



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

그림자 예술:  
그림자로부터 사람의 자세 예측  
Shadow Art:  
Estimating human posture from shadow

2015년 2월

서울대학교 대학원  
전기.컴퓨터 공학부  
윤 민 주

## 초록

그림자 예술은 3차원의 사물 혹은 사람에 빛을 쬐어 아름답고 의미 있는 그림자를 만드는 조각 예술 혹은 행위 예술의 한 분야이다. 이러한 예술적 행위는 고대 중국에서부터 시작되었으며, 더 이상 예술적 분야에 국한되지 않고 컴퓨터 그래픽스 등 다양한 분야에서 관심을 받고 있어 그 연구 가능성의 영역을 넓혀가고 있다.

그림자에 관한 다양한 연구 중에서도, 우리는 입력으로 그림자가 주어졌을 때 3차원 사람의 포즈를 찾는 것을 목적으로 한다. 그림자는 단지 흰색과 검은색으로 이루어진 실루엣으로, 제한적인 정보만을 제공하기 때문에 그림자에서 대응되는 사람의 포즈를 예측해내는 것은 특히 어렵고 까다로운 문제로 여겨진다. 특히, 그림자가 사람 모양에서 벗어나 그림자의 어느 부분이 사람 신체 부위의 어느 부분에 해당하는지 쉽게 파악할 수 없는 경우에는 그 문제가 더욱 어려워진다. 본 연구에서는 기존의 사람 모양의 그림자에서 사람 포즈를 예측하는 것에서 더 나아가, 그림자가 사람 모양이 아닌 임의의 형태로 주어졌을 때에도 대응되는 사람의 포즈를 찾을 수 있는 기법을 제안한다. 우리는 만들고자 하는 그림자를 입력으로 받았을 때, 이와 사람 그림자와의 형태적 비교를 통해 유사도를 측정하고, 최적화를 통해 이 유사도를 증가시키는 방향으로 포즈를 조금씩 변형시켜 나감으로써 그러한 그림자를 만들 수 있는 포즈를 찾는다.

주요어: 포즈 예측, 애니메이션, 3차원 복원, 모양 비교, 그림자  
학번: 2013-20834

# 목차

초록	i
목차	ii
그림 목차	iii
표 목차	iv
제 1 장 서론	1
제 2 장 관련 연구	4
제 3 장 데이터 구성	6
제 4 장 그림자 유사도 및 제약조건	9
제 5 장 초기화	14
제 6 장 최적화	15
제 7 장 추가 작업	17
제 8 장 결과	18
제 9 장 논의 및 향후 계획	20
참고문헌	21
ABSTRACT	23

## 그림 목차

그림 1.1 시스템 개요 .....	2
그림 3.1 그림자의 구성 요소 및 프레임워크 .....	6
그림 3.2 3차원 모델과 스켈레톤 및 두 구조간의 매핑 정보 .....	8
그림 4.1 방향성(A에서 B) 하우스도프프 거리의 정의 .....	10
그림 4.2 하우스도프프 거리 이용 모양 비교 .....	11
그림 4.3 (a) 제약 조건 없이 구한 결과 포즈 (b) 제약 조건 없는 결과 포즈와 입력 그림자의 비교 (c) 손과 발에 제약 조건을 준 결과 포즈 (d) 손과 발에 제약 조건을 준 결과 포즈와 입력 그림자의 비교 .....	13
그림 5.1 두 그림자를 이루는 윤곽 점집합의 크기 및 위치 초기화 .....	14
그림 6.1 그림자 입력이 주어졌을 때 결과 포즈를 찾아가는 과정 및 결과 .....	16
그림 8.1 (a) 입력 그림자 (b) 제약 조건 없는 결과 포즈 예시 1 (c) 제약 조건 없는 결과 포즈 예시 2 .....	18

## 표 목차

표 3.1 사람 모델의 관절과 각 관절의 자유도 .....	7
표 6.1 CMA 변수 .....	16

## 제 1 장 서론

그림자 예술은 3차원 물체 혹은 사람에 빛을 쏘여 아름답고 의미 있는 그림자를 만들어내는 조각 예술 및 행위 예술의 한 분야이다. 이러한 예술 분야는 고대 중국의 인형극 및 손으로 만드는 그림자 등 오래전부터 시작되었으며, 이후에는 여러 예술가들이 지속적으로 임의의 물체에서 아름다운 그림자를 만들어왔다. 최근에는 예술적 목적으로 그림자를 만드는 것이 예술 분야를 넘어 여러 각도에서 관심을 받게 됨에 따라 컴퓨터 그래픽스, 컴퓨터 비전 등 다양한 분야에서 그 연구 가능성이 커지고 있다.

사람의 포즈로 이에 해당되는 그림자를 만드는 것과 반대로, 특정 그림자 혹은 여러 개의 일련적인 그림자가 주어졌을 때, 이를 만들기 위해 사람이 취할 수 있는 각 포즈를 찾는 방식에 대한 연구도 있었다. 하지만 현존하는 연구들은 주어진 그림자가 평면적인 사람의 모양에 가까워 그림자상의 어느 부분이 사람 신체의 어느 부위에 의해 만들어질지 쉽게 예측 가능한 상황을 다룬다는 한계점이 있었다. 우리는 이러한 한계점을 보완하고자, 주어진 그림자가 사람의 형태가 아닐 때 이를 만들 수 있는 사람의 포즈는 무엇인지, 또한 그러한 포즈를 어떻게 찾을 것인지에 대한 문제점을 제기하였다.

이러한 문제를 해결하는데 있어서 크게 두 가지 난점이 존재하였다. 첫째는 앞서 언급하였듯이 입력으로 받은 그림자가 사람 그림자의 모양을 갖추지 않았기 때문에 그림자 상의 어느 지점이 사람 모델의 어느 부위로 만들어질지 쉽게 예측할 수 없다는 점이다. 그 다음은, 그림자는 그 특성상 검은 부분과 흰 부분으로 이루어진 평면상의 정보만을 제공하여, 깊이나 색깔에 대한 정보 등 추가적인 정보를 얻을 수 없다는 점 이

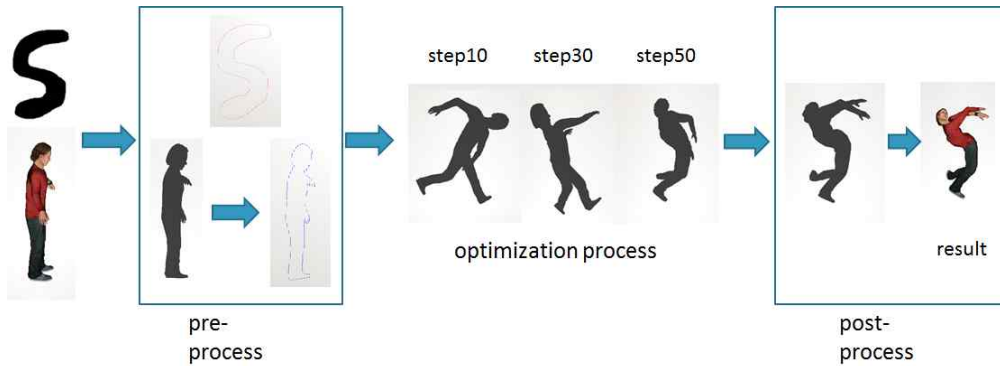


그림 1.1 시스템 개요

었다. 이러한 난점들을 고려하여, 제한된 정보 내에서 최적의 해를 찾아내기 위해 입력 그림자와 사람 모델의 그림자상의 점의 위치만을 이용하여 두 그림자의 유사도를 측정하며, 해에 대한 추가적인 지식이 없어도 실험적으로 점점 더 좋은 해를 찾아나가도록 하는 방식을 사용함으로써 문제를 해결하고자 하였다. 따라서 우리는 이 문제를 2차원 그림자를 입력으로 받았을 때 3차원 사람 모델의 포즈를 찾는 최적화 문제로 정의하였다.

입력으로 임의의 형태를 가진 그림자가 들어왔을 때, 우리는 그 그림자를 만들 사람 모델의 기본 포즈로부터 비교를 시작한다. 입력 그림자와 사람 모델에서 얻어진 그림자의 유사도 비교를 통해, 우리는 사람의 각 관절각 값을 조절하며 더욱 유사도가 높아지는 방향으로 포즈를 바꿔나간다. 추가적인 정보 없이 유사도를 측정하기 위해서, 두 그림자 이미지 비교 시 일반적인 거리 측정 기법을 이용하는 하우스도프프(Hausdorff) 거리 기반의 모양 비교 기법을 사용하였다. 우리가 사용한 하우스도프프 거리는 최대, 최소를 이용하여 정의되어 미분가능하지 않고, 많은 수의 변수와 포즈의 상관관계를 찾는 것이 매우 복잡하다. 따라서 우리는 미분을 하지 않는 여러 탐색 알고리즘 중 지역 최적에 강건하며 일반적으로 거의 모든 경우에 최적의 해를 찾을 수 있다고 알려진 CMA-ES(Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy)[11]를 최적화 알고리즘으로 채택하여 사



용하였다. 또한 CMA는 컴퓨터 애니메이션 분야에서 동작이나 자세를 최적화하는데 널리 쓰이는 탐색 기법이기도 하다. 하지만, 우리의 문제는 그 특성상 한 그림자에 대하여 여러 개의 해가 존재할 수 있으며 어떤 해는 사람이 취할 수 있는 포즈에 가까울 것이지만 그렇지 않은 해도 존재할 것이다. 따라서 사용자가 약간의 추가정보를 주어 몸의 어느 부분이 최종 결과에서 어느 부분에 위치하겠다는 제약조건을 두어 최종 결과로 사람이 취하기에 적합한 포즈를 얻을 수 있다.

## 제 2 장 관련 연구

수십 년 간 컴퓨터 그래픽스 분야에서는, 그림자를 그리는 속도를 가속하거나 그려진 그림자의 질을 높이는 등 그림자 그 자체를 위한 연구가 지속되어왔다. Wanger et al 은 그림자의 질을 높이고, 컴퓨터로 만든 이미지에서 그림자와 각 물체의 공간적인 관계 인식에 대한 연구를 하였으며[1], Pellacini et al 은 그림자를 3차원 공간상에서 상호적으로 디자인하여 빛과 물체의 위치를 조정할 수 있는 인터페이스를 만들었다[2]. 나아가, Pocchiola 와 Veteger 는 2차원 평면에서 가시성에 대한 특성들을 연구하였으며[3], Durand et al 은 3차원 공간에서 가시성에 관하여 연구하여[4] 그림자에 해당하는 영역 및 그 경계를 얻을 수 있게 하였다.

그림자를 그리는 것에 대한 연구에서 더 나아가, 반대로 그림자가 주어졌을 때 이에 해당하는 3차원 물체의 모양을 찾는 것에 대한 Mitra et al 의 연구가 있었다[5]. 이들은 몇 개의 그림자에서 거꾸로 그림자 볼륨을 만든 후 교차하는 부피 부분을 3차원 물체로 만들었으며, 이 물체에 특정 방향으로 빛을 쏘었을 때 특정 그림자 모양을 만들 수 있도록 하여 2차원 그림자에서 3차원 물체를 만들어내는 데 성공하였다. 또한, 물체뿐만 아니라 사람 모양의 그림자나 그러한 일련의 그림자들이 존재할 때, 이에 해당하는 사람의 포즈나 동작을 찾고자 하는 Brand 의 접근도 있었다[6]. Brand 는 일련의 그림자가 주어졌을 때 한 그림자와 포즈와 매핑을 찾는 것이 아니라 확률적인 사람 모델을 러닝(learning)하여 여러 그림자를 종합한 기록과의 매핑을 찾았다. 우리는 이에 더 나아가, 사람 그림자의 모양에서 벗어난 한 개의 그림자가 주어졌을 때 이를 만들 수 있는 사람의 포즈를 찾는 것을 목표로 하였다.

우리의 연구는 2차원 이미지에서 3차원 물체의 모양을 예측하고 재건하는 것과 같은 부류로 생각해볼 수 있다. 3차원 복원은 컴퓨터 비전과 컴퓨터 그래픽스 분야에서 수십 년 간 중요한 문제로 다루어져왔고, 여러 세부 연구가 진행되어 왔다[7]. 본 연구는 그 중에서도 2차원 흑백으로 이루어진 그림을 다루는 것으로 볼 수 있다. 하지만 찾고자하는 2차원상의 그림이 사람의 모양이 아니며, 색깔 및 깊이 정보가 없는 흑백 그림인 그림자라는 점에서 기존의 연구들과 차이점이 존재한다. 따라서 우리는 기존의 2차원 이미지에서 사람 포즈를 찾는 것을 일반화하여 그림자가 그려진 주체가 사람이라는 휴리스틱(heuristic) 외에 다른 정보 및 제약이 없이도 사람의 포즈를 찾을 수 있는, 이전 문제들의 일반화된 케이스의 문제를 풀고자 하였다.

일반화된 문제를 풀기 위하여, 두 이미지간의 유사도를 측정하는 척도 또한 매우 일반화된 거리 측정 기법을 이용한 하우스도프 거리를 사용하였다. 하우스도프 거리를 이용한 모양 및 이미지 사이의 유사성 측정에는 대표적으로 기존의 Elgammal and Lee의 연구[8]와 Huttenlocher[9]의 연구들이 존재하였다. 또한, 여러 다양한 모양에서 서로간의 비교를 위해 의미 있는 특징들을 뽑아내기 위한 Belongie et al의 연구도 있었다[10]. 그림자 내부의 각 점이 서로 다른 특징으로 구별되지 않는다는 점에 착안하여 본 연구에서는 그림자의 윤곽선만을 이용한 하우스도프 거리 모양 비교 기법을 사용하였다. 입력으로 들어온 그림자와 사람 모델에서 만들어진 그림자의 하우스도프 거리를 이용한 모양 비교를 통해 유사성을 측정하고, 최적화를 통하여 그 유사도를 증가시키는 방식으로 문제를 해결하고자 하였다. 최적화 기법으로는 널리 알려진 Hansen의 CMA-ES (Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy)[11]를 사용하였다. 우리는 많은 제약 조건들을 풀어 일반화된 형태로 접근하였고, 접근 방식으로 문제가 어느 정도 풀리는지, 또한 그 한계가 어느 정도인지 보여주었다.

### 제 3 장 데이터 구성

그림자를 만들기 위해서는 크게 빛, 물체, 그리고 평면의 세 가지 요소가 존재한다. 또한 각 세 가지 요소 내에서도 수많은 변수가 존재하며, 그 중 하나의 조건 변화에 의해서도 그림자의 모양이 쉽게 변하기 때문에 이들 변수를 적절히 제어하여야만 얻고자 하는 그림자를 만들 수 있다. 본 연구에서는 빛과 평면, 그리고 그 사이의 피사체의 위치를 고정시켜 피사체 자체의 형태 변화만으로 각기 다른 그림자를 만들 수 있도록 변수를 설정하였다.

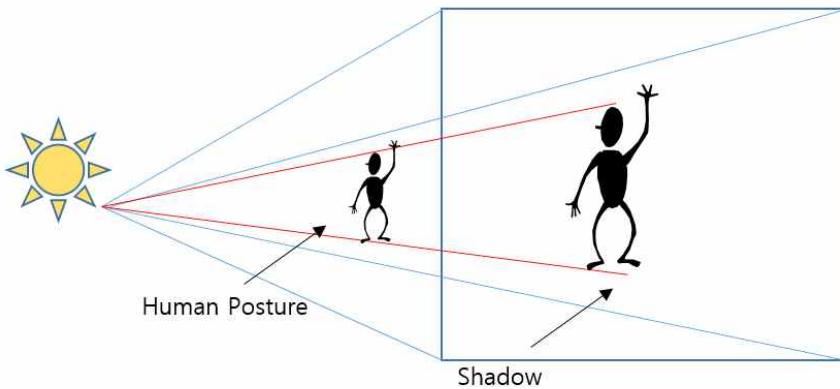


그림 3.1 그림자의 구성 요소 및 프레임워크

피사체인 사람은 스킨닝(skinning)된 메쉬(mesh)의 트리 구조 모델로, 루트(root)로부터 시작하여 계층적(hierarchical)으로 표현된다. 계층적 모델에서의 사람의 포즈(pose)는 각 관절의 위치와 각도로서 표현될 수 있다. 본 연구에서는 각 관절의 회전각 및 루트의 위치를 주요 변수로 하여 포즈를 변화시킴으로서 그림자의 변화를 만들어냈으며, 각도는 X, Y, Z 오일러(Euler) 각을 사용하였다. 표 3.1에서는 사람 모델에서 사용된

변수들과 각 자유도를 나타낸다.

Joint Name	DOF
Hips	5
Spine	3
Spine1	3
Spine2	3
Neck	3
Head	3
Left Shoulder	3
Left Arm	3
Left Fore Arm	3
Left Hand	3
Right Shoulder	3
Right Arm	3
Right Forearm	3
Right Hand	3
Left Up Leg	3
Left Leg	3
Left Foot	3
Left Toe	3
Right Up Leg	3
Right Leg	3
Right Foot	3
Right Toe	3

표 3.1 사람 모델의 관절과 각 관절의 자유도

우리는 모션 파일에서 스켈레톤(skeleton) 구조 및 관절의 회전각 값을 읽어오고, linear skinning을 통해 그림자의 대상이 되는 사람 모델을 만들어낸다. 하지만 만들어진 사람 모델의 메쉬 구조와 모션 파일에서 읽어 들인 스켈레톤(skeleton)의 구조가 서로 일치하지 않을 수 있다. 모션 파일의 각 관절 정보를 이용하여 스켈레톤이 움직이고, 이에 따라 3차원 메쉬 모델이 움직이기 때문에 두 구조 간의 매핑(mapping) 불일치가

일어날 경우 메쉬 모델이 틀린 움직임을 보이거나 제대로 움직이지 않을 수 있다. 따라서 두 구조 간 매핑 정보 또한 별도로 저장 및 명시되어야 하며, 그림3.2 는 3차원 사람 메쉬 모델의 각 관절과 모션 스켈레톤의 각 관절 정보를 비교하여 나타낸 그림이다.

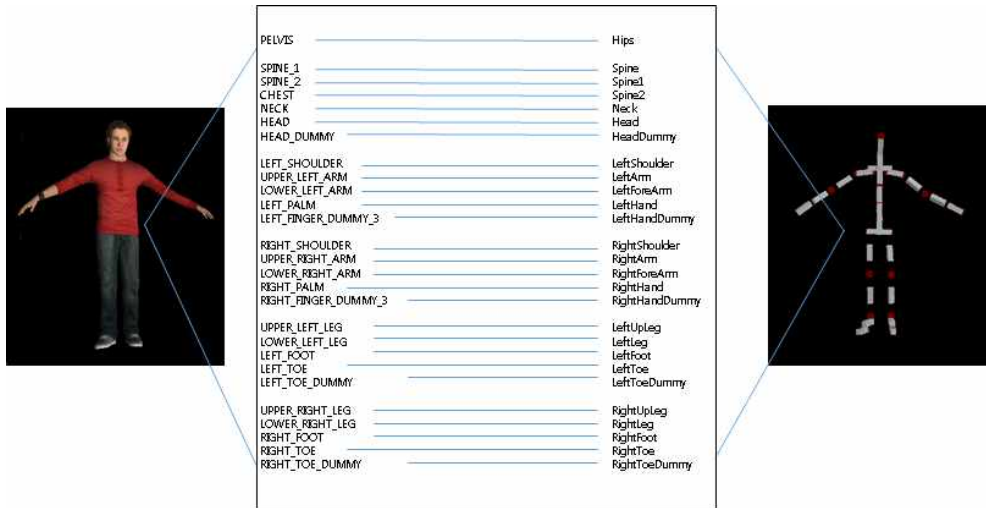


그림 3.2 3차원 모델과 스켈레톤 및 두 구조간의 매핑 정보

## 제 4 장 그림자 유사도 및 제약조건

사람 모델의 그림자를 얻은 후, 우리는 입력된 임의의 그림자와 사람 모델로부터 생성된 그림자와의 유사도를 비교하기 위한 기법을 고안했다. 그림자 이미지는 흰 부분으로 이루어진 배경과 검은 부분으로 이루어진 그림자 부분으로 이루어져있다. 두 그림자를 비교하는 것은 따라서 검은 부분을 이루고 있는 점 세트를 비교하는 것과 같다. 두 그림자를 비교하기 위해서 그림자를 이루고 있는 모든 내부 점집합에서 샘플링(sampling)한 데이터를 이용하는 방법도 있지만, 그림자 점들이 모두 검은 점으로서 서로 같은 콘텍스트(context)를 지닌다는 점을 고려하여 그림자의 윤곽을 이루는 점들만을 이용, 그림자 모양에 대한 정보를 얻을 수 있다고 가정하였다. 따라서 각 그림자의 윤곽을 얻은 후 윤곽을 이루는 점들로 이루어진 점 세트를 이용하여 비교하였다. 또한, 그림자 유사도 비교 시 계산 속도를 높이기 위하여 모든 점을 사용하지 않고 각 세트에서 정해진 개수의 점을 샘플링 하였으며, 샘플링한 점들만을 이용하여 유사도를 비교하였다. 본 실험에서는 100개의 점을 샘플링 하였다.

윤곽을 이루는 점들로 이루어진 두 모양(그림자)을 비교하고 유사도를 측정하기 위하여 하우스도프 거리를 사용하였다. 하우스도프 거리는 두 점 집합이 얼마나 다른지를 측정하는 척도로, 두 점 집합 사이의 하우스도프 거리가 작을수록 더 유사하다고 볼 수 있다. 이를 구하기 위해서는, 두 점 집합 A, B가 있을 때 점집합 A내의 한 점에서 다른 점집합 B내의 임의의 점으로 이동하기 위한 가장 짧은 거리를 선택하고, A의 모든 점에 대하여 이런 거리를 구한 후 그 중 가장 먼 거리를 택한다. 하우스도프 거리는 또한 방향성이 있는 거리이므로, B의 점에서 A의 방향으로도 같은 방식으로 구하며, 두 방향에서 구한 것 중 더 큰 값을 취한다. 즉, 두 점집합  $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ ,  $B = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_n\}$ 에 대하여

$$D(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$$

로 정의될 수 있으며 방향성이 있는 A로부터 B 사이의 거리 h는

$$h(A, B) = 1/N * \max_{a \in A} (\min_{b \in B} \|a - b\|)$$

로 정의 된다. 그림 4.1 은 하우스도프프 거리의 정의를 보여준다.

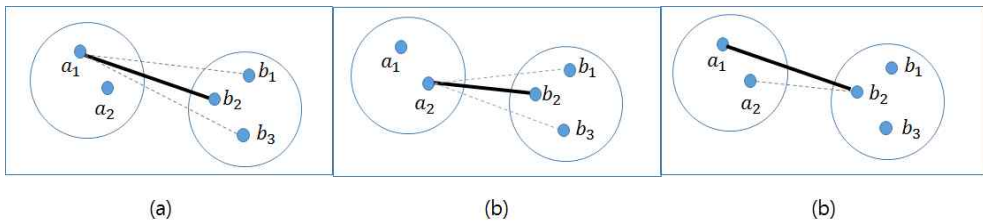


그림 4.1 방향성(A에서 B) 하우스도프프 거리의 정의

(a) A의 한 점  $a_1$ 에서 B까지의 최소 거리 (b) A의 한 점  $a_2$ 에서 B까지의 최소 거리 (c)  $a_1$ 에서 B까지 거리와  $a_2$ 에서 B까지 거리 중 최대 거리인 하우스도프프 거리



그림 4.2는 앞서 정의한 하우스도프프 거리를 이용하여 두 그림자의 모양 비교에 적용한 그림이다. 빨간 점으로 나타난 집합 A의 점들과 파란 점으로 나타난 집합 B의 점들 사이에 A에서 B방향으로의 하우스도프프 거리를 나타낸다. A의 점 일부에서 B까지의 최단 거리를 화살표로 표시하였으며, 모든 점들에서 구한 최단 거리 중 가장 긴 값이 A에서 B로의 하우스도프프 거리가 된다.

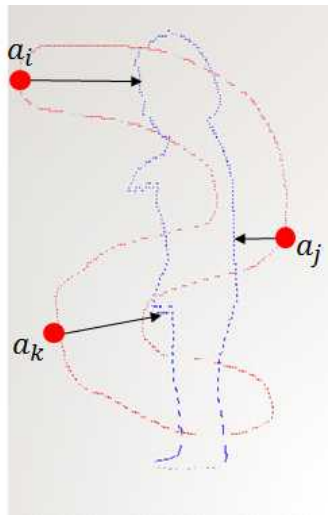


그림 4.2 하우스도프프 거리  
이용 모양 비교

하지만, 이렇게 하우스도프 거리를 통한 비교만으로 두 그림자의 유사도를 측정하여 만든 포즈는 여러 해를 가질 수 있다. 우리는 이러한 모호성을 해결하고, 사용자의 의도를 반영한 더욱 그럴듯한 포즈를 만들기 위하여 추가적으로 제약 조건을 주었다. 제약 조건 없이도 포즈를 잘 찾는 경우도 있지만, 그렇지 않은 경우에는 제약조건을 추가함으로써 훨씬 사람의 포즈에 가까운 해를 찾을 수 있었다. 입력 그림자를 보고 이 그림자 이미지의 어느 부분이 모델의 어떤 신체부위에서 만들어질 것인지에 대한 초기조건을 사용자가 주도록 하였으며, 사용자가 지정해준 그림자상의 위치와 지정해준 신체 부위로 만들어진 그림자의 위치가 비슷할수록 두 그림자가 유사하다고 판단하였다. 두 위치간의 유클리드(Euclidean) 거리로 위치의 유사성을 측정하였으며, 그림자 상의 한 제약조건 위치와 해당 사람 관절의 그림자상의 위치  $q_i$ 에 대하여

$$d(p_i, q_i) = \|p_i - q_i\|$$

로 쓸 수 있다. 따라서 두 그림자 사이의 하우스도프 거리에 제약조건으로 인한 패널티 항을 더하여 총 에너지 함수를 정의할 수 있으며, 에너지 함수의 값이 작을수록 두 그림자가 유사하다고 할 수 있다. 각 제약조건의 패널티를 더한 총 값과 하우스도프 거리 사이에 가중치를 두어 하우스도프 거리와 함께 효과적으로 작동하도록 하였으며, 가중치의 값은 실험적으로 결정하였다.

$$= w^* HD(A, B) + \sum_{i=1} d(p_i, q_i)$$

그림 4.3은 제약 조건이 없이 모양 비교만을 이용하여 찾은 사람의 포즈(a), (b)와 약간의 제약 조건을 주었을 때 결과로 나온 사람의 포즈 (c), (d)를 비교하여 나타낸 그림이다. 제약 조건이 추가된 경우 더욱

입력 그림자에 가까운 결과가 나온 것을 확인할 수 있다.

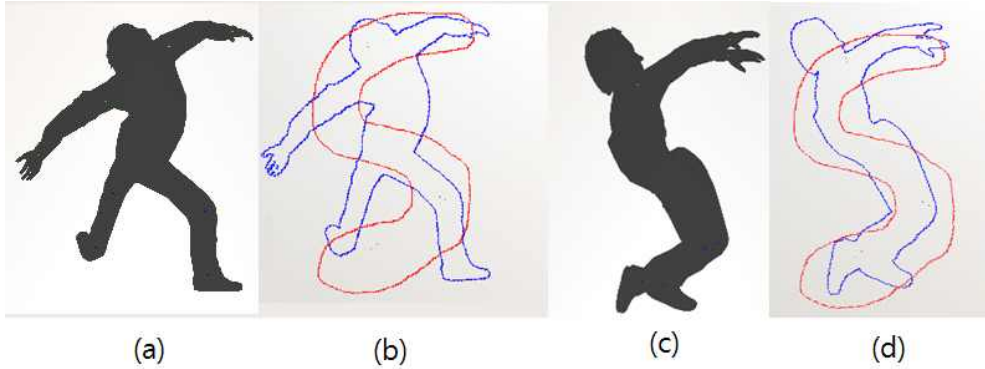


그림 4.3 (a) 제약 조건 없이 구한 결과 포즈 (b) 제약 조건 없는 결과 포즈와 입력 그림자의 비교 (c) 손과 발에 제약 조건을 준 결과 포즈 (d) 손과 발에 제약 조건을 준 결과 포즈와 입력 그림자의 비교

## 제 5 장 초기화

우리가 사용하는 하우스도프 거리는 비교하려는 두 그림자의 크기, 위치, 회전에 따라 그 값이 달라진다. 따라서 더욱 정확한 비교를 위하여, 두 그림자를 비교하기에 앞서 두 점 집합의 초기화 작업이 필요하다. 루트의 회전각은 최적화 변수로 포함되었기 때문에 고려 대상에서 제외된 후, 두 그림자의 크기와 위치를 맞춰주는 작업을 거쳐 비교 가능한 상태로 만들어준다. 우리가 유사도 측정을 통해 비교하는 두 그림자는 두 점집합이므로, 결국 샘플링한 점집합에 대하여 초기화 작업을 거치면 비로소 두 그림자간의 유사도 측정이 가능해진다.

우리는 이를 위해 이미지 모멘트를 사용하였다. 이미지 모멘트는 컴퓨터 비전 분야에서 널리 쓰이는 이미지 처리 기법으로, 각 픽셀의 상대적 가중치를 이용하여 이미지 비교 시 크기, 위치 이동, 회전 등에 관계 없이 이미지가 비교 가능해진다.

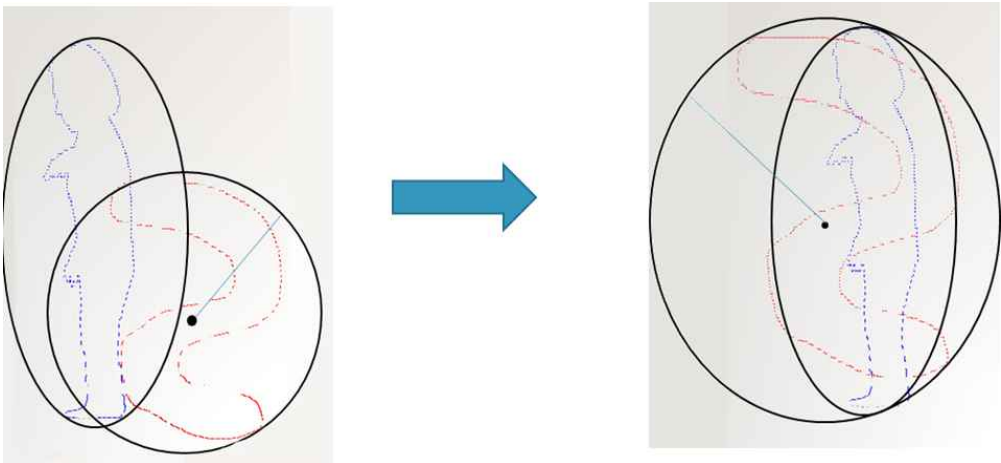


그림 5.1 두 그림자를 이루는 윤곽 점집합의 크기 및 위치 초기화

## 제 6 장 최적화

앞서 제시한 에너지 식을 만족시키기 위하여 사람 모델의 포즈를 조금씩 바꿔가며 그림자를 생성하여 입력으로 받은 그림자와 비슷한 방향으로 변해가도록 하였다. 제시한 에너지 함수가 최대, 최소를 이용한 하우스도프 식으로 이루어져 미분가능하지 않고, 많은 수의 변수들로부터 포즈까지 상관관계를 얻는 것이 매우 복잡하기 때문에 우리는 CMA를 최적화 알고리즘으로 채택하여 미분을 하지 않고도 원하는 해를 찾을 수 있도록 하였다. 또한 CMA는 지역 최적에 강건하며 일반적으로 거의 모든 경우에 최적의 해를 찾을 수 있다고 알려져 있어 미분 하지 않는 여러 탐색 알고리즘 중 우리의 문제를 푸는 데 적합하다고 판단되었다. CMA는 매 세대마다 난수를 생성하여 각 변수에 적용 후 가우시안 분포(Gaussian Distribution)를 참조, 주어진 조건을 만족시키는 방향의 해를 선택하여 변화 방향을 정해나간다. 각 관절의 회전각을 변수로 하므로, 각 관절의 자유도에 루트의 2차원 평면상의 위치 이동으로 인한 자유도를 포함하여 총 71차원의 최적화 변수를 사용하였다. 한 세대에서 생성할 각 관절의 난수의 개수는 실험적으로 결정할 수 있는데, 본 실험에서는 매 세대에 각 변수를 50개씩 생성하여 그 중 가장 만족하는 해의 방향을 선택하여 모델의 포즈를 바꿔주었다. 실험 시 사용한 CMA 변수들을 표 6.1로 나타내었다.

그림 6.1 은 최적화 알고리즘을 수행하며 입력으로 들어온 사람 모델의 기본 포즈에서 원하는 그림자를 만드는 포즈까지 변해가는 과정 및 결과 그림자를 나타낸 그림이다.



그림 6.1 그림자 입력이 주어졌을 때 결과 포즈를 찾아가는 과정 및 결과

변수	값
차원(dimension)	71
크기(population size, $\lambda$ )	50
루트 위치 초기 표준 편차(initial standard deviation)	0.07
관절 회전각 초기 표준 편차(initial standard deviation)	2.5

표 6.1 CMA 변수

## 제 7 장 추가 작업

에너지 식에 주어진 제약 조건을 만족하기 위한 항을 두었지만, 추가적인 작업 없이 최적화를 통한 에너지 감소만으로 원하는 결과 포즈를 얻는 것은 많은 계산과 시간이 요구된다. 또한, 최적화 문제에서 좋은 초기 해를 주는 것은 결과 해를 찾는 데 주요한 요인이라고 알려져 있다. 따라서 우리는 계산의 효율성 및 결과의 질을 높이기 위하여 최적화 과정 외에 추가적으로 IK(Inverse Kinematics)를 이용한 초기 포즈를 정해주도록 하였다.

또한 우리는 최적화 변수로서 각 관절의 각도를 사용하는데, 각도는 360도마다 같은 위치를 나타낸다. 따라서 난수 생성을 통해 나온 값을 더해주었을 때의 값을 360도의 배수만큼 감해주어 같은 위치를 갖는 360도 이하의 값으로 표현해줄 수 있다. 360도가 넘어가는 값을 사람 모델에 그대로 적용할 경우 스키닝 된 메쉬가 과도한 변형 및 찌그러짐을 유발할 수 있으므로, 알고리즘의 매 세대마다 각 관절의 값을 360도 이하의 값으로 조정해주도록 하였다. 하지만 회전각이 360도를 넘지 않아도 포즈 및 메쉬가 과도하게 변형되는 경우가 발생하게 되는데, 이는 특정 각도가 360도에서 그 각도 값을 뺀 것과 같은 공간상의 위치를 나타내기 때문이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 관절의 각도가 180도를 넘어갈 경우 180도를 넘지 않으며 같은 위치를 갖도록, 그 값을 뺀 크기만큼 반대 방향으로 회전시켜주어 사람이 취하기에 더욱 적절한 포즈를 취하도록 하였다.

## 제 8 장 결과

하우스도프 거리만을 이용한 에너지 식을 최적화하여 포즈를 예측한 경우 전체적인 모양에 맞는 포즈가 결과로 나왔으나, 전체 그림자에서 어느 부분이 팔인지 혹은 다리인지 등에 대한 모호성이 존재하여 해가 유일하게 결정되지 않았다. 이를 해결하기 위하여 제약 조건을 두었으며, 그림 8.1은 의자 모양의 그림자가 입력으로 들어온 경우에 제약 조건이 없을 때 나올 수 있는 두 개의 결과 포즈를 예시로 나타낸 것이다. 그림 8.1의 (b)-1은 사람이 바로 서있고 다리를 이용하여 의자 다리를 만들었지만, (b)-2는 사람이 거꾸로 서있고, 팔을 이용하여 의자 다리를 만들어 두 개의 서로 다른 해가 실험의 결과로서 나왔으며, 바로 서 있는 (b)-1이 사람이 취하기에 적절하다고 생각되며, 무릎과 엉덩이의 위치를 지정해줌으로써 이와 유사한 포즈를 얻을 수 있었다.

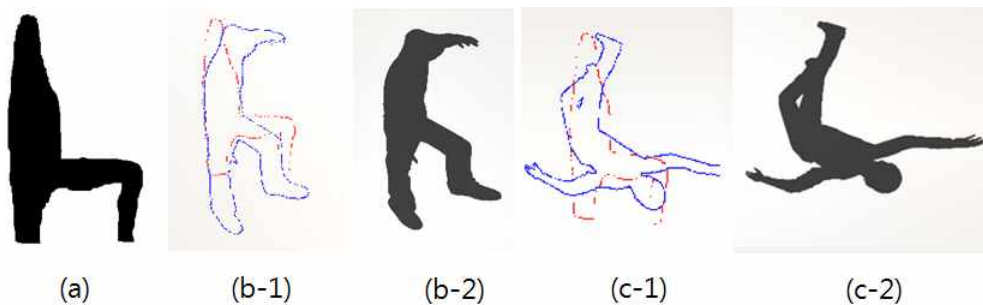


그림 8.1 (a) 입력 그림자 (b) 제약 조건 없는 결과 포즈 예시 1 (c) 제약 조건 없는 결과 포즈 예시 2

이렇게 제약조건 및 그림자 유사도만을 적용하여 나온 포즈에는 몇 가지 한계점들이 있었다. 첫째로, 대상이 자유자재로 형태가 변화될 수



있는 물체가 아닌 사람이므로 포즈 변화에 한계가 있다. 각 관절이 움직일 수 있는 최대 범위를 설정해 주지 않은 경우, 각 관절이 너무 많이 움직이거나 움직일 수 없는 방향으로 움직여 사람이 취할 수 있는 포즈를 넘어선 포즈가 생성되었다. 이를 위하여 관절의 회전각 범위를 지정해 줌으로써 사람이 취할 수 있는 포즈가 생성될 것이라고 생각된다. 또한, 입력 그림자가 복잡하지 않은 경우에는 비슷한 방향으로 그림자를 만드는 포즈를 만들 수 있었지만, 입력 그림자 자체가 복잡한 경우에는 포즈를 찾는 데 실패하는 경우도 있었다.

## 제 9 장 논의 및 향후 계획

본 연구의 실험 결과 중에는 몇 가지 실패하는 경우가 존재하였는데, 이들을 살펴 본 결과 주로 그림자를 만드는 데 여러 사람이 필요한 경우였다. 사람이 취할 수 있는 포즈는 제한적이기 때문에, 복잡하거나 튀어나온 부분이 많은 그림자 같은 경우에는 한 사람이 그것을 만족시키는 포즈를 찾기가 쉽지 않다. 그 이유 중 하나는 사람의 신체 부위 중 가장 다양한 포즈를 취할 수 있는 부위인 팔과 다리의 개수가 매우 제한적이기 때문이다. 이러한 문제는 여러 명의 사람을 이용하여 그림자를 만듦으로써 해결할 수 있을 것이라 생각된다. 여러 명의 사람을 사용한다면 움직임 자유도가 높은 팔, 다리를 여러 명이 서로 같이하여 더욱 동적이고 다양한 그림자를 만들어낼 수 있을 것이며, 더 많은 부위를 더욱 섬세하게 표현할 수 있게 될 것이다. 따라서 더 다양하거나 질이 좋은 그림자를 만들 수 있을 것이라 기대된다.

또한, 본 연구의 정적인 그림자에 대한 분석에서 더 나아가 여러 프레임(frame)의 그림자 시퀀스(sequence)를 분석한다면, 그림자를 만들 수 있는 사람의 포즈 외에도 이를 만들 수 있는 사람의 모션(motion)을 예측할 수 있을 것이다. 여러 프레임의 그림자 이미지가 주어진다면 현재 프레임의 제한된 정보 외에도 이의 앞 또는 뒤프레임과의 관계를 이용하여 콘텍스트를 파악, 더 많은 정보를 획득할 수 있을 것이며, 더욱 향상된 결과를 얻을 수 있을 것이다.

## 참고문헌

[1] Leonard Wanger, “The effect of shadow quality on the perception of spatial relationships in computer generated imagery”, Proceedings of ACM Symposium on Interactive 3D Graphics, Pages 39-42, 1992.

[2]Fabio Pellacini, Parag Tole, Donald P. Greenberg, “A user interface for interactive cinematic shadow design”, SIGGRAPH, Proceedings of the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, Pages 563-566, 2002.

[3]Michel Pocchiola, Gert Vegter, “The visibility complex”, Proceedings of the ninth annual symposium on Computational geometry, Pages 328-337, 1993.

[4]Frédo Durand, George Drettakis, Claude Puech, “The 3D visibility complex”, Transactions on Graphics (TOG), Volume 21 Issue 2, Pages 176-206, April 2002.

[5]Niloy J. Mitra, Mark Pauly, “Shadow art”, Proceedings of ACM SIGGRAPH Asia, Volume 28 Issue 5, Article No. 156, December 2009.

[6] Matthew Brand, “Shadow Puppetry”, Proceedings of the International Conference on Computer Vision-Volume 2, Page 1237, 1999.

[7] Ahmed Elgammal and Chan-Su Lee, "Human motion synthesis by motion manifold learning and motion primitive segmentation", Proceedings of the 4th international conference on Articulated Motion and Deformable Objects, Pages 464-473, 2006.

[8] Daniel Huttenlocher, "Comparing images using the Hausdorff distance", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993.

[9] Chunjiang Zhao, Wenkang Shi, Yong Deng, "A new Hausdorff distance for image matching", Pattern Recognition Letters, 2005

[10] S Belongie et. al, "Shape matching and object recognition using shape contexts", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pages 509 - 522, 2002

[11] Hansen, N. (2006). The CMA Evolution Strategy: A Comparing Review. In J.A. Lozano, P. Larrañaga, I. Inza and E. Bengoetxea (eds.). Towards a new evolutionary computation. Advances in estimation of distribution algorithms. pp. 75-102, Springer

# ABSTRACT

Shadow art is a field of sculpture and performance art, where you shed a light on 3D objects or humans to get an artistic or meaningful shape of shadow. Such artistic behaviors have been since long from ancient era. These days, making shadows for artistic purposes is being considered an interesting issue for various other fields than arts such as computer graphics, raising its possibility of being researched.

Among various studies about shadows, we deal with the subject of inferring a 3 dimensional human posture given an 2 dimensional input shadow. This is a difficult challenge as the input shape has limited information, consisting only of black and white region, a silhouette. In our study, we present a novel method which reconstructs human posture of not only human shaped shadows but also arbitrary shaped shadows, which we cannot easily determine which part of the shadow came from which part of the human body. By measuring the similarity between the two shadows, input image and the shadow cast from the model, we incrementally deform the posture of the model to increase the similarity, reaching the probable solution.

Key Words: Pose Estimation, Character Animation, 3D Reconstruction, Shape Matching, Shadow Art

Student Number: 2013-20834