

퍼지 추론 시스템을 이용한 2차원 보행 영상 기반의 발 접촉 판별 네트워크 학습*

이연수⁰¹, 신정환², 유리³

¹아주대학교 국방디지털융합학과 ²서울대학교병원 신경과 ³아주대학교 소프트웨어학과
dldustnajoo@ajou.ac.kr, neo2003@snu.ac.kr, riyu@ajou.ac.kr

Training a Foot Contact Detection Network From 2D Gait Video Using Fuzzy Inference System

Yeonsu Lee⁰¹, Jung Hwan Shin², Ri Yu³

¹Dept. of Military Digital Convergence, Ajou University

²Dept. of Neurology, Seoul National University College of Medicine

³Dept. of Software, Ajou University

요약

지면과 발의 접촉을 판별하기 위해 지도학습으로 모델을 학습하는 연구[3]에서는 ground-truth를 얻기 위해 접촉 여부를 결정하는 기준을 경험적으로 정한다. 이는 대규모 데이터를 처리하기에도 적절하지 않을뿐더러 모델 성능에 큰 영향을 미친다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 퍼지 추론 시스템을 사용하여 2차원 보행 영상 기반의 발 접촉 판별 네트워크를 학습하는 방법을 제안한다. 퍼지 추론 시스템은 모호성을 처리하는 데 강점을 가지며, 다양한 보행 종류에 대해 매번 새로운 기준을 설정할 필요 없이 안정적인 성능을 제공할 수 있다. 본 연구의 효과를 입증하기 위해 기존 연구 방식과의 정확도를 비교하였고, 본 연구의 정확도가 더 높음을 확인하였다.

1. 서론

보행 분석은 파킨슨병, 뇌졸중과 같은 질환을 앓고 있는 환자들의 상태를 평가하고 치료 효과를 모니터링하는 데 유용하게 활용될 수 있다. 기존의 센서 기반 보행 분석 방법은 장비가 비싸고 장비 설치 및 센서 착용 등에 많은 시간이 소요되며, 특정 환경에서만 분석이 가능하다는 단점이 있다. 이에 반해 2차원 영상 기반 보행 분석 방법은 고가의 센서 장비 없이 다양한 환경에서 촬영된 보행 영상만으로도 보행 분석이 가능하다는 장점이 있다. 보행 분석에서 발 관절과 지면 간의 접촉 여부 판별을 통해 보행 주기를 알아내는 것은 중요하다.

본 연구 목표는 2차원 보행 영상으로부터 발 관절의 접촉 여부를 판별하는 네트워크를 학습하는 것이다. 지도학습으로 네트워크를 학습하기 위해 사람의 보행 비디오와 모션캡처 데이터를 동시에 수집하였다. ground-truth 값을 얻기 위해 모션 캡처 데이터(.trc)의 3차원 관절 위치 정보를 바탕으로 속력과 가속력을 계산하였다. 그러나 속력과 가속력만으로 접촉 여부를 정확하게 판단하기 위한 명확한 기준을 설정하는 것은 쉽지 않으며, 모호한 부분이 존재한다. 예를 들어 정상 보행과 병

적 보행의 접촉 여부 판별하는 가속력 값은 다르게 설정해야만 한다. 이에 본 연구에서는 모호성에 강한 퍼지 추론 시스템을 설계하여 네트워크의 ground-truth 값인 접촉 여부를 얻어내었다.

2. 방법

본 연구는 Rempe et al.[1]의 연구를 바탕으로, 보행에 특화된 발 관절 접촉 판별 네트워크를 학습하였다. 네트워크 학습에 다음과 같은 네 종류의 데이터가 사용되었다. 1) 보행 영상으로부터 추출한 프레임별 이미지(.png), 2) 2차원 관절 위치 정보(.json), 3) 프레임별 발 접촉 데이터(.npy), 4) 모션 데이터(.bvh)

2.1. 보행 영상에서 이미지 및 2차원 관절 위치 추출

본 연구에 활용된 보행 영상은 신경과 전문의에 의해 시연된 5가지 보행 데이터(normal walking, parkinsonian walking, freezing of gait, ataxic gait, asymmetric gait)이다. 영상은 정면과 측면에서 촬영되었고, 길이는 1분에서 3분 30초 사이이다. 총 10개의 보행 영상에 대해 Openpose[2]를 활용하여 매 프레임마다 2차원 관절 위치를 얻어내었다.

2.2. 모션 캡처 데이터로부터 속력, 가속력 계산

발 관절(발 뒤꿈치, 발가락)과 지면 간의 접촉 여부인 ground-truth 값을 얻어내기 위해 먼저 모션 캡처 데이터(.trc)로부터 속력과 가속력을 계산하였다. 속력은 각 발 관절에 대해 현재 프레임과 이전, 다음 프레임 간의 유클리드 거리의 평균을 구한 후 모션 캡처 데이터의 fps를 곱하여 구하였다. 가속력은 연속되는 두 속도 측정값의 차이를 시간 간격으로 나눈 후 절댓값을 취하여 계산하였다.

2.3. 퍼지 추론 시스템을 통한 Ground Truth 값 생성

퍼지 추론 시스템 (FIS)이란 불확실성을 처리하는 데 사용되는 컴퓨팅 프레임워크로, 다음과 같이 작동한다.

* 구두 발표논문

* 학부생 주저자 논문임

먼저, 실제 수치 값을 입력받아 이를 언어적으로 모호한 퍼지 집합으로 변환한다. 이때, 퍼지 집합의 각 요소에 대한 소속도를 나타내는 멤버십 함수를 이용하여 각 요소에 대한 입력값의 소속도를 할당한다. 예를 들어, 자동차의 속력이 55km/h라 가정해보자. 이를 퍼지 집합으로 변환하기 위해 ‘느리다’, ‘보통이다’, ‘빠르다’와 같은 퍼지 집합을 정의할 수 있다. ‘느리다’ 퍼지 집합에 대한 멤버십 함수의 경우 속력(km/h)이 40이하이면 1, 40초과 60이하이면 $\frac{60-x}{20}$, 60초과이면 0인 함수이고, ‘보통이다’ 퍼지 집합에 대한 멤버십 함수의 경우 속력이 50초과 60이하이면 $\frac{x-50}{10}$, 60초과 70이하이면 $\frac{70-x}{10}$, 그 외에는 0인 함수이고, ‘빠르다’ 퍼지 집합에 대한 멤버십 함수의 경우 속력이 60이하이면 0, 60초과 80이하이면 $\frac{x-60}{20}$, 80초과이면 1인 함수라 하자. 이때 속력 55km/h는 ‘느리다’ 퍼지 집합에 대해서는 소속도가 0.25, ‘보통이다’ 퍼지 집합에 대해서는 소속도가 0.5, ‘빠르다’ 퍼지 집합에 대해서는 소속도가 0으로 계산된다. 이후, 입력과 출력 간의 관계를 나타내는 퍼지 규칙을 퍼지 집합에 적용하여 퍼지 출력을 생성한다. 마지막으로, 퍼지 출력은 실제 수치값으로 변환된다.

본 연구에서는 MATLAB을 활용하여 FIS를 설계하였다. 설계된 FIS는 프레임별 속력과 가속력을 각각 최대 속력과 최대 가속력으로 나누어 0과 1 사이의 값을 입력받고, 접촉 정도(0:미접촉, 1:접촉)를 0과 1 사이의 값으로 출력한다. 그림 1은 속력에 대한 멤버십 함수를 나타낸 것이고, 가속력에도 동일한 멤버십 함수가 사용되었다. 그림 1과 같이 속력을 ‘매우 작음’을 의미하는 SS부터 ‘매우 큼’을 의미하는 BB까지 6가지 범주(SS, S, NS, NB, B, BB)로 분류하였으며, 가속력도 마찬가지로 이 때 멤버십 함수는 불확실성에 강한 Interval Type-2 function으로 상한과 하한을 두었다. 출력값의 경우 ‘강한 접촉’을 의미하는 SC부터 ‘강한 미접촉’을 의미하는 SNC까지 4가지 범주(SC, WC, WNC, SNC)로 분류하였고, 각각 1, 0.7, 0.3, 0의 상수 값이다.

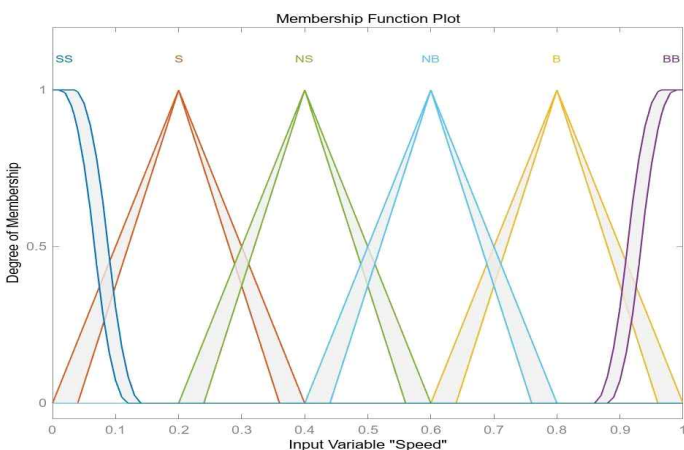


그림 1 속력에 대한 멤버십 함수

표 1은 본 연구에서 사용한 퍼지 추론 시스템의 퍼지 규칙을 나타낸 것이다. 이를 바탕으로 퍼지 추론 시스템의 출력값이 결정되었고 0.5 보다 크면 접촉, 0.5 이하이면 미접촉이라 판단하였다. 접촉 여부는 왼쪽 발뒤꿈치, 왼쪽 발가락, 오른쪽 발뒤꿈치, 오른쪽 발가락 순으로 매 프레임마다 .npv 파일로 저장하였다.

표1 : 본 연구의 퍼지 추론 시스템에서 사용한 퍼지 규칙

	Acceleration						
		SS	S	NS	NB	B	BB
Speed	SS	SC	SC	SC	WC	WC	WC
	S	WNC	WNC	WNC	WNC	WNC	WNC
	NS	WNC	WNC	WNC	WNC	WNC	WNC
	NB	WNC	WNC	SNC	SNC	SNC	SNC
	B	SNC	SNC	SNC	SNC	SNC	SNC
	BB	SNC	SNC	SNC	SNC	SNC	SNC

3. 결과

본 연구의 유효성을 입증하기 위해 기존 연구와의 정확도 비교를 수행하였다. 기존연구[3]는 보행 종류에 따라 속력과 가속력의 threshold를 달리하여 접촉 유무를 결정한 데이터셋을 사용하여 네트워크를 학습하였다. 본 연구는 기존 연구[3]와 동일한 보행 데이터를 사용하였다. 표 2는 학습한 데이터셋과 다른 환경, 다른 사람의 보행 데이터를 바탕으로 매 프레임마다 발 관절의 종류에 따라 정확도를 비교한 것을 나타낸 것이다.

표2 : 정확도 비교 (단위 : %)

	lheel	ltoe	rheel	rtoe
연구[3]	64.55	57.19	77.93	78.93
본 연구	78.93	75.25	84.28	85.62

모든 발 관절에 대해 본 연구에서 제안한 네트워크가 더 높은 정확성을 보였다.

4. 결론 및 후속 연구 방향

본 논문에서는 ground-truth를 얻기 위해 퍼지 추론 시스템을 사용하는 방식을 제안하였다. FIS는 한 번 설계하면 다양한 보행 패턴에 대해 재조정할 필요가 없어 효율적이다. FIS를 사용하여 얻은 데이터로 학습된 네트워크는 보행 종류에 따라 경험적으로 접촉 판단 threshold를 설정하는 방법과 거의 유사한 정확도를 보였다. 또한, 새로운 데이터에도 강건함을 보였다.

본 연구는 한 사람의 보행 데이터를 기반으로 네트워크를 학습하여 데이터 규모가 작다. 이때 다양한 사람의 보행 데이터를 포함한다면 네트워크의 정확성과 강건함을 더욱 높일 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] Davis Rempe, Leonidas J Guibas, Aaron Hertzmann, Bryan Russel, Ruben Villegas, and Jimei Yang, Contact and Human Dynamics from Monocular Video, in European Conference on Computer Vision(ECCV), 2020

[2] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, and Yaser Sheikh, Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)

[3] 이연수, 유리, 2차원 보행영상으로부터 보행주기를 판별하는 네트워크 학습, 한국 컴퓨터 그래픽스 하계 학술대회 논문지 p.95-96