



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0133384
(43) 공개일자 2024년09월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01C 21/34 (2006.01) G06N 3/09 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G01C 21/3484 (2013.01)
G01C 21/3446 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0027247
(22) 출원일자 2023년02월28일
심사청구일자 2023년02월28일

(71) 출원인
광주과학기술원
광주광역시 북구 첨단과기로 123 (오룡동)
(72) 발명자
전해곤
광주광역시 북구 첨단과기로 123 광주과학기술원
AI대학원
배인환
광주광역시 북구 첨단과기로 123 광주과학기술원
전기전자컴퓨터공학부
(74) 대리인
특허법인지원

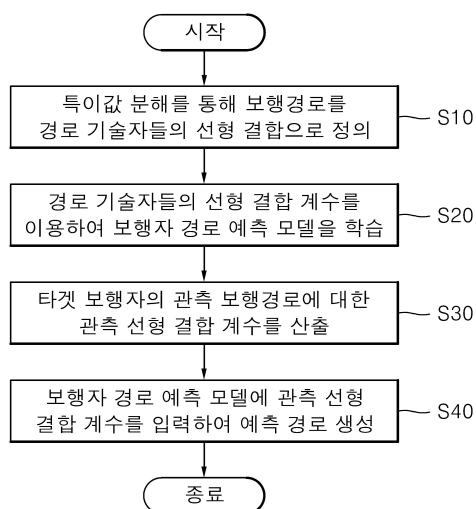
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 실 보행패턴을 나타내는 경로 기술자를 이용한 보행자 경로 예측 방법

(57) 요약

본 발명은 보행자의 실제 보행패턴을 반영할 수 있는 복수의 경로 기술자를 추출하고, 이를 이용하여 보행자 경로 예측 모델을 학습 및 활용하는 방법에 관한 것이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 방법은 복수 보행자의 보행경로에 특이값 분해를 적용하여 상기 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의하는 단계 및 상기 경로 기술자들의 선형 결합 계수를 훈련 데이터셋으로 설정하여 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 3/09 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711166594
과제번호	2020R1C1C1012635
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	우수신진연구
연구과제명	공간변화에 강인한 인간 시각 인지 기반의 카메라 위치추정
기 여 율	1/4
과제수행기관명	광주과학기술원
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711139517
과제번호	2021-0-02068-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	교육훈련지원
연구과제명	인공지능 혁신 허브 연구 개발
기 여 율	1/4
과제수행기관명	고려대학
연구기간	2021.07.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711196775
과제번호	S0101-23-1004
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신산업진흥원
연구사업명	인공지능중심산업융합집적단지조성(R&D)사업
연구과제명	특정목적 차량 맞춤형 자율주행 소프트웨어 플랫폼 기술 개발
기 여 율	1/4
과제수행기관명	(주)오토노머스에이투지
연구기간	2020.04.01 ~ 2024.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711097871
과제번호	2019-0-01842-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능대학원지원
연구과제명	인공지능핵심고급인재양성
기 여 율	1/4
과제수행기관명	광주과학기술원
연구기간	2019.09.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

복수 보행자의 보행경로에 특이값 분해를 적용하여 상기 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의하는 단계; 및

상기 경로 기술자들의 선형 결합 계수를 훈련 데이터셋으로 설정하여 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계를 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 특이값 분해를 적용하는 단계는

상기 복수 보행자 각각에 대한 2차원 좌표로 정의되는 보행경로에 특이값 분해를 적용하는 단계를 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 경로 기술자는 상기 복수 보행자의 보행경로에 특이값 분해를 적용하여 결정된 정사각의 직교행렬 내 특이 벡터(singular vector)인

보행자 경로 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의하는 단계는

상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 상기 보행경로에 곱하여 상기 선형 결합 계수를 산출하는 단계를 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 복수 기술자는 상기 복수 보행자의 보행경로에 절두(truncated) 특이값 분해를 적용하여 결정된 직사각의 직교행렬 내 특이 벡터인

보행자 경로 예측 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계는

상기 선형 결합 계수를 시간의 흐름에 따라 제1 및 제2 계수로 구분하는 단계와,

상기 보행자 경로 예측 모델이 상기 제1 계수를 입력받아 상기 제2 계수를 출력하도록 지도 학습시키는 단계를 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 타겟 보행자의 관측 보행경로에 곱하여 상기 관측 보행 경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출하는 단계; 및

상기 관측 선형 결합 계수를 상기 보행자 경로 예측 모델에 입력하고, 상기 보행자 경로 예측 모델에서 출력된 예측 선형 결합 계수에 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬을 곱하여 각 보행자의 예측 경로를 생성하는 단계를 더 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계는

상기 선형 결합 계수가 형성하는 복수 군집의 대표값을 앵커(anchor)로 설정하는 단계와,

상기 선형 결합 계수를 시간의 흐름에 따라 제1 및 제2 계수로 구분하는 단계와,

상기 보행자 경로 예측 모델이 상기 제1 계수를 입력받아 상기 제2 계수와 상기 앵커 간의 차이를 출력하도록 지도 학습시키는 단계를 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 타겟 보행자의 관측 보행경로에 곱하여 상기 관측 보행 경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출하는 단계;

상기 관측 선형 결합 계수를 상기 보행자 경로 예측 모델에 입력하고, 상기 보행자 경로 예측 모델에서 출력된 차이를 상기 앵커에 적용하여 상기 예측 선형 결합 계수를 산출하는 단계; 및

상기 예측 선형 결합 계수에 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬을 곱하여 각 보행자의 예측 경로를 생성하는 단계를 더 포함하는

보행자 경로 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

- [0001] 본 발명은 보행자의 실제 보행패턴을 반영할 수 있는 복수의 경로 기술자를 추출하고, 이를 이용하여 보행자 경로 예측 모델을 학습 및 활용하는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

- [0003] 보행자 경로 예측 기술은 보행자의 과거 경로를 기반으로 미래 경로를 추정하는 기술로서, 행동 예측, 군중 이동 분석, 비정상 움직임 감지, 교통량 흐름 분석과 같은 다양한 영역에 적용될 수 있다.
- [0004] 보행자 경로 예측을 위해 다양한 컴퓨터 비전 기술이 이용되어 왔으며 최근에는 예측 정확도의 향상을 위해 딥러닝 기술이 적용되고 있다.
- [0005] 딥러닝을 적용한 전통적인 경로 예측 연구들은 보행자의 2차원 좌표(2D coordinate)에 기초하여 경로 예측 동작을 수행하였으나, 실제 보행자는 특정 좌표를 향해 움직이지 않으므로 경로 예측 모델이 실제 보행패턴을 반영하기 어렵다는 문제가 있었으며, 모델 학습에 이용해야 할 좌표의 수가 많아 데이터 차원이 매우 커져 경로 예측 모델이 매우 무거워지는 문제가 있었다.
- [0006] 이를 해결하기 위해 최근에는 Bezier 곡선 함수 및 B-Spline 곡선 함수와 같은 파라메트릭(parametric) 곡선 피팅을 통해 데이터 차원을 줄이려는 시도가 이루어지고 있으나, 이러한 방법은 단순히 수학적 접근에 기반한 것으로 인간의 사회적 움직임을 표현하기에 적합하지 않다는 한계가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명은 신경망 모델을 이용하여 보행자 경로 예측을 수행함에 있어서, 2차원 좌표에 기초하여 경로를 예측하였던 전통적인 방법과 달리, 보행자의 실제 보행패턴을 나타내는 기술자(descriptor)를 이용하여 보행자 경로를 예측하는 것을 목적으로 한다.
- [0009] 본 발명의 목적들은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0011] 진술한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 방법은 복수 보행자의 보행경로에 특이값 분해를 적용하여 상기 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의하는 단계 및 상기 경로 기술자들의 선형 결합 계수를 훈련 데이터셋으로 설정하여 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0012] 일 실시예에서, 상기 특이값 분해를 적용하는 단계는, 상기 복수 보행자 각각에 대한 2차원 좌표로 정의되는 보행경로에 특이값 분해를 적용하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0013] 일 실시예에서, 상기 경로 기술자는 상기 복수 보행자의 보행경로에 특이값 분해를 적용하여 결정된 정사각의 직교행렬 내 특이 벡터(singular vector)인 것을 특징으로 한다.
- [0014] 일 실시예에서, 상기 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의하는 단계는, 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 상기 보행경로에 곱하여 상기 선형 결합 계수를 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0015] 일 실시예에서, 상기 복수 기술자는 상기 복수 보행자의 보행경로에 절두(truncated) 특이값 분해를 적용하여 결정된 직사각의 직교행렬 내 특이 벡터인 것을 특징으로 한다.
- [0016] 일 실시예에서, 상기 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계는, 상기 선형 결합 계수를 시간의 흐름에 따라

제1 및 제2 계수로 구분하는 단계와,

- [0017] 상기 보행자 경로 예측 모델이 상기 제1 계수를 입력받아 상기 제2 계수를 출력하도록 지도 학습시키는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0018] 일 실시예에서, 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 타겟 보행자의 관측 보행경로에 곱하여 상기 관측 보행경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출하는 단계 및 상기 관측 선형 결합 계수를 상기 보행자 경로 예측 모델에 입력하고, 상기 보행자 경로 예측 모델에서 출력된 예측 선형 결합 계수에 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬을 곱하여 각 보행자의 예측 경로를 생성하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0019] 일 실시예에서, 상기 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계는, 상기 선형 결합 계수가 형성하는 복수 군집의 대표값을 앵커(anchor)로 설정하는 단계와, 상기 선형 결합 계수를 시간의 흐름에 따라 제1 및 제2 계수로 구분하는 단계와, 상기 보행자 경로 예측 모델이 상기 제1 계수를 입력받아 상기 제2 계수와 상기 앵커 간의 차이를 출력하도록 지도 학습시키는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0020] 일 실시예에서, 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 타겟 보행자의 관측 보행경로에 곱하여 상기 관측 보행경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출하는 단계, 상기 관측 선형 결합 계수를 상기 보행자 경로 예측 모델에 입력하고, 상기 보행자 경로 예측 모델에서 출력된 차이를 상기 앵커에 적용하여 상기 예측 선형 결합 계수를 산출하는 단계 및 상기 예측 선형 결합 계수에 상기 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬을 곱하여 각 보행자의 예측 경로를 생성하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0022] 본 발명은 사회적으로 통상 발생하는 보행경로가 몇 가지 보행패턴의 조합으로 나타낼 수 있다는 점에 착안하여, 보행경로를 소수의 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의한 후 선형 결합 계수만을 이용하여 신경망 모델을 학습시킴에 따라, 모델이 보행자들의 실제 보행패턴을 학습할 수 있고, 학습을 위한 데이터 차원을 낮출 수 있어 모델의 학습 속도와 예측 정확도를 향상시킬 수 있다는 장점이 있다.
- [0023] 상술한 효과와 더불어 본 발명의 구체적인 효과는 이하 발명을 실시하기 위한 구체적인 사항을 설명하면서 함께 기술한다.

도면의 간단한 설명

- [0025] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 방법을 도시한 순서도.
- 도 2는 보행자의 보행경로를 도시한 도면.
- 도 3은 도 2에 도시된 보행자의 예측 경로를 도시한 도면.
- 도 4는 보행자 경로 예측을 위한 전통적인 방법을 설명하기 위한 도면.
- 도 5는 보행경로에 특이값 분해를 적용하는 과정을 도시한 도면.
- 도 6은 보행경로에 절두 특이값 분해를 적용하는 과정을 도시한 도면.
- 도 7은 보행경로로부터 경로 기술자가 추출되는 과정을 도시한 도면.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 기술자를 시각화한 도면.
- 도 9는 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬을 이용하여 경로 기술자의 선형 결합 계수를 산출하는 모습을 도시한 도면.
- 도 10은 선형 결합 계수를 훈련 데이터셋으로 설정하여 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 과정을 도시한 도면.
- 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 과정을 도시한 도면.
- 도 12는 보행자 경로 예측 모델의 학습에 선형 결합 계수에 대한 앵커를 이용하는 모습을 도시한 도면.

도 13은 본 발명의 다른 실시예에 따른 보행자 경로 예측 과정을 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0026] 전술한 목적, 특징 및 장점은 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 후술되며, 이에 따라 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있을 것이다. 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 상세한 설명을 생략한다. 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 도면에서 동일한 참조부호는 동일 또는 유사한 구성요소를 가리키는 것으로 사용된다.
- [0027] 본 명세서에서 제1, 제2 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것으로, 특별히 반대되는 기재가 없는 한, 제1 구성요소는 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.
- [0028] 또한, 본 명세서에서 "상부 (또는 하부)" 또는 구성요소의 "상 (또는 하)"에 임의의 구성이 배치된다는 것은, 임의의 구성이 상기 구성요소의 상면 (또는 하면)에 접하여 배치되는 것뿐만 아니라, 상기 구성요소와 상기 구성요소 상에 (또는 하에) 배치된 임의의 구성 사이에 다른 구성이 개재될 수 있음을 의미할 수 있다.
- [0029] 또한, 본 명세서에서 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결", "결합" 또는 "접속"된다고 기재된 경우, 상기 구성요소들은 서로 직접적으로 연결되거나 또는 접속될 수 있지만, 각 구성요소 사이에 다른 구성요소가 "개재"되거나, 각 구성요소가 다른 구성요소를 통해 "연결", "결합" 또는 "접속"될 수도 있는 것으로 이해되어야 할 것이다.
- [0030] 또한, 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다.
- [0031] 또한, 본 명세서에서, "A 및/또는 B" 라고 할 때, 이는 특별한 반대되는 기재가 없는 한, A, B 또는 A 및 B를 의미하며, "C 내지 D" 라고 할 때, 이는 특별한 반대되는 기재가 없는 한, C 이상이고 D 이하인 것을 의미한다.
- [0032] 본 발명은 보행자의 실제 보행패턴을 반영할 수 있는 복수의 경로 기술자를 추출하고, 이를 이용하여 보행자 경로 예측 모델을 학습 및 활용하는 방법에 관한 것이다. 이하, 도 1 내지 도 13을 참조하여 실 보행패턴을 나타내는 경로 기술자를 이용한 보행자 경로 예측 방법(이하, 보행자 경로 예측 방법)을 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0033] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 방법을 도시한 순서도이다.
- [0034] 도 2는 보행자의 보행경로를 도시한 도면이고, 도 3은 도 2에 도시된 보행자의 예측 경로를 도시한 도면이다.
- [0035] 도 4는 보행자 경로 예측을 위한 전통적인 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0036] 도 5는 보행경로에 특이값 분해를 적용하는 과정을 도시한 도면이고, 도 6은 보행경로에 절두 특이값 분해를 적용하는 과정을 도시한 도면이다.
- [0037] 도 7은 보행경로로부터 경로 기술자가 추출되는 과정을 도시한 도면이고, 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 경로 기술자를 시각화한 도면이다.
- [0038] 도 9는 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬을 이용하여 경로 기술자의 선형 결합 계수를 산출하는 모습을 도시한 도면이다.
- [0039] 도 10은 선형 결합 계수를 훈련 데이터셋으로 설정하여 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 과정을 도시한 도면이다.
- [0040] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 과정을 도시한 도면이다.
- [0041] 도 12는 보행자 경로 예측 모델의 학습에 선형 결합 계수에 대한 앵커를 이용하는 모습을 도시한 도면이다.
- [0042] 도 13은 본 발명의 다른 실시예에 따른 보행자 경로 예측 과정을 도시한 도면이다.

- [0043] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 보행자 경로 예측 방법은 크게 학습 단계와 적용 단계로 구분될 수 있다.
- [0044] 먼저, 학습 단계는 특이값 분해를 통해 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의하는 단계(S10) 및 경로 기술자들의 선형 결합 계수를 이용하여 보행자 경로 예측 모델을 학습시키는 단계(S20)를 포함할 수 있다.
- [0045] 또한, 적용 단계는 타겟 보행자의 관측 보행경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출하는 단계(S30) 및 보행자 경로 예측 모델에 관측 선형 결합 계수를 입력하여 예측 경로를 생성하는 단계(S40)를 포함할 수 있다.
- [0046] 다만, 도 1에 도시된 보행자 경로 예측 방법은 일 실시예에 따른 것이고, 발명을 이루는 각 단계들이 도 1에 도시된 실시예에 한정되는 것은 아니며, 필요에 따라 일부 단계들이 부가, 변경 또는 삭제될 수 있다.
- [0047] 도 1에 도시된 각 단계들은 프로세서에 의해 수행될 수 있으며, 프로세서는 후술하는 발명의 동작을 수행하기 위하여 ASICs(application specific integrated circuits), DSPs(digital signal processors), DSPDs(digital signal processing devices), PLDs(programmable logic devices), FPGAs(field programmable gate arrays), 제어기(controller), 마이크로 컨트롤러(micro-controllers) 중 적어도 하나의 물리적인 요소를 포함할 수 있다.
- [0048] 프로세서는 보행자 경로 예측 모델의 학습을 위해 적어도 한 명의 보행자가 포함된 복수의 보행 영상(100)을 수집할 수 있다. 이러한 보행 영상(100)은 다양한 시점의 영상일 수 있고, 예컨대 1인칭 시점(First Person View; FPV)의 영상이거나 버드 아이 뷰(bird's eye view)의 영상일 수 있다.
- [0049] 프로세서는 타 디바이스나 임의의 저장매체로부터 보행 영상(100)을 수집할 수 있다. 예를 들어, 프로세서는 프로세서는 차량으로부터 차량 전방의 보행 영상(100)을 수집할 수도 있고, CCTV로부터 관찰 영역(Field of View; FOV) 내 보행 영상(100)을 수집할 수도 있으며, 임의의 데이터베이스로부터 기 저장된 보행 영상(100)을 수집할 수도 있다.
- [0050] 프로세서는 보행 영상(100)에서 보행자의 보행경로(L)를 식별할 수 있다.
- [0051] 도 2를 참조하면, 보행경로(L)는 보행 영상(100)에서 보행자(110)가 이동한 경로를 의미하며, 연속되는 프레임의 이미지로부터 식별될 수 있다. 즉, 보행경로(L)는 시간에 따라 연속되는 보행자(110)의 위치에 의해 정의될 수 있다.
- [0052] 프로세서는 보행자(110)의 위치를 보행 영상(100)의 프레임별로 탐지할 수 있고, 시계열적으로 변화하는 위치에 기초하여 보행경로(L)를 식별할 수 있다. 이를 위해, 프로세서는 당해 기술분야에서 알려진 임의의 객체 탐지(detection) 및 추적(tracking) 알고리즘을 이용할 수 있다.
- [0053] 도 3을 참조하면, 프로세서는 앞서 식별된 보행경로(L)에 기초하여 보행자(110)의 예측 경로(L_p)를 생성할 수 있다. 구체적으로, 프로세서는 제1 시간구간(t_1)에 대한 보행경로(L)에 기초하여 제1 시간구간(t_1)에 연속되는 제2 시간구간(t_2)의 예측 경로(L_p)를 결정할 수 있다.
- [0054] 도 4를 참조하면, 진술한 보행자 경로 예측을 위해 전통적인 보행자 경로 예측 모델(200)은 보행자의 2차원 좌표(2D coordinate)에 기초하여 경로 예측 동작을 수행하였으며, 이 경우 도면에 도시된 것과 같이 입출력 파라미터가 매우 많아, 즉 데이터의 차원이 매우 커져 보행자 경로 예측 모델(200)이 매우 무거워지는 문제가 있었다.
- [0055] 또한, 실제 보행자는 특정 좌표를 향해 움직이지 않으므로 보행경로(L)를 좌표화하는 것이 실제 보행패턴을 반영하지 못한다는 근본적인 한계가 있었으며, 이에 따라 보행자 경로 예측 모델(200)이 인간의 사회적 움직임을 반영하기 어렵다는 한계가 있었다.
- [0056] 본 발명은 이러한 전통적인 방식의 문제를 해결하기 위해, 실제 사회적인 보행패턴을 반영할 수 있는 경로 기술자를 이용하는 것을 특징으로 하며, 이하 보행자 경로 예측 모델(200)의 학습 방법에 대해 먼저 설명하도록 한다.
- [0057] 프로세서는 복수 보행자의 보행경로(L)를 실 보행패턴을 나타내는 몇가지의 경로 기술자로 표현할 수 있다. 이를 위해 프로세서는 복수 보행자의 보행경로(L)에 특이값 분해(Singular Value Decomposition; SVD)를 적용하여 보행경로(L)를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의할 수 있다(S10).
- [0058] 특이값 분해는 고유값 분해(Eigen Value Decomposition)의 일반화된 방식으로 행렬로 표현되는 데이터가 내포하

는 중요한 정보, 즉 주성분을 추출하는데 이용될 수 있다. 특이값 분해 적용을 위해 프로세서는 복수 보행자 각각에 대한 보행경로(L)를 행렬로 정의할 수 있다.

[0059] 구체적으로, 프로세서는 복수 보행자 각각에 대한 2차원 좌표로 보행경로(L)를 정의할 수 있고, 이에 특이값 분해를 적용할 수 있다. 도 4를 참조하여 설명한 것과 같이 보행경로(L)는 시간별 2차원 좌표의 집합일 수 있고, 프로세서는 시간에 따른 각 보행자의 좌표, (x_n^t, y_n^t) 의 집합을 보행경로(L)로 정의할 수 있다.

[0060] 도 5를 예로 들어 설명하면, 프로세서는 N명의 보행자에 대한 보행경로(L)를 $L \times N$ 의 행렬(이하 보행경로 행렬, T)로 정의하고, 아래 [수학식 1]로 정의되는 특이값 분해를 통해 두 직교행렬(U, V^T)과 대각행렬(Σ)을 생성할 수 있다.

[0061] [수학식 1]

[0062]
$$T = U \Sigma V^T$$

[0063] 구체적으로, 프로세서는 보행경로 행렬(T)에 특이값 분해를 적용하여 $L \times L$ 의 직교행렬(이하 좌 직교행렬, U)과, $L \times N$ 의 대각행렬(Σ), 그리고 $N \times N$ 의 직교행렬(이하 우 직교행렬 V^T)을 생성할 수 있다. 여기서 좌 직교행렬(U)에 속한 열 벡터와 우 직교행렬(V^T)에 속한 행 벡터가 특이 벡터(singular vector)일 수 있다.

[0064] 프로세서는 특이값 분해를 통해 결정된 정사각의 직교행렬, 다시 말해 좌 직교행렬(U) 내 특이 벡터(이하 좌 특이 벡터, $u_1 \sim u_L$) 또는 우 직교행렬(V^T) 내 특이 벡터(이하 우 특이 벡터, $v_1^T \sim v_N^T$)를 경로 기술자로 설정할 수 있다. 다만, 보행경로 행렬(T)을 구성하는 행(row)이 2차원 좌표에 대응하므로, 좌표가 내포하는 주요 특징을 경로 기술자로서 추출하기 위해, 프로세서는 그 성분의 수가 좌표의 수에 대응되는 좌 특이 벡터($u_1 \sim u_L$)를 경로 기술자로 설정할 수 있다.

[0065] 경로 기술자가 설정된 후, 프로세서는 보행경로(L)를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의할 수 있다. 구체적으로, 프로세서는 보행자의 좌표를 아래 [수학식 2]과 같이 정의할 수 있다.

[0066] [수학식 2]

[0067]
$$L_n = U_L c_n = [u_1, \dots, u_L] c_n$$

[0068] (여기서 n 은 보행자 인덱스, c_n 은 선형 결합 계수)

[0069] 이어서, 프로세서는 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬(U^T)을 보행경로(L)에 곱하여 보행자별 선형 결합 계수를 산출할 수 있다. 구체적으로 [수학식 2]는 [수학식 3]으로 변형될 수 있고, 프로세서는 [수학식 3]에 기초하여 선형 결합 계수(c_n)를 산출할 수 있다.

[0070] [수학식 3]

[0071]
$$c_n = U_L^T L_n$$

[0072] U_L 은 전술한 L개의 경로 기술자에 의해 정의되며 L_n 은 각 보행자의 시간별 좌표에 의해 정의되므로, 프로세서는 각 보행자에 대한 선형 결합 계수를 정량적으로 산출할 수 있다.

[0073] 전술한 [수학식 3]과 같이 선형 결합 계수를 산출하는 경우 선형 결합 계수의 차원 수는 보행자의 좌표 수에 대응하는데, 프로세서는 후술될 보행자 경로 예측 모델(200)의 학습 데이터 차원을 줄이기 위해 보행경로(L)를 정의하는 경로 기술자의 수를 더 적게 추출할 수 있다.

[0074] 이를 위해, 프로세서는 복수 보행자의 보행경로(L)에 절두(truncated) 특이값 분해를 적용할 수 있다. 여기서 절두 특이값 분해는 특이값 분해를 통해 생성되는 대각행렬(Σ)의 대각 원소 중 상위 k개만을 남겨 좌 직교행렬(U) 및 우 직교행렬(V^T)을 정의하는 방법으로, 여기서 k는 사용자에게 의해 설정될 수 있다.

[0075] 도 6을 참조하여 구체적으로 설명하면, 프로세서는 보행경로 행렬(T)에 [수학식 4]로 정의되는 절두 특이값 분

해를 적용하여 좌, 우 직교행렬(U, V^T)과 대각행렬(Σ)을 생성할 수 있다. 이 때, 대각행렬(Σ)의 원소의 수(k)는 사용자에게 의해 임의로 변경되므로 행렬 곱의 연산 결과는 실제 보행경로 행렬(T)이 아닌 이와 근사한 행렬(T')로 산출될 수 있다.

[0076] [수학식 4]

[0077]
$$T' = U \Sigma V^T$$

[0078] 결과적으로, 절두 특이값 분해를 통해 프로세서는 $L \times k$ 의 좌 직교행렬(U)과, $k \times k_0$ 의 대각행렬(Σ), 그리고 $k \times N$ 의 우 직교행렬(V^T)을 생성할 수 있다. 특이값 분해와 마찬가지로 좌 직교행렬(U)에 속한 열 벡터와 우 직교행렬(V^T)에 속한 행 벡터가 특이 벡터(singular vector)일 수 있다.

[0079] 프로세서는 절두 특이값 분해를 통해 결정된 좌 특이 벡터($u_1 \sim u_k$) 또는 우 특이 벡터($v_1^T \sim v_k^T$)를 경로 기술자로 설정할 수 있다. 다만, 앞서 설명한 것과 같이 보행경로 행렬(T)을 구성하는 행(row)이 2차원 좌표에 대응하므로, 좌표가 내포하는 주요 특징을 경로 기술자로서 추출하기 위해, 프로세서는 그 성분의 수가 좌표의 수에 대응되는 좌 특이 벡터($u_1 \sim u_k$)를 경로 기술자로 설정할 수 있다.

[0080] 경로 기술자가 설정된 후, 프로세서는 각 보행자의 보행경로(L)를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의할 수 있다. 구체적으로, 프로세서는 보행경로(L)를 아래 [수학식 5]과 같이 정의할 수 있다.

[0081] [수학식 5]

[0082]
$$\widetilde{L}_n = U_k c_n = [u_1, \dots, u_k] c_n$$

[0083] 이어서, 프로세서는 절두 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬을 보행경로(L)에 곱하여 보행자별 선형 결합 계수를 산출할 수 있다. 구체적으로 [수학식 5]는 [수학식 6]으로 근사될 수 있고, 프로세서는 [수학식 6]에 기초하여 선형 결합 계수(c_n)를 산출할 수 있다.

[0084] [수학식 6]

[0085]
$$c_n = U_k^T L_n$$

[0086] U_k 은 전술한 k 개의 경로 기술자에 의해 정의되며 L_n 은 각 보행자의 시간별 좌표에 의해 정의되므로, 프로세서는 각 보행자에 대한 선형 결합 계수를 정량적으로 산출할 수 있다.

[0087] 위와 같이 절두 특이값 분해를 적용하는 경우, 보행자별로 산출되는 L 차원의 선형 결합 계수는 사용자가 원하는 k 차원으로 줄어든 수 있고, 이를 통해 후술될 보행자 경로 예측 모델(200)의 학습 데이터 차원이 감소될 수 있다.

[0088] 도 7을 참조하여 정리하면, 프로세서는 각 보행자의 보행경로(L)에 절두 특이값 분해를 적용하여 직교행렬(U)을 생성할 수 있다. 이어서, 프로세서는 직교행렬 내 6개의 특이 벡터($u_1 \sim u_6$)를 경로 기술자로 설정할 수 있다. 이 때, 6개의 특이 벡터($u_1 \sim u_6$)는 사회적으로 통상 발생하는 실 보행패턴으로 가시화될 수 있다.

[0089] 도 8을 예로 들어 설명하면, 6개의 특이 벡터($u_1 \sim u_6$)는 가로축(X), 세로축(Y), 시간축(T)에 따라 가시화될 수 있다. 이하에서는 설명의 편의를 위해 +x축 방향을 직진 방향으로 설명하도록 한다.

[0090] 제1 특이 벡터(u_1)는 보행자가 일정 거리 직진하는 보행패턴에 대응할 수 있고, 제2 특이 벡터(u_2)는 보행자가 일정 거리 좌측으로 이동하는 보행패턴에 대응할 수 있다. 또한, 제3 특이 벡터(u_3)는 보행자가 일정 거리 직진하다가 뒤로 돌아 반대 방향으로 돌아가는 보행패턴에 대응할 수 있고, 제4 특이 벡터(u_4)는 보행자가 일정 거리 우측으로 이동하다가 뒤로 돌아 반대 방향으로 돌아가는 보행패턴에 대응할 수 있다. 또한, 제5 특이 벡터(u_5)는 보행자가 직진과 후진을 반복하면서 서성이는 보행패턴에 대응할 수 있고, 제6 특이 벡터(u_6)는 보행자가 좌우를 반복 이동하면서 서성이는 보행패턴에 대응할 수 있다.

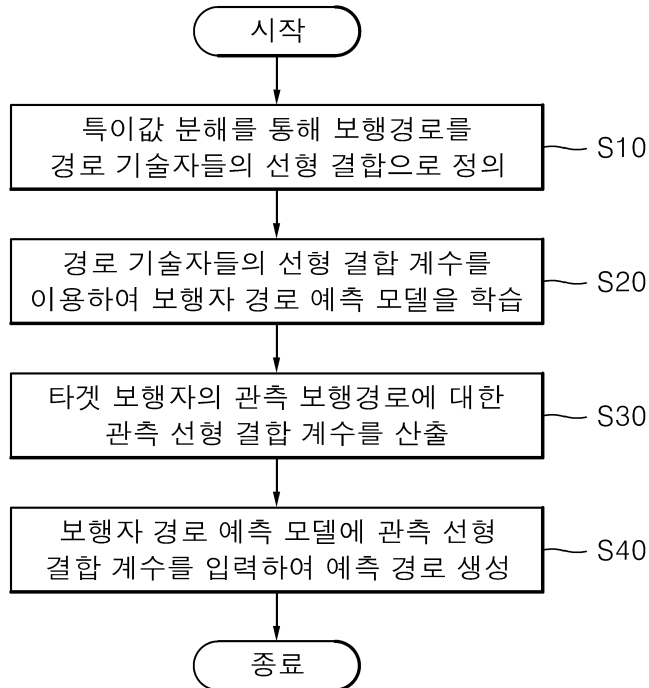
- [0091] 도 9를 참조하면, 프로세서는 각 보행자의 보행경로(L)에 앞서 결정된 직교행렬의 전치행렬(U^T)을 곱하여 선형 결합 계수를 산출할 수 있고, 각 보행경로(L)를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의할 수 있다.
- [0092] 전술한 과정을 통해 선형 결합 계수들이 결정되면, 프로세서는 선형 결합 계수를 훈련 데이터셋(training dataset)으로 설정하여 보행자 경로 예측 모델(200)을 학습시킬 수 있다(S20).
- [0093] 본 발명에서 보행자 경로 예측 모델(200)의 학습 및 적용 방법은 두 가지로 구분될 수 있는데, 이하 첫번째 방법을 먼저 설명하도록 한다.
- [0094] 보행자 경로 예측 모델(200)은 훈련 데이터셋에 의해 지도 학습(supervised learning)될 수 있다. 도 4를 참조하여 설명한 것과 같이, 보행자 경로 예측 모델(200)은 과거의 보행경로(L)에 기초하여 미래의 보행경로(L_p)를 예측하는 태스크(task)를 수행하므로, 프로세서는 과거의 보행경로(L)에 대응하는 인자를 입력 데이터로 설정하고 미래의 보행경로(L_p)에 대응하는 인자를 출력 데이터로 설정할 수 있다.
- [0095] 이를 위해, 프로세서는 단계(S10)에서 결정된 선형 결합 계수를 시간의 흐름에 따라 제1 및 제2 계수로 구분할 수 있다. 선형 결합 계수는 시간에 따라 관측된 각 보행자의 모든 보행경로(L)에 의해 결정될 수 있고, 프로세서는 전체 관측시간을 제1 시구간과 제1 시구간에 연속되는 제2 시구간으로 분할한 뒤, 제1 시구간의 보행경로(L)에 의해 산출된 선형 결합 계수를 제1 계수로, 제2 시구간의 보행경로(L)에 의해 산출된 선형 결합 계수를 제2 계수로 분할할 수 있다.
- [0096] 이어서 도 10을 참조하면, 프로세서는 보행자 경로 예측 모델(200)이 제1 계수를 입력받아 제2 계수를 출력하도록 지도 학습시킬 수 있다. 다시 말해, 프로세서는 보행자 경로 예측 모델(200)의 입력 데이터 및 출력 데이터를 각각 제1 및 제2 계수로 설정하여 보행자 경로 예측 모델(200)을 지도 학습시킬 수 있다.
- [0097] 여기서 보행자 경로 예측 모델(200)은 당해 기술분야에서 보행자 경로 예측에 활용되는 다양한 베이스라인(baseline) 네트워크로, 예컨대 STGCNN(A Social Spatio-Temporal Graph Convolutional Neural Network for Human Trajectory Prediction), SGCN(Sparse Graph Convolution Network), STGAT(Spatial-Temporal Graph Attention network), PECNet(Predicted Endpoint Conditioned Network), Trajectron++, LB-EBM(Latent Belief Energy-Based Model), MID(Stochastic trajectory prediction via Motion Indeterminacy Diffusion) 등으로 구현될 수 있다.
- [0098] 지도 학습에 따라 보행자 경로 예측 모델(200)은 제1 시구간의 선형 결합 계수와 제2 시구간의 선형 결합 계수 간의 관련성을 학습하게 되고, 학습이 완료된 이후에는 학습에 이용되지 않았던 시구간의 선형 결합 계수를 입력받아 해당 시구간에 연속되는 다른 시구간의 선형 결합 계수($\hat{c}$)를 출력할 수 있다.
- [0099] 이하에서는 전술한 첫번째 방법에 따라 학습이 완료된 보행자 경로 예측 모델(200)을 이용하여 타겟 보행자의 예측 경로(L_p)를 생성하는, 본 발명의 적용 단계를 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0100] 먼저, 프로세서는 타겟 보행자의 관측 보행경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출할 수 있다(S30).
- [0101] 도 11을 참조하면, 경로 예측의 대상이 되는 타겟 보행자의 보행경로(L)가 관측된 경우, 프로세서는 앞서 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬(U^T)을 타겟 보행자의 관측 보행경로(L)에 곱하여 관측 보행경로(L)에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출할 수 있다.
- [0102] 다음으로, 프로세서는 학습이 완료된 보행자 경로 예측 모델(200)에 관측 선형 결합 계수를 입력하여 예측 경로를 생성할 수 있다(S40).
- [0103] 다시 도 11을 참조하면, 프로세서는 관측 선형 결합 계수($c_1 \sim c_6$)를 학습이 완료된 보행자 경로 예측 모델(200)에 입력할 수 있다. 도 10을 참조하여 설명한 것과 같이, 보행자 경로 예측 모델(200)은 연속되는 시구간에 대한 선형 결합 계수 간의 관련성을 학습한 상태이므로, 보행자 경로 예측 모델(200)은 타겟 보행자가 관측된 이후 시점에 대한 예측 선형 결합 계수를 출력할 수 있다.
- [0104] 프로세서는 보행자 경로 예측 모델(200)에서 출력된 예측 선형 결합 계수를 2차원상에 표현하기 위해, 앞서 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬(U)을 예측 선형 결합 계수에 곱하여 각 보행자의 예측 경로(L_p)를 생성할 수 있다.

- [0105] 다음으로, 보행자 경로 예측 모델(200)의 두번째 학습 및 적용 방법을 설명하도록 하며, 첫번째 방법에서 설명된 사항에 대해서는 더 이상의 설명을 생략하도록 한다. 이에 따라, 이하 설명되지 않은 내용은 첫번째 방법과 동일한 것으로 이해되어야 한다.
- [0106] 도 12를 참조하면, 프로세서는 단계(S10)에서 결정된 모든 선형 결합 계수(도면에서는 설명의 편의를 위해 두개의 선형 결합 계수(c_1 , c_2)만을 도시함)를 군집화(clustering)하고, 복수 군집의 대표값을 앵커(anchor)로 설정한 뒤 앵커 벡크(140)에 미리 저장해둘 수 있다. 이 때, 군집화와 대표값 설정에는 당해 기술분야에서 이용되는 다양한 방법이 적용될 수 있다.
- [0107] 이어서, 프로세서는 첫번째 방법과 동일하게 단계(S10)에서 결정된 선형 결합 계수를 시간의 흐름에 따라 제1 및 제2 계수로 구분하고, 보행자 경로 예측 모델(200)이 제1 계수를 입력받아 제2 계수와 앵커 간의 차이(이하, 차이 벡터)를 출력하도록 지도 학습시킬 수 있다. 다시 말해, 프로세서는 보행자 경로 예측 모델(200)의 입력 데이터를 제1 계수로 설정하고, 출력 데이터를 차이 벡터로 설정하여 보행자 경로 예측 모델(200)을 지도 학습시킬 수 있다.
- [0108] 지도 학습에 따라 보행자 경로 예측 모델(200)은 제1 시구간의 선형 결합 계수와 제2 시구간의 차이 벡터 간의 관련성을 학습하게 되고, 학습이 완료된 이후에는 학습에 이용되지 않았던 시구간의 선형 결합 계수를 입력받아 해당 시구간에 연속되는 다른 시구간에 대한 차이 벡터를 출력할 수 있다.
- [0109] 이와 같이, 앵커를 활용하는 경우 보행자 경로 예측 모델(200)이 선형 결합 계수를 직접 예측하는 대신 미세 조정 값(refinement value), 즉 차이 벡터만을 예측하면 되므로, 예측 정확도 및 학습 속도가 향상될 수 있다.
- [0110] 이하에서는 전술한 두번째 방법에 따라 학습이 완료된 보행자 경로 예측 모델(200)을 이용하여 타겟 보행자의 예측 경로(L_p)를 생성하는, 본 발명의 적용 단계를 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0111] 먼저, 프로세서는 타겟 보행자의 관측 보행경로에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출할 수 있다(S30).
- [0112] 도 13을 참조하면, 경로 예측의 대상이 되는 타겟 보행자의 보행경로(L)가 관측된 경우, 프로세서는 앞서 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬의 전치행렬(U^T)을 관측 보행경로(L)에 곱하여 관측 보행경로(L)에 대한 관측 선형 결합 계수를 산출할 수 있다.
- [0113] 다음으로, 프로세서는 학습이 완료된 보행자 경로 예측 모델(200)에 관측 선형 결합 계수를 입력하여 예측 경로를 생성할 수 있다(S40).
- [0114] 다시 도 13을 참조하면, 프로세서는 관측 선형 결합 계수를 보행자 경로 예측 모델(200)에 입력할 수 있다. 도 12를 참조하여 설명한 것과 같이, 보행자 경로 예측 모델(200)은 연속되는 시구간에 대한 선형 결합 계수와 차이 벡터 간의 관련성을 학습한 상태이므로, 보행자 경로 예측 모델(200)은 타겟 보행자가 관측된 이후 시점에 대한 차이 벡터를 출력할 수 있다.
- [0115] 프로세서는 차이 벡터를 앵커 벡크(140)에 저장된 앵커에 적용하여 예측 선형 결합 계수를 산출할 수 있고, 예측 선형 결합 계수를 2차원상에 표현하기 위해, 앞서 특이값 분해를 통해 결정된 직교행렬(U)을 예측 선형 결합 계수에 곱하여 각 보행자의 예측 경로(L_p)를 생성할 수 있다.
- [0116] 전술한 바와 같이, 본 발명은 보행자 경로 예측 모델(200)의 학습을 위해, 복수 보행자의 보행경로가 내포하는 중요한 정보, 즉 주요 특징을 경로 기술자로서 추출하고, 보행경로를 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의한 후, 선형 결합 계수만을 이용하여 모델을 학습시킴에 따라 모델이 사회적으로 발생하는 보행자들의 실제 보행패턴을 학습할 수 있다는 장점이 있다.
- [0117] 또한, 도 9를 참조하여 설명한 것과 같이 사회적으로 통상 발생하는 보행경로는 소수(예컨대, 6개)의 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의될 수 있으며, 본 발명은 소수의 선형 결합 계수만을 이용하여 모델을 학습시킴에 따라 낮은 차원의 데이터만으로 높은 예측 성능의 모델을 생성할 수 있다는 효과가 있다.
- [0118] 정리하면, 본 발명은 사회적으로 통상 발생하는 보행경로가 몇 가지 보행패턴의 조합으로 나타낼 수 있다는 점에 착안하여, 보행경로를 소수의 경로 기술자들의 선형 결합으로 정의한 후 선형 결합 계수만을 이용하여 신경망 모델을 학습시킴에 따라, 모델이 보행자들의 실제 보행패턴을 학습할 수 있고, 학습을 위한 데이터 차원을 낮출 수 있어 모델의 학습 속도와 예측 정확도를 향상시킬 수 있다는 장점이 있다.
- [0119] 이상과 같이 본 발명에 대해서 예시한 도면을 참조로 하여 설명하였으나, 본 명세서에 개시된 실시 예와 도면

에 의해 본 발명이 한정되는 것은 아니며, 본 발명의 기술사상의 범위 내에서 통상의 기술자에 의해 다양한 변형이 이루어질 수 있음은 자명하다. 아울러 앞서 본 발명의 실시 예를 설명하면서 본 발명의 구성에 따른 작용 효과를 명시적으로 기재하여 설명하지 않았을 지라도, 해당 구성에 의해 예측 가능한 효과 또한 인정되어야 함은 당연하다.

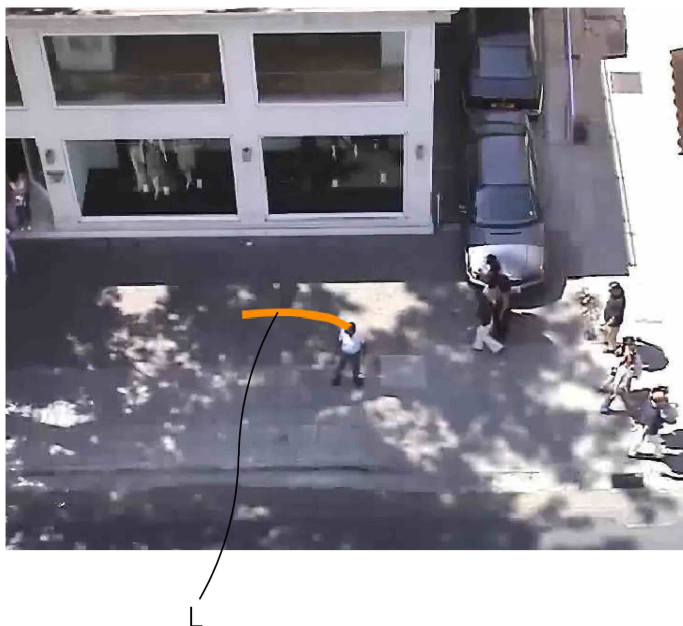
도면

도면1

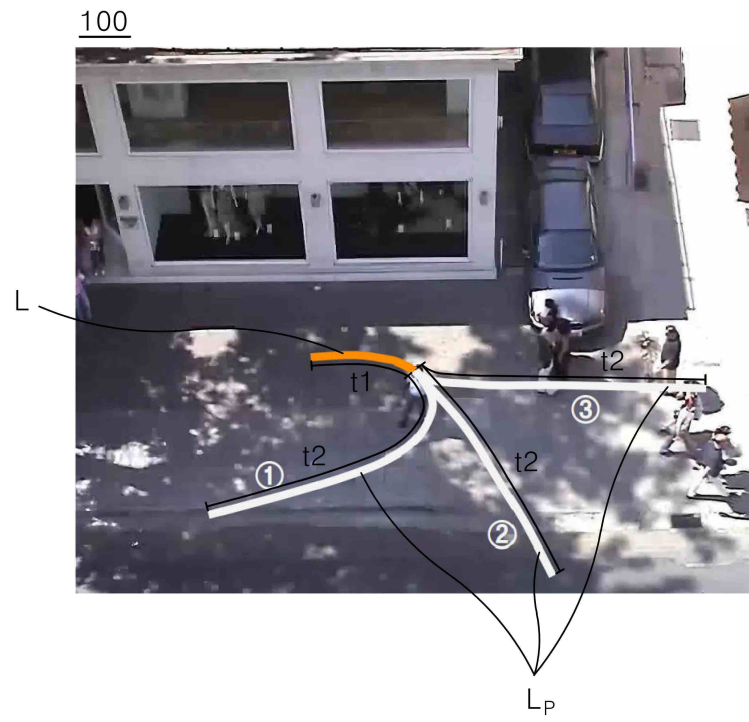


도면2

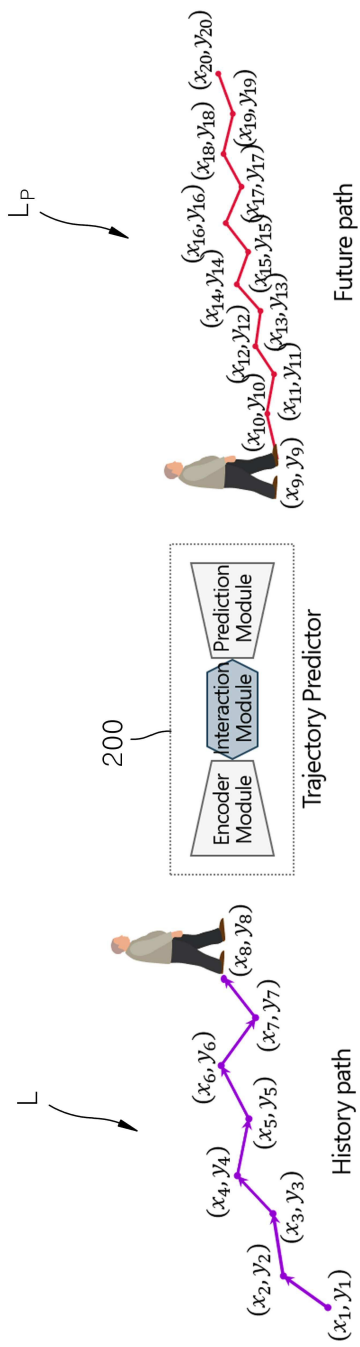
100



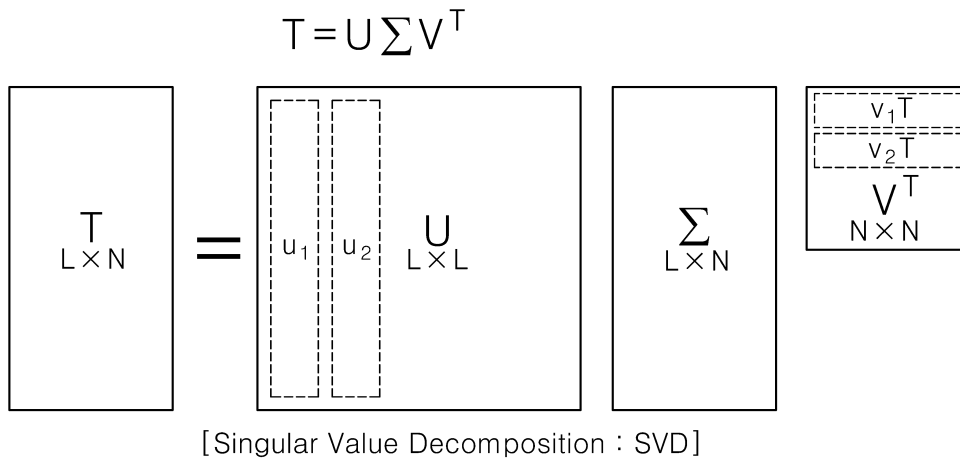
도면3



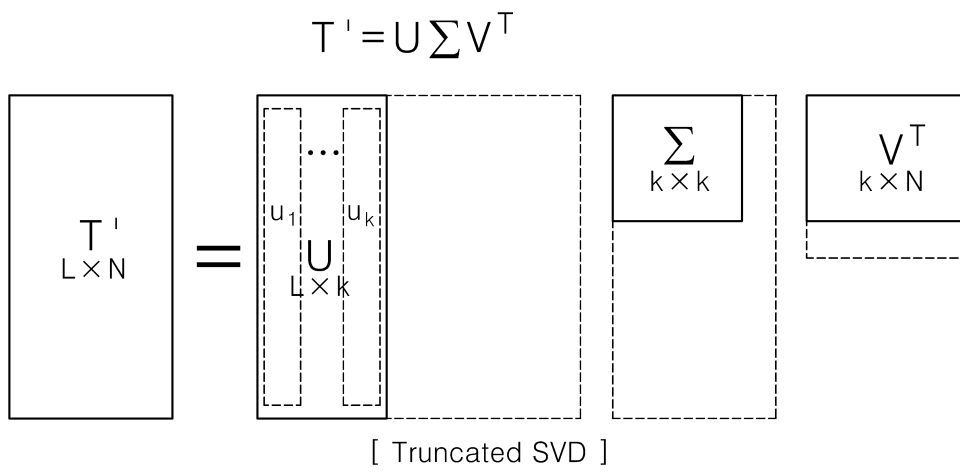
도면4



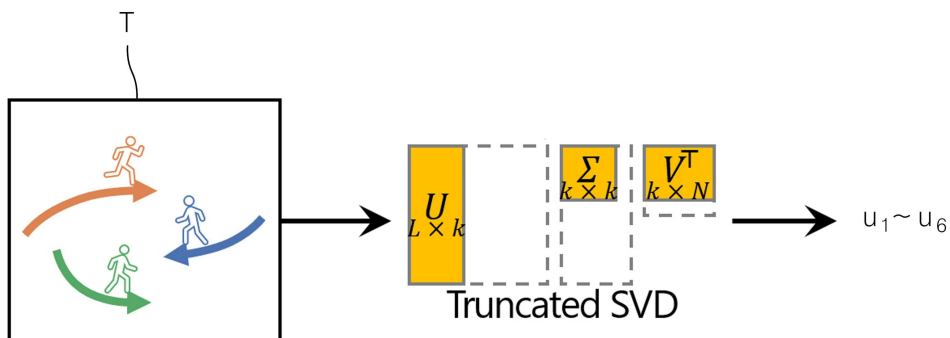
도면5



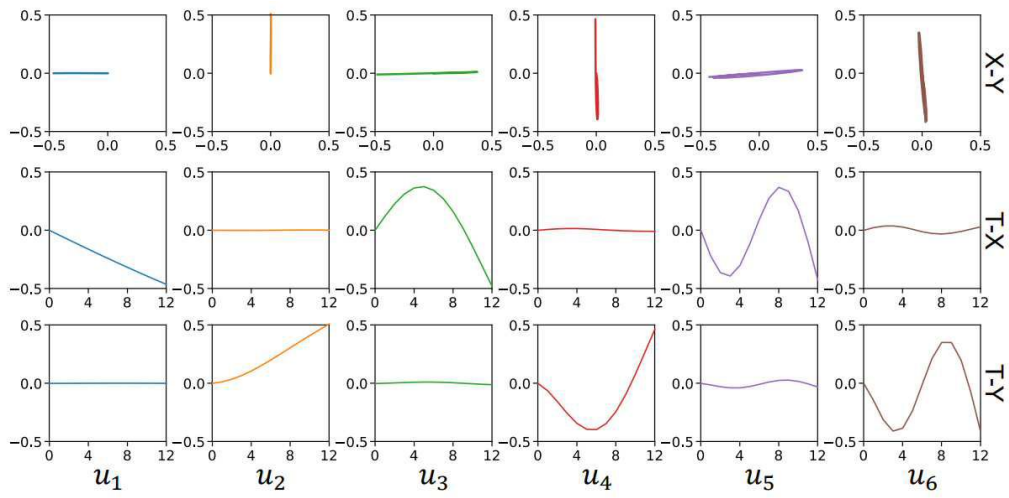
도면6



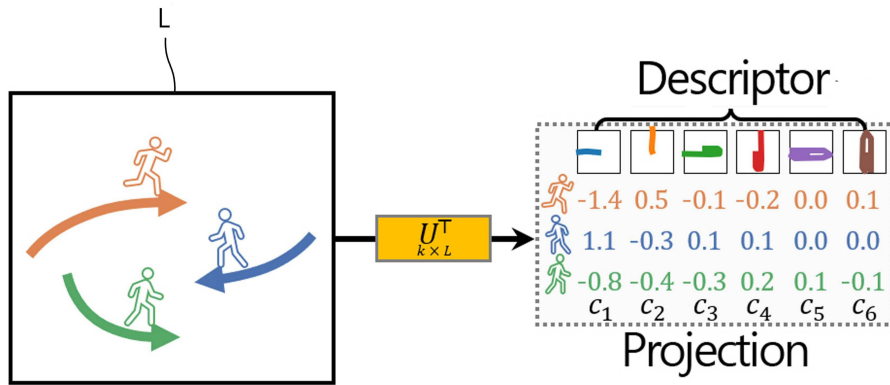
도면7



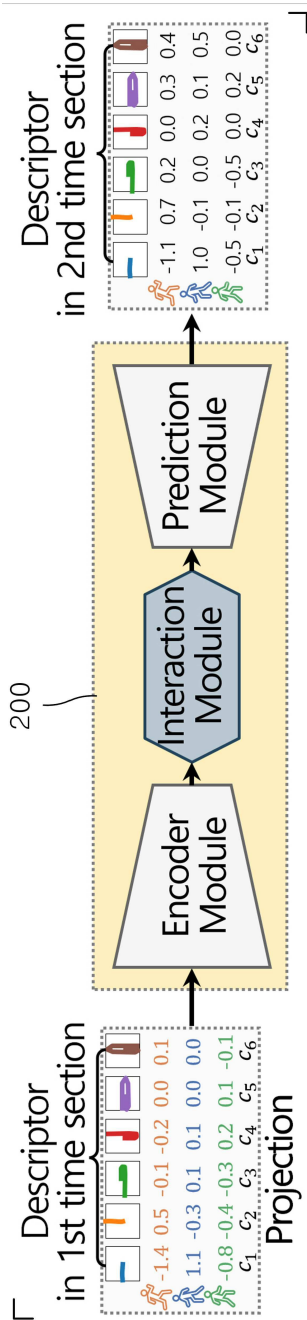
도면8



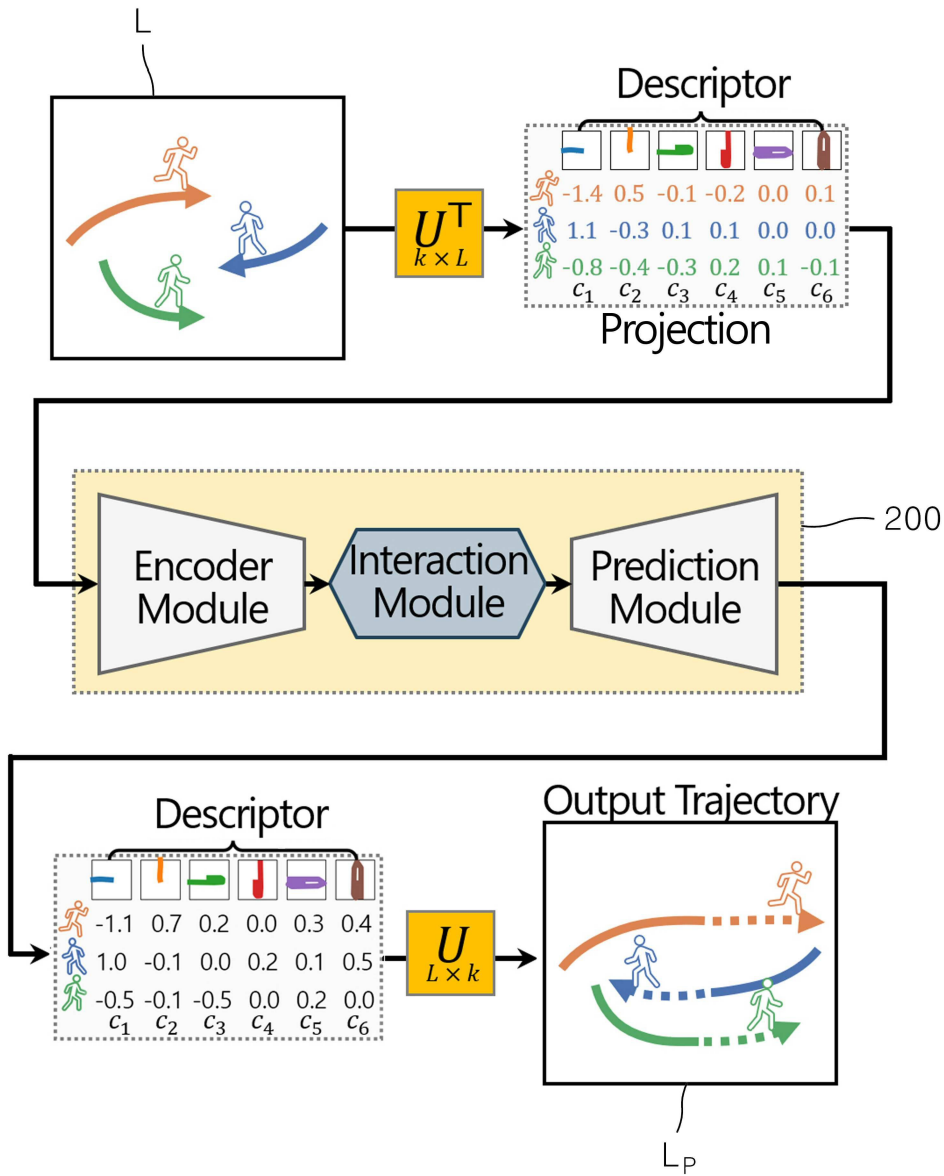
도면9



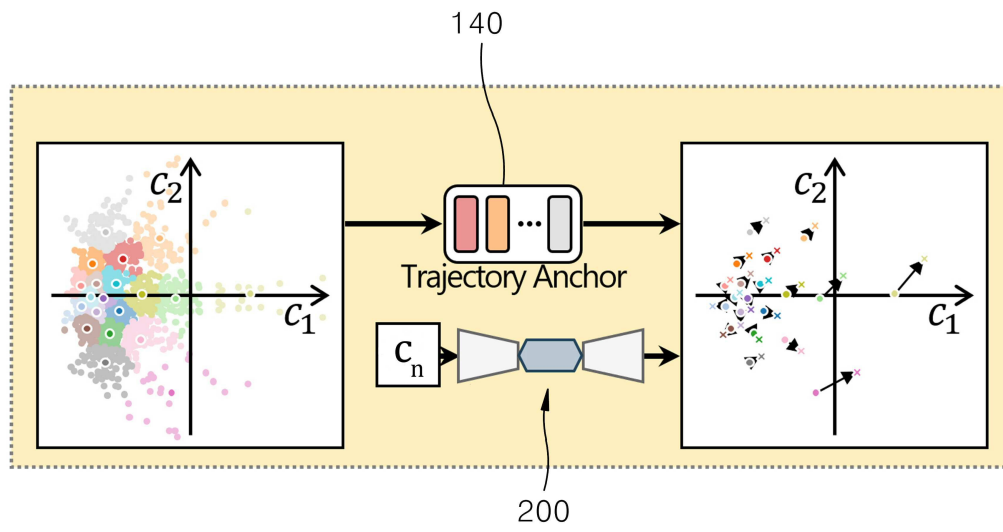
도면10



도면11



도면12



도면13

