자기조직화 형상지도를 이용한 오염 물고기 움직임 분석

*강민경[0] **김도현 ***곽인실 **차의영
*부산대학교 멀티미디어 협동과정
**부산대학교 전자계산학과
***부산대학교 생물학과
{*dragon, **uliminer, **eycha}@harmony.cs.pusan.ac.kr
***inkwak@hyowon.cc.pusan.ac.kr

Polluted Fish's Motion Analysis Using Self-Organizing Feature Maps

*Min-Kyeong Kang[0] **Do-Hyeon Kim ***In-Sil Kwak **Eui-Young Cha
*Dept. of Multi Media, Pusan National Unuversity
**Dept. of Computer Science, Pusan National Unuversity
***Dept. of Biology, Pusan National Unuversity

요 약

본 논문에서는 자기조직화 형상지도(Self-organizing Feature Maps)를 사용하여 움직이는 물체에 대해 움직임의 특성을 자동으로 분석하였다. Kohonen Network는 자기조직을 형성하는 unsupervised learning 알고리즘으로서, 이 논문에서는 생태계에서의 데이터를 Patternizing하고, Clustering 하는데 사용한다. 본 논문에서 Kohonen 신경망의 학습에 사용한 데이터는 CCD 카메라로 물고기의 움직임을 추적한 좌표 데이터이며, diazinon 0.1 ppm을 처리한 물고기 점 데이터와 처리하지 않은 점 데이터를 각각 낮•밤 약 10시간동안 수집하여, ①처리전 낮 데이터 ②처리전 밤 데이터 ③처리후 낮 데이터 ④처리후 밤 데이터 각각 4개의 group으로 분류한 후, Kohonen Network을 사용하여 물고기의 행동 차이를 분석하였다.

1. 서 론

현대 사회가 컴퓨터의 발전과 상응하여 급속도로 변화되고 있는 이 시점에서 'Neural Network'의 실생활 응용 사례들이 여러 분야에서 두각을 나타내고 있다. 그리고 미래에는 계속 Neural Network의 활발한 연구•응용이 진행될 것이다. 특히 생물체가 움직임 정보에 기반한 지각 체계를 가지고 있다는 점에서 인간의 뇌의 학습과정을 모델로 하는 신경망(Neural Network)을 사용하여 물체의 움직임을 분석하려는 연구가 많이 시도되고 있으며, 이동물체 추적, 도시 교통 분석, 연속적인 기상 데이터를 이용한 구름의 추적 등 신경망을 활용한 실세계 응용범위[1-2]는 다양하다. 본 논문에서는 이러한 신경망을 활용하여 생물체의 움직임 분석 방법을 제안하였다.

2. Kohonen Network

Kohonen Network는 그림 1에서 보는 바와 같이 비지도 학습(unsupervised learning)의 자율 신경망 모델로서, 주어진 입력 패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않아도 '자기조직화(self-organizing)'되면서 스스로 학습할 수 있는 능력을 가지고 있다.

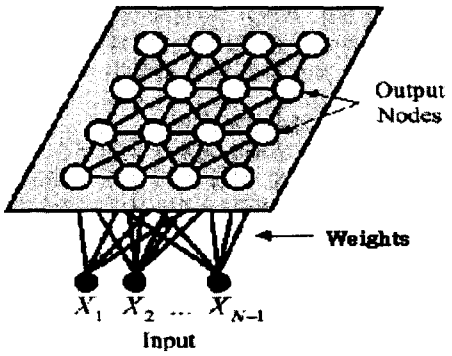


그림 1 Kohonen Network

2.1 Network 구조

Kohonen Network[3]는 BP (Backpropagation Network)[4]와는 달리 계층적(hierarchical)이 아닌 단층 순방향 구조로서, 첫번째 층은 입력 벡터가 제시되는 입력층(input layer)이고, 두번째 층은 2차원의 격자(grid)로 조직된 경쟁층(competitive layer)으로 구성되어 있으며, 양층은 완전연결(fully connected)되어 있다.

2.2 학습 알고리즘

(1) 초기화

N개의 입력으로부터 M^2(MxM)개의 출력 뉴런 사이의 연결강도(Weight)를 임의의 작은 값으로 초기화하고, 뉴런의 연결강도를 변경할 이웃의 크기를 설정한다. 본 논문에서는 뉴런크기(M)의 1/2로 초기 이웃반경을 설정하였다.

(2) 승자 선택 및 뉴런 가중치 변경

Kohonen의 경쟁학습에서 각 뉴런은 연결강도 벡터와 입력벡터가 제일 가까운 것을 승자(Winner)로 찾고, 승자뉴런과 이와 연관된 이웃 뉴런들만이 입력벡터에 대하여 학습이 허용된다. 즉, 입력벡터와 모든 뉴런들간의 거리를 식 (1)과 같이 계산한 후, 최소의 거리를 가지는 승자 뉴런 j와 그 이웃뉴런에 대하여 뉴런의 가중치를 식(2)와 같이 변경한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{n-1}(x_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (1)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (2)$$

$X_i(t)$는 시각 t에서의 i번째 입력벡터이고, $W_{ij}(t)$는 i번째 입력 벡터 $X_i(t)$와 j번째 출력 뉴런사이의 연결강도이다.

(3) 학습률 및 이웃반경 변경

시간이 지남에 따라 학습률 및 이웃반경은 식 (3), (4)와 같이 점차 감소하도록 설정한다.

$$\eta(t) = \eta_0(1 - \frac{t}{\tau}) \quad (3)$$

$$\sigma(t) = \sigma_0(1 - \frac{t}{\tau}) \quad (4)$$

전체적인 Kohonen Network의 학습 과정은 표 1에 요약되어 있다.

3. 실험환경 및 결과분석

3.1 실험 환경

실험환경은 Pentium II 500MHz, 128MB RAM PC의 Windows 98 O/S 시스템에서 Visual C++ 6.0을 사용하였고, 물고기의 좌표를 얻기 위하여 오스카III Capture board를 사용하였다.

3.2 실험 데이터

Kohonen Network의 자기조직화 맵(Self-Organizing Feature Map)을 형성하기 위해서 사용한 입력 데이터는, 어항 속의 물고기 개체 1마리에 대해 diazinon 0.1 ppm(생물체에 투여된 실험 농도)를 처리한 낮밤 위치 좌표와 처리하지 않은 낮밤 위치 좌표를 0.25초에 하나씩 획득하여 약 10시간 동안 2일에 걸쳐서 수집하였다. 수집된 좌표 데이터는 물고기의 특성을 반영할 수 있는 30초 간격으로 분리하여 하나의 입력 벡터로 적용하였다. 즉, 입력벡터의 크기는 4개/1sec × 30sec = 120개의 점 데이터로 총 120개 × 2 = 240차원으로 설정하였다. 그리고 전체 입력 데이터를 240차원의 입력 벡터로 구분하여 총 5760개의 입력 벡터를 만들었다. 이 입력벡터를 각각 총 4개의 Group (①처리전 낮, ②처리전 밤, ③처리후 낮, ④처리후 밤)으로 분류하여 1440개의 입력 벡터를 비교 분석에 사용하였다.

표 1 Kohonen Network 학습 알고리즘

(1) 연결강도를 작은 값으로 초기화, 초기 이웃반경도 초기화(이웃반경 초기 = 1/2)

(2) 새로운 입력을 제시.

(3) 입력과 각 출력 unit j사이의 거리 d_j를 계산:

$$d_j = \sum_{i=0}^{n-1}(x_i(t) - w_{ij}(t))^2$$

(4) 최소거리 d_j인 출력 뉴런 j^*를 선택

(5) Neighbourhood size $N_{j^*}(t)$에 의해 정의되는 neighbour와 unit j^*를 위한 weight를 수정.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)(x_i(t) - w_{ij}(t))$$

여기서 $\eta(t)$:시간에 따라 감소하는 gain term $(0 < \eta(t) < 1)$.

neighbourhood $N_{j^*}(t)$는 시간이 갈수록 크기 감소.

(6) 단계 (2)로 돌아감.

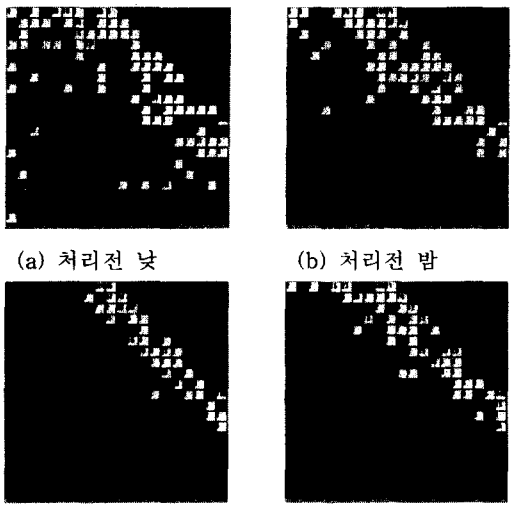
3.3 Kohonen Neuron 설정

Kohonen SOM (Self-organizing Feature Maps)를 생성하기 위한 뉴런의 크기는 20×20으로 하였고, 초기 학습률은 0.2로 하였으며, 벡터 5760개를 50회 반복 적용하여 맵을 형성하였다.

3.4 결과 분석

그림 2에서 보는 바와 같이 각 Group별 승자 뉴런이 조직화된 모습을 보면 (a), (b)는 처리전 데이터로서 군집이 대체적으로 분산되어 존재하는데 반해, (c), (d)는 처리후 데이터로서 군집이 집중되어 있는 것을 볼 수 있다. 위 데이터를 누적해서 Gray-scale 이미지로 표시한 그림 3을 살펴보면, (a), (b)는 최대 승자 뉴런들이 오른쪽 중앙에 분포되어 있고, (c)는 (a), (b)와 비슷한 양상을 보이나, (d)에서는 위쪽 중앙에 보다 많은 군집이 분

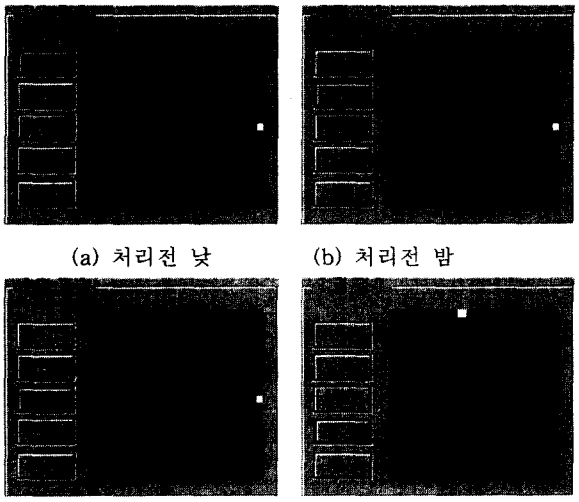
포되어 있는 것을 알 수 있다.



(a) 처리전 낮 (b) 처리전 밤

(c) 처리후 낮 (d) 처리후 밤

그림 2 Group별 Map Clustering



(a) 처리전 낮 (b) 처리전 밤

(c) 처리후 낮 (d) 처리후 밤

그림 3 Group별 Clustered Image

즉, diazinon 0.1ppm을 처리한 물고기 밤 데이터(d)는 다르게 군집이 형성됨을 알 수 있다. 따라서, 생태계에서 채집한 물고기 데이터를 본 논문에서 제안한 Kohonen Network에 적용시켜서 (d)와 유사한 결과가 나타난다면 물고기가 오염되었음을 추론할 수 있으므로, 제안한 방법은 물고기 움직임 분석에 유용한 도구라 판단된다.

4. 향후 연구 과제 및 결론

본 논문에서는 물고기에 diazinon 0.1ppm을 처리하기 전과 처리한 후의 물고기 위치 좌표를 이틀 동안 수집하여 총 4개의 Group (①처리전 낮, ②처리전 밤, ③처리후 낮, ④처리후 밤)으로 분류한 후, Kohonen Network의 입력으로 사용하여 분석하였다. 앞의 ①~③은 비슷한 clustering 양상을 보였고, 마지막 ④'처리 후 밤' 데이터는 세 개와는 다른 clustering을 보였다. 이 점은 물고기가 약물에 반응하여 다른 행동반응을 보이는 것으로 판별해 다른 환경의 다른 물고기 개체에 대해서 그 위치 데이터를 가지고 Kohonen 신경망에서 실험하여 이와 비슷한 clustering이 된다면 다른 환경의 물고기 역시 오염의 식별이 가능할 것으로 판단된다.

향후 연구는 물고기 위치 데이터 뿐만 아니라, 물고기 행동을 면밀히 분석할 수 있는 입력 데이터, 예를 들어, 각속도, 속도, 각가속도, meander(꼬불꼬불 움직이는 것), pivoting(정지후 방향전환)등의 물고기 개체 행동에 대한 생물학적인 입력데이터를 Kohonen에 적용시켜 수치적인 판단 기준을 마련해 구현해볼 계획이다.

【참 고 문 헌】

[1] 이주한, 오경환, "경쟁학습 신경망과 퍼지추론법을 이용한 움직임 분석", 한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, 제 5권 3호, pp. 117 - 126, 1995년

[2] Tae-Soo Chon, "Patternizing Communities by using an artificial neural network", Ecological Modelling, 90, pp. 69-78, 1996

[3] 김대수 著, "Neural Networks Theory and Applications 신경망 이론과 응용 I • II"

[4] 김진형, 조성배, "오류역전파 학습 알고리즘의 속도 개선방법: 분류 및 비교", 한국정보과학회 논문지, 제 18권, 6호, pp. 649-657, 1991년 11월

[5] P.N. SuganThan,"Hierarchical Overlapped SOM'S for Pattern Classification", IEEE Transactions on Neural Networks, VOL.10, NO.1, JANUARY 1999

[6] Mu-Chun Su, Hsiao-Te Chang, "Fast Self-Organizing Feature Map Algorithm", IEEE Transactions on Neural Networks, VOL11, NO.3, MAY 2000

[7] G. Carpenter and S. Grossberg, Pattern reconition by self-organizing neural networks. New York: Academic, 1987, pp.399-410