

# 스웜(Swarm) 지능을 이용한 물체 추적

임영빈\*, 이준호\*

\*성균관대학교 컴퓨터공학과  
e-mail:bini@ece.skku.ac.kr

## Object tracking using swarm intelligence

Young-Bin Im\*, June-Ho Yi\*

\*Dept of Computer Engineering Sung-Kyun-Kwan University

### 요 약

자연계에는 다양한 생물체들이 군집을 형성하며 각 구성원들 간의 상호작용을 통하여 그들의 문제를 합리적으로 해결하고 있다. 이러한 사회적인 생물체들의 무리에서 발생하는 집합적인 습성을 스웜 지능이라 한다. 본 연구에서는 스웜 지능을 이용한 새로운 물체 추적 방법을 제안한다. 추적하고자 하는 물체의 영역에 에이전트의 역할을 하는 파티클을 랜덤하게 생성하여 스웜을 형성하고 파티클의 다섯 가지 움직임 법칙을 정의한다. 실험은 320x240 크기의 동영상에서 물체를 추적하였고, 기존의 추적 방법인 Mean-Shift 보다 효과적이고 정확한 성능을 보여 주었다.

### 1. 서론

자연계에는 다양한 생물체들이 군집을 형성하여 서식환경이나 주변의 영향에 적응하면서 살아가고 있다. 벌떼나 개미떼들은 수천 년 전부터 인류에게 흥미의 대상이자 연구의 대상이 되어 왔다. 이들은 무엇에 의해 통제되고 관리가 되는지, 어떻게 서로 의사소통이 되는지 등 수없이 많은 질문들이 제기되어 왔다. 이들 떼(swarm) 안에 있는 개개의 개미나 벌들은 자신만의 용무만을 수행하고 있는 것처럼 보임에도 불구하고 전체적으로는 놀랍게 조직화(Organized) 되어 있다. 이들 개별 행동들의 조화로운 통합은 위로부터의 어떠한 통제도 요구하지 않으며 실제로 이들을 연구하는 학자들은 이들이 자기 조직적인(Self Organized) 협동구조를 지녔음을 보여주고 있다. 이들 개별체들의 상호관계는 매우 단순한 형태를 지니지만 이러한 관계들의 모임이 복잡한 문제들을 해결하는데 이용된다. 본 연구에서는 자연계에 존재하는 군집의 형태와 습성을 파악하여 컴퓨터비전 분야에서 실용적으로 응용되는 물체 추적(tracking)[1][2]에 적용하고자 한다.

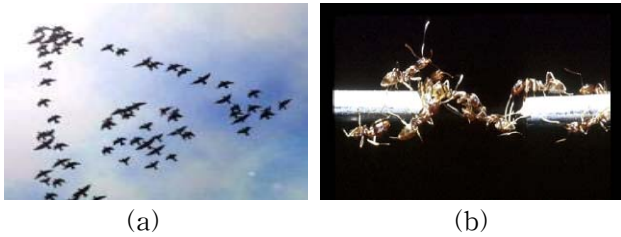
본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 스웜

지능에 대해 개략적으로 살펴보고, 3장에서는 본 연구에서 제안하는 스웜의 구조를 모델링하고, 4장에서는 파티클들의 움직임의 법칙을 기술한다. 5장에서는 4장에서 제안한 개념에 기초하여 실제 추적에 적용한 실험 결과를 보여준다. 마지막으로 5장에서는 종합적인 논의와 함께 결론 및 추후 과제를 제시한다.

### 2. 스웜 지능(Swarm Intelligence)

그림 1은 자연계에서 존재하는 다양한 생물체들의 군집을 형태를 나타내고 있다. 그림 1 (a)는 편대 비행을 하는 철새들의 무리이다. 철새들이 편대 비행을 하는 이유는 몇 가지가 있다. 첫째, 편대 비행을 함으로써 천적(매, 독수리 등)의 공격으로부터 보다 안전하게 목적지까지 이동할 수 있으며 둘째, 단독 비행보다 에너지를 적게 소모하며 날 수 있다. 셋째로, 각 구성원들 간의 원활한 의사소통을 가능하게 한다. 그림 1 (b)는 개미집단이며 마찬가지로 무리가 상호관계를 유지하면서 자연계에서 생존하게 된다. 이러한 사회적인 생물체들의 무리에서 발생하는 집합적인 습성을 Swarm Intelligence(군 지능)[3]으

로 불린다. 스웜 지능을 응용한 대표적인 알고리즘으로는 Ant Colony Optimization(ACO)[4][5] 알고리즘과 Particle Swarm Optimization(PSO)[6] 알고리즘이 있다.



(그림 1) 자연계에 존재하는 생물체들의 군집 : (a) 새 떼(bird flocking), (b) 개미 집단(ant colony)

### 3. 스웜의 구조

벌이나 개미들을 하나의 파티클로 정의하고 각각의 파티클들이 모여서 하나의 스웜을 형성하게 된다. 스웜의 구조는 중심과 속도로 정의하고, 이들을 통하여 스웜을 통제할 수 있다. 스웜의 중심은 식 (1)에 의해 구해진다.

$$S_{center} = \frac{\sum_{i=0}^{i < S} P_i Pcf_i}{\sum_{i=0}^{i < S} Pcf_i} \quad (1)$$

여기서  $Pcf = \min(\text{sim}(n,m))$ 는 현재 픽셀(n)과 인접 픽셀(m)과의 최소 유사도를 측정하게 되고 유사도는  $CIEL^*a*b^*$  컬러 공간에서 유클리디언 거리  $(\text{sim}(n,m) = e^{-\frac{|n_c - m_c|}{\sigma}})$ 로 측정 한다. 그리고  $S$ 는 파티클의 전체 개수이며,  $P_i$ 는 파티클의 위치이다.

스웜의 속도는 식 (2)에 의해서 구해진다.

$$S_{velocity} = \frac{\sum_{i=0}^{i < S} P v_i Pcf_i}{\sum_{i=0}^{i < S} Pcf_i} \quad (2)$$

여기서  $P v_i$ 는 파티클의 속도이다.

### 4. 파티클 움직임 법칙

스웜의 움직임은 각 파티클의 상호 작용으로부터 다섯 가지 법칙들을 나타내는 벡터에 의해서 움직임을 정의한다. 첫 번째 법칙은 컬러(Color)를 표현하는  $V_1$  벡터이다. 초기에 지정된 각 파티클들은 현재의 픽셀과 이웃 픽셀들과의 컬러의 유사도(similarity)를 분석하여  $V_1$  벡터를 식 (3)에 의해서 구할 수 있다.

$$V_1 = \frac{\sum_{i=0}^{i < N} (P_i - P) Pcf_i}{\sum_{i=0}^{i < N} Pcf_i} \quad (3)$$

여기서  $P_i$ 는 파티클의 위치이다.

두 번째 법칙은 그룹핑(Grouping :  $V_2$ ) 벡터이다. 각각의 파티클들은 서로간의 상호작용을 원활하게 하고, 흩어짐을 방지하는 역할을 하는 벡터를 생성하게 된다. 그룹핑 벡터의 표현은 스웜의 센터에서 파티클 벡터의 차를 정규화하는 벡터로서 표현 되고 식 (4)에 의해서 구할 수 있다.

$$V_2 = \frac{(S_c - P)}{|S_c - P|} \quad (4)$$

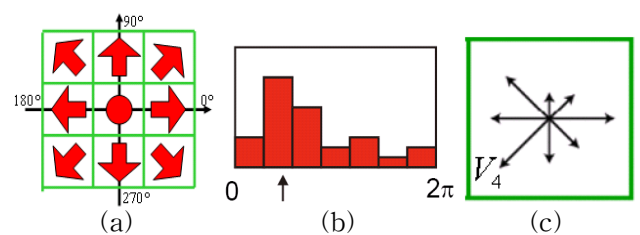
여기서  $S_c$ 는 식 (1)에서의 스웜의 중심이다.

세 번째 법칙은 정렬(Alignment :  $V_3$ ) 벡터이다.  $V_3$  벡터는 각 파티클들이 초기의 스웜의 형태를 벗어나지 않고 유지하는 역할을 하고 식 (5)에 의해서 구할 수 있다.

$$V_3 = \frac{(S_v - P_v)}{|S_v - P_v|} \quad (5)$$

여기서  $S_v$ 는 식 (2)에서의 스웜의 속도이다.

네 번째 법칙은 방향(Orientation :  $V_4$ ) 벡터이다.  $V_4$  벡터는 각 파티클들의 방향성을 조사하여 전체 파티클에 대한 주 방향성(principal orientation)[9]을 고려한 벡터이다. 그림 2 (c)는 주 방향성 벡터를 나타내고 있다.



(그림 2) 주 방향성 조사 : (a) 파티클들의 방향, (b) 방향 히스토그램(orientation histogram), (c) 주 방향성 벡터

다섯 번째 법칙은 추정(Prediction :  $V_5$ ) 벡터이다.  $V_5$  벡터는 각각의 파티클들과 인접 픽셀과의 상호작용의 반복을 통하여 다음 상태로의 이동을 정의하고 식(6)에 의해서 구할 수 있다.

$$V_5 = \frac{(S_{pc} - P)}{|S_{pc} - P|} \quad (6)$$

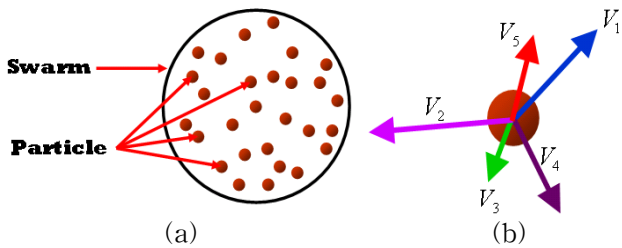
여기서  $S_{pc}$ 는 예측된 중심이다.

결국, 각 파티클들은 다섯 가지 움직임 벡터에 의해 계산된 속도 벡터와 이전 시간에서의 파티클의 속도에 각각에 가중치를 곱한 벡터의 합의 의해서 다음 단계에서의 움직임을 결정하게 되고, 식 (7)에 의해서 구할 수 있다.

$$V = w_1 V_1 + w_2 V_2 + w_3 V_3 + w_4 V_4 + w_5 V_5 + w_6 P_{v_{t-1}} \quad (7)$$

여기서  $w_1, w_2, \dots, w_6$  는 각 벡터의 가중치이며 실험값으로 정의하고,  $P_{v_{t-1}}$  는 이전 파티클들의 속도이다.

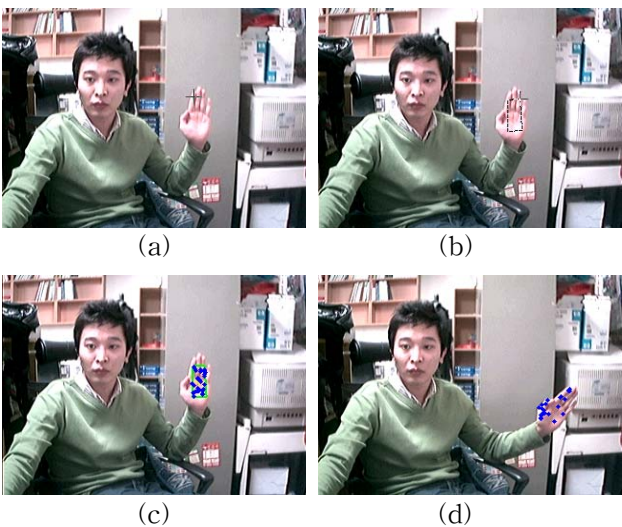
그림 3은 스웜의 구조와 다섯 가지 파티클 움직임 법칙에 따른 벡터를 보여주고 있다.



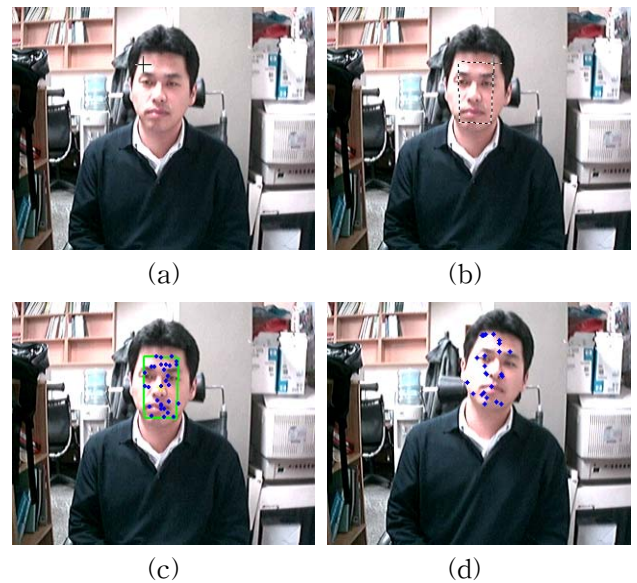
(그림 3) 스웜의 구조와 움직임 벡터 : (a) 스웜 (swarm)과 파티클(particle), (b) 하나의 파티클에 생성된 다섯 가지 움직임 벡터

### 5. 실험 및 결과 비교

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성 확인하기 위하여,  $320 \times 240$  크기의 영상 시퀀스 50장을 사용하여 추적 실험을 하였다. 실험의 절차는 초기 영상에서 추적하고자 하는 물체에 사각영역을 지정하여 30개의 랜덤한 파티클을 생성하여 물체를 추적하였다. 그림 4와 그림 5는 각각 손 영역과 얼굴 영역을 추적한 결과이다.

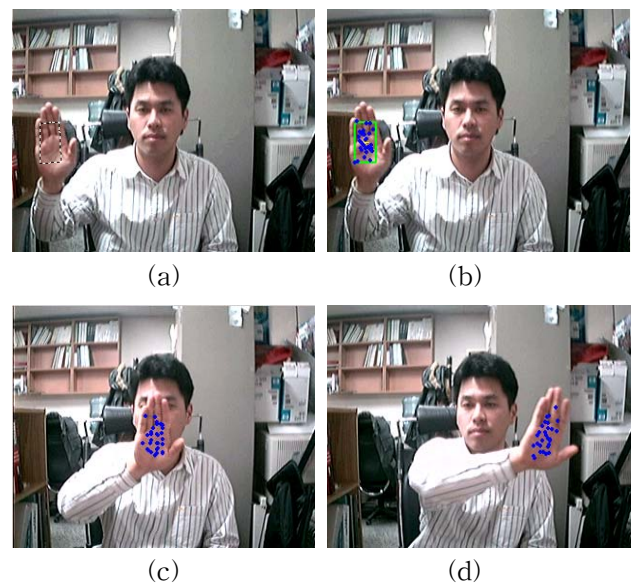


(그림 4) 손 영역 추적 : (a) 초기영상, (b) 추적영역 설정, (c) 랜덤한 파티클 생성, (d) 추적된 영상



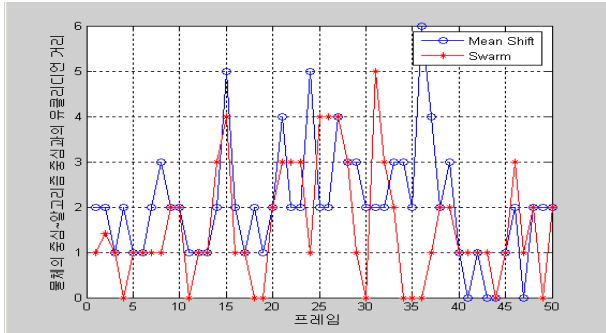
(그림 5) 얼굴 영역 추적 : (a) 초기 영상, (b) 추적 영역 설정, (c) 랜덤한 파티클 생성, (d) 추적된 영상

세 번째 실험은 손 영역을 추적하면서 얼굴과 오클루전이 발생하는 영상을 실험하였다. 기존의 추적 알고리즘인 Mean Shift[7][8]는 오클루전이 발생하였을 때 국부적 결정(local solution)에 의해서 정확한 추적을 못한 반면에, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 몇몇의 파티클들이 국부적인 결정을 내리더라도 다른 파티클을 종합하여 전체적인 결정(global solution)을 내리기 때문에 보다 강건한 추적 결과를 보였다. 그림 6은 손 영역에 오클루전이 발생하였을 때 추적한 결과이다.

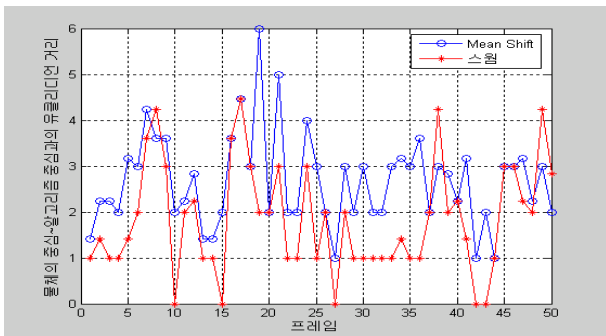


(그림 6) 손(Occlusion) 영역 추적 : (a) 추적 영역 설정, (b) 랜덤한 파티클 생성, (c) 36 프레임 영상, (d) 추적된 영상

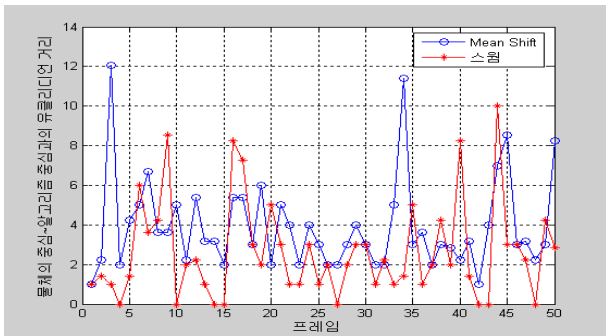
또한, 제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여, 기존의 추적 알고리즘인 Mean Shift와 성능 비교를 하였다. 그림 7은 실제 물체의 중심을 기준으로 제안된 알고리즘과 Mean Shift로 얻어진 중심과의 유클리디언 거리를 비교한 결과이며, 표 1은 전체 프레임에 대하여 실제 중심 좌표와 추적된 중심 좌표의 정확도를 비교한 결과이다.



(a)



(b)



(c)

(그림 7) 매 프레임에서의 중심과의 거리 비교 : (a) 손 영역, (b) 얼굴 영역, (c) 손(Occlusion) 영역

영역	전체 프레임	Mean Shift		제안된 방법	
		일치된 프레임수	정확도 (%)	일치된 프레임수	정확도 (%)
손	50	43	86	44	88
얼굴	50	45	90	46	92
Occlusion	50	44	88	45	90
전체	150	132	88	135	90

<표 1> 전체프레임에 대한 정확도 비교

## 6. 결론

본 연구에서는 스웜 지능을 이용한 새로운 물체 추적 방법을 제안하였다. 자연계에 존재하는 스웜의 형태를 분석하고, 파티클의 움직임의 법칙을 정의하였으며 실제 영상에 적용한 결과 기존의 추적 알고리즘 보다 안정된 추적 결과를 얻을 수 있음을 보였다. 추후 연구 과제로는 실시간 추적 시스템에 적용하고 한다.

## 참고문헌

[1] D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer, "Real time tracking of non rigid objects using mean shift." IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 142-149, 2000.

[2] A. Blake, R. Curwen, A. Zisserman, "A framework for spatio temporal control in the tracking of visual contours." In International Journal of Computer Vision, 1993.

[3] R. Eberhart, J. Kennedy, "Swarm Intelligence", Morgan Kaufmann, 2001.

[4] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi, "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents." IEEE Trans Systems Man Cybernet, vol. 25, pp. 29~41, 1996.

[5] L. M. Gambardella, M. Dorigo, "Ant Colony System: A Cooperative Learning approach to the Traveling Salesman Problem" IEEE Trans on Evolutionary Computation, vol. 1, No. 1, 1997.

[6] J. Kennedy, Russell Eberhard, "Particle Swarm Optimization", IEEE, 1995.

[7] D. Comaniciu, P. Meer, "Mean shift : a robust approach toward feature space analysis", IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 603-619, 2002.

[8] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering", IEEE trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, pp. 790-799, 1995.

[9] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision. vol. 60, pp. 91-110, 2004.