최적 경로 탐색을 위한 eSPN 알고리즘에 관한 연구

고영훈
협성대학교 컴퓨터공학과
e-mail:tigerko@uhs.ac.kr

A Study on eSPN Algorithm for Searching the Shortest Path

Young-Hoon Ko
Dept of Computer Engineering, Hyup-sung University

요 약

홉필드 네트웍은 패턴 매칭과 더불어 최적화 문제를 푸는 도구로 사용될 수 있다. Ali에 의해 제안된 최적 경로 탐색 알고리즘을 개선하여 계산량을 대폭 줄이고 효과적으로 최적 경로를 탐색할 수 있다. 노드의 제곱인 브랜치수의 뉴런이 필요한 Ali 알고리즘은 탐색 네트워크가 커지면 많은 시간이 소요되는 단점이 있다. 본 논문은 계산량은 줄이면서 효과적으로 최적 경로를 탐색하는 방법을 제안한다.

1. 서론

뉴럴 네트웍에서 Hopfield Network은 패턴 매칭으로 주로 사용되었다. 연결 시냅스는 패턴들의 정보를 기억하고 있어서, 손상된 패턴을 입력하면 본래의 패턴으로 수렴하는 특성을 가지고 있다. N개의 뉴런은 N차원의 공간에서 가장 가까운 패턴 지점으로 수렴되는데, 이것이 원래의 패턴일 확률이 매우 높다

Hopfield와 Tank는 홉필드 네트웍을 패턴 매칭이 아닌 최적화 문제에 적용하였다[1]. 특히 TSP(traveling sales man problem)를 적용할 수 있는 모델을 제시하였다.

Hopfield는 에너지 함수가 다차원 평면에서 경사로 방향으로 수렴하는 것을 증명하였다[2]. Rauch와 Winarske는 네트웍에서 두 개의 노드 사이의 최적 경로를 찾는데 Hopfield Network을 사용하였다[3].

Zhang과 Thomopoulos는 n by m 매트릭스의 뉴런을 구성한 후 m을 확장하여 원치 않는 경로의 탐색을 제거하였다[4].

특히 Ali는 그의 논문에서 다섯개의 항으로 에너지 함수를 정의하고, 이를 시냅스 매트릭스에 적용하여 최적 경로를 찾아내었다[5].

본 논문에서는 Ali의 알고리즘을 단순화하고 Hopfield Network의 선처리 과정과 제안된 eSPN 알고리즘을 통하여 최적 경로를 찾는다.

2. 제안된 알고리즘

Hopfield Network에서 에너지 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$E=-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}C_{ij}X_iX_j-\sum_{i=1}^{N}I_iX_i$$

Ali의 에너지 함수를 간략화하여 3개의 항으로 에너지 함수를 구성한다.

$$E=\alpha_1\sum_{i=1}^{N}\gamma_iX_i+\alpha_2\sum_{i=1}^{N}X_i(1-X_i)+\alpha_3\sum_{p=1}^{m}\left(\sum_{q=1}^{l}X_{pq}-\sum_{q=1}^{l}X_{qp}\right)^2$$

첫번째 항은 모든 경로의 비용 정보를 담고 있으며, 두번째 항은 코너에 수렴하게 하고, 세 번째 항은 입출력 쌍을 나타낸다. 에너지 함수가 Hopfield Network에 적용되기 위해서 시냅스의 계수와 입력값은 다음과 같다.

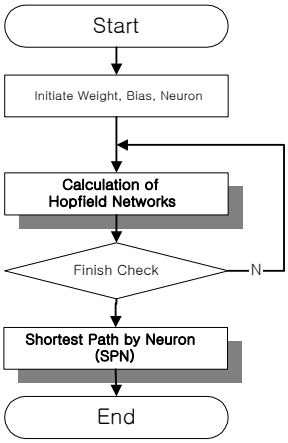
$$C_{ij}=\alpha_2\delta_{ij}+\alpha_3(\delta_{py}+\delta_{qx}-\delta_{px}-\delta_{qy})$$

$$I_j=\alpha_1\gamma_i+\alpha_2$$

여기서 δ_{ij}는 Kronecker delta로 i=j일때 1의 값을 그 외에는 0의 값을 가진다.

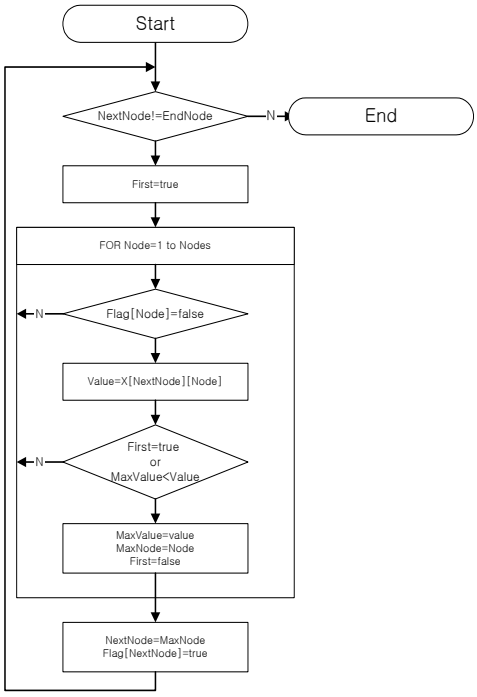
다음 순서도는 Hopfield Network의 연산과 제안된 eSPN(Extended Shortest Path searching by Neuron) 알고리즘의 전체적인 흐름을 나타내고 있다.

먼저 최적 경로를 찾고자 하는 네트웍의 노드와 브랜치를 분석하여 연결 시냅스와 입력 바이어스 값을 계산한다. Hopfield Network의 계산을 반복하면서 다음 단계로 넘어가도 되는지 뉴런의 값을 체크한다. 다음 단계로 넘어가도 될 정도로 뉴런의 값이 수렴했으면 eSPN 알고리즘을 통하여 최적 경로를 탐색한다.



(그림 1) 최적 경로 탐색을 위한 2단계 흐름도

eSPN 알고리즘은 뉴런을 순회하면서 최대값과 최소값을 비교하여 각 행의 최적 뉴런을 찾아내는 알고리즘이다. 어느정도 뉴런이 수렴하면 효과적으로 최적값의 뉴런을 찾아낼 수 있다.

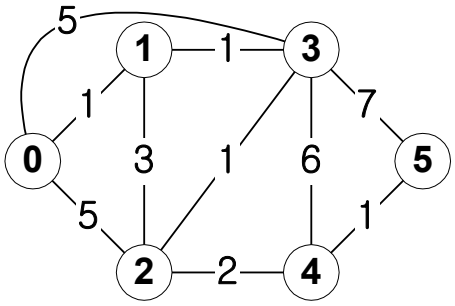


(그림 2) eSPN 알고리즘의 흐름도

eSPN 알고리즘은 SPN 알고리즘을 개선하여 unipolar 뉴런의 형태를 bipolar 뉴런으로 변형하여 시냅스 매트릭스의 계산을 더욱 효과적으로 만들었다.

3. 실험 및 결과

실험을 위해 C++를 사용하여 두개의 Class를 작성하였다. 다음 그림은 실험에 사용한 네트웍이다. 6개의 노드는 비용이 포함된 브랜치로 연결되어 있다. 연결되지 않은 브랜치는 무한대의 비용으로 연결된 것으로 볼 수 있다.



(그림 3) 6-노드 샘플 네트웍

다음은 검색후의 뉴런의 값으로 eSPN 알고리즘을 통하여 최적경로가 0->2->4->8->10 임을 찾을 수 있다.

<표 1> 검색 후의 뉴런의 값

	0	1	2	3	4	5
0	-0.053	0.042	0.012	0.011	-0.055	0.057
1	0.049	-0.053	0.03	0.045	-0.051	-0.054
2	0.018	0.03	-0.054	0.044	0.038	-0.055
3	0.018	0.045	0.044	-0.055	0.0075	-0.003
4	-0.048	-0.051	0.038	0.0075	-0.052	0.043
5	-0.054	-0.048	-0.048	0.0037	0.05	-0.051

4. 결론

Hopfield Network을 이용한 최적화는 노드수의 자승에 해당하는 브랜치수 만큼의 뉴런이 필요하여 많은 양의 계산이 필요하고, 5개의 항을 계산하기 위한 초기 작업이 복잡하다. 이를 3개의 항으로 축소하고 eSPN 알고리즘을 사용하여 계산량을 대폭 감소시켰으며, 최적 경로를 효과적으로 탐색할 수 있다. 차후에 에너지 함수에 대한 각 항의 기여도와 계수 선택에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

[1] J. J. Hopfield and D. W. Tank, "Neural computations of decisions in optimization problems," Bol. Cybern, Vol. 52, pp. 141-152, 1986.

[2] J. J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," Proc. Nat. Acad. Sci., Vol. 81, pp.3088-3092, 1984.

[3] H. E. Rauch and T. Winarske, "Neural networks for routing communication traffic," IEEE Cont. Syst. Mag., pp. 26-30, Apr 1988.

[4] L. Zhang and S. C. A. Thomopoulos, "Neural networks implementation of the shortest path algorithm for traffic routing in communication networks," Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, Jun 1989.

[5] Mustafa K. Mehmet Ali and Faouzi Kamoun, "Neural Networks for Shortest Path Computation and Routing in Computer Networks,"IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 4, no. 6, Nov 1993.