

도로 윤곽 검출을 위한 셀룰러 아날로그 병렬처리 회로망(CAPPN) 알고리즘

홍 승 완, 김 형 석, *김 봉 수
전북대학교 전자정보공학부, *LG 전자
전화 : 063-270-2477/ 핸드폰 : 017-658-2642

Fast Road Edge Detection with Cellular Analogic Parallel Processing Networks

Seung-Wan Hong, Hyong-Suk Kim, Bong-Su Kim
Div. of Electronics and Information Engineering Chonbuk National University
E-mail : mirhong@mail.chonbuk.ac.kr

처리가 불가능하였다. 본 논문에서는 도로 윤곽 검출을
Cellular Analogic Parallel Processing Networks

ABSTRACT

The aim of this work is the real-time road edge detection using the fast processing of Cellular Analogic Parallel Processing Networks(CAPPN). The CAPPN is composed of 2D analog cell array. If the dynamic programming is implemented with the CAPPN, the optimal path can be detected in parallel manner. Provided that fragments of road edge are utilized as the cost inverse(benefit) in the CAPPN-based optimal path algorithm, the CAPPN determines the most plausible path as the road edge line. Benefits of the proposed algorithm are the fast processing and the utilization of optimal technique to determine the road edge lines.

(CAPPN)의 병렬 계산 방식을 이용하여 고속화 할 뿐만 아니라 동적 계획법(Dynamic Programming)의 최적화 개념을 도입함으로써 예지 선소들로 구성된 도로 영상으로부터 최적의 도로 윤곽을 찾기 위한 방법이다.

CAPPN은 Chua등이 발표한 Cellular Neural Networks (CNN)[1]의 다른 이름으로서 입력 영상을 아날로그 연산 셀들의 2차원 어레이를 사용하여 병렬 처리하므로 매우 빠른 고속처리가 가능한 새로운 처리 방법이다. 이 CAPPN에서의 처리는 템플릿(weight) 값을 달리 인가할 경우 다른 처리 효과를 얻을 수 있는 방법이다. 또한 여러 단계의 복잡한 연산을 위해서 다층구조 [2]를 가질 수 있으며 비선형 기능을 구현하기 위해 비선형 템플릿을 사용할 수도 있다[3]. 한편 동적 계획법은 Bellman[4]등이 개발한 최적화 기법으로서 지역적인 연산을 수행하는 노드들이 인접 노드들에 연산결과를 제공함으로써 전체적으로 최적화 된 해를 찾는 방법이다. 이 방법에서 지역적인 연산 노드들의 연산 속도가 빠를수록 또 지역적인 연결이 긴밀할수록 효과적인 최적화 결과를 얻을 수 있다는데 착안하여 아날로그 병렬 처리가 가능한 CAPPN을 이용하여 동적 계획법을 구현하였다.

자율 주행 차량에서는 입력된 도로 영상으로부터 차선의 위치를 신속하고 정확하게 파악하는 것이 무엇보다도 중요한 일이다. 그런데, 도로 차선의 윤곽을 영상처리

I. 서론

자율 주행 자동차에서는 도로 차선 인식 기술이 필수적인 요소이다. 이 기술은 정확해야 할 뿐만 아니라 고속의 처리를 필요로 한다. 기존의 도로 차선 인식 기법들은 그림자, 눈, 비 그리고 다른 물체에 의한 도로 윤곽의 에러에 민감하고, 직선 도로상에서는 차선 인식이 비교적 잘 되나 곡선 도로상에서는 만족할만한 결과를 얻지 못하는 문제점이 있었다. 또한 기존의 방법에 의한 도로 차선 인식 기술들은 순차적인 계산 방식에 의한 실시간

기법을 이용해서 추출할 경우, 기상상태나 도로상태 및 가로수의 그림자 등을 포함한 각종 장애요인 때문에 도로 에지 윤곽의 절단된 선분들이 산만하게 흩어진 영상으로 나타나게 된다. 인간 시각의 종합 판단 능력은 이와 같은 영상으로부터도 도로 선을 잘 찾아낼 수 있으나, 컴퓨터에 의존할 경우에 오류가 많이 포함된 도로 윤곽선들이 검출되는 문제가 있었다.

본 연구에서는 이 도로 에지 조각들을 조합하여 최적의 윤곽선을 고속으로 찾기 위해서 CAPPN으로 구현된 동적 계획법 적용하는 방법을 제안하였다.

II. 동적 계획법에 의한 최적 경로 결정

동적 계획법은 각 노드들에 식 (1)과 같은 연산을 하는 연산 유닛을 설치하여 목적지에 이르는 최단거리를 계산하는 방법이다. D_{ij} 를 셀 (i,j)로부터 목적지에 이르는 최단 거리라고 하면,

$$D_{i,j} = \min \{ D_{k,l} + d_{ij,kl}, (k,l) \in S \} \quad (1)$$

로 계산되는 것을 핵심연산으로 하는 것이 동적 계획법이다. 여기서 $d_{ij,kl}$ 은 셀(i,j)로부터 셀(k,l) 간의 부분 거리이다. 식 (1)을 아날로그 회로로 구성하려면 아날로그 합(sum)회로와 아날로그 min 회로를 구현해야 한다. 그런데, 아날로그 min 회로는 max 회로에 비해 회로가 복잡하고 넓은 실리콘 면적을 차지하며 정확성도 max 회로에 비해 낮기 때문에 식 (1) 계산에서의 비용을 더해나가는 방식 대신에 일정한 큰 값으로부터 감해나가는 방식으로 바꾸어 max dummy 상수 I_{max} 를 사용하여 표현하면,

$$\begin{aligned} D_{ij} &= \text{MIN} \{ I_{max} + (-I_{max} + D_{kl} + d_{ij,kl}) , (k,l) \in R(i,j) \} \\ &= I_{max} + \text{MIN} \{ -(I_{max} - D_{kl} - d_{ij,kl}) , (k,l) \in R(i,j) \} \\ &= I_{max} - \text{MAX} \{ (I_{max} - D_{kl}) - d_{ij,kl} , (k,l) \in R(i,j) \} \quad (2) \end{aligned}$$

가 된다. 이 식에서 우변의 $(I_{max} - D_{kl})$ 는 상수 값 I_{max} 와 노드 (k,l)로부터 목표 위치 점까지의 최소 거리 D_{kl} 와의 차이이다. 이 값을 X_{kl} 이라고 정의하자. 즉,

$$X_{kl} = (I_{max} - D_{kl}) \quad (3)$$

이 되어 D_{kl} 의 보수적인 의미가 되고, 식 (2)는

$$D_{ij} = I_{max} - \max \{ D_{kl} - d_{ij,kl} , (k,l) \in R(i,j) \} \quad (4)$$

이 되어 X_{kl} 로부터 두 노드간의 거리를 감하는 방식의 계산이 된다. 또, 식 (3)과 (4)를 사용하면, 노드 (i,j)에서의 X_{ij} 는

$$\begin{aligned} X_{ij} &= (I_{max} - D_{ij}) \\ &= \max \{ X_{kl} - d_{ij,kl} , (k,l) \in R(i,j) \} \quad (5) \end{aligned}$$

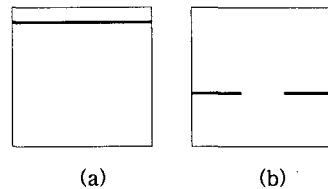
가 된다. 임의의 노드 (i,j)에 식 (5)의 계산을 수행하는 연산회로를 설치하면, 동일한 연산을 수행하는 인접노드 (k,l)의 출력 X_{kl} 을 이용하게 되므로 동일한 회로 출력의 상호 이용 구조에 의해 전체 회로를 구현할 수 있다. 또, 식 (5)를 이용하여 식 (4)를 X_{ij} 의 함수로 표현하면, 식 (4)는

$$D_{ij} = I_{max} - X_{ij} \quad (6)$$

가 되므로 일단 X_{ij} 가 회로에 의해 구해지면 목표 위치까지의 총 비용은 식 (6)과 같이 상수 값 I_{max} 로부터의 차에 의해서 간단히 계산된다. 위 식들의 계산을 위해서 필요한 I_{max} 는 회로에 입력으로 가할 수 있는 최대의 전압 혹은 전류를 사용한다.

III. CAPPN 기반 동적 계획법을 이용한 도로 윤곽 검출 알고리즘

다양한 도로 영상으로부터 도로 윤곽선을 구하기 위해서는 우선 에지 검출이 선행되어야 한다. 그러나, 이 에지 영상에는 기상상태나 도로상태 및 가로수의 그림자 등을 포함한 각종 장애요인 때문에 도로 에지 윤곽선의 절단된 선분들이 산만하게 흩어진 영상으로 나타나게 된다. 이 흩어진 에지 선분 영상에서 검은 부분과 흰 부분을 각 노드간의 짧은 거리와 먼 거리로 나타내고 도로 선의 한 쪽 끝에 목적지를 설정하고 다른 쪽 끝에 시작점을 설정한 후, [4]에서 제안한 CAPPN 기반 동적 계획법을 수행시키면, 도로 에지선의 흔적을 따라 시작점으로부터 목적지에 이르는 최적의 길을 찾게 된다. 제안한 CAPPN에서는 이와 같은 연산을 병렬로 처리하므로 양 쪽 차선 검출 연산을 동시에 수행시킬 수 있으며 도로선의 시작점과 도로선이 끝나는 위치가 영상에 따라 다를 수 있기 때문에 그림 1(a)와 같이 긴 목적지와 그림 1(b)와 같이 두 개의 선분을 시작선으로 하는 영상을 사용할 경우 그림 1(c)와 같은 영상으로부터 그림 1(d) 같은 도로 에지 영상을 얻을 수 있게 된다.



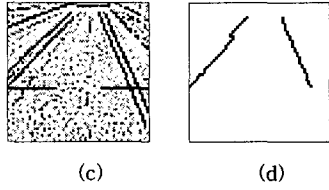


그림 1. 제안한 알고리즘을 사용한 도로 윤곽 검출 예
여기서 에지 검출을 위한 전처리 과정도 그림 2와 같은 에지 검출 템플릿을 이용하면 구할 수 있다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad z = -1$$

그림 2. Edge Template

IV. 시뮬레이션

제안한 알고리즘을 포장도로, 그림자가 있는 포장도로, 비포장도로 영상에 적용하여 시뮬레이션 하였고 기존의 논문[5]이 제시했던 방법으로 시뮬레이션 한 결과와 비교하였다. 이 시뮬레이션에 사용한 영상은 크기가 59×59인 영상이다.

4.1 포장도로에서의 도로 윤곽 검출 시뮬레이션

그림 3(a)는 포장도로의 영상이고 이로부터 에지 추출을 수행하면 그림 3(b)와 같다. 여기에 그림 1(a) 및 그림 1(b)와 같은 목적지와 시작점 영상을 제안한 CAPPN에 인가하여 최적 에지를 추출하면 그림 3(c)와 같이 모든 잡음과 불필요한 선들이 제거되고 최적의 도로 윤곽만 검출되었다.

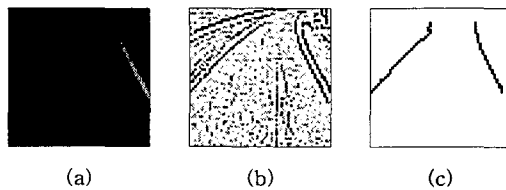


그림 3. 포장도로에서의 최적 도로 윤곽 검출
(a) 원 영상, (b) 에지 추출 영상, (c) 최적 도로 윤곽

도로 윤곽을 CNN을 이용하여 검출한 연구는 많지 않으므로 기존의 연구결과와 비교하는 것은 쉽지 않으나, 그 중 가장 유사한 연구로 판단되는 [5]의 방법을 이용한 결과와 비교하였다. [5]에서 제시했던 방법은 현재 도

로 영상과 현재 이전의 도로 영상을 전처리 한 후 이들 영상을 입력 영상으로 하여 Lanemarker template로 시뮬레이션 하였다. 여기서의 제약 조건은 현재 도로 영상과 현재 이전의 도로 영상 두 장이 필요하고 이들 영상 사이에는 대각선으로 오직 한 프레임의 차이가 있어야만 한다. 또한, 이 Lanemarker template로는 양쪽 차선을 모두 검출하지 않고 단지 왼쪽 차선만을 검출하며 차선이 없는 비포장 도로에 대해서는 도로 윤곽 검출이 불가능하다. 그림 4(a)와 4(b)는 인접한 두 프레임의 영상들이고 그림 4(c)는 이로부터 기존의 [5]에서 제안한 방법으로 시뮬레이션 한 결과 영상이다. 결과에서 보는 바와 같이 양쪽 차선 중 왼쪽 차선만이 검출되었으며 차선의 굵기도 있으므로, 제안한 방법에 의한 결과인 그림 4(c)와 비교할 때 본 논문의 결과가 매우 우수함을 보여준다.

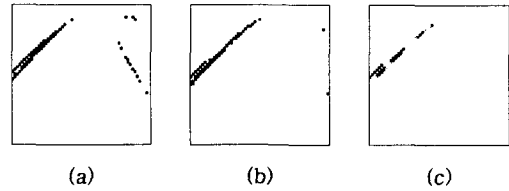


그림 4. (a) 이전 에지 영상, (b) 현재 에지 영상, (c)차선 추출 결과 영상

4.2 그림자가 있는 포장도로에서의 도로 윤곽 검출 시뮬레이션

그림 5(a)는 그림자가 있는 포장도로의 영상이며 가로수의 그림자에 의해 차선의 일부분이 가려진 영상이다. 이 영상으로부터 에지 추출을 수행하면 그림 5(b)와 같다. 여기에 그림 1(a) 및 그림 1(b)와 같은 목적지와 시작점 영상을 제안한 CAPPN에 인가하여 최적 에지를 추출하면 그림 5(c)와 같이 모든 잡음과 불필요한 선들이 제거되고 최적의 도로 윤곽만 검출되었다.

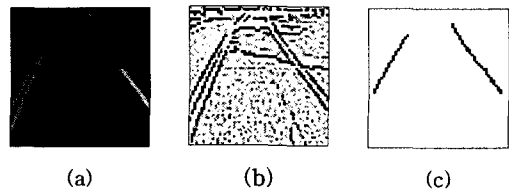


그림 5. 그림자가 있는 포장도로에서의 최적 도로 윤곽 검출

(a) 원 영상, (b) 에지 추출 영상, (c) 최적 도로 윤곽

4.3 비포장도로에서의 도로 윤곽 검출 시뮬레이션

비포장도로 영상은 도로에 인위적인 차선이 그려져 있지 않기 때문에 도로 윤곽선 검출이 훨씬 어려운 영상이다. 그림 6(a)는 비포장도로 영상이고 그림 6(b)는 이로부터 추출된 에지 영상이다. 이 에지 영상을 기반으로 최적 도로 윤곽선 검출을 수행할 경우 그림 6(c)와 같은 결과를 얻는다. 여기서 윤곽선의 아랫부분이 나타나지 않은 이유는 도로의 시작선의 위치를 그림 1(b)와 같이 중간에 설정했기 때문인데, 시작선의 위치를 아래 부분에 설정할 경우에는 아랫부분까지의 도로선이 추출된다.

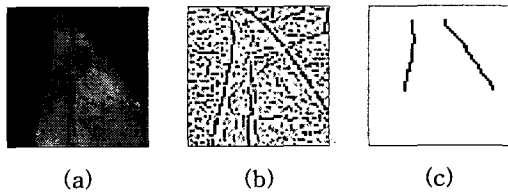


그림 6. 비포장도로에서의 최적 도로 윤곽 검출
(a) 원 영상, (b) 에지 영상, (c) 최적 도로 윤곽

V. 결론

기존의 도로 윤곽 기법들은 그림자, 눈, 비 그리고 다른 물체에 따른 도로 윤곽의 에러 등에 민감하고, 직선 도로에서는 도로 윤곽 검출이 잘 되나 곡선 도로에서는 만족할만한 결과를 얻지 못하는 문제점이 있었다.

본 논문에서 제안한 알고리즘을 동적 계획법의 최적화 기법을 활용하므로 산발적으로 흩어진 에지 선소들을 조합하여 최적의 도로선을 찾아낼 수 있는 방법이다. 또한 CAPPN의 병렬처리 능력을 사용하므로 고속의 연산이 가능하다. 제안한 방법을 무인 자동차에 활용할 경우, 보다 정확하고 고속의 도로 에지 검출이 가능할 것이다.

참고문헌(또는 Reference)

- [1] L. O. chua and L. Yang, "Cellular neural networks: Theory and applications," IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 35, pp. 1257-1290, 1988
- [2] T. Roska and L. O. Chua, Cellular neural networks with non-linear and delay-type template elements and non-uniform grid, International Journal of Circuit Theory and

- Applications, vol. 20, pp. 469-481, 1992
- [3] H. Harrer, "Multiple layer discrete-time cellular neural networks using time-variant templates," IEEE Tr. on Circuits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, col. 40, no. 3, pp. 191-199, March 1993.
- [4] Bellman R, Dynamic Programming. Princeton NJ: Princeton University Press, 1957.
- [5] E. Mizutani, and T. Kozek, and L. O. Chua, Road lane marker extraction by motion-detector CNNs. In Proceedings of the IEEE World Congress on Computational Intelligence, pages 503-508 vol.1 Anchorage, AK, USA, May 1998.