한 거의 0에 가깝도록 만들어 제안된 오일러 기반 맵핑 방법이 전경으로 오 검출된 배경 영역을 배경으로 정확히 검출되도록 조정하는 것을 알 수 있다.

3. 구조 텐서를 이용한 최종 검출 결과

그림 11 (a)는 맵핑 결과 영상을 메디안 필터 처리를 한 뒤, 구조 텐서를 적용하여 구한 텐서 영상이다. 또한 메디안 필터 처리된 영상과 구해진 텐서 영상을 결합한 최종 검출 영상은 그림 11 (b)에 나타내었다.

그림 11 (b)에 나타난 바와 같이 제안된 구조 텐서를 이용한 방법은 오일러 맵핑 후 손실된 변화 영역 내부를 효과적으로 검출하는 것을 알 수 있다.



그림 11. 구조 텐서를 사용한 텐서 영상 및 최종 검출 영상

표 3에서는 앞서 표 2에 나타난 오일러 맵핑 적용 후의 에러와 구조 텐서 적용 후 최종 검출된 결과에서의 에러를 비교하였다. 이때 전경 에러는 Weather에서는 40.6%, Mother & daughter에서는 20.2% 그리고 Aisle에서는 61.2%가 감소하는 것을 알 수 있다. 또한 검출 에러는 Weather에서는 34.0%, Mother & daughter에서는 18.6% 그리고 Aisle에서는 11.5% 정도가 감소하게 된다.

표 3. 제안된 구조 텐서를 이용한 최종 검출 결과

실험 데이터	오일러 수 기반 맵핑 적용 후		
	E_B	E_F	E_D
Weather	0.0038	0.4723	0.1093
Mother&daughter	0.0073	0.7740	0.3807
Aisle	0.0018	0.4039	0.0061
실험 데이터	오일러 수 기반 맵핑 적용 후		
	E_B	E_F	E_D
Weather	0.0011	0.2807	0.0721
Mother&daughter	0.0182	0.6173	0.3100
Aisle	0.0037	0.1567	0.0054

4. 기존 변화 검출 방법과의 비교

일반적으로 많이 사용되는 χ^2 분포를 이용한 변화 검출 방법과 제안된 방법을 비교하기 위해 본 논문에서는 Y. Tsai^[4]가 사용한 변화 검출 방법을 사용하였다. 검정통계량으로는 χ^2 분포를 가지는 정규화된 차분의 지역합(local sum of normalized differences)인 식 (18)을 사용하였다. 이때 $N(p)$ 는 3×3 의 크기를 가지는 주변 픽셀을 나타내며 σ^2 는 추정된 배경 영역의 분산을 의미한다.

$$\Delta_L(\mathbf{p}) = \sum_{\mathbf{p} \in \mathcal{N}(\mathbf{p})} \frac{D_L(\mathbf{p})^2}{\sigma^2} \quad (18)$$

이때 차분의 절대값을 정렬하여 크기가 50% 이상인 값을 가지는 부분은 변화가 있는 전경으로 간주하며 이를 제외한 배경 영역에서 분산 σ^2 을 추정하였다. 이 검정통계량은 자유도(degree of freedom)로 9를 갖는 χ^2 분포를 따른다. 이후 변화 영역을 판단하기 위하여 통계적 유의성 검사(statistical significance test)를 시행하며 이때 유의 수준(significance level)은 10^{-2} 로 정하였다.

제안된 방법의 최종 검출 영상은 그레이 영상이므로 문턱치 10을 적용하여 이진화 시킨 변화 검출 마스크를 만든 후 비교하였다. 그림 12에 나타난 바와 같이 제안된 방법은 구조 텐서를 이용하여 움직인 영역 내부의 변화를 강조하여 변화를 추출함으로써 χ^2 분포를 사용한 변화 검출 방법에 비해 움직인 영역 내부를 효과적으로 검출해 낼 수 있었다.



그림 12. χ^2 분포를 이용한 방법과 제안된 방법의 변화 검출 마스크 비교

표 4. 기존 변화 검출 방법과의 비교

실험 데이터	Y. Tsaig 방법		
	E_D	E_F	E_B
Weather	0.0083	0.7601	0.1777
Mother&daughter	0.0099	0.7805	0.3850
Aisle	0.0104	0.0605	0.0109
실험 데이터	제안된 방법		
	E_D	E_F	E_B
Weather	0.0125	0.0349	0.0175
Mother&daughter	0.0235	0.4964	0.2540
Aisle	0.0055	0.0718	0.0062

제안된 방법의 성능을 정량적으로 비교하기 위하

여 앞서 정의한 각 에러를 Y. Tsaig의 방법에 의한 결과와 제안된 방법의 결과에서 구하여 표 4에 나타내었다. 표 4에 나타난 바와 같이 제안된 오일러 수와 구조 텐서를 이용한 방법은 기존의 변화 검출 방법에 비해 검출 에러를 각 데이터 별로 Weather에서는 90.2%, Mother & daughter에서는 34.0% 그리고 Aisle에서는 43.1%정도 감소시켜 효과적인 변화 검출을 하는 것을 알 수 있다.

IV. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 Nonparametric 배경 모델을 사용한 변화 검출 방법에 오일러 기반 맵핑 방법과 구조 텐서 방법을 적용하여 개선시킨 변화 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 오일러 수에 기반한 맵핑 방법은 Nonparametric 배경 모델로 구한 전경 확률 영상에서 나타나는 배경 에러를 90% 이상 감소시키는 성능을 나타내었다. 그리고 제안된 구조 텐서 방법은 오일러 맵핑된 영상의 기울기로부터 구해진 구조 텐서 행렬을 이용해 영역 내부의 변화를 강조하여 검출함으로써 실제 객체 영역 내부에서 나타나는 전경 에러를 20-60%정도 감소시키는 성능을 나타내었다. 또한 본 논문에서 제안된 오일러 맵핑 방법과 구조 텐서를 결합한 변화 검출 방법은 기존 변화 검출 방법과 비교하여 배경 에러와 전경 에러를 포함한 검출 에러가 Weather에서는 90.2%, Mother & daughter에서는 34.0%, 그리고 Aisle에서는 43.1%정도 감소시키는 성능을 나타냄으로 효과적인 변화 검출이 수행됨을 알 수 있었다. 향후 과제로는 오일러 맵핑 적용 후에도 배경에 잡음이 남아있는 경우에 구조 텐서 방법을 통해 오히려 배경의 잡음이 강조될 수 있는 단점에 대한 해결 방법 및 컬러 영상에서의 제안된 변화 검출 방법의 적용 방법에 대한 연구가 있어야 할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] L. Li and M. K. Leung, "Integrating intensity and texture differences for robust change detection," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 11, no. 2, pp. 105-112, Feb. 2003.
- [2] P. L. Rosin, "Thresholding for change detection," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 86, no. 2, pp. 79-95,

2002.

- [3] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood and L. S. Davis, "Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance," *Proceedings of the IEEE*, vol. 90, no. 7, pp. 1151-1163, July 2002.
- [4] Y. Tsaig and A. Averbuch, "Automatic segmentation of moving objects in video sequences: A region labeling approach," *IEEE Trans. on Circuits and Syst. Video Technol.*, vol. 12, no. 7, pp. 597-612, July 2002.
- [5] F. Long, D. Feng, H. Peng, and W. Siu, "Extracting semantic video objects," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 21, no. 1, pp. 48-55, January/February 2003.
- [6] M. Kim, J. G. Choi, D. Kim, H. Lee, M. H. Lee, C. Ahn, and Y. Ho, "A VOP generation tool : Automatic segmentation of moving objects in image sequences based on spatio-temporal information," *IEEE Trans. on Circuit and Syst. Video Technol.*, vol. 9, no. 8, pp. 1216-1226, Dec. 1999.
- [7] L. Snidaro and G. L. Foresti, "Real-time thresholding with euler numbers," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 9-10, pp. 1533-1544, June 2003.
- [8] S. B. Gray, "Local properties of binary images in two dimensions," *IEEE Trans. on Computers*, vol.20, no. 5, pp. 551-561, May 1971.

김 태 희(Tae-Hee Kim)

준회원



1996년 2월 : 인하대학교
전자공학과 졸업
1998년 2월 : 인하대학교
전자공학과 석사
2003년 2월 : 인하대학교
전자공학과 공학박사

2003년 3월~현재 :

한국전자통신연구원 전파방송연구소 연구원

<주관심분야> MPEG-7 Video Indexing/Summary, DRM, MPEG-21 REL.

정 동 석(Dong-Seok Jeong)

정회원



1977년 2월 : 서울대학교
전기공학과 졸업
1985년 : Virginia 주립
공과대학 전자공학과 공학석사
1988년 : Virginia 주립
공과대학 전자공학과 공학박사

1988년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 교수

<주관심분야> 영상처리, 컴퓨터 비전, 멀티미디어 정보처리

이 웅 희(Woong-Hee Lee)

준회원



1995년 2월 : 인하대학교 전자
공학과 졸업
1997년 2월 : 인하대학교 전자
공학과 석사
1996년~1998년 : 서울이동통신
중앙연구소 주임연구원

1999년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 박사과정

<주관심분야> 영상처리, Video Coding, Video and Image Segmentation