



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사학위논문

혼잡장면에서 보행자 경로예측에 관한 연구

Path Prediction of Pedestrians in Crowded Scenes

2017년 2월

서울대학교

대학원

전기정보공학부

홍종희

혼잡장면에서 보행자 경로예측에 관한 연구

Path Prediction of Pedestrians in Crowded Scenes

지도교수 최진영

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2016년 11월

서울대학교 대학원

전기정보공학부

홍종희

홍종희의 공학석사 학위논문을 인준함

2016년 11월

위원

장: 조

남익

(印)

부위원장:

최진

영 (印)

위

원: 오

성 회

(印)

초록

감시·영상 보안 시스템과 관련된 산업분야에서 물체의 움직임 특성을 분석하고 예측하는 것은 중요한 문제이다. 이 문제를 풀기 위한 알고리즘은 전반적인 물체의 동적 패턴을 학습하기 위하여 각 물체의 움직임을 이용하고 학습된 결과를 바탕으로 물체의 미래 움직임을 예측한다. 그러나 많은 수의 물체가 등장하는 장면에서 다음과 같은 두 가지 이유로 동적 특성을 분석하기 어렵다. 첫째, 혼잡 장면에서 물체를 탐지하고 추적하는 것은 어려운 문제이다. 둘째, 특히 움직임의 패턴이 불규칙한 보행자가 밀집된 영상에서 움직이지 않는 군중은 일시적인 장애물과 같은 역할을 하여 장면을 분석하는데 있어 결정적인 영향을 미친다.

본 논문에서는 움직이지 않는 군중에 관한 문제를 주로 다룬다. 움직이지 않는 군중이 반영된 보행자 움직임의 특성을 학습하여 보행자의 경로를 예측한다. 첫째, 보행자들의 움직임 패턴은 베이시안(Bayesian) 학습 구조를 통해 모델링되며 정지한 군중이 반영된 움직임 패턴의 특성으로부터 보행자의 다음경로가 예측된다. 위치 간의 이동을 확률 분포와 상태 전이의 형태로 모델링 된다. 이런 정보들을 결합하여 움직이는 다른 보행자와 정지한 군중과의 충돌을 피하는 미래 경로를 예측하는 방법을 고안하였다. 군중이 밀집되어 있으며 움직임이 불규칙한 보행자들이 등장하는 데이터 셋에서 실험이 진행되어 제시한 알고리즘의 성능을 정성/정량 평가로

유효성을 입증한다. 이 외에 보행자 프로파일링, 네비게이터, 목적지 예측과 같은 어플리케이션을 예시한다.

주요어 :

잠재

디리클레

할당

모형,

경로

예측,

움직이지

않는

군중,

군중

행동

학 번 :

ii

2015-

21011

목차

초록	i
목차	iii
제 1 장 서론	1
1.1 연구 배경	1
1.2 선행 연구	2
1.3 연구 내용	4
제 2 장 경로 예측을 위한 포텐셜 에너지 맵 구성	6
2.1 잠재적 디리클레 할당	6
2.2 경로 예측을 위한 포텐셜 에너지 맵	8
제 3 장 움직이지 않는 군중의 영향을 고려한 경로 예측	11
3.1 움직이지 않는 군중영역 추출	12
3.2 움직이지 않는 보행자를 고려한 포텐셜 맵 생성	15
3.3 움직이지 않는 보행자를 고려한 경로 예측	17

제 4 장 충돌하는 두 보행자의 경로 예측	2 0
4.1 움직이는 두 사람의 영향력을 포텐셜 맵에 반영	2 1
4.2 움직이는 두 사람의 경로 관계를 통한 경로 예측 수정	2 3
제 5 장 실험 결과	2 6
5.1 움직이지 않는 군중의 영향을 고려한 경로 예측	2 7
5.2 충돌하는 두 보행자의 경로 예측	3 1
5.3 네비게이터	3 3
5.4 목적지 예측	3 6
제 6 장 결론	3 9
참고문헌	4 0
ABSTRACT	4 4
감사의 글	4 6

제 1 장 서론

1.1 연구 배경

감시·영상 보안 시스템과 관련된 산업분야에서 물체의 움직임 특성을 분석하고 예측하는 것은 중요한 문제이다. 움직임 특성은 물체의 정보를 알 수 있을 뿐 아니라 상황 분석까지 할 수 있기 때문에, 예측하기 어려운 이상 상황에 대비할 수 있다. 이에 각 물체의 움직임 패턴을 학습을 하고, 학습된 결과로 각 물체의 동적특성을 예측하는 기존의 방법들이 제시되었다. 하지만 이와 같은 방법을 적용하는 방법은, 특히 많은 수의 물체들이 밀집된 영상에서 다음과 같은 두 가지 이유로 분석하기가 어렵다.

첫째, 많은 수의 물체들이 밀집된 영상에서 각 물체를 탐지하고 추적하기가 취약하기 때문이다. 특징점 궤적(feature trajectory)과 같은 low-level 움직임 특징점을 추출하기가 제한적이므로 동적 흐름(dynamic flow)를 분석하기가 어렵다. 두 번째, 영상을 분석하는데 있어서 움직이지 않는 군중(stationary crowd)에 대한 정보를 무시할 수 없기 때문이다. 움직이지 않는 군중은 장애물과 같아 일시적으로 움직임의 패턴을 변화시킨다. 이러한 점들이 동적특징점(dynamic feature)을 탐지하기 어렵게 하며, 또한 움직임 패턴의 예측 정확도를 떨어뜨리는 요인이 된다.

본 논문에서는 군중이 밀집한 상황에서 움직이지 않는 군중을 고려하여 물체의 동적특성을 학습하고자 한다. 많은 수의 물체들이 밀집된 영상에서 동적 흐름을 분석하는 다양한 방법들이 제안 되었다. 토폭 혼합 모델(topic

mixture model)[1-4], 희귀도 표현(Sparse Representation)[5, 6], 마르코프 결정 프로세스(markov decision process)[7] 제안된 방법들은 오래 동안 연구되었으며, 이미 높은 수준의 성능을 보이고 있다. 하지만 동적 흐름을 분석하는 연구들에서 움직이지 않는 군중의 영향력은 과소평가되었다. 움직이지 않는 물체를 탐지하는 방법들이 제안되었지만, 움직이지 않는 군중을 고려하여 동적특성을 분석한 연구 및 방법들은 아직 시도되지 않았다.

또한 본 논문에서는 두 보행자의 보행경로를 예측하고자 한다. 보행자 한 명에 대한 경로예측을 하는 연구들이 진행되었다[26][28][36]. 이 방법을 확장하여 두 보행자의 보행경로를 예측을 하면, 예측 경로가 충돌하여 실제적 보행 경로와는 상이한 결과가 산출되는 문제점이 있다. 또한 아직 두 명 이상의 보행자들의 경로를 예측하는 연구 및 방법들은 시도되지 않았다.

1.2 선행 연구

1.2.1 군중의 움직임 특성 측정

1.2.1.1 움직이는 군중의 동적 특성

움직이는 군중의 동적특성을 분석한 주요한 연구들이 있었다. 물체의 움직임의 특성을 측정하는 광학 흐름(optical flow) [8-10], KLT 궤적 [11, 12]들이 제안되었다. 움직임 패턴에 기반을 둔 보행자들 간의 상호 작용과 영향력을 분석하기 위하여 사회적 모델 (social force model)[13]이 처음 제안 되었으며, 이상상황 탐지[14-16], 다중 보행자 추적(Multi-target Tracking)[17], 보행자 시뮬레이션(Pedestrian Simulation)[18] 등 적용된 응용분야 연구들이

진행되었다. 보행자들 간의 상호 영향력을 분석하여 개인과 군중의 행동을 인식한 방법[19-22]이 되었다. 그러나 보행자의 상호영향력을 분석한 방법들은 정지된 군중의 영향을 충분히 반영하지 않았다.

1.2.1.2 정지된 군중의 특성

정지된 군중에 대한 연구 [23,24]는 움직이는 보행자에 대해 정지된 군중이 움직이는 군중보다 더 큰 영향을 준다고 분석했다. 보행자는 움직이고 있는 사람의 근처에서는 속도만 조절하면 되지만, 정지된 사람의 근처에서는 속도뿐만 아니라 방향까지 조절하여 우회해서 지나가야 한다. 또한 Yi et al [26]은 정지된 사람은 움직이는 보행자에 대해 반발력(repulsive force)를 가지고 있는 장애물과 같은 역할을 하고 있기 때문에, 움직임을 분석하는데 정지된 사람의 영향이 중요하다고 주장하였다.

정지된 군중의 영향을 반영한 몇 안 되는 연구가 진행되었다. Cristani et al [25]은 정지된 군중의 영향을 측정하기 위하여 사회학의 추론과 F-formulation 을 적용하였다. Yi et al[27]은 고속매칭(fast matching) 알고리즘을 이용하여, 정지된 군중의 특성을 측정하고 보행자의 경로 예측하는 방법을 제시하였다.

1.2.2 동적 특징점을 이용한 패턴 분석

특정 특징을 추출하여 주요 움직임의 패턴을 학습하기 위하여 다양한 확률·통계 모델이 적용되었다. 토폭혼합모델[1-4], 희귀도 표현[5,6] 그리고

마르코프 결정 프로세스[7]이 제안되었다. 잠재적 디리클레 할당 모형(LDA)과 계층적 디리클레 프로세스(HDP)[1-4]를 이용한 토픽 모델은 비교사 학습으로 학습된 주요한 움직임의 패턴을 분류한다. 희귀도 표현[5,6]은 정상 움직임의 기저로 선형 표현이 되지 않는 비정상 움직임 패턴을 탐지한다. 마르코프 결정 프로세스[7]는 관측된 궤적과 추출된 움직임 특징점을 이용하여 행동 예측 모델에 결합하였다. 그래프 확률 모델 [28]은 움직임의 패턴뿐만 아니라 동시에 발생하는 움직임들의 패턴 관계들까지 학습하였다.

또한 라그랑주 고유 구조(lagrangian coherent structures)[29], 리 대수(lie algebra) [30]은 유량 장(flow field)을 기본으로 하여 군중들의 움직임 패턴을 학습하였다. 라그랑주 고유 구조 [29]는 군중이 밀집된 영역을 분리하고 비정상 움직임의 흐름을 탐지하기 위하여 움직임 유량 장을 설계하였다. Lin et al [30]은 리 대수로 표현된 유량 장으로 물체들을 그룹화 하였다.

그러나 위의 알고리즘들은 각 설계한 모델에 정지된 군중의 특징점들을 고려하지 않아 움직이는 보행자가 정지된 보행자들을 우회 하지 않고 관통하며 지나가는 실제 움직임과는 다른 결과들이 나온다. 따라서 이러한 문제들을 해결하기 위하여 서 있는 군중의 영향을 고려한 방법을 제안한다.

1.3 연구내용

본 논문에서는 움직이지 않는 군중을 고려한 보행자의 움직임과 다중 보행자의 경로 예측하는 방법을 제안하고자 한다. 방향성 그래프 모델을

설계하여 보행자의 움직임 패턴을 확률적 분포로 학습한다. 이 확률적 분포에 기반하여, 움직이지 않는 군중을 우회하는 움직임 패턴을 예측하는 방법을 제안한다. 그리고 두 보행자의 경로를 상호작용하는 영향력과 위치관계를 고려하여 충돌을 피하도록 설계할 것이다. 제안하는 알고리즘은 밀집된 군중 영상에서 실험 진행되며, 정성적/정량적 결과를 제시할 것이다. 마지막으로 도착지점 예측, 네비게이터와 같은 어플리케이션을 제안하고자 한다.

<

그림 1. 본 논문이 제시한 결과.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 보행자의 움직임 패턴을 학습하고 예측하는 잠재적 디리클레 할당에 관한 배경 이론을 설명하고, 3 장에서는 본 연구에서 제안하는 움직이지 않는 군중을 우회하는 경로 예측 방법과 두 보행자가 충돌하지 않기 위한 경로 예측 방법에 대해 설명한다. 4 장에서는 제안한 방법에 대한 실험결과를 제시하며 도착지점 예측, 네비게이터 등의 어플리케이션에 대해 설명한다.

제 2 장 경로 예측을 위한 포텐셜 에너지 맵 구성

2.1 잠재 디리클레 할당 모형

경로예측을 위한 포텐셜에너지 맵 구성을 위해 자연어 처리에서 잠재 디리클레 할당 모형 [28]을 사용한다. 이 모형은 주어진 문서에 대하여 각 문서에 어떤 주제들이 존재하는지에 대한 확률 모형이다. 주어진 문서에서 단어 수 분포와 변환 흐름을 분석함으로써 해당 문서가 어떤 주제들을 함께 다루고 있을지를 예측한다. 잠재적 디리클레 할당 모형과 가우시안 혼합 모델을 계층적으로 결합하여 물체의 움직임 패턴을 모델링한 결과 [28]를 이용하여 포텐셜 에너지 맵을 구성한다. 이 맵을 움직이지 않는 군중의 영향을 반영한 맵으로 확장을 하고 비 정형적인 보행자들의 움직임을 예측하고자 한다.

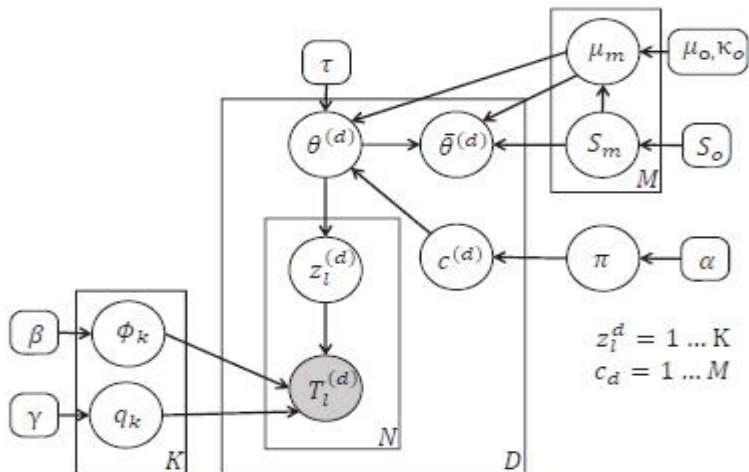


그림 2. 포텐셜에너지 맵 구성을 위해 LDA 그래프 모형[28].

HTGMM[28]은 KLT 궤적을 분석함으로써, 주요한 움직임 패턴을 분류하고 동시에 발생하는 패턴들의 상관관계를 알아내어 패턴들을 그룹화 하는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 혼합 모델인 잠재적 디리클레 할당 모형[37]을 변형한 것이다. 먼저, 특징점의 궤적 $T = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, p_i = (x_i, y_i)$ 를 단어들의 집합 $T_w = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 으로 변환한다. 사각형 안의 모델은 혼합 모델 $\{\phi_k, q_k\}, k = 1, \dots, K$ 로 궤적 T를 주요 움직임의 패턴을 K개로 학습한다. 그 다음으로 동시에 발생하는 패턴들의 상관관계를 추론하기 위하여, 패턴들을 M 가우시안 혼합 $\{\mu_m, S_m\}, m = 1, \dots, M$ 로 클러스터링한다. 그림 2의 사각형의 오른쪽 아래에 적힌 문자만큼 변수가 반복되어 있다는 것이다. 문서(document)는 총 D개가 있으며, 각 문서 d 안에 단어들의 집합 $T_l^{(d)}$ 가 N개가 존재한다. 화살표는 변수간의 조건부 종속 관계를 의미하며, 검은색 동그라미 안의 $T_l^{(d)}$ 는 문서내의 관측된 변수(observed variable)이며, 흰 동그라미 안의 변수는 숨겨진 변수(hidden variable)이다. $T_l^{(d)}$ 는 랜덤변수 $\{\phi_k, q_k\} (k = 1, \dots, K)$ 에 의해 K개의 주요 패턴으로 클러스터링 된다. ϕ_k 는 워드의 총 개수 N_w 차원의 다항분포의 랜덤 벡터이다. ϕ_k 의 i번째 원소는 k번째 패턴의 i번째 단어, 위치의 확률 값을 의미하며, ϕ_k 는 k번째 궤적 패턴의 위치 정보를 가지고 있다. q_k 는 $N_w \times N_w$ 의 차원으로 k번째 패턴의 단어간의 이동(방향) 확률을 의미한다. z는 궤적 T가 어떠한 패턴에 의해 선택되는 지를 나타내는 인덱싱 변수이다. $z_l^{(d)} = k$ 로 주어졌을 때 궤적 $T_l^{(d)}$ 이 정의될 확률은 아래 수식과 같다.

$$p\left(T_l^{(d)} \mid \phi_k, q_k\right) = \prod_{i=1}^n p\left(w_i \mid \phi_k\right) \prod_{i=1}^{n-1} p\left(w_{i-1}, w_i \mid q_k\right).$$

이 때 θ 는 전체 단어개수 차원의 다항변수이고 q 는 w_{i-1} 에서 w_i 로 단어의 이동확률 변수이다. 기존 잠재적 디리클레 할당 모형[37]과 달리 각 궤적의 이동방향을 변이확률 변수를 추가하여 기존 알고리즘보다 더 자세하게 주요 패턴들을 분류할 수 있다. z 는 각 문서마다 정의되어 있는 K 차원 다항변수 $\theta^{(d)}$ 에 의해 정의되며 문서 안에 있는 N 개의 궤적들이 비슷한 패턴에 속할 것이라는 가정을 나타내고 있다. 한편 $\theta^{(d)}$ 는 d 번째 문서에서의 패턴 발생빈도수를 의미한다. $\theta^{(d)}$ 에서 높은 값들을 가지는 패턴들은 동시에 발생하는 경향이 있음을 알 수 있다. $\theta^{(d)}$ 를 M 가우시안 혼합 $\{\mu_m, S_m\}, \mu_m \in R^K, S_m \in R^{K \times K}, m = 1, \dots, M$ 로 클러스터하였다. μ_m 의 높은 값들을 지니는 원소들은 m 번째 그룹에서 동시에 발생하는 패턴들을 의미한다. 그림 2의 $c^{(d)}$ 는 가우시안 혼합의 인덱싱 변수이며 파라미터 π 의 다항분포를 따른다. 하지만 $c^{(d)}$ 은 $\{\mu_m, S_m\}$ 의 켈레사전(conjugate prior)가 아니기 때문에 $\theta^{(d)}$ 의 사후 분포를 유도하기란 쉽지 않다. 이를 해결하기 위하여 첨가 변수 $\bar{\theta}^{(d)} = f(\theta^{(d)})$ 를 설정하였다. $f(\cdot)$ 는 결정론적 맵핑(deterministic mapping)이다. $\bar{\theta}^{(d)}$ 는 $z_i^{(d)}$ 와 연결되어 있지 않기 때문에 $c^{(d)} = m$ 으로 선택된 가우시안 혼합 중 하나의 모델은 $\bar{\theta}^{(d)}$ 의 사전 확률로 정의된다. $\alpha, \beta, \gamma, \tau$ 는 베이지안 모델을 가정하기 위한 초-파라미터로 디리클레 파라미터로 정의된다.

그림 3. 패턴 분류 결과.

2.2 경로 예측을 위한 포텐셜 에너지 맵

KLT로 추출된 물체들의 움직임을 격자화된 단어로 표현하고 그림 2[28]의 방법으로 주요 움직임을 패턴을 분류하면 그림3과 같은 결과가 나온다. $q_k(w_i, w_j)$ 는 k 번째 패턴에서 i번째 격자에서 j번째 격자로 이동한 횟수로 [28]의 학습 결과로 산출할 수 있다. 인접한 단어들간의 이동정보밖에 없기 때문에 학습된 단어들의 짝은 N_w^2 보다 적을 것이다. 인접한 단어들간의 전환을 전체 단어들간의 전환으로 확장하기 위하여 포텐셜 벡터 $y = [y_1, \dots, y_{N_w}]^T$ 를 만든다. 포텐셜 에너지란 물체의 위치에 따라 저장된 에너지로 에너지 준위가 낮은 쪽으로 움직이는 형태의 힘이다. 포텐셜 에너지는 상대적인 양이기 때문에 실제로 물리적 의미를 갖는 것은 포텐셜 에너지 간의 차이이다. 가령 포텐셜 에너지가 3인 위치에서 1인 위치로 움직일 수 있지만 역으로는 이동하지 못한다. 또한 포텐셜 에너지의 차이가 큰 쪽으로 움직이기 때문에 포텐셜 에너지가 5인 곳에서 출발한다면 도착지점의 포텐셜 에너지가 2인 곳 보다 1인 곳으로 이동할 확률이 크다. 포텐셜 벡터 y 의 에너지 차의 값으로도 임의의 두 격자간의 이동방향과 횟수를 추정할 수 있다. 즉 $y_i - y_j = q_k(w_i, w_j)$ 가 된다.

인접한 단어들간의 전환에 대한 정보가 총 C개가 있다면 (y_i, y_j) 에 관한 식 역시 C개를 만들 수 있다. $Ay = b, A \in R^{C \times N_w}, b \in R^C$ 이며 c번째 i번째에서 출발하고 j번째에서 도착하는 단어들간의 전환 w_i 에서 w_j 을 A와 b를 통해 설정한다. A행렬은 움직인 위치의 순서를 나타내도록 $A[c, i] = 1, A[c, j] = -1$ 로 $b[c] = q_k(w_i, w_j)$ 로 설정한다. A가 최대계수(full rank)가 아니므로 의사역행렬(pseudo inverse) $y = (A^T A)^{-1} A^T b$ 를 통해 구한다. 다음 그림 4과 같이 포텐셜 벡터 y 를 구할 수 있다. 포텐셜 차 $y_i - y_j$ 가 큰 양의 값을 가진다면 i번째 격자에서 j번째

격자로 갈 확률이 높으며 역으로 j 번째 격자에서 i 번째 격자로 갈 확률은 매우 적다.

따라서 위에서 설명한 방식으로 구성된 포텐셜 에너지 맵(그림 4 예시)을 이용하여 경로 예측을 할 수 있다. 포텐셜 에너지맵에서 제일 작은 값을 가지는 위치가 경로의 도착지점 일 것이다. 현재 위치에서 도착지점까지 포텐셜 에너지의 차이 값이 제일 큰 방향으로 예측이 되도록 반복수행한다. 그림 4와 같이 포텐셜 에너지 맵의 경사가 큰 방향을 따라 경로가 예측 될 것이다.

그림 4. 포텐셜 에너지 예시.

제 3 장 움직이지 않는 군중의 영향을 고려한 경로 예측

선행단계로 다항분포의 형태로 움직임의 패턴을 학습하고 입력 특징점(feature)를 분석함으로써 움직임의 이동의 확률이 반영된 에너지 포텐셜을 구한다. 움직임의 궤적뿐만 아니라 동시에 발생하는 궤적들간의 관계까지 고려되어 주요 움직임의 패턴이 분류된다. 이 단계까지 학습된 패턴들은 서 있는 군중의 영향을 반영하지 않는다.

그 다음 움직이지 않는 군중을 탐지한 후 이를 보행자의 움직임 패턴에 반영하여 경로 예측을 한다. 앞서 구한 움직임의 패턴과 움직임 패턴을 이용하여 움직이지 않는 군중의 위치에 있는 포텐셜 에너지 값을 주변부보다 높은 값을 갖도록 포텐셜 에너지 맵을 생성한다. 마지막으로 포텐셜 에너지 차이만큼 다음 위치가 예측되는 점을 이용하여 움직이지 않는 군중을 우회하는 경로를 예측한다. 3.1 은 배경분리 마스크들로 움직이지 않는 군중영역을 추출하는 방법에 대해 소개할 것이며, 3.2 는 움직이지 않는 군중영역을 포텐셜 에너지 맵에 반영하고 3.3 은 포텐셜 에너지 맵으로 다음 위치를 예측하는 방법에 대해 설명할 것이다.

3.1 움직이지 않는 군중영역 추출

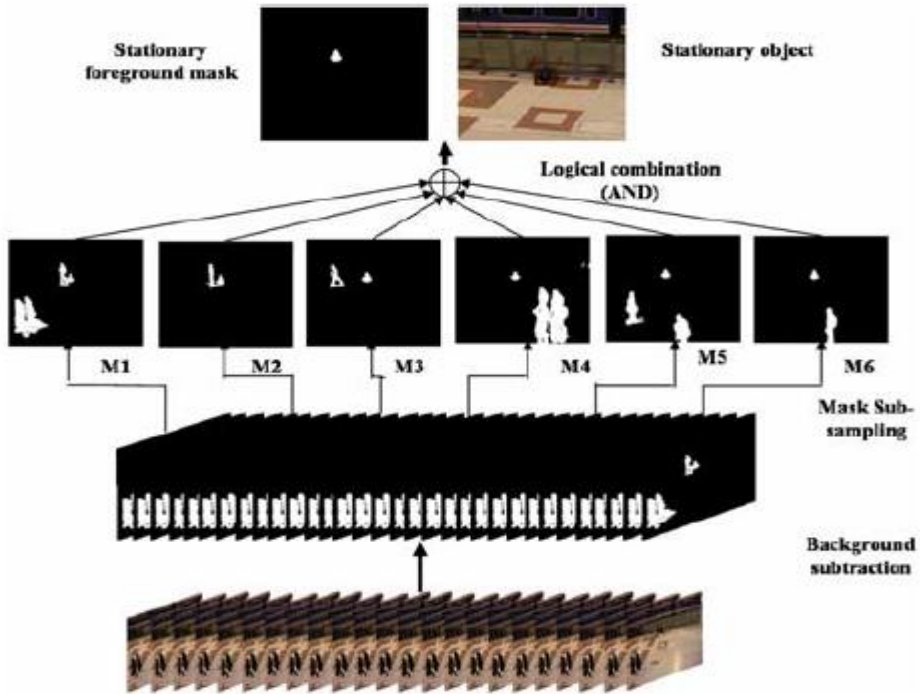


그림 5 움직이지 않는 군중 탐지 알고리즘 [39].

움직이지 않는 군중영역을 추출하는 방법[39]의 방법을 사용하였다. 물체 탐지와 인식은 사람의 신경 시스템에서 본능적이고도 아주 짧은 순간에 일어나는 과정이다. 하지만 컴퓨터 비전 분야에서의 강인하고도 정확한 성능의 물체 탐지 및 인식 수준은 사람의 신경 시스템보다는 낮다. 이러한 낮은 수준의 결과는 빛의 변화, 다른 물체로 인한 가려짐 등으로 인하여 탐지 성능에 영향을 미칠 정도로 물체의 외형이 변화하기 때문이다. 따라서 주변 환경에 따라 같은 물체의 외형이 다르게 보일 수도 있다.

[39] 알고리즘이 제안하는 전경 마스크(foreground-mask) 샘플링(sampling) 방법은 사람이 관심영역의 물체를 직관적으로 인식하는 방법을 모방하였다. [39]는 움직이다가 정지된 물체를 탐지하는데 특화된 알고리즘이다. 움직이는 모든 물체는 무시하고, 정지된 물체 영역의 색이 시간이 지나도 변하지 않는 점을 이용한 논리적인 설계구조로 이루어져있다. 정지된 물체의 외형 기반 모델을 설계 하지 않았기 때문에, 색, 모양에 관계없이 탐지할 수 있다.

그림 5 은 [39]의 방법을 나타낸 것이다. 일정한 시간 T 메모리 안에 있는 프레임의 전경 마스크들을 픽셀 별로 곱을 하여 움직이지 않는 전경을 추출 하였다. 전경 마스크는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$F_k(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } |image_k(i, j) - BG(i, j)| > Th \\ 0 & \text{else} \end{cases} .$$

$image_k(i, j)$ 는 k 번째 이미지의 i 행, j 열의 픽셀 값을 의미하며, $BG(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n image_k(i, j)$ 로 i 행, j 열 픽셀 값의 평균값이다. 이미지와 BG 픽셀 값의 절대적 차이가 Th보다 크다면, 현재 이미지의 픽셀이 배경과는 다르므로 전경으로 판단할 수 있다. 따라서 위의 식과 같이 전경을 탐지한 결과인 전경 마스크 F를 얻을 수 있다.

$$S = F_1 .* F_2 .* F_3 .* F_4 .* F_5 .* F_6 .$$

6 장의 전경 마스크 F를 병합하고 AND 논리 ‘.*’를 취함으로써 정지된 전경 마스크 S를 구할 수 있다. 정지된 전경 마스크 S는 6 장의 전경 마스크에 지속적으로 나타난 전경을 보여준다. 한 번이라도 움직인 전경의 F의 픽셀 값은 0이 되므로, AND 논리를 통해 S의 픽셀 값은 0이 되어 움직인 전경을 걸러낸다. 반면에 6 장 동안 한 번도 움직이지 않은 F 값은 AND 논리를

취하더라도 정지된 전경 마스크 S 의 픽셀 값은 1이 된다. 따라서 6장 중 한번이라도 움직인 전경을 걸러내고, 6장 동안 움직이지 않은 전경을 검출한다.

그림 6. 움직이지 않는 군중 탐지.

3.2 움직이지 않는 보행자를 고려한 포텐셜 맵 생성

위의 3.1 에서 구한 움직이지 않는 군중을 추출한 마스크를 포텐셜 맵에 반영하여 움직이지 않는 보행자를 고려한 경로예측을 진행한다. [28]로 주요 패턴을 다항 분포로 학습을 한 후, 각 패턴들의 포텐셜 에너지 맵을 다음과 같이 구한다.

$$\min_y \|Ay - b\|$$

$$A[k, i] = 1, \quad A[k, j] = -1$$

$$b(k) = \begin{cases} -c & (j \in \text{stationary region}) \\ q_k(w_i, w_j) & \text{else} \end{cases} .$$

이 전 [28] 알고리즘에서의 벡터 $b(k) = q_k(w_i, w_j)$ 였다면, 도착 격자가 움직이지 않는 군중의 영역이라면 $b(k) = -c (c > 0)$ 로 설정한다. 이와 같은 방법을 하는 이유는 움직이지 않는 군중의 영역으로 향하는 움직임을 없애주어 w_i 에서 w_j 로 가는 이동 확률을 제거할 수 있기 때문이다. 이 때 k 번째 움직임에 관한 식을 풀게 되면 w_i 에서 w_j 로의 이동은 없어지게 되고 그 반대인 w_j 에서 w_i 로 이동하도록 강제적으로 지정하는 것이다.

3.1 의 움직이지 않는 군중의 영역을 추출하여, 이를 [28]의 경로 예측에 필요한 포텐셜 맵에 반영하였다. 그림 7의 첫 번째 그림은 [28]의 포텐셜 맵이며 노란색 영역은 움직이지 않는 군중이 존재하는 곳이다. 두 번째 행 첫 번째 열 위치의 포텐셜 에너지 값이 움직이지 않는 영역의 포텐셜 에너지보다 높으며 그 차이가 0보다 크다. 포텐셜 에너지 차이에 비례하여 이동할 확률이 상승하게 되므로 움직이지 않는 영역으로의 이동확률이 존재한다. 그림 7의 두 번째 그림은 움직이지 않는 군중을 고려한 포텐셜

맵이다. $b(k) = -c$ ($c > 0$)의 효과로 움직이지 않는 군중의 위치인 노란색 영역이 포텐셜 에너지 값이 상승하게 된다. 이에 따라 상승된 포텐셜 값보다 작은 주변부에서 움직이는 영역으로의 이동 확률이 현격히 적어지게 된다.

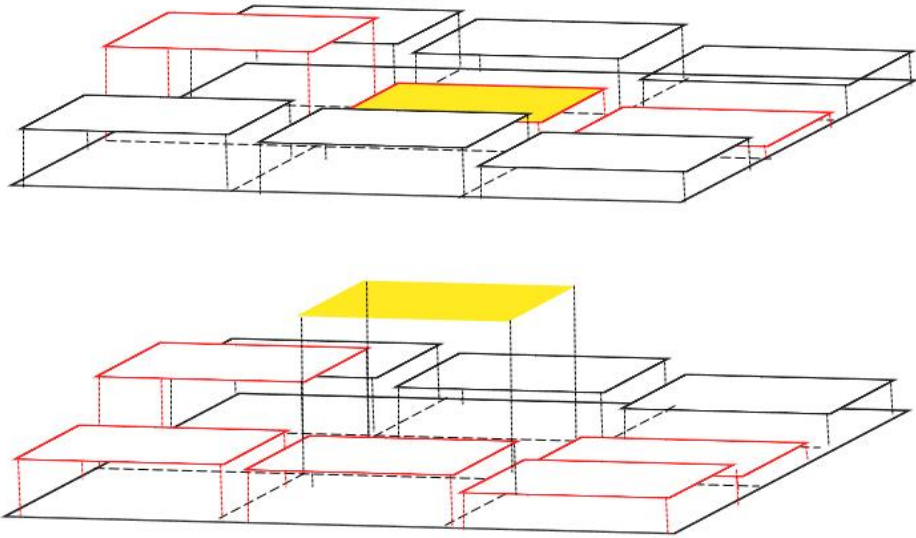


그림 7. 움직이지 않는 군중의 영향이 반영된 포텐셜의 에너지 변화.

그림 8을 보다시피 모든 격자의 에너지 포텐셜이 수정되는 것이 아니라 움직이지 않는 군중이 있는 영역의 포텐셜만 수정됨을 확인할 수 있다. 따라서 움직임의 패턴이 큰 틀에서 변화하는 것이 아니라, 움직이지 않는 군중이 있는 세부적인 영역에서만 변화하는 것임을 알 수 있다.

그림 8. 움직이지 않는 군중이 반영된 포텐셜 에너지 맵.

3.3 움직이지 않는 보행자를 고려한 경로 예측

그림 8을 보면 움직임 패턴 k 에 대한 골짜기 모양의 포텐셜 y^k 의 기울기를 기준으로 다음 경로 x_{t+1} 를 예측할 수 있다. 연속 도메인의 x_{t+1} 를 예측하기 위하여, 이중선형 보간법[35]로 y^k 를 연속 도메인으로 확장한 연속 포텐셜 에너지 맵 F^k 를 만든다.

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= \min_x F^k(x) & (1) \\ \text{s.t. } \|x - x_t\|_2 &= \|x_t - x_{t-1}\|_2 \\ \|x - x_s\|_2 &\leq \|x_t - x_s\|_2 \end{aligned}$$

F^k 의 x_s 는 움직임 패턴 k 의 최종 도착지점을 의미한다. 반원 $C(R, \theta)$ 위에 놓여있는 x 중 (1) 식의 최소점 x_{t+1} 를 찾는다. 반지름 $R = \|x_t - x_{t-1}\|_2$ 과 중심각 $-\pi \leq \theta \leq \pi$ 이며 중심점은 x_t 이다. 아래 그림 9의 첫 번째 그림의 주황색 선과 같이 포텐셜의 경사가 큰 방향으로 경로가 예측된다.

그림 9. 움직이지 않는 영역의 경로 예측.

그림 7의 첫 번째 그림에서의 경로 예측은 시작점 두 번째 행 첫 번째 열에서 포텐셜 에너지 차가 제일 큰 방향 쪽으로인 빨간색 테두리의 위치를 따라 예측 될 것이다. 이 때 움직이지 않는 군중이 포함 된 영역인 노란색 영역을 지나쳐서 가게 된다. 그에 반하여 두 번째 그림은 빨간색 테두리의 위치를 따라 움직이지 않는 군중영역의 주변의 위치를 우회하여 반시계 방향으로 탐색하여 예측하게 된다. 그림 9의 첫 번째 그림은 이전 알고리즘 [28]의 경로 예측이며 두 번째 그림은 움직이지 않는 보행자 있을 때의 경로예측이다. 첫 번째 그림은 각 위치에서 인접한 위치 중 포텐셜 에너지 차가 제일 위치로 다음 경로가 예측 되어 주황색 선과 같이 포텐셜의 경사가 큰 방향으로 경로가 예측된다. 그에 반해 두 번째 그림에서 움직이지 않는 군중영역에 포텐셜 에너지 값이 높아지게 되어 주황색 선과 같이 움직이지 않는 군중영역을 우회해서 경로가 예측 될 것이다. 그림 10 은 이전 알고리즘[28]와 움직이지 않는 보행자가 있을 때의 경로예측의 결과다.

그림 10 경로 예측 결과.

제 4 장 충돌하는 두 보행자의 경로 예측

움직이는 두 사람이 부딪히지 않기 위해서 보행 경로를 수정하여 걷는다. 예를 들어 12 시에서 6 시로 이동하는 보행자 A, 3 시에서 9 시로 이동하는 보행자 B 가 있다고 하자. 두 보행자의 경로를 수정하지 않으면 p 지점에서 부딪히게 된다. 실제 보행상황에서는 충돌을 방지하기 위하여 아래 두 번째 그림과 같이 보행경로를 수정한다. 경험적 사실을 기반으로 두 보행자가 부딪힐 때, 속도가 더 빠른 보행자가 방향을 바꾼다. 따라서 두 번째 그림과 같이 보행자 A가 B보다 더 빠른 걸음으로 걷는다고 한다면 두 보행자의 예상 충돌지점 p 지점에서 A의 경로가 B가 걸어온 지점으로 방향을 수정하여 보행하게 된다. 보행자 A의 충돌지점을 우회하는 정도는 3장에서 움직이지 않는 균중을 우회하는 정도보다 적다. 움직이지 않는 균중은 장시간의 장애물과 같아 보행 경로의 방향을 크게 수정해야 하지만, 충돌할 움직이는 보행자는 단시간의 일시적인 장애물과 같아 일시적으로 속력을 늦추거나 방향을 수정하면 된다.

그림 11. 충돌하는 두 보행자의 경로 수정 예시.

4.1 움직이는 두 사람의 영향력을 포텐셜 맵에 반영

움직이지 않는 군중의 영향력을 포텐셜 맵에 고려 한 것처럼 움직이는 두 사람의 상호작용 및 영향력을 포텐셜 맵에 고려할 수 있다. 보행자는 다른 보행자들과 일정한 거리를 충돌을 피하기 위하여 일정한 거리를 두려고 한다. 따라서 충돌을 피하기 위하여 보행자들간의 확보할 거리 및 영역을 포텐셜 맵에 반영한다.

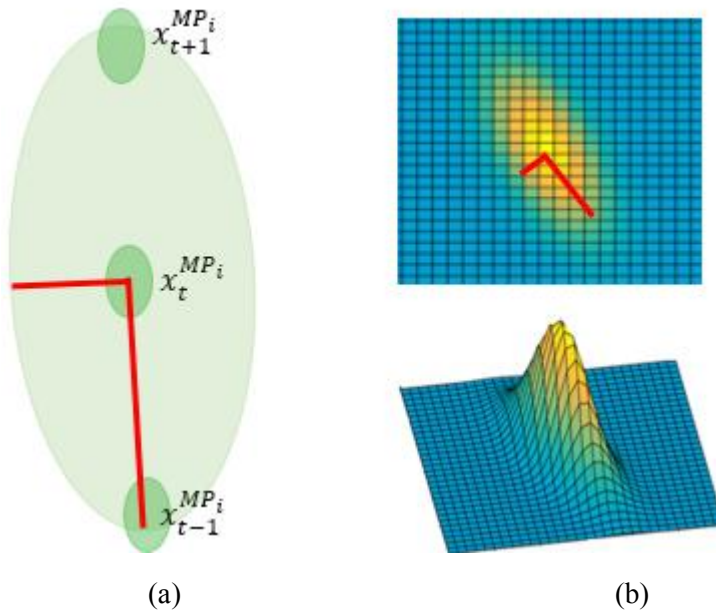


그림 12. 충돌을 피하기 위하여 확보해야 할 영역과 반영해야 할 포텐셜 에너지.

[18]은 보행자들간의 미치는 영향력을 타원의 형태로 나타내었다. 보행자와 그 주변 보행자들간의 거리로 영향력을 정의하였다. 움직이는 보행자의 위치가 고정되어 있지 않기 때문에 보행자의 영역을 타원의 형태로

나타내었다. 그림 12의 (a)을 보면 각 움직이는 보행자들이 영향을 미칠 수 있는 범위를 초록색 타원의 영역으로 표시하였다. 충돌하기 전에 충돌 지점뿐만 아니라 움직이는 보행자의 영역을 고려하여 일정한 거리를 두고 충돌을 피하기 위해 움직인다. 이를 포텐셜 맵에 반영하기 위해서 2차 정규분포로 보행자 영역을 타원의 형태로 반영한다. 3.1 절에서 움직이지 않는 군중을 우회 하는 것과 같이 충돌지점의 포텐셜 에너지를 높게 수정을 함으로서 보행자가 충돌지역을 피하도록 한다. 이렇게 되면 움직이지 않는 군중을 우회하는 것과 마찬가지로 주변부에서 충돌지점으로의 이동확률이 작아지게 되어 충돌을 피할 수 있게 모델링 할 수 있다.

$$f_x(x_1, x_2) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(X - \mu)^T \Sigma^{-1}(X - \mu)\right).$$

충돌을 피하기 위한 영역을 위의 2차 정규분포의 공분산 행렬의 고유값과 고유벡터로 표현할 수 있다. 보행자가 수정할 경로의 시작점과 예상 충돌지점과의 거리 차와 그의 절반 값을 각각 고유값을 설정한다. 또한 보행자가 수정할 경로의 시작점과 예상 충돌지점과의 거리 벡터와 그에 수직하는 벡터를 각 고유벡터로 설정한다. 평균 μ 는 예상 충돌 위치로 두 예상 경로의 교차하는 지점이다. 아래 그림 12을 보면 (a)의 x_t^{MPi} t 시간에 움직이는 i 번째 보행자의 위치이다. x_t^{MPi} 위치에서 충돌을 피하기 위하여 빨간색 선이 충돌지점과 수정할 경로의 시작점인 이전 위치 x_{t-1}^{MPi} 를 잇는 타원의 장축이 되도록, 장축의 크기 절반을 단축의 크기로 설정하여 충돌을 피하기 위한

확보할 영역을 초록색 영역으로 설정한다. (b)는 장축과 단축으로 고유값과 고유벡터를 구한 후 충돌지점에 보행자 A의 포텐셜 맵에 반영할 포텐셜이다.

4.2 움직이는 두 사람의 경로 관계를 통한 경로 예측 수정

실제로 보행자들은 충돌 지점을 예상하고 보행자들간의 위치 및 예상경로를 기반으로 보행경로를 수정한다. 일반적으로 속도가 더 빠른 보행자가 민첩하게 방향을 움직일 수 있으므로 경로 방향을 수정하여 보행한다. 또한 다른 보행자가 걸어가는 방향이 아니라 걸어왔던 쪽으로 경로를 수정하여 충돌을 피한다. 만약 다른 보행자가 움직이고 있는 방향 앞쪽으로 경로가 수정된다면 2차 충돌이 발생한다.

$$\begin{aligned}
 x_{t+1} &= \min_x F^k(x) \\
 \text{s. t. } \|x - x_t\|_2 &= \|x_t - x_{t-1}\|_2 \\
 \|x - x_s\|_2 &\leq \|x_t - x_s\|_2
 \end{aligned}$$

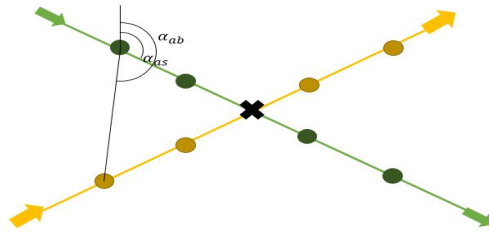
3.3 처럼 패턴 k의 포텐셜 경사가 큰 방향으로 다음 경로가 예측 되는데 현재 위치에서 반원 $C(R, \theta)$ 위에 놓여있는 x 중 충돌 지점을 우회하도록 x_{t+1} 를 찾는다. 반지름 $R = \|x_t - x_{t-1}\|_2$ 과 중심각 θ 는

$$\begin{cases} \alpha_{as} - 90^\circ \leq \theta \leq \alpha_{ab} & \text{if } \alpha_{as} > \alpha_{ab} \\ \alpha_{ab} \leq \theta \leq \alpha_{as} + 90^\circ & \text{else if } \alpha_{as} \leq \alpha_{ab} \end{cases}$$

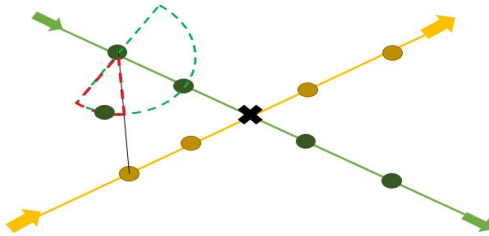
로 둔다. α_{as} 는 보행자 a의 위치 x_a 와 도착 지점 x_{as} 를 잇는 선분이 12시 방향(x_{12})을 기준으로 시계방향으로 돌아간 각도($\alpha_{as} = \cos^{-1}\left(\frac{(x_a - x_{as}) \cdot x_{12}}{\|x_a - x_{as}\| \|x_{12}\|}\right)$)이다. α_{ab} 는 보행자 a의 위치 x_a 와 보행자 b의 위치 x_b 를 잇는 선분이 x_{12} 와 이루는 각도 ($\alpha_{ab} =$

$\cos^{-1}\left(\frac{(x_a-x_b)\cdot x_{12}}{\|(x_a-x_b)\| \|x_{12}\|}\right)$)다. 중심각 θ 를 위와 같이 제한 두는 것은 경로 수정 후 발생하는 2차 충돌을 방지하기 위함이다.

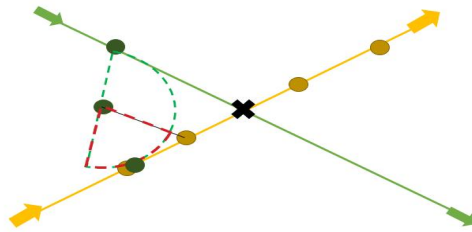
그림 13은 $\alpha_{as} \leq \alpha_{ab}$ 인 경우 해당되는 θ 의 범위에 따라 경로 예측을 수정하는 그림이다. 그림 (b)의 초록색 선분인 보행자 a의 위치와 도착지점을 잇는 선분 $x_a - x_{as}$ 이고, 파란색 선분은 보행자 a의 위치와 보행자 b의 위치를 잇는 선분 $x_a - x_b$ 이다. θ 를 $\alpha_{ab} \leq \theta \leq \alpha_{as} + 90^\circ$ 로 제한 함으로써 빨간색 점선의 부채꼴 호에 x_{t+1} 경로를 찾게 함으로써 충돌을 피하도록 다른 보행자가 걸어온 방향으로 경로를 수정한다. 그림 (c)에서 예상 충돌지점과 두 보행자가 일직선상에 있다면 더 이상 충돌하지 않게 된다. 따라서 이 이후로는 그림 (d)처럼 3.3 절에서와 같이 초록색 점선의 반원에서 예측 경로를 찾으며 진행한다.



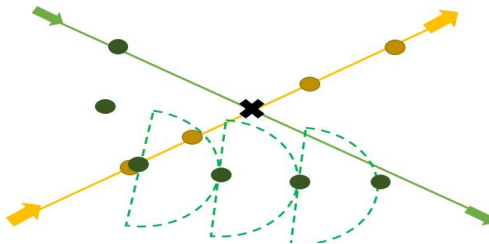
(a) 충돌 예상지점과 α_{as} , α_{ab} 측정



(b) 충돌을 피하기 위하여 탐색 범위를 제한하며 경로 예측



(c) 예상 충돌지점과 두 보행자가 일직선 상에 있는 경우



(d) 충돌의 위험이 사라진 경우 경로 예측

그림 13. 충돌하는 보행자의 경로 예측 (a)-(d).

제 5 장 실험 결과

실험은 Intel(R) Core™ i5-3570 CPU 3.40Hz 의 CPU 와 32GB 의 RAM 시스템에서 진행되었고, 운영체제는 Microsoft Windows 7 이다. 프로그램은 MATLAB R2014b 로 실험하였다. 사용한 데이터 셋[40]은 그림 14로 한 시간 동안 뉴욕시의 중앙 역 안의 보행자들을 촬영한 비디오다. 한 프레임당 평균 123 명과 최대 332 명의 보행자가 등장한다. 해상도는 1920x1080 이며 총 프레임 수는 100000 장, 초당 프레임 수는 25(fps)이다. [26]은 데이터 셋에 장시간 보행 경로를 관측하였으며 보행자의 행동의 복잡한 모델을 학습시키기 위한 정보를 제공하였다. 1 시간 동안 등장하는 총 12684 명 보행자의 경로 궤적을 표시하였다. 각 보행자마다 프레임에 등장하는 시점부터 떠나는 시점까지의 완전한 궤적이 표시 되었다. 총 100000 중 20 대 1 의 비율로 5000 장을 뽑아 궤적을 추적하였다.

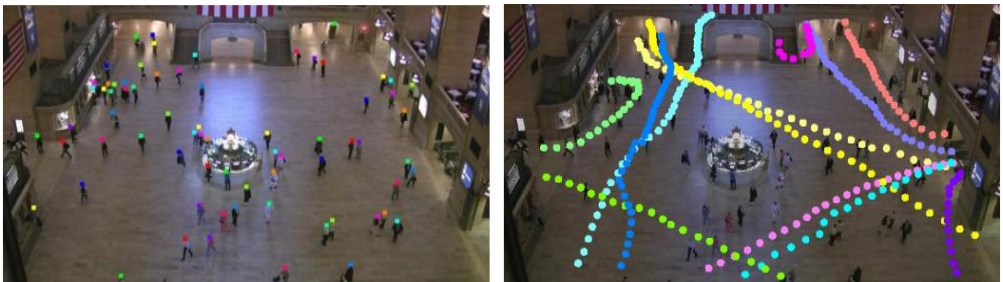


그림 14. 사람 표기 위치 (왼 쪽)과 12 가지 보행경로 예(오른쪽) [26].

5.1 움직이지 않는 군중을 고려한 경로 예측 결과

보행 시작점 x_s 이 주어졌을 때, 각 패턴의 움직이지 않는 군중을 고려한 경로를 예측 하였다. [28]의 방법으로 데이터 셋의 보행자 움직임을 50 개의 패턴으로 분류하였고 3 장에서 제시한 방법으로 50 개의 패턴의 포텐셜 에너지 맵에 움직이지 않는 군중을 반영하여 수정하였다. 프레임을 20x20 사이즈의 격자로 나누어 각 격자 중심점을 보행 시작점 x_s 를 설정하였다. 그림 15는 [28]의 경로예측과 본 논문의 움직이지 않는 군중을 고려한 경로 예측을 비교한 결과다. 노란색 선은 [28], 빨간색 선은 본 알고리즘의 경로 예측 결과이다. 파란색 원은 출발지점 x_s 이며, 노란색 원은 [28]의 도착지점 x_d 이며, 빨간색 원은 본 알고리즘의 도착지점 x_d' 이다. 빨간색 영역은 움직이지 않는 군중을 표시한 것이다. 그림 15의 결과를 보면 [28]은 움직이지 않는 군중을 관통하여 경로가 예측되었다. 이에 반해, 본 논문에서 제시한 방법은 움직이지 않는 군중과 충돌하지 않도록 우회하는 경로가 예측되었다. 그림 16은 군중이 밀집된 상황에서의 경로 예측 결과이다. 군중의 밀도가 높은 상황 속에서도 경로 예측이 잘 된 것을 확인할 수 있다.

본 알고리즘에서 제시한 방법이 움직이지 않는 군중을 우회할 결과는 90.58%이다. [28]의 방법이 움직이지 않는 군중을 관통하는 경로가 예측하였다면, 본 논문에서 제시한 방법으로 같은 출발지점에서 경로를 예측했을 때 움직이지 않는 군중을 우회하는지의 비율로 측정하였다. 움직이지 않는 군중과 총 446번 충돌하였을 때 본 알고리즘은 404번 충돌을 회피하는 성능을 나타내었다. 다음 표 1에서 위 결과를 정리하였다.

[28]로 충돌한 횟수	446 번
본 알고리즘으로 충돌 회피한 횟수	404 번
충돌 회피 성공률	90.58%

표 1. 움직이지 않는 군중의 영향을 고려 하지 않았을 때,
고려 하였을 때의 충돌한 횟수와 충돌회피 성공률.

그림 15. [28]과 본 논문의 경로 예측().

그림 16. 군중이 밀집된 영상에서의 경로 예측.

5.2 충돌하는 두 보행자의 경로 예측

4 장의 두 보행자의 영향력과 경로관계를 이용하여 두 보행자의 경로 예측하였다. 5.1 절과 마찬가지로 [28]의 방법으로 보행자 움직임을 50 개로 분류된 패턴 중 충돌하는 두 패턴 움직임에 대해 실험하였다. 그림 17 의 a 는 충돌하는 두 보행자의 경로이며, b 는 예측과 충돌을 피하기 위해 수정된 경로 예측이다. 각 초록색 선과 빨간색 선은 두 보행자의 경로이며, 숫자는 해당 위치의 보행 경과 시간이다. a2 는 a1 의 충돌 부분만 확대한 장면으로 빨간색의 궤적을 걷는 보행자가 23 초 일 때와 초록색의 궤적을 걷는 보행자가 21 초 보행 중에 충돌하는 것을 볼 수 있다. 이를 4 장의 제시한 방법을 통하여 b 와 같이 충돌을 피하는 경로예측 결과를 나타낼 수 있다. 같은 시간 동안 초록색 궤적이 더 길기 때문에 빨간색 보행 보다 속도가 빠르다. 따라서 초록색 보행의 궤적이 빨간색 보행자가 걸어왔던 방향 쪽으로 수정 된 것을 확인 할 수 있다. 즉, 속도가 빠른 보행자의 보행 방향을 조금 수정함으로써 두 보행자의 경로예측이 충돌하지 않는 결과를 보였다. 그림 18 은 충돌을 피하는 두 움직임의 다른 예이다.

(a1)

(a2)

(b1)

(b2)

그림 17. 충돌하는 두 보행자 경로와 충돌을 피한 경로 예시 1

(a1)

(a2)

(b1)

(b2)

그림 18. 충돌하는 두 보행자 경로와 충돌을 피한 경로 예시 2.

5.3 네비게이터

5.1 의 경로 예측을 기반으로 보행자가 걸어가며 볼 건물, 이정표들을 알려주며, 도착 시간을 알려주는 네비게이터와 같은 어플리케이션을 제안한다.

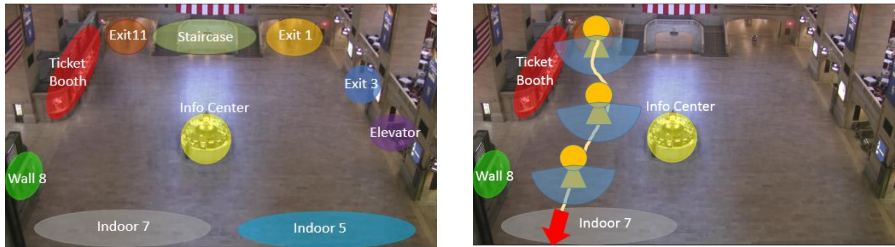


그림 19. 이정표(왼쪽)와 이정표를 이용한 길 찾기 예(오른쪽).

주변에 보이는 이정표를 이용하여 길을 잃어버리지 않고 목적지까지 수월하게 길을 찾아갈 수 있다. 처음 방문 하는 곳에서 이정표만 찾아 더듬어 간다면 목적지 까지 길을 파악하는 것이 수월하다. 그림 19 의 왼 쪽은 데이터셋에서 보행하면서 쉽게 찾을 수 있는 이정표이다. 티켓 부스창고, 인포메이션 센터, 계단, 엘리베이터 등을 이정표로 삼을 수 있다. 오른 쪽 그림은 이정표를 이용한 길 찾기의 예이다. 11 시 방향에서 7 시 방향으로

보행하려고 한다. 사람이 많이 붐비는 상황이라면 바로 7 시 방향으로 가는 것은 쉽지 않을 것이다. 이에 반해 Ticket Booth, Info Center, Wall 8 을 확인하며 보행한다면 어떤 상황이라도 7 시 방향의 도착지점으로 쉽게 찾아갈 수 있을 것이다. 일반적으로 사람의 좌우시야(horizontal field of view)는 180 도이다. 사람의 가시거리는 약 90m 이고, 집중하여 볼 수 있는 가시거리(potentially noticeable distance) 30m 이다. 예상 보행 경로에서 반원을 그리며 가시거리영역을 표시를 하며 보행하는데 볼 수 있는 이정표들을 차례대로 알 수 있다.

그림 20. 7시 방향에서 12시 방향으로 가는 네비게이터 예시.

그림 20은 7시 방향에서 12시 방향으로 가는 목적지, 보행 예상 시간과 보행 경로의 이정표를 알려주는 네비게이터 예시이다. 초록색 선은 7시 방향에서 11시 방향으로 갈 경로이다. 빨간색 원은 이정표 위치가 보이는 위치들을 의미하고 파란색 원은 도착예상 지점이다. 오른쪽 위 쪽에 노란색 글씨체로 도착 지점의 장소 이름과 보행 예상 시간 이정표와 시간이 차례대로 표시되었다. 2초 후에 wall 8, 8초 후에 ticket booth, 11초 후에 info center, 16초 후에 staircase, 17초 후에 exit 11의 이정표를 볼 수 있다는 표시이다. 아래 그림 21은 6시 방향에서 1시 방향으로 가는 다른 네비게이터 예시이다. 이와 같은 방법으로 네비게이터 외에 보행자의 경로정보를 수집하는 프로파일링과 주요 용의자의 경로 추적을 예상하는 감시 시스템에도 적용되어 어플리케이션을 개발할 수 있다.

그림 21. 6시 방향에서 1시 방향으로 가는 네비게이터 예시.

5.4 목적지 예측

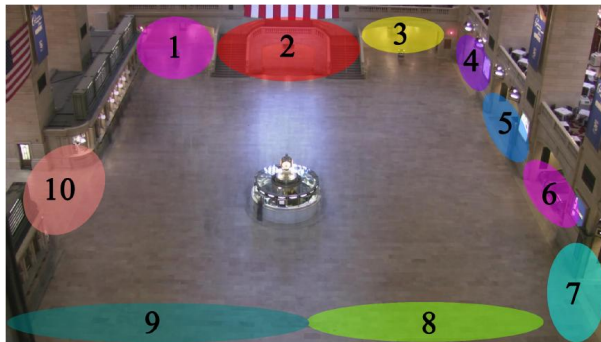


그림 22. 10 개의 출발지점과 도착지점[26].

출발지점 x_s , 도착지점 x_d , 보행자 궤적 T 는 보행자 행동의 세가지 기본 요소다. 5.1 에서 출발지점 x_s 가 주어졌을 때 궤적 T 와 도착지점 x_d 를 예측하였다. 출발지점 x_s 와 궤적 T 의 일부분이 주어졌을 때, 보행자의 도착지점 x_d 를 예측할 수 있다.

그림 22 에서 10 개의 출발/도착구역 $S_i (i \in [1,10])$ 들을 지정하였다. 보행자 궤적의 절반인 $T_{0.5}$ 이 입력으로 사용되었다. 출발지점 x_s 와 궤적 일부 $T_{0.5}$ 가 주어졌을 때, 도착지점 인덱스 $i \in [1, 10]$ 를 측정하였다. 각 도착 구역 S_i 을 예측하기 위해, 먼저 $T_{0.5}$ 가 앞서 보행자 궤적을 분류한 패턴 중 어느 패턴 k 에 해당하는지 확인한다. 패턴 k 는 $k = \max_k \sum_{i=1}^{\frac{\text{length}(T)}{2}} \text{Potential}_k(T(i) - T(i+1))$ 로 계산한다. $\text{length}(T)$ 는 궤적 T 의 길이를 의미하며, $\text{Potential}_k(T(i) - T(i+1))$ 는 k 번째 패턴의 포텐셜 에너지에서 각 궤적의 포텐셜 차이이다. 포텐셜 차이의 합이 클수록 k 번째 패턴과 같이 이동할 확률이 크다는 의미가 된다. 예측 도착구역 S_i 는 k 번째 포텐셜 에너지 맵에서 제일 낮은 포텐셜 에너지 값을 가지는 지점으로 구한다.

	Prediction
Proposed	68.5%
Shuai et al[26]	48%
MDA[36]	43%

표 2. 목적지 예측의 정확도.

표 2 는 MDA 모델[36], Shuai et al[26]과 본 논문에서 제시한 방법의 목적지예측의 정확도를 비교한 것이다. 이전 알고리즘은 각각 48%, 43%인데 반해 본 논문에서 제시한 방법은 68.5%의 정확도를 보였다. 다음 그림 23 는 본 논문의 목적지 예측 결과들이다. 첫 번째 열의 그림은 보행자의 경로를 나타낸 것이다. 빨간색 원과 선으로 이어진 선은 보행자 의 궤적 $T_{0.5}$ 이며, 파란색 원들은 절반 이후의 나머지 궤적들이다. 두 번째 열의 그림들은 첫 번째 열의

절반의 궤적 $T_{0.5}$ 만 가지고 예측한 패턴 k 의 예측 궤적이다. 빨간색 영역이 예상 시작점이며 파란색 영역이 예상 도착지점이다. 첫 번째 행의 결과를 보면 11시 방향에서 출발해서 4시 방향($S_i = 6$)으로 도착하는 보행자의 궤적이다. 이에 따라 오른쪽 그림의 파란색 영역인 예상도착 지점이 역시 4시($S_i = 6$)인 것을 확인할 수 있다. 세 번째 그림을 보면 9시 방향($S_i = 10$)으로 이동하다 방향을 전환하여 3시 방향으로 이동한 것을 볼 수 있다. 빨간색 궤적인 $T_{0.5}$ 만 가지고 예측한 도착 예상 지점은 네 번째 그림과 같이 9시 방향($S_i = 10$)이다. 세 번째 그림과 같은 보행경로는 일반적으로 잘 나타나지 않는 이상경로이다. 이와 같이 도착지점 예측으로 이상 경로를 탐지할 수 있다.

그림 23. 도착지 예측 결과.

제 6 장 결론

본 논문에서는 움직이지 않는 군중을 고려한 보행자의 움직임과 다중 보행자의 경로 예측하는 방법을 제안하였다. 움직이지 않는 군중을 탐지 후 보행자 경로 예측 모델에 반영하여 움직이지 않는 군중과 충돌을 피하는 경로예측 방법을 제시하였다. 그리고 두 보행자의 상호작용하는 영향력과 위치관계를 고려하여 충돌을 피하도록 경로 예측 방법을 설계하였다. 밀집된 군중 영상에서 정량적/정성적 실험결과를 통하여 정지된 군중을 우회하는 경로예측과 충돌을 피하는 두 보행자의 경로 예측의 결과를 확인하였다. 또한 목적지 예측, 네비게이터, 보행자 프로파일링과 같은 어플리케이션을 제안하였다.

현재까지 발견된 문제점과 추후 과제를 살펴보면 다음과 같다. 움직이지 않는 군중의 영역을 우회하지 않거나, 본래 의도하고자 했던 도착지점 예측과는 다른 결과가 발생한다. 이를 해결하기 위하여 움직이지 않는 군중의 영역뿐만 아니라 영향력이 미치는 주변부까지 경로 예측 모델을 수정하여 다양한 상황에서도 정지된 군중을 우회하도록 해야 한다. 또한 매 스텝마다 다음 위치를 예상할 때 온라인 학습 방법을 적용하여 목표하고자 했던 도착지점의 방향성을 잃지 않도록 보완해야 할 것이다

참고문헌

- [1] Wang, Xiaogang, Xiaoxu Ma, and W. Eric L. Grimson. "Unsupervised activity perception in crowded and complicated scenes using hierarchical bayesian models." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 31.3 (2009): 539-555.
- [2] Hospedales, Timothy, Shaogang Gong, and Tao Xiang. "A markov clustering topic model for mining behaviour in video." *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*. IEEE, 2009.
- [3] Emonet, Rémi, Jagannadan Varadarajan, and Jean-Marc Odobez. "Extracting and locating temporal motifs in video scenes using a hierarchical non parametric bayesian model." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*. IEEE, 2011.
- [4] Kuettel, Daniel, et al. "What's going on? Discovering spatio-temporal dependencies in dynamic scenes." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*. IEEE, 2010.
- [5] Cong, Yang, Junsong Yuan, and Ji Liu. "Sparse reconstruction cost for abnormal event detection." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*. IEEE, 2011.
- [6] Lu, Cewu, Jianping Shi, and Jiaya Jia. "Abnormal event detection at 150 fps in matlab." *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2013.
- [7] Kitani, Kris M., et al. "Activity forecasting." *European Conference on Computer Vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2012.
- [8] Horn, Berthold KP, and Brian G. Schunck. "Determining optical flow." *Artificial intelligence* 17.1-3 (1981): 185-203.
- [9] Brox, Thomas, et al. "High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping." *European conference on computer vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [10] Baker, Simon, et al. "A database and evaluation methodology for optical

- flow." *International Journal of Computer Vision* 92.1 (2011): 1-31.
- [11] Lucas, Bruce D., and Takeo Kanade. "An iterative image registration technique with an application to stereo vision." *IJCAI*. Vol. 81. No. 1. 1981.
 - [12] Bruhn, Andrés, Joachim Weickert, and Christoph Schnörr. "Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: Combining local and global optic flow methods." *International Journal of Computer Vision* 61.3 (2005): 211-231.
 - [13] Helbing, Dirk, and Peter Molnar. "Social force model for pedestrian dynamics." *Physical review E* 51.5 (1995): 4282.
 - [14] Mehran, Ramin, Alexis Oyama, and Mubarak Shah. "Abnormal crowd behavior detection using social force model." *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on*. IEEE, 2009.
 - [15] Rota, Paolo, Nicola Conci, and Nicu Sebe. "Real time detection of social interactions in surveillance video." *European Conference on Computer Vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2012.
 - [16] Yun, Kimin, et al. "Motion Interaction Field for Accident Detection in Traffic Surveillance Video." *ICPR*. 2014.
 - [17] Scovanner, Paul, and Marshall F. Tappen. "Learning pedestrian dynamics from the real world." *ICCV*. Vol. 9. 2009.
 - [18] Helbing, Dirk, Illés Farkas, and Tamas Vicsek. "Simulating dynamical features of escape panic." *Nature* 407.6803 (2000): 487-490.
 - [19] Lan, Tian, et al. "Discriminative latent models for recognizing contextual group activities." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34.8 (2012): 1549-1562.
 - [20] Ge, Weina, Robert T. Collins, and R. Barry Ruback. "Vision-based analysis of small groups in pedestrian crowds." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 34.5 (2012): 1003-1016.
 - [21] Lan, Tian, et al. "Beyond actions: Discriminative models for contextual group activities." *Advances in neural information processing systems*. 2010.
 - [22] Lan, Tian, Leonid Sigal, and Greg Mori. "Social roles in hierarchical models for human activity recognition." *Computer Vision and Pattern*

Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on. IEEE, 2012.

- [23] Moussaïd, Mehdi, et al. "The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics." *PloS one* 5.4 (2010): e10047.
- [24] Forsyth, Donelson R. *Group dynamics*. Cengage Learning, 2009.
- [25] Cristani, Marco, et al. "Social interaction discovery by statistical analysis of F-formations." *BMVC*. Vol. 2. 2011.
- [26] Yi, Shuai, Hongsheng Li, and Xiaogang Wang. "Understanding pedestrian behaviors from stationary crowd groups." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015.
- [27] Yi, Shuai, et al. "L0 regularized stationary time estimation for crowd group analysis." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014.
- [28] Yoo, YoungJoon, et al. "Visual Path Prediction in Complex Scenes With Crowded Moving Objects." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016.
- [29] Ali, Saad, and Mubarak Shah. "A lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis." *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2007.
- [30] Lin, Dahua, Eric Grimson, and John Fisher. "Learning visual flows: A Lie algebraic approach." *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on.* IEEE, 2009.
- [31] Liao, Huei-Hung, Jing-Ying Chang, and Liang-Gee Chen. "A localized approach to abandoned luggage detection with foreground-mask sampling." *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2008. AVSS'08. IEEE Fifth International Conference on.* IEEE, 2008.
- [32] Kimin Yun, Hawook Jeong, Kwang Moo Yi, Soo Wan Kim, Jin Young Choi, "Motion Interaction Field for Accident Detection in Traffic Surveillance Video", in IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR), 2014
- [33] Sultani, Waqas, and Jin Young Choi. "Abnormal traffic detection using intelligent driver model." *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th*

International Conference on. IEEE, 2010.

- [34] Helbing, Dirk, Illés Farkas, and Tamas Vicsek. "Simulating dynamical features of escape panic." *Nature* 407.6803 (2000): 487-490.
- [35] Schalkoff, Robert J. *Digital image processing and computer vision*. Vol. 286. New York: Wiley, 1989
- [36] Zhou, Bolei, Xiaogang Wang, and Xiaoou Tang. "Understanding collective crowd behaviors: Learning a mixture model of dynamic pedestrian-agents." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on.* IEEE, 2012.
- [37] Blei, David M., Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. "Latent dirichlet allocation." *Journal of machine Learning research* 3.Jan (2003): 993-1022.
- [38] Blei, David M. "Probabilistic topic models." *Communications of the ACM* 55.4 (2012): 77-84.
- [39] Liao, Huei-Hung, Jing-Ying Chang, and Liang-Gee Chen. "A localized approach to abandoned luggage detection with foreground-mask sampling." *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2008. AVSS'08. IEEE Fifth International Conference on.* IEEE, 2008.
- [40] Zhou, Bolei, Xiaogang Wang, and Xiaoou Tang. "Random field topic model for semantic region analysis in crowded scenes from tracklets." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on.* IEEE, 2011.

ABSTRACT

Path Prediction of Pedestrians in Crowded Scenes

Hong Jonghee

Department of Electrical Engineering and

Computer Engineering

The Graduate School

Seoul National University

Analyzing and predicting the moving dynamics of objects in a scene is one of the major problems in visual surveillance and used in various applications. The algorithms solving this problem use the movement of each object to learn overall dynamics patterns of objects and then predict the dynamics of the objects with respect to the learned results. However, in particular, the scenes including large number of objects are hard to be analyzed for mainly two reasons. First, it is vulnerable to detect and track objects in crowded scenes. Second, especially in a crowded scene having irregular moving patterns, stationary crowd has a crucial influence on the analysis of a scene where the stationary crowd acts like a temporary obstacles.

This paper mainly focuses on handling the stationary crowd issue in the path prediction of multiple pedestrians, where the stationary crowd is considered in learning the dynamics of pedestrian's moving. First, moving patterns of pedestrians are modelled via the Bayesian learning framework and then the future path of a pedestrian is predicted from the dynamics of the moving patterns together with the stationary crowd. A directed graphical model is used for the Bayesian learning in the form of regional probability distribution and state transition. Then, by combining those information, we develop a method to generate a future path of a pedestrian without collision to other moving pedestrians or a stationary crowd. The performance of the algorithm is validated by extent qualitative/quantative experiment on the data set containing crowded scene and irregularly moving pedestrians. In addition, a couple of the multiple applications are demonstrated, such as profiling pedestrian, navigator, surveillance system, and so on.

Keywords :
**LDA(Latent Dirichlet
Allocation), Path
prediction,
Stationary Group,
Crowd Behavior**

