

## 셀룰라 비선형 회로 구조를 이용한 optical flow 검출

\*손홍락\*, 김형석\*\*

전북대학교 메카트로닉스 연구센터, 전북대학교 전자정보공학부\*\*

## Detecton of Optical Flow Using Cellular Nonlinear Neural Networks

Hongrak Son\*, Hyongsuk Kim\*\*

Mechatronics Research Center, Chonbuk National Univ.\*

School of Electronics and Information, Chonbuk National Univ.\*\*

**Abstract**-The Cellular Nonlinear Networks structure for Distance Transform(DT) and the robust optical flow detection algorithm based on the DT are proposed. The proposed algorithm is for detecting the optical flows on the trajectories only of the feature points. The translation lengths and the directions of feature movements are detected on the trajectories of feature points on which Distance Transform Field is developed. The robustness caused from the use of the Distance Transform and the easiness of hardware implementation with local analog circuits are the properties of the proposed structure. To verify the performance of the proposed structure and the algorithm, simulation has been done about zooming image.

## 1. 서 론

Optical flow는 물체의 이동상태를 알 수 있게 할 뿐 아니라, 카메라의 움직임도 추정할 수 있기 때문에 동영상의 응용에서 매우 유용한 정보로서 얼굴의 표정을 인식하거나<sup>1,2)</sup> 움직이는 카메라에서 포착한 영상에서 3차원 정보를 알아내는 데 활용하기도 한다.<sup>3,4)</sup> 또 이 정보는 도로 상의 optical flow 변화를 이용하여 자동차를 자율 운행하는 데 이용할 수 있다.<sup>5)</sup>

Optical flow 계산 기술로는 미분을 이용하는 방법과 영상의 특징을 이용하는 방법 그리고, 주파수 기반 방법이 있다. 미분을 이용한 방법은 시간적 공간적인 미분을 취하므로 잡음에 매우 민감하며 복잡한 무늬가 있는 경우나, 넓은 영역에 걸쳐 밝기 변화가 없는 경우 또는 움직이는 물체의 경계선 및 물체와 배경과의 거리 차이가 있는 경우에는 오차를 유발할 수 있다.<sup>6)</sup> 영상의 특징을 이용한 방법은 작은 수지만, 정확하고 확실한 optical flow를 추출할 수 있기 때문에 물체 추적이나 카메라의 움직임 파악 같은 응용분야에 매우 유용하다. 그러나, 이 방법은 최적의 정합위치를 찾는 계산 량이 많으며 영상의 유사성이 있는 환경에서는 큰 문제를 유발한다.<sup>7)</sup> 앞의 두 방법 보다 더 강건하게 optical flow를 얻을 수 있는 방법은 주파수를 이용한 방법이다. 주파수 공간에서 특정속도에 반응하는 필터의 에너지를 이용하여 화소 위치에 대한 속도를 알아내는 방법인데, 잡음이나 aliasing 문제는 해결할 수 있지만 하드웨어 구현시 회로가 복잡하므로 실용적 이용이 어렵다는 문제가 있다.<sup>8)</sup>

영상의 Optical flow를 활용하는데는 잡음에 강하고 모든 환경에서 동작하는 등의 정확성 외에도 이동정보의 응용 대상이 대부분 실시간 계산을 요구하기 때문에 하드웨어 구성의 용이한 구조일 필요가 있다.

본 연구는 특징점들의 이동 궤적상에서 거리변환 기법을 이용하여 궤적이 움직인 거리와 방향을 추출함으로써 optical flow를 구하는 알고리즘을 제안하였다.

제안한 optical flow 추출 알고리즘의 특징은 실시간 처리를 위한 하드웨어 구성이 용이하며 정확한 optical flow검출이 가능하다는 것이다.

## 2. 제안한 optical flow 검출 알고리즘

제안한 Optical flow 계산 알고리즘의 기본 아이디어는 단위 시간  $\Delta T$  동안에 움직인 특징점들의 궤적을 이용하는 것이다. 독립 특징점의 경우, 단위 시간동안 움직인 궤적의 길이는 특징점의 속도에 비례하고 방향은 optical flow 벡터 방향과 일치하므로 이 정보를 optical flow로 활용할 수 있다. 여기서 독립 특징점이 생성시키는 선은 단선이기 때문에 잡음의 영향을 받아 쉽게 절단되는 문제가 있다. 특징점 추출과정에서 사용한 문턱치를 완화하면 여러 개의 특징점들의 연결 group으로 나타나게 되고, 이 연결된 특징점 group들은 넓은 궤적을 만들게 되므로 잡음이 있더라도 쉽게 단절되지 않는다. 제안한 방법은 이 넓은 특징점 궤적 상에서 궤적의 시작점과 종점간의 벡터를 이용하여 optical flow를 찾는 원리로서 잡음에 의해 일부 구간이 훼손되더라도 훼손되지 않은 영역에서의 벡터를 얻을 수 있게 되므로 잡음에 강한 특징을 갖게 된다.

특징점 궤적상에서의 잡음에 훼손되지 않은 optical flow를 구하기 위해서 본 연구에서 사용한 방법은 거리 변환(Distance Transform 혹은 DT)기법<sup>9)</sup>이다. 거리 변환 기법은 중심 위치(i,j)로부터 장애물 위치까지의 최단거리를 구하기 위해 중심위치로부터 각 인접점까지의 거리에 해당 인접 점으로부터 장애물까지의 최단거리를 더한 것 중 최소값을 취하는 연산을 수행한다. 즉,  $D_{kl}$ 를 위치(k,l)로부터 장애물까지의 최단거리라고 하고,  $d_{ij,kl}$ 를 중심위치(i,j)로부터 인접 점(k,l)까지의 거리라고 한다면, 화소(i,j)로부터 장애물까지의 최단거리  $D_{ij}$ 는

$$D_{ij} = \min_{k \in R(i,j)} \{d_{ij,kl} + D_{kl}\} \quad (1)$$

로 계산한다. DT에서는 이 계산을 기계적으로 수행하기 위해서 전향 template 와 후향 template 등 두 종류의 template사용하며 두 template를 이용하여 얻은 거리들 중 최소 값을 그 점의 거리 값으로 한다.

특징점 궤적 상에서 시작점을 원점으로 하여 거리 변환을 수행한다면, 궤적상의 임의의 점에서 시작점까지의 최단 거리를 얻을 수 있게된다. 궤적이 끝나는 위치의 점들 중에서 최소의 거리 변환 값을 갖는 점이 시작점과의 사이에 잡음에 의한 훼손이 없는 점이며 이것을 optical flow의 길이로 이용한다. 또, 이 벡터의 방향은 최단거리를 추적하여 시작점을 찾아냄으로써 구하는데, 이 최단거리 상의 인접 위치는 인접위치의 거리변환 값에  $d_{ij,kl}$ 를 더하여 (i,j) 위치의 거리 변환값과 같게되는 점 (k,l)이다. 즉, 다음 (2) 식을 만족하는 점 (k,l)이 (i,j)로부터 시작점까지의 최단거리 상의 점이 된다. 이와 같은 연산은 인접점에서도 반복함으로써 순차적으로 추적을 통하여 시작점을 알아낼 수 있다.

$$D_{kl} = D_{ij} + d_{ij,kl}, \text{ for all } kl \in R(i, j) \quad (2)$$

### 3. Optical flow 검출을 위한 셀룰라 비선형 회로망

본 연구에서의 특징 점 추출과 거리 변환 연산은 주변의 화소들 간의 지역적 처리가 병렬로 일어나므로 CNN에 의한 회로 구현에 적합하다. CNN은 Chua 등이 제안한 구조<sup>[10]</sup>로 단순한 기능을 갖는 셀들이 인접 셀과의 상호작용을 통하여 전체적으로 복잡한 연산결과를 실시간에 얻을 수 있는 방법이다. 이 CNN은 가변 template를 사용함으로써 다양한 기능을 구현할 수 있는 CNN-UM구조로 발전하였지만<sup>[11]</sup>, 일반적 이용을 위해 복잡한 구조로 설계되어 있으므로 본 연구는 CNN 구조의 확장 개념으로써 거리변환에 적합한 특수 구조의 셀룰라 비선형 회로망을 제안하였다.

#### 3.1 거리변환을 위한 셀룰라 비선형 회로망

거리변환은 식(1)와 같은 계산을 화소마다 수행해야 하며 전향 및 후향 template에 의한 2회의 연산을 수행해야 하므로 실시간 처리가 어렵다. 본 연구에서는 또 다른 CNN 구조를 이용하여, 하드웨어에 의한 병렬 처리를 함으로써 실시간 처리를 가능하게 하였다. 이를 위한 하드웨어 구조를 간략화 시키기 위해 거리 값이 누적되어 최단 거리 값이 계산되는 원래의 DT와는 달리, 시작점에 큰 출력 값이 나타나게 하고 이 값으로부터 거리 값이 감해지게 함으로써 원래의 DT연산에서 사용하는 min 연산대신 구조가 간단한 max회로를 사용할 수 있게 하였다. 그림 1은 제안한 셀룰라 비선형 회로의 구조이다.

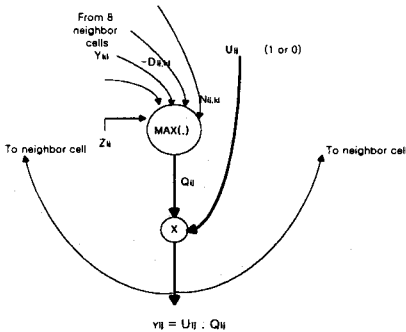


그림 1. 제안한 셀룰라 비선형 회로망 구조

제안한 셀룰라 비선형 회로망 구조의 각 셀 입력은 이웃 셀로부터 오는  $n_{ij,kl}$ 과 바이어스  $Z_{ij}$ , 그리고 셀 입력  $U_{ij}$ 이다. 이  $n_{ij,kl}$ 정보는 기존의 거리 변환에서의 덧셈 연산에 해당하는 것으로서 본 회로에서는 complement를 사용하기 때문에 인접셀 (k,l)의 출력으로부터  $D_{ij,kl}$  값 만큼 감소되게 하였다. 즉  $n_{ij,kl}$ 은

$$n_{kl} = y_{kl} - D_{ij,kl} \quad (3)$$

이다. 여기서,  $y_{kl}$ 는 이웃 셀의 출력이고,  $D_{ij,kl}$ 은 (k,l)과 (i,j) 두 셀의 거리이다. 바이어스  $Z_{ij}$ 는 거리 정보 전파를 위한 소스로, 단위 시간  $\Delta T$ 의 첫 번째 프레임의 특징점에 해당되는 셀에만 입력된다. 제안한 DT변환은 이 바이어스 값이 거리에 따라 감소되는 값을 갖게 함으로써 거리변환 장(Distance Transform Field)이 형성되게 하였다.

첫 번째 프레임의 특징점의 바이어스를 L이라고 하면, 셀 입력  $U_{ij}$ 에 따른 바이어스값은 식(4)와 같다.

$$\begin{cases} Z_{kl} = L, & \text{if } U_{kl} \text{ is 1} \\ Z_{kl} = 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

한 편, 각 셀은 이웃 셀로부터의 입력정보  $n_{ij,kl}$ 와

자기 자신의 바이어스 중 최대값을 선택하는 비선형 연산을 수행 한다. 따라서, 셀의 상태  $x_{ij}$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$x_{ij} = \max(Z_{ij}, (n_{kl}, \text{ for all } kl \in R(i, j))) \quad (5)$$

셀 입력  $U_{ij}$ 는 상태  $x_{ij}$ 의 출력 여부를 결정하는 스위치 역할을 한다. 즉,  $U_{ij}$ 가 1일 때만  $x_{ij}$ 가 출력되게 하므로 출력  $y_{ij}$ 는 식(6)과 같다.

$$y_{ij} = \begin{cases} x_{ij}, & \text{if } U_{ij} = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

따라서 셀 입력  $U_{ij}$ 에 따라 첫 번째 프레임의 특징점에 해당하는 셀의 바이어스가 특징점 궤적을 따라 전파되고, 종점의  $D_{ij}$ 는 초기 바이어스  $Z_{ij}^0$ 와 (i,j)위치의 거리변환값의 차이에 의해 계산 된다. 즉,

$$D_{ij} = Z_{ij}^0 - Y_{ij} \quad (7)$$

### 4. 시물레이션

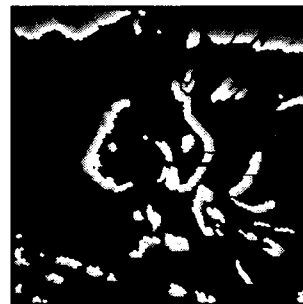
본 연구에서 제안한 optical flow 계산 알고리즘을 검증하기 위해 그림 2와 같은 zoom 되는 경치 영상을 초당 20프레임의 속도로 추출하여 시물레이션에 사용하였다. 그림 3(a)는 제안한 셀룰라 비선형 회로망에 의해 얻어진 특징점 궤적 상의 거리변환장이고, 그림3(b)는 거리변환장로부터 추출된 optical flow이다. 얻어진 optical flow그림을 확인하는 바와 같이 특징점들에서 추출된 optical flow들은 대부분 정확함을 알 수 있다.

제안한 기법과 기존의 특징 기반 기법을 비교하기 위해 같은 영상에 Smith등의 특징 기반 기법을<sup>[1]</sup> 적용하였다. 그림 3(c)는 기존의 특징 기반 기법의 시물레이션 결과로, 잘못된 optical flow들이 많이 나타남을 알 수 있다.

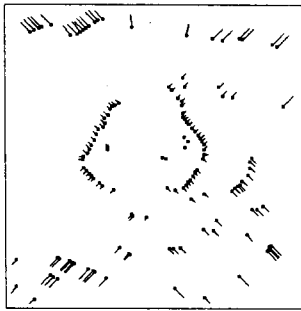
표 1은 zoom 영상에 대해 기존의 방법과 제안한 알고리즘의 결과를 수치적으로 비교한 결과이다. 제안한 알고리즘이 기존의 것에 비해 14%정도의 우수함을 보여준다.



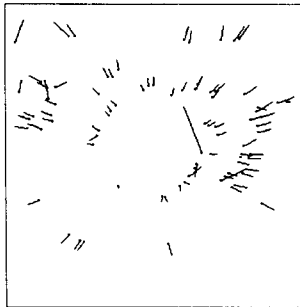
그림 2. zoom 중의 경치 영상



(a)



(b)



(c)

그림 3. 줌인 되는 경치영상에 대한 시뮬레이션 결과

- (a) 특징점 궤적상의 거리변환장 (Distance Transform Field)
- (b) 제안한 기법에 의한 optical flow
- (c) 기존의 기법에 의한 optical flow

표 1. Zoom in 영상에 대해 시뮬레이션 했을 경우, 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘 결과의 수치적 비교

	optical flow 정확도
기존의 특징 기반 기법	84 %
제안한 기법	98 %

## 5. 결 론

특징점들의 궤적 상에서 거리 변환 필드를 생성시켜 optical flow를 구하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 카메라 위치 파악이나 물체 추적 같은 많은 응용 분야에 있어서 매 픽셀마다의 부정확한 optical flow 보다는 수가 적더라도 정확한 optical flow가 유용하다. 제안한 기법은 특징점들의 궤적 위에서만 optical flow를 구하기 때문에 수는 많지 않지만 잡음에 강하고, 하드웨어 구현이 용이한 방법이다.

제안한 optical flow 계산 방법에서 필요한 연산들은 간단한 아날로그 회로에 의해 구현할 수 있으며 병렬로 처리되기 때문에 실시간 계산이 가능하다. 이 논문에서는 특징점들의 궤적 상에서 거리 변환을 수행할 수 있는 셀룰라 비선형 네트워크 구조를 제안하였고 이 구조를 이용하여 특징점 궤적의 길이와 방향을 계산하는 방법을 기술하였다. 제안한 기법의 성능을 검증하기 위해 검증되어 확대되는 경치 영상에 대해 기존의 알고리즘과 비교 시뮬레이션하였다. 제안한 알고리즘은 기존의 특징 기반 알고리즘에 비해 14% 정도의 우수한 성

능을 보여 주었다.

### 감사의 글

이 연구는 과학기술부의 뇌과학 연구 개발 사업의 사업단 세부 과제 연구비에 의하여 연구되었습니다.

### [참고문헌]

- [1] S. M. Smith, ASSET-2 : Real-time motion segment and object tracking, Real-Time Imaging, vol.4, (no.1), Academic Press, p.21-40, Feb. 1998.
- [2] G. Donato, M. S. Bartlett, C. Hager, P. Ekman, and T. J. Sejnowski, Classifying facial actions, IEEE Tr. on PAMI, Vol. 21, No. 10, pp.974-989, Oct. 1999.
- [3] G. Adiv, Inherent ambiguities in recovering 3-D motion and structure from a noisy flow field, IEEE Tr. on PAMI, Vol. 11, No. 5, pp. 477-489, May 1989.
- [4] W. Wang, and J. H. Duncan, Recovering the tree dimensional motion and structure of multiple moving objects from binocular image flows, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 63, No. 3, pp. 430-446, May 1996.
- [5] H. Nagel and M. Haag, "Bias-corrected optical flow estimation for road vehicle tracking," Proceedings of IEEE 6th International Conference on Computer Vision, pp.1006-1011, Bombay, India, Jan. 1998.
- [6] J. K. Kearney, W. B. Thompson, and D. L. Boley, Optical flow estimation: An error analysis of Gradient-based methods with local optimization, IEEE Tr. on PAMI, Vol. PAMI-9, No. 2, pp.229-244, March 1987.
- [7] J. J. Little and A. Verri, Analysis of differential and matching methods for optical flow, Proceedings of IEEE Motion Workshop, pp. 173-180, Irvine, 1989.
- [8] B. E. Shi, T. Roska and L. O. Chua, Estimating optical flow with cellular neural networks, International Journal of Circuit Theory and Applications, Vol. 26, pp. 343-363, 1998.
- [9] G. Borgefors, Distance transformation in digital images, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 34, pp. 344-371, 1986.
- [10] L. O. Chua and L. Yang, Cellular neural networks:theory, IEEE Tr. on Circuits Systems, Vol 35, pp.1257-1272, 1988.
- [11] L. O. Chua and L. Yang, Cellular neural networks: applications, IEEE Tr. on Circuits Systems, Vol 35, pp.1273-1290, 1988.