

Gesture Recognition using Hidden Markov Model

Motivation

- HMM이란? Temporal relation을 고려해서 GMM을 하는 것
- 컴퓨터비전 분야에도 spatial 정보 뿐 아니라 temporal 정보를 고려하는 task가 많은데, 그 중에서 HMM을 활용한 사례가 있는지 알아보자!

Findings

- [Nam et al., 1996] 이 가장 기본이 되는 접근법을 제안함
- 이후에도 gesture recognition에 HMM을 사용하는 다양한 연구가 발표되었으며, 아래와 같은 방식으로 고도화됨
 - 제스처 명령어(vocabulary)를 다양하게 한다[Park et al., 2006];
 - Scene segmentation이 완벽하게 되지 않았을 때도 쓸 수 있게 한다[Yang et al., 2006];
 - 포즈 정의를 더 다양하게 한다[Park et al., 2006, Kim et al., 2009];
 - HMM을 사용하는 방식을 다르게 한다[Patel et al., 2014, Raman and Maybank et al., 2016, Karaman et al., 2016]
- Gesture Recognition에 HMM을 사용할 때의 장점 (ref)
 - Spatial과 temporal을 모두 고려하는 모델이다
 - Recognition이 빠르다; Training은 다른 gesture recognition 방법과 비교할 때 뒤쳐지지 않는 정도
- Gesture Recognition에 HMM을 사용할 때의 단점 (ref)
 - Every gesture is a new class, independent of anything else you've learned (그래서 parameterized gesture일 경우에는 특히 더 안 좋음)

Recognition of Space-Time Hand-Gestures using Hidden Markov Model (Nam et al., 1996) (paper)

의의 & Motivation

- Hand gesture recognition을 위해 HMM을 활용한 접근법을 제안함
- 손이 움직이는 패턴은 연속적이고 서로 연결되어 있다 → HMM을 활용해서 풀어보자!

3D hand gesture recognition 문제가 가진 특징

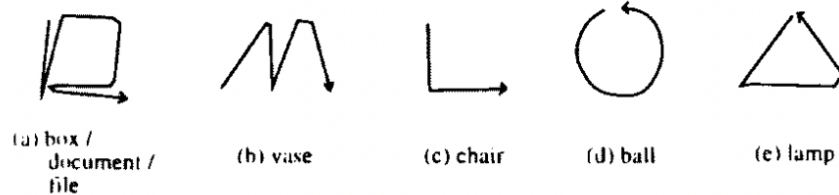
- Temporal variance & Spatial complexity
- No starting & ending point (하나의 제스처가 언제 시작하고 언제 끝났으며, 어디부터 별개의 제스처로 인식해야 할 지 구분점이 명확하지 않음)
- Repeatability and connectivity: 제스처가 얼마나 반복되거나 서로 연결되어 있는지
- Multiple attributes: Gesture recognition에서는 손의 움직임(hand movement) 외에도 고려해야 할 요소가 여러가지 있음 (e.g., hand posture)

Approach (이 연구는 어떻게 hand gesture recognition을 했나?)

- 정해진 example vocabulary가 있었음 (gesture category) (임의로 정함)

Example Vocabulary

Pictographic (object description) category



Kinetographic (action indication) category

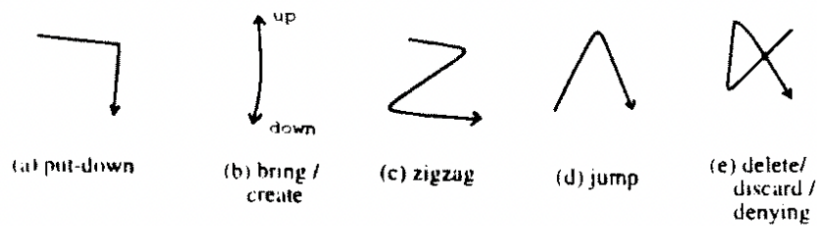


Figure 2: Examples of movement primes

- 3D hand gesture attributes:
 - Hand configuration(posture): 손의 모양 (하나의 제스처가 진행되는 와중에 손의 모양이 크게 바뀌는 경우는 많지 않음)
 - Palm orientation: hand posture이나 movement pattern이 변하지 않는(고정된) 상태이더라도, 손바닥의 방향이 다르면 다른 제스처라고 볼 수 있으므로 인풋 중 하나로 넣음
 - Hand movement: 손이 이동한 경로 (즉, Sequence of hand position)

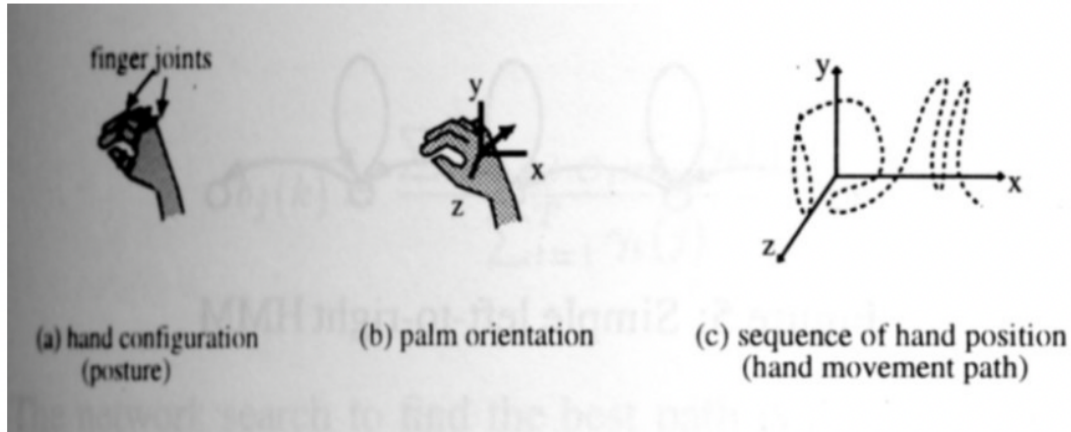


Figure 1: 3D hand gesture attributes

Pipeline

- (0) Overall pipeline
 - 맨 마지막 부분에 Overall probabilistic integration system이 있는데, 이 앞단계에서 우리는 주어진 제스처를 넣었을 때 특정한 움직임이 일어날 probability를 구해야 함. 이때 HMM을 사용하는 것.

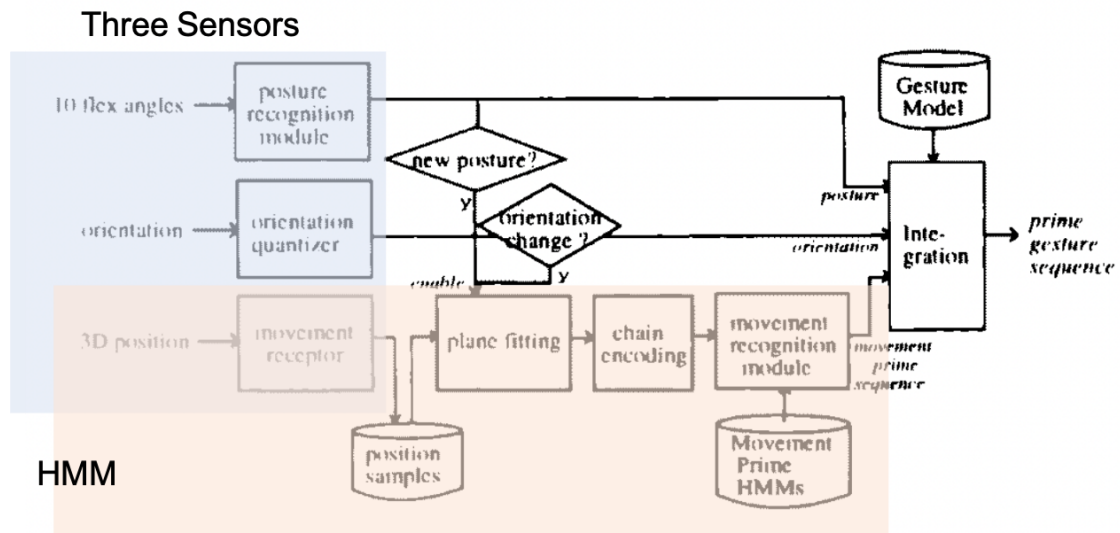


Figure 8: Overview of gesture recognition system

- (1) Data glove의 세가지 센서로부터 수집한 정보들을 사용함
- (2) HMM을 활용해서 motion(trajecory) 정보를 수집함
 - (i) 우선 하나의 제스처는 무조건 하나의 평면에서 만들어진다고 가정하고;

- (ii) Chain code (그 평면에서의 움직임을 쪼개본다 → 즉, 하나의 제스처를 discrete steps의 sequence라고 생각한다 (HMM))

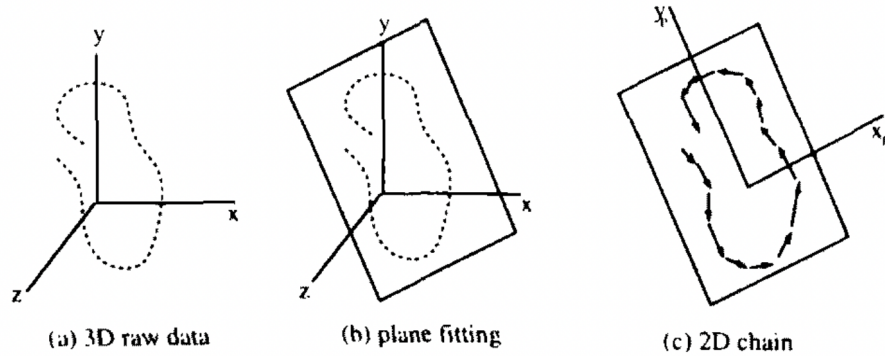


Figure 4: 3D to 2D reduction by plane fitting

- (iii) 여기에 left-to-right HMM을 적용한다 (이때, 어떤 state도 건너뛰지 않고 모든 state를 거친다)



Figure 5: Simple left-to-right HMM

- (iv) 각각의 제스처마다 HMM → 그 HMMs를 묶어서 하나의 sequence of gestures를 처리함

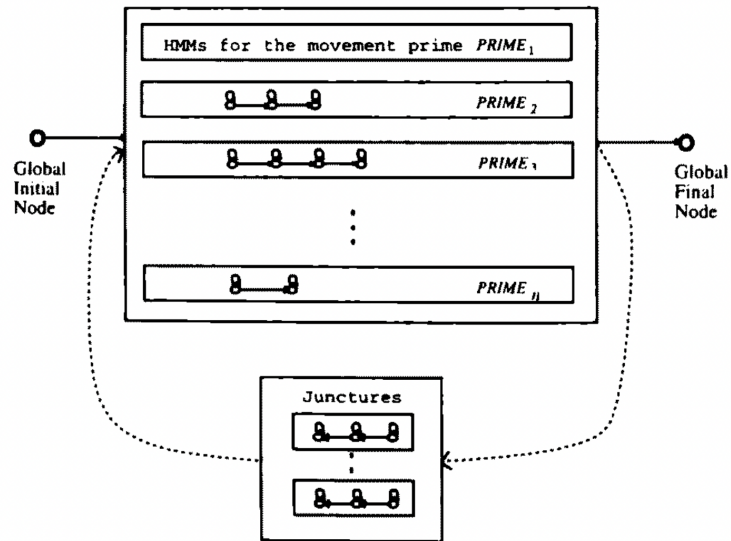


Figure 6: The HMM network for the recognition of connected hand movement pattern