creative commons

COMMONS DEED

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

dCollection

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

[UCI]I804:24011-200000266271

2017년 8월

석사학위 논문

Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field를 이용한 3차원 제스처 인식 기술

조선대학교 대학원

컴퓨터공학과

천 웅 희

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field를 이용한 3차원 제스처 인식 기술

3D Body Gesture Recognition using
Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field

2017년 8월

조선대학교 대학원
컴퓨터공학과
천 웅 희

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field를 이용한 3차원 제스처 인식 기술

지도교수 양 희 덕

2017년 8월

조선대학교 대학원

컴퓨터공학과

천 웅 희

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

천웅희의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 정 현 숙 (인)

위 원 조선대학교 교수 문 인 규 (인)

위 원 조선대학교 교수 양 희 덕 (인)

2017년 8월

조선대학교 대학원

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

목 차

Ⅰ. 서론 ····· 1
Ⅱ. 관련 연구 ····· 3
1. 3차원 제스처 인식 기술 ····· 4
2. LDCRF 적용 연구 ····· 6
Ⅲ. 3차원 제스처 인식 ····· 7
1. 3차원 특징 추출 ····· 7
2. LDCRF기반 제스처 인식 기술 ····· 9
Ⅳ. 실험 결과 및 분석 ····· 11
1. 실험 환경 ····· 11
2. 실험 결과 ····· 13
Ⅴ. 결론 ····· 18
【참고문헌】 ····· 19

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

< 표 목 차 >

표 1. Cambridge-12 DB의 예 ····· 11
표 2. 제스처의 3차원 가시화 예 ····· 12
표 3. 제스처 인식 결과 ····· 13

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

< 그 림 목 차 >

그림 1. 제스처 인식 시스템의 예 ····· 1
그림 2. 닌텐도의 위(Wii) : 접촉식 센서 ····· 3
그림 3. 애플의 3D 터치: 접촉식 센서 ····· 3
그림 4. 립모션: 비접촉식 센서 ····· 4
그림 5. 리얼센스: 비접촉식 센서 ····· 4
그림 6. 토비의 눈동자 추적 및 안경 장치 ····· 4
그림 7. Myo: 웨어러블 센서 ····· 4
그림 8. 3차원 인체 모델: 정의된 20개의 인체 구성 요소 ····· 7
그림 9. 3차원 특징 정보 추출 ····· 9
그림 10. 제스처 인식의 예 ····· 14
그림 11. 2차원 정보와 LDCRF를 이용한 수화 인식의 예 ····· 16
그림 12. 3차원 정보와 LDCRF를 이용한 수화 인식의 예 ····· 16

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

ABSTRACT

3D Body Gesture Recognition using Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field

Chun, Woong Hee
Advisor : Prof. Yang, HeeDeok, Ph.D.
Departmant of Computer engineering
Graduate School of Chosun University

In this research, a novel method for recognizing gestures using 3D features is proposed. We use a Kinect sensor to analyze human body components and use LDCRF (Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field) to recognize gestures. A hierarchical framework is used to recognize gestures; 1) A human body is described by a set of 3D features. 2) Features are recognized using a LDCRF. We use the Microsoft Research Cambridge-12 Kinect gesture database and real data set to show the performance of the proposed method. The experimental results demonstrates that the proposed method can efficiently recognize 3D gestures.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

요약

본 연구에서는 키넥트 센서로부터 생성된 특징 정보를 사용한 제스처 인식을 수행한다. 이를 위해서 키넥트 센서로부터 3차원 특징 정보를 추출한다. 그리고 제스처 인식을 위해 LDCRF (Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field)를 사용한다. 마이크로소프트 Cambridge-12 Kinect 제스처 데이터베이스와 실제 환경에서 수집한 데이터를 이용하여 성능을 비교평가 한다. 실험 결과, 제안된 방법은 3차원 제스처를 효과적으로 인식할 수 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Ⅰ. 서론

제스처는 다양한 분야에서 의사 전달의 수단으로 사용되며, 사용자가 편리하게 자신의 의도를 전달할 수 있는 수단이다 [1, 2]. 최근, 마이크로소프트사의 키넥트 센서 [23]의 개발로 다양한 형태의 시스템이 가능하게 되었다.

일반적으로 제스처를 두 가지로 분류한다. 첫 번째는 상대방에게 자신의 의도를 전달하기 위한 제스처이며, 두 번째는 의미 있는 제스처 사이의 연결을 위한 비-의사소통 제스처이다 [9].

본 연구에서는 3차원 인체 구성 요소 정보를 이용하여 제스처 중에서 의미 있는 제스처를 인식하는 방법을 제안한다 (그림 1).

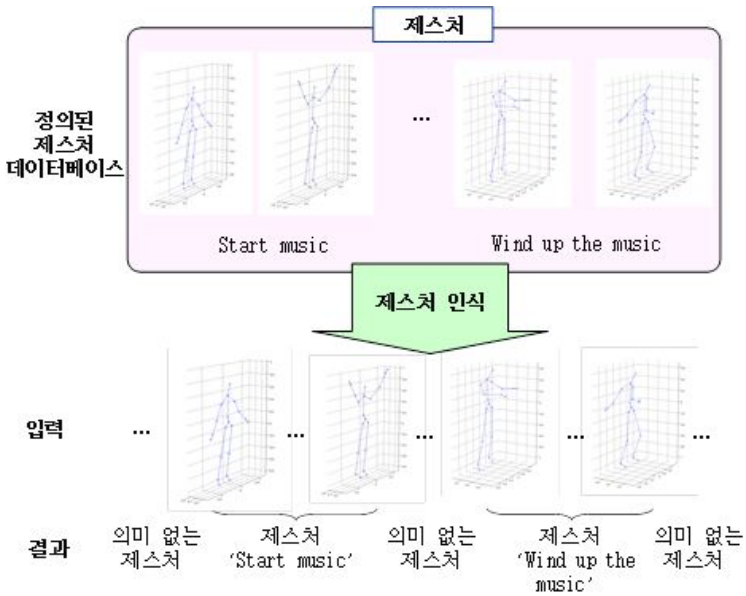


그림 1. 제스처 인식 기술의 전체 구성도

마이크로소프트 키넥트 센서, Range 카메라 등의 개발로 3차원 정보를 정확하게 획득할 수 다양한 방법이 연구되고 있다 [1, 4, 8, 17, 22]. 또한, 이를 이용한 응용 연구도 다양하게 진행되고 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Zafrulla 등은 수화 인식을 차원 정보를 이용하여 수행하였다. 연구를 위해서 1,000 단어의 수화를 수집하였다 [22].

Ren 등은 키넥트 센서를 이용하여 손동작을 인식하는 연구를 수행하였다. 응용 분야로 가위-바위-보 게임을 연구하였다 [15].

Fothergill 등은 5가지의 명령어 조합을 이용한 연구를 수행하였다. 명령어의 조합을 다르게 하여 사용자의 의도를 인식하는 연구를 수행하였다.

본 연구에서는 키넥트 카메라와 함께 제공되는 라이브러리로부터 생성된 3차원 특징을 이용한 제스처 인식을 수행한다.

본 논문의 전체 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제스처 인식 관련연구와 LDCRF 관련 연구에 대하여 소개한다. 3장에서는 특징 추출 방법과 LDCRF를 이용한 제스처 인식 방법을 소개한다. 4장에서는 실험 환경 및 실험 결과를 보이겠다. 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 살펴보도록 하겠다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Ⅱ. 관련연구

1. 제스처 인식 관련 연구

일반적으로 제스처 인식을 위한 데이터 수집 방법은 두 가지로 구별한다. 첫 번째는 센서나 입력 장치를 사용자의 신체에 부착 혹은 사용자가 직접 접촉하게 하는 식이다. 두 번째는 원거리 및 근거리 센서를 이용하여 데이터를 수집하는 방식이다 [4].

접촉식 방식은 사용자 착용형태의 센서가 많이 개발되고 있음에도 사용자가 사용에 불편함을 느끼는 경우가 많다. 그러나 데이터의 정확성은 비접촉식 방식보다 좋은 경우가 많다. 반면에 비접촉식 방식은 사용자가 이용하기는 편리하지만, 데이터의 정확성은 접촉식 방식보다 낮은 경우가 많다.

닌텐도사의 위(Wii)와 애플의 3D 터치스크린은 대표적인 접촉식 방식의 센서이다.

그림 2 닌텐도의 위(Wii) : 접촉식 센서 [24]

그림 3 애플의 3D 터치: 접촉식 센서[25]

토비의 립모션(Leap motion), 인텍의 리얼센스(RealSense)는 대표적인 비접촉식 방식의 센서이다. 토비의 립모션은 2개의 적외선 카메라를 이용하며, 인텍의 리얼센스는 3개의 카메라를 이용한다.

탈믹랩 마이요(Myo)는 대표적인 웨어러블 센서이다. 마이요는 근육의 움직임을 감지하여 인식할 수 있다.

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

그림 4 립모션: 비접촉식 센서 [26]

그림 5 리얼센스: 비접촉식 센서 [27]

그림 6 토비의 눈동자 추적 및 안경 장치 [28]

그림 7 Myo: 웨어러블 센서 [29]

2. LDCRF 관련 연구

Louis-Philippe Morency는 LDCRF를 이용하여 로봇의 얼굴이나 눈동자의 모션을 얼마나 인지할 수 있는지 테스트하였다. 이를 위해 16명의 참가자가 각각 2~5분씩 Mel이라는 로봇과 대화를 수행하는 영상을 비디오로 촬영한 데이터 Melhead[16], 12명의 참가자가 빠른 속도로 머리를 움직이는 영상을 이용한 Widget head[11], 6명의 참가자가 각자의 눈의 초점을 움직이게 되면 컴퓨터에 아바타도 따라서 움직이는 Avatar Eye[12] 등을 이용하였다. LDCRF, CRF(Conditional Random Field), HCRF(Hidden-State Conditional Random Field), HMM(Hidden Markov Model), SVM(Support Vector Machine) 방법론 등을 통하여 Window Size의 크기를 조절하며 영상을 얼마나 잘 분류 시킬 수 있는지 실험을 하였다. 그런데 그 중에서 LDCRF의 방법론이 Window Size가 작

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

을 때 다른 방법론들과 비교하여 가장 우수한 성능을 나타냈다.

Masahide 등은 LDCRF를 이용하여 TV를 보는 시청자가 흥미롭게 보고 있는지 추론하는 테스트를 하였다[13]. 피 실험자가 TV를 시청하며 흥미 있는 분야가 나올 때 발로 페달을 밟아서 신호를 보내준다. 이때 사용자의 얼굴을 인식하는 카메라가 실험자의 얼굴을 분석하고 이 데이터를 트레이닝 데이터로 사용하였다. 그리고 이 자료를 바탕으로 시청자의 얼굴을 분석해 과연 흥미롭게 보고 있는지 맞추는 실험을 하였는데 70%의 정답률을 보여주었다.

Changhong Chen등은 사람의 움직임을 LDCRF를 이용하여 추론하는 연구를 하였다[2]. 이들은 Combined feature of histograms of oriented gradient(HOG)와 histograms of optic flow(HOF) [5] 등의 방법으로 특징을 추출하고, 차원을 줄이기 위해 Neighborhood Preserving Embedding(NPE) 방법을 사용하였다. 그리고 10개의 모션 (bend, jack, jump, pjump, run, side, skip, walk, onehand wave, two-hands wave)이 저장 되어 있는 Weizman 행동 데이터베이스와 두 사람의 모션 (hand shaking, hugging, kicking, pointing, punchin, pushing)이 저장되어 있는 UT-상호작용데이터 셋을 사용하였다. 이러한 방법의 사용은 90%의 인식 성능을 보여주었다.

Jun Lei는 CNN(Convolution neural network)과 LDCRF를 동시에 사용하여 제스처를 인식하는 연구를 수행하였다. 25명이 6가지 일(boxing, hand clapping, hand waving, jogging, running and working)을 4가지 시나리오대로 수행하는 KTH 데이터 셋을 3D Hrris HMM, 3D Hrris LDCRF, Hybrid CNN-LDCRF 등으로 인식하였다. 인식 결과 Hybrid CNN-LDCRF가 91%의 성공률로 가장 우수한 결과를 보여 주었다. 그리고 다른 초점에서 4가지 일(walking, box ,jog and gesture)을 수행하는 HumanEVA 데이터 셋을 CRF, LDCRF, LPCRF[14], Hybrid CNN-LDCRF의 방법을 이용해 추론을 하였는데 결과적으로 Hybrid CNN-LDCRF가 93%이 성공률로 가장 높은 성공률을 보여주었다.

Mahmod 등은 LDCNF를 이용하여 수신호를 분석하는 연구를 수행하였다[6]. 이를 위해서 스테레오 카메라를 이용해 손으로 직접 0~9, a~z까지 데이터를 수집 하였다. LDCRF와 HMM을 이용한 인식 결과 LDCRF는 98%, HMM은 97%의 결과를 보여주었다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Claudio 등은 LDCRF를 이용하여 태권도의 자세를 분석하는 연구를 하였다 [10]. 실험을 위해서 키넥트 카메라를 이용하여 7자세 (right kick, left kick, right kick to the head, left kick to the head, right punch, left punch, back kick)로 구성된 데이터 셋을 수집하였다. LDCRF를 이용하여 분석해본 결과 평균적으로 74%의 인식 성공률을 보였다.

sirinoot boonsuk 등은 음운에 특징들을 추출하여 LDCRF기법에 적용하여 음성을 인식하는 연구를 하였다. 이를 위해서 음운의 특징들을 14가지(vocalic, consonantal, high, back, low, anterior, coronal, round, tense, voice, continuant, nasal, strident, silence)로 분류하여 추출하였고 구성한 데이터 셋을 수집하여 LDCRF를 이용하여 분석해본 결과 평균적으로 75% 성공률을 보여 주었다 [30].

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Ⅲ. 3차원 제스처 인식 기술

1. 3차원 특징 추출

3차원 특징 추출을 위해서 키넥트 카메로부터 획득한 정보를 이용한다. 키넥트 센서를 이용하여 그림 8과 같이 3차원 좌표 정보를 추출한다 [1, 10, 11].

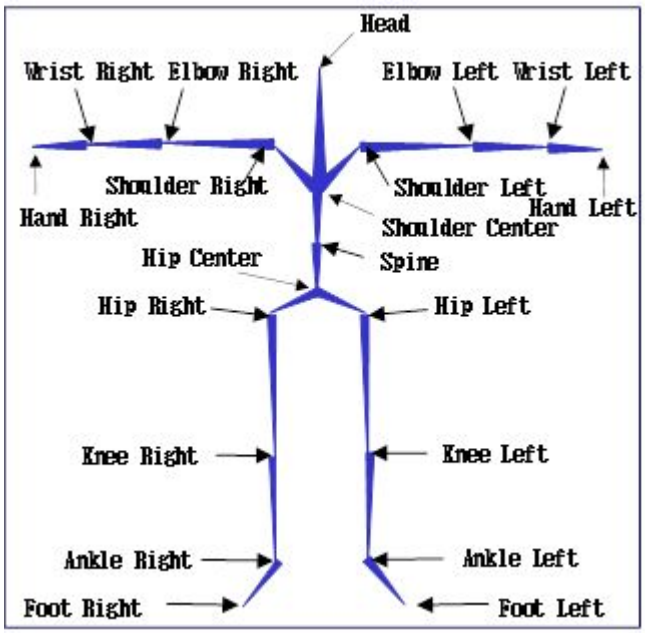


그림 8. 3차원 인체 구성 요소 [9]

20개의 인체 구성 요소의 좌표 정보를 이용하여 특징 추출을 수행한다. 이를 위해서, 'Hip-Center'와 19 개의 특징점과의 3차원 각도 정보를 추출한다. 각도 정보는 그림 9와 같이 x, y, z 축으로 사상하여 구한다.

$$O_t = [o_{shoulderright}, o_{kneeright}],\ o_t \in R^{57}, t > 0, \qquad (1)$$

여기서, $o_k = [\theta_x, \theta_y, \theta_z]$이며, θ_x는 인체 구성 요소 k와 'Hip-Center'의 각도 정보이며, t는 입력 시간을 의미한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

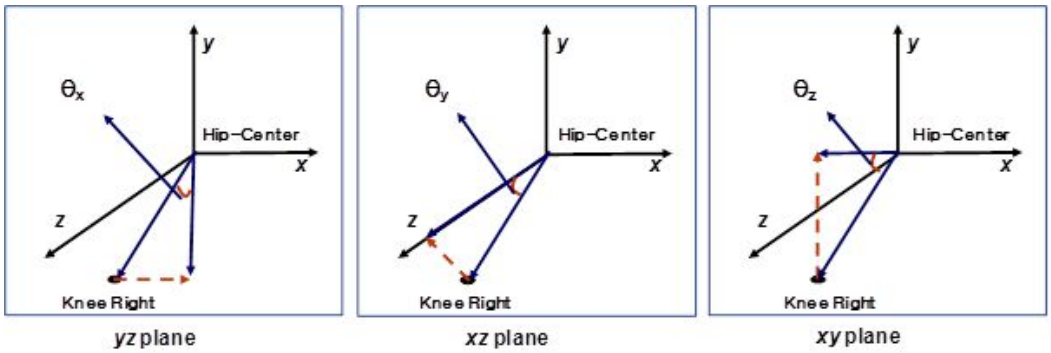


그림 9. 3차원 특징 정보 추출

가우시안 혼합 모델을 적용하여 특징의 군집화를 수행한다[18, 19]. 수행 결과, 25개의 클러스터를 생성한다. 수식 1의 O_t는 클러스터 과정을 통해 x_t로 표현된다. 전체 입력 제스처 X는 아래와 같이 표현된다.

$$X = [x_1, x_2, ..., x_n],\ x_t \in R,\ t > 0. \qquad (2)$$

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

2. LDCRF기반 제스처 인식 기술

LDCRF는 조건부 확률 방법을 이용하여 데이터 인식을 수행하기 위해서 사용된다 [9, 17]. LDCRF는 관측열 X에 대한 레이블열 Y를 전이, 상태 특징 함수를 이용하여 레이블링한다 [9, 17].

$$P(Y|X,\theta) = \sum_{h} p(Y|h,X,\theta)p(h\,X,\theta) \tag{3}$$

여기서, θ는 특징 함수의 가중치이며, h는 히든 상태이다.

식 (3)으로부터 식(4)를 유추할 수 있다.

$$P(Y|X,\theta) = \sum_{h\,:\,\forall h_i \in H_{y_i}} p(h|X,\theta), \tag{4}$$

여기서, $p(h|X,\theta)$는 CRF이며, 다음과 같이 정의된다.

$$p(h|X,\theta) = \frac{1}{Z(X,\theta)}(\exp\sum_{k}\theta_k \cdot F_k(h,X)) \tag{5}$$

여기서, Z는 정규화 값이며, 아래와 같이 정의된다.

$$Z(X,\theta) = \sum_{h}\exp(\sum_{k}\theta_k \cdot F_k(h,X)) \tag{6}$$

여기서, $F_k(h,X)$는 특징 함수의 합이다.

$$F_k(h,X) = \sum_{i=1}^{T} f_k(h_{i-1}, h_i, X, i). \tag{7}$$

LDCRF의 파라미터는 최대 엔트로피 방법으로 계산된다. LDCRF의 로그 우도는 다음과 같이 정의된다.

$$L(\theta) = \sum_{t=1}^{T}\log p(Y_t|X_t,\theta) - \frac{1}{2\sigma^2}\|\theta\|^2, \tag{8}$$

Gradient descent 알고리즘을 이용하여 아래와 같이 파라미터를 추출한다.

$$\theta^* = \arg max_{\theta} L(\theta), \tag{9}$$

관측열 X가 주어지면 이의 레이블에 해당하는 Y와 가장 유사한 Y^*를 추론하

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

는 것이다. 식 (9)로부터 주어진 학습 데이터로부터 추출된 θ^*을 이용하여 아래와 같이 추론한다.

$$Y^* = \underset{Y}{\arg max}\, P(Y_i | X_i, \theta), \tag{10}$$

LDCRF는 내부에 히든 스테이트가 존재하기 때문에 이들의 합을 고려하여 식 (10)을 아래와 같이 재 정의할 수 있다.

$$Y^* = \underset{Y}{\arg max} \sum_{h:\, \forall h_i \in H_{y_i}} p(h|X, \theta^*), \tag{11}$$

$$p(Y_i = l | X, \theta^*) = \sum_{h:\, \forall h_i \in H_{y_i}} p(h|X, \theta^*). \tag{12}$$

dCollection @ chosun

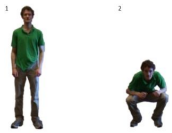
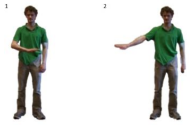
조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Ⅳ. 실험 결과 및 분석

1. 실험 환경

마이크로소프 Cambridge-12 데이터베이스를 이용하여 성능 평가를 수행한다. 데이터베이스는 표 1과 같이 12개의 제스처로 구성되었다.

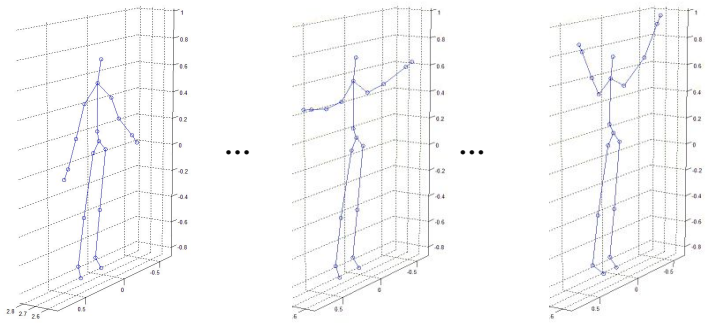
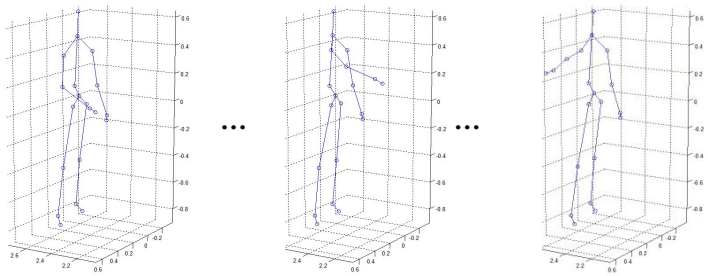
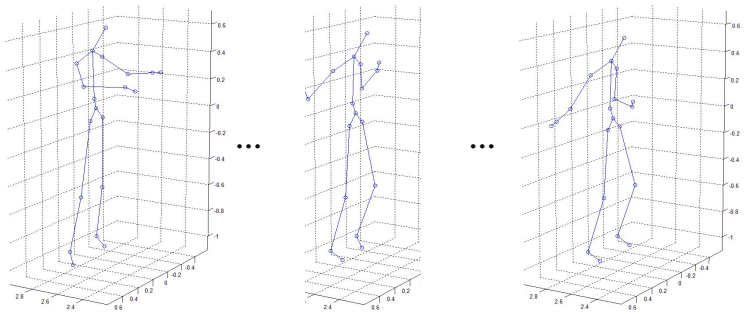
표 1. 마이크로소프 Cambridge-12 Kinect 제스처 DB의 예

Metaphoric Gestures	Example gestures	Iconic Gestures	Example gestures
Start music/ Raise volume (Gesture 1)		Crouch or hide (Gesture 2) …	
Navigate to next menu (Gesture 3)		Put on night vision goggles to change the game mode (Gesture 4)	
Wind up the music (Gesture 5)		Shoot with a pistol (Gesture 6)	
Take a bow to end the session (Gesture 7)		Throw an object such as a grenade (Gesture 8)	
Protest the music (Gesture 9)		Change weapon (Gesture 10)	
Lay down the tempo of a song (Gesture 11)		Kick to attack an enemy (Gesture 12)	

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 2. 제스처의 3차원 가시화 예

제스처	제스처 예
Start music/ Raise volume (제스처 1)	
Navigate to next menu (제스처 3)	
Wind up the music (제스처 5)	

ER(Error Rate)를 아래와 같이 계산하였다 [1, 2].

$$ER = \frac{S+I+D}{N} \times 100 \qquad (13)$$

여기서, N은 테스트 제스처의 수, S는 대체 오류의 수, I는 삽입 오류의 수, 그리고 D는 삭제 오류의 수이다.

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

그리고, CDR(Correct Detection Rate)를 다음과 같이 계산하였다 [9].

$$CDR = \frac{C}{N} \times 100 \qquad (14)$$

여기서, C는 올바르게 검출된 제스처의 수이다.

2. 실험 결과

HMM, CRF [3, 7, 8, 9, 12, 13]와 성능 비교 평가를 수행하였다. CDR를 최대로 하는 임계값을 선택하였다. 2차원 정보와 3차원 정보를 이용하여 비교 평가를 수행하였다.

표 3의 실험결과와 같이 HCRF의 CDR이 HMM, CRF보다 높고, ER은 낮았다.

표 3. 제스처 인식 결과

모델	N	C	S	I	D	CDR(%)	ER(%)
HMM^{3D}	1223	977	132	99	114	79.89	28.21
CRF^{3D}	1223	1006	120	85	97	82.26	24.69
$LDCRF^{2D}$	1223	1075	75	78	73	87.90	18.48
$LDCRF^{3D}$	1223	1148	42	47	33	93.87	9.98

3D는 3차원 특징 2D는 2차원 특징을 이용할 것을 의미

그림 11은 LDCRF를 이용한 제스처 인식 과정을 보여주고 있다. 레이블의 확률값 변화를 보여주고 있으며, 맨 마지막 결과에서 역으로 추적을 하여 레이블을 선택하여 인식한다. 임계치 값으로 0.54를 선택했을 때, 2개의 제스처가 정확히 검출되며, 임계값이 높으면 삭제 오류가, 임계치가 낮으면 대체 혹은 삽입 오류가 발생할 수 있음을 볼 수 있다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

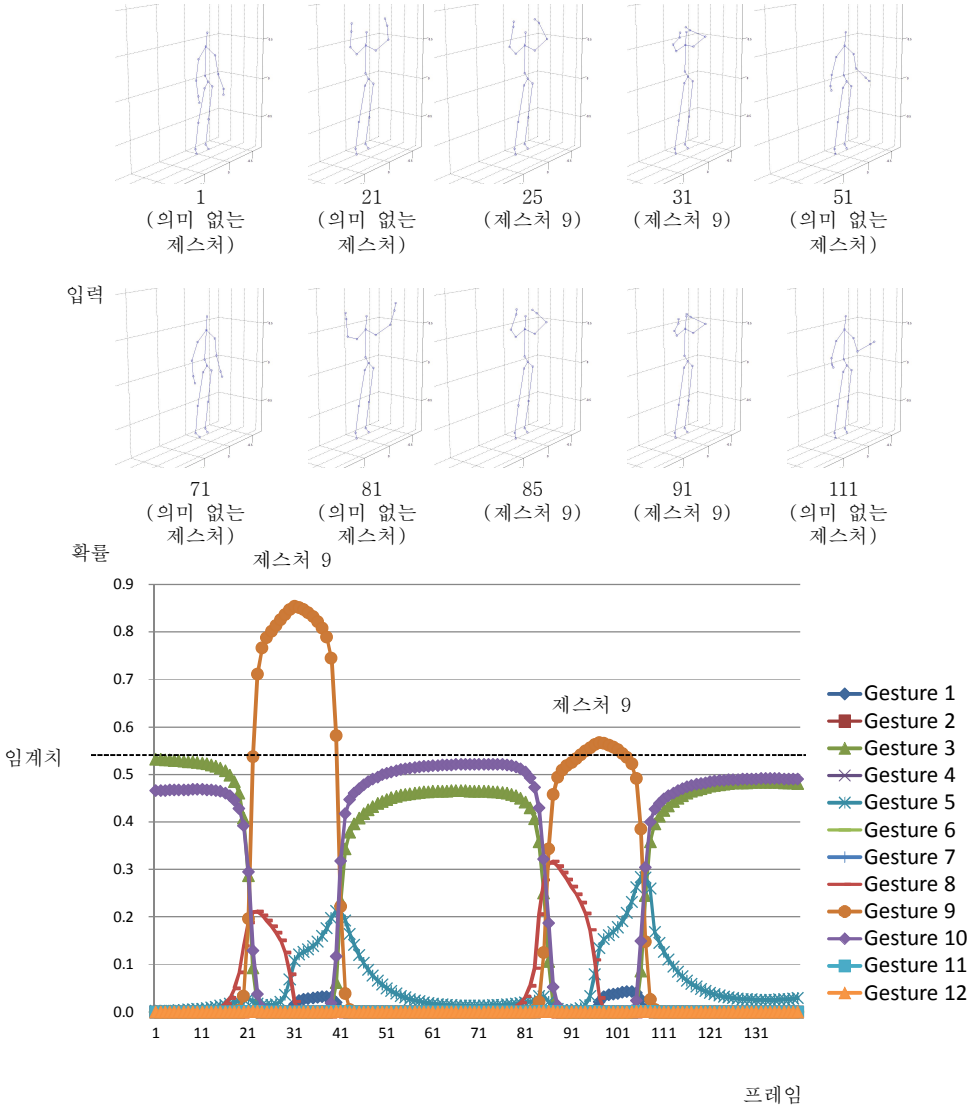


그림 10. LDCRF를 이용한 제스처 인식의 예

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

표 3에서와 같이 3차원 정보를 이용하여 실 환경에서 수화를 인식한 결과를 보여주고 있다. 데이터 셋은 24개의 수화로 구성되어 있다. 표 4의 결과에서 볼 수 있듯이, 2차원 정보보다 3차원 정보를 이용하는 경우 인식률이 높음을 알 수 있다.

표 4. 수화 인식 결과

모델	N	C	S	I	D	CDR(%)	ER(%)
$LDCRF^{2D}$	240	195	24	17	21	81.25	25.83
$LDCRF^{3D}$	240	221	8	11	11	92.08	12.50

3D는 3차원 특징 2D는 2차원 특징을 이용할 것을 의미

그림 12와 13은 각각 2차원, 3차원 정보를 이용한 수화 인식 결과이다. 그림 12에서 확인할 수 있듯이 2차원 상에서 궤적이 비슷한 “Out”과 “Past”를 그림 13에서는 구별한다.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

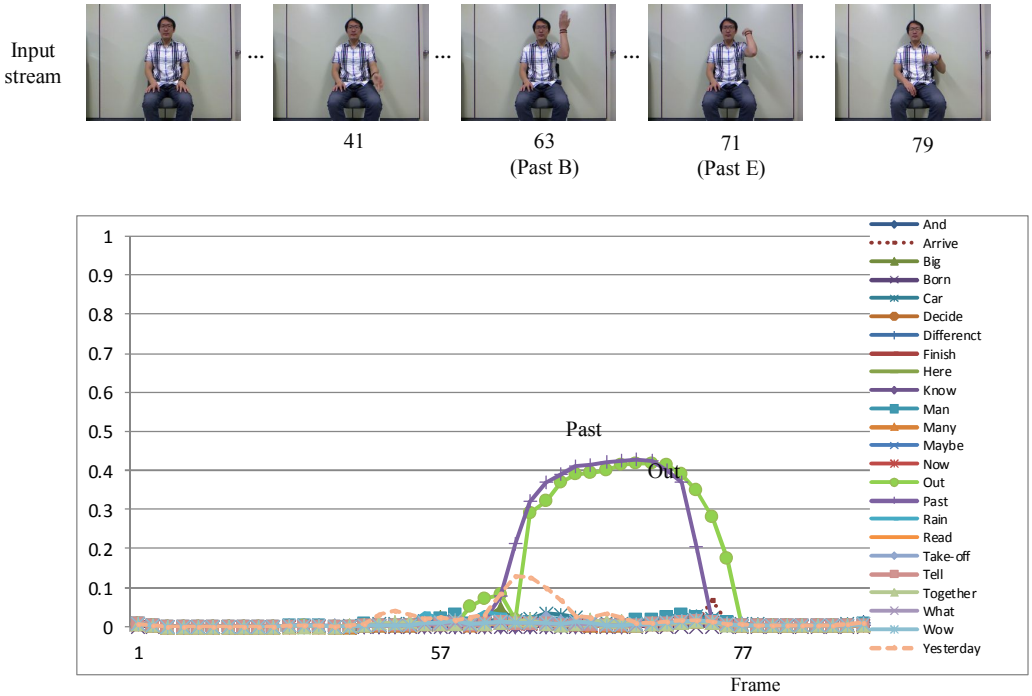


그림 11. 2차원 정보와 LDCRF를 이용한 수화 인식의 예

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

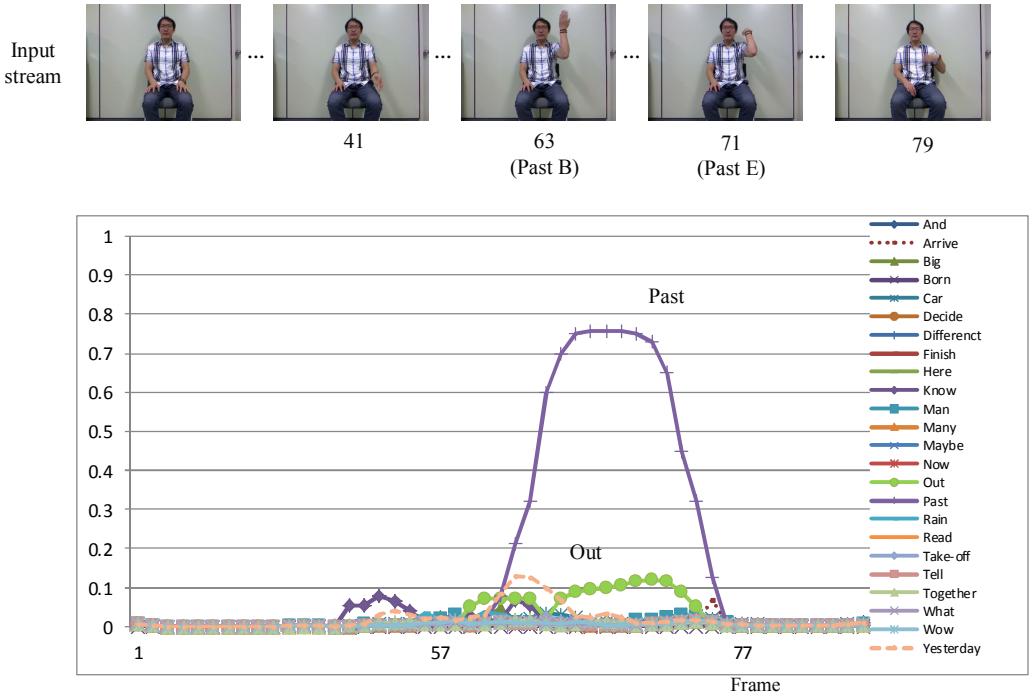


그림 12. 3차원 정보와 LDCRF를 이용한 수화 인식의 예

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

V. 결론

본 연구에서는 키넥트 센서로부터 생성된 특징 정보를 사용한 제스처 인식을 수행하였다. 이를 위해 키넥트 센서로부터 3차원 특징 정보를 추출하였고, 제스처 인식을 위해 LDCRF (Latent-dynamic Hidden Conditional Random Field)를 사용하였다.

그리고 마이크로소프트 Cambridge-12 Kinect 제스처 데이터베이스와 실제 환경에서 수집한 데이터를 이용하여 성능을 비교 · 평가 하였다.

실험 결과 제안된 방법은 3차원 제스처를 효과적으로 인식할 수 있었다.

dCollection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

【참고문헌】

[1] K.K. Biswas and S.K. Basu, "Gesture Recognition using Microsoft Kinect," Proc. of Int. Conf. on Automation, Robotics and Applications, Wellington, New Zealand, Dec. 2011, pp. 100-103.

[2] Changhong Chen. et al. "Human action recognition based on latent-dynamic Conditional Random Field ", Wireless Communications & Signal Processing (WCSP), 2013 International Conference on, Oct. 2013

[3] J. Cheng, C. Xie,W. Bian, and D. Tao, "Feature Fusion for 3D Hand Gesture Recognition by Learning a Shared Hidden Space," Pattern Recognition Letters, Vol. 33, No. 4, 2012, pp. 476-484.

[4] H.-S. Chung and H.-D. Yang, "Conditional Random Field-based Gesture Recognition with Depth Information," Optical Engineering, Vol 52, No. 1, 2013, pp. 017201 (1-7).

[5] N. Dalal, B. Triggs, C. Schmid, " Human detection using oriented histograms of flow and appearance," Europe Conference on Computer Vision, Springer Berlin Heidelberg, vol.18, pp. 428-441, Jan. 2006.

[6] Mahmoud Elmezain et al."LDCRFs-based hand gesture recognition", Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2012 IEEE International Conference on, december 2012

[7] Yun Jiang and Ashutosh Saxena. "Infinite Latent Conditional Random Fields for Modeling Environments through Humans "

[8] S. Fothergill, H. M. Mentis, P. Kohli, and S. Nowozin, "Instructing People for Training Gestural Interactive Systems," Proc. of ACM Conf. on Computer-Human Interaction, Austin, USA, May 2012, pp. 1737-1746.

[9] J. Lafferty, A. McCallum, and F. Pereira, "Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data," Proc. of Int. Conf. on Machine Learning, Williamstown, USA, Jun. 2001, pp. 282-289.

[10] Cláudio Márcio de Souza Vicente et al. "High performance moves recognition and sequence segmentation based on key poses filtering," Applications of Computer Vision (WACV) IEEE Winter Conference on, 2016

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

[11] L.-P. Morency and T. Darrell. Head gesture recognition in intelligent interfaces: The role of context in improving recognition. In IUI, Australia, 2006.
[12] L.-P. Morency and T. Darrell. Recognizing gaze aversion gestures in embodied conversational discourse. In ICMI, Banff, Canada, November 2006.
[13] Masahide Naemura. et al. "Real-Time LDCRF-Based Method for Inferring TV Viewer Interest ", Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction, 2013
[14] H. Ning, W. Xu, Y. Gong, and T. Huang, "Latent pose estimator for continuous action recognition," in Computer Vision ECCV 2008, ser. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2008, vol. 5303, pp. 419-433.
[15] Z. Ren, J. Meng, J. Yuan, and Z. Zhang, "Robust Hand Gesture Recognition with Kinect Sensor," Proc. of Int. Conf. on Multimedia, Scottsdale, USA, Nov. 2011, pp. 759-760.
[16] C. Sidner, C. Lee, L.-P.Morency, and C. Forlines. The effect of head-nod recognition in human-robot conversation. In Conference on Human-Robot Interaction, March 2006.
[17] J. Shotton, A. Fitzgibbon, M. Cook, T. Sharp, M. Finocchio, R. Moore, A. Kipman, and A. Blake, "Realtime Human Pose Recognition in Parts from Single Depth Images, " Proc. of Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, Jun. 2011, pp. 1297-1304.
[18] H.-D. Yang and S.-W. Lee, "Simultaneous Spotting of Signs and Fingerspellings Based on Hierarchical Conditional Random Fields and Boostmap Embeddings, Pattern Recognition, Vol. 43, No. 8, 2010, pp. 2858-2870.
[19] H.-D. Yang and S.-W. Lee, "Automatic Coarticulation Detection for Continuous Sign Language Recognition," Journal of KIISE : Software and Applications, Vol. 36, NO. 1, 2009, pp. 82-91. (In Korean)
[20] H.-D. Yang and S.-W. Lee, "Automatic Spotting of Sign and Fingerspelling for Continuous Sign Language Recognition," Journal of KIISE : Software and Applications, Vol. 38, No. 2, 2011, pp. 102-107. (In Korean)
[21] Tong, Yu and Chen. "Latent-Dynamic Conditional Random Fields for recognizing activities in smart homes," Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments 6, 2014.
[22] Z. Zafrulla, H. Brashear, T. Starner, H. Hamilton, and P. Presti, "American Sign Language Recognition with the Kinect," Proc. of Int.

Collection @ chosun

조선대학교
CHOSUN UNIVERSITY

Conf. on Multimodal Interfaces, Alicante, Spain, Nov. 2011, pp. 1279-286.
[23] MICROSOFT KINECT. 2010. http://www.xbox.com/kinect.
[24] http://en.wikipedia.org/wiki/Wii
[25] https://namu.wiki/w/3D%20터치
[26] https://www.leapmotion.com
[27]http://www.intel.com/content/www/us/en/architecture-and-technology/realsense- overview.html
[28] www.tobii.com
[29] https://www.myo.com
[30] Mathematical Problems in Engineering Volume 2014 (2014), Article ID 250160, 16 pages

Collection @ chosun