3 차원 다관절 물체의 형태를 이해하기 위한 관찰 방향을 선택하는 방법의 설계 및 실험

양웅연 [1], 이 건 [1], 이자연 [1], 복일근 [2], 한성호 [3]
uyyang@postech.ac.kr
[1] 컴퓨터공학과 가상현실 연구실
[2] 산업공학과 인간동작분석 연구실
[3] 산업공학과 인간컴퓨터상호작용 연구실
포항공과대학교

Design and Implementation of selection method for viewing direction to observe the posture of 3D multi-joint object

Ung-yeon Yang[1], Gun A. Lee[1], Ja-youn Lee [1], Il-geon Bok[2], Sung H. Han[3]
[1] Virtual Reality Lab., Dept. of Computer Science and Engineering
[2] Human Motion Analysis Lab., Dept. of Industrial and Engineering
[3] Human Computer Interaction Lab., Dept. of Industrial and Engineering
Pohang University of Science and Technology (POSTECH)

요약

교육 및 훈련 분야는 사용자 참여 중심의 가상현실 기술이 적용되는 대표적인 분야이다. 3 차원 개체가 가지는 정보를 안내 및 학습할 때, 물체의 형태를 이해하기 위한 관찰 시선의 선정이 중요하다. 본 연구는 사용자 시선(view vector)을 자유롭게 제어할 수 있는 가상 현실 기반의 동작 훈련 시스템에서, 물체의 형태(자세, posture)를 쉽게 이해하기 위한 관찰 방향(view direction)을 선정하는 방법을 설계한다. 동시에, 동일한 목적으로 물체를 관찰하는 사람들의 경향과 성능을 분석하는 피실험자 테스트를 통해서, 본 연구에서 제시하는 알고리즘의 실용성을 검증한다.

기초 연구단계의 연구로, 본 연구에서는 문제의 정의를 명확하게 하고 통제된 피실험자 테스트를 진행하기 위해서, 일반적인 동작 관찰 상황을 간략화 된 3 차원 다관절 물체를 관찰하는 상황으로 모델링하고 연구를 수행했다. 그 결과로, 본 논문에서는 정의된 3 차원 다관절 물체를 대상으로 수행된 피실험자 실험으로부터 얻은 통계 데이터를 설명하고, 한정된 범위 안에서의 사용자의 경향을 예측하거나 시선 선정에 도움이 되는 알고리즘을 제시한다. 끝으로, 앞으로의 연계 연구에 대해서 토의하였다.

1. 서론

교육 및 훈련 분야는 사용자 참여 중심의 가상현실 기술이 적용되는 대표적인 분야이다[1, 2, 4, 6, 7, 9, 20]. 교육 및 훈련의 컨텐츠(contents)와 사용자 사이에서 높은 수준의 상호작용(interaction)이 가능하다는 점은 기존의 정보 전달 매체(information transfer media)보다 가상현실 기술이 적용된 매체가 가지는 장점이다.

본 연구가 목표로 하는 최종 적용 분야는 사용자의 참여도가 높은 동작 교육 및 훈련 시스템이다. 일반적으로 동작 훈련 과정에서 훈련자(trainer)는 피훈련자(trainee)에게 빠른 시간 안에 정확한 동작(자세, posture)정보를 전달하려고 노력한다. 시각 감각(visual sense)은 사람이 주어진 동작 정보를 이해하는 과정에서 가장 큰 역할을 한다[10, 13, 21]. 동작 훈련 및 교육에 관련된 연구에 따르면, 관찰자가 상대를 바라보는 시선에 따라서 분석해낼 수 있는 정보의 양과 질에 차이가 생기므로, 효과적인 시선의 선택이 동작 훈련의 효율에 영향을 주게 된다.

일반적인 환경에서는 사람의 신체적 & 물리적 제약 때문에, 대상 동작에 대한 임의의 시선 선택이 불가능하다. 그러나, 가상 공간의 영상을 생성하는 시선(예:view vector of virtual camera)은 임의의 3 차원 공간에서 자유롭게 제어가 가능하다는 장점이 있다.(예:exocentric view, Bird's eye view)

그러므로, 본 연구는 사용자 시선(view vector)을 자유롭게 제어할 수 있는 가상 현실 기반의 동작 훈련 시스템에서, 물체의 형태(자세, posture)를 쉽게 이해하기 위한 관찰 방향(view direction)을 선정하는 방법을 설계한다. 동시에, 동일한 목적으로 물체를 관찰하는 사람들의 경향과 성능을 분석하는 피실험자 테스트를 통해서, 본 연구에서 제시하는 알고리즘의 실용성을 검증한다.

3 차원 물체의 관찰을 위한 시선 선택의 문제는 데이터 가시화 (data visualization), 그래프 드로잉 (graph drawing), 컴퓨터 비전 (computer vision) 등 다양한 분야에서 관심을 가져온 사항이며[17], 기본적으로 투영 공간(projection space)에서 얻게 되는 정보에서 물체 인식에 관련된 정보를 유지하는 방향과 사용자의 경험, 그리고 작업의 종류가 시선을 결정한다[3].

본 연구의 최종 목표는 인체 동작을 효과적으로 관찰하도록 사용자에게 시선(view direction)을 안내해주는 알고리즘을 개발하는 것이다. 그 초기 연구 단계의 접근 방법으로, 우리는 체계적으로 간략화 된 "3 차원 다관절(multi-linked) 물체"를 연구의 데이터로 사용하였다.

여러 가지 방해 요소를 차단하여 통제된 실험을 수행한 후, 본 연구의 실험이 대상으로 정한 3 차원 다관절 물체에 종류들에 대한 피실험자들의 경향 및 이를 해석할 수 있는 시선 선정 알고리즘을 설계하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 관찰 시선 선정을 위한 알고리즘의 설계를 다루고, 3 장에서는 본 연구에서 정의한 3 차원 다관절 물체를 이용한 피실험자 실험에 대해서 다룬다. 그리고, 4 장의 통의에서는 2 장에서 제시한 알고리즘과 3 장에서 수행된 실험의 결과 사이의 상호 관계를 분석한다. 끝으로, 5 장에서는 결론 및 추후 연구에 대해서 기술한다.

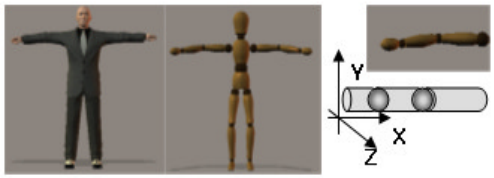
2. 관찰 시선 선정 알고리즘 설계

본 연구의 최종 목표는 인체의 자세 동작을 효과적으로 관찰하도록 사용자에게 시선을 안내해주는 알고리즘을 개발하는 것이다. 그 초기 연구 단계의 접근 방법으로, 우리는 인체의 구조적 특징과 사람의 3 차원 물체에 대한 인식 능력에 관련된 사항 등을 고려하여, 체계적으로 간략화 된 "3 차원 다관절 물체"를 연구의 데이터로 사용하였다.

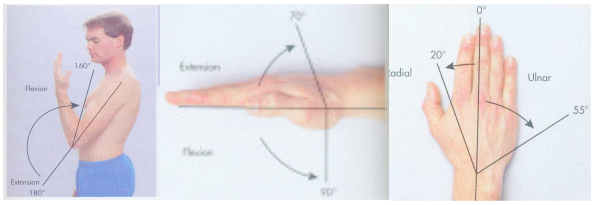
그리고, 간단한 3 차원 물체 인식에 관련된 연구 결과들로부터, 물체의 관찰에 적합한 시선과 이를 선정하는 경향에 대한 연구 결과를 살펴보고, 본 연구에서 사용된 3 차원 다관절 물체와 관련지어 앞의 연구 사례들로부터 시선 선정 알고리즘 관련 파라미터들을 추출한다.

2.1 간략화 된 3 차원 다관절 물체 정의

3 차원 물체에 대한 인식에 관련된 연구 또는 인체의 전신을 대상으로 하는 동작의 경우 수 백 개의 관절로부터 정의되는 무수한 자세(posture)를 통합하여 체계적으로 연구하기에는 어려움이 많기 때문에[11, 16], 흔히 특정 분야나 상황으로 분류된 자세(또는 동작)를 대상으로 연구를 진행한다.[3, 12]

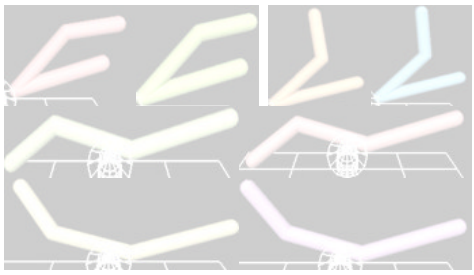


[그림.1] 인체 구조로부터 간략화 된 3 차원 다관절 물체



[그림.2] 팔꿈치, 손목 관절의 동작 범위

그러므로, 여기에서는 본 연구의 최종 목표에 대한 기초 연구로 [그림.1]과 같이 인체의 모습을 단순한 관절 구조로 간략화 시키고, 그 중 어깨 부분 이하의 팔꿈치와 손목의 관절 부분으로 연결되는 형태의 3 차원 다관절 물체를 정의 하였다. 그리고, 최종 연구 목표의 부분 연구가 될 수 있도록, 실험 환경 데이터를 인체 동작 관련 자료로부터 추출하여 실험 모델을 설계 하였다. 예를 들면 [그림.2]와 같이 hand : lower-arm : upper-arm = 1.08 : 1.46 : 1.86 의 길이 비율을 가진 3 개의 링크(link)와 2 개의 관절(joint)로 정의된 3 차원 다관절 물체로 정의 하고[14], 취할 수 있는 자세를 사람의 팔이 취할 수 있는 동작 범위(range of motion)를 참조하여 자유도(degree of freedom, DOF)를 결정하고[16], 피실험자 테스트의 작업량을 줄이기 위해서 팔꿈치의 트위스트(twist) 정보를 생략하였다. 마지막으로, 각도 변화량에 따른 사람의 판별 능력(sensitivity between angles)을 참조하여 관절에 적용할 6 개의 각도(팔꿈치(Z 축:30°,150°), 손목(Z 축:+35°,-50°), 손목(Y 축+22°,-12°))를 선정하여, [그림.3]과 같이 최종 8 개의 3 차원 다관절 물체를 정의 하였다.



[그림.3] 3 차원 다관절 물체

2.2 3 차원 물체 인식과 시선에 관련된 연구들

Bülthoff[5]는 3 차원 물체가 다양한 시선 영상으로부터 얻은 정보와 시선 의존적, 그리고 시선 독립적인 정보의 조합으로 두뇌 속에서 복잡하게 표현되는 방법에 대한 연구를 수행하였고, Wu[19]는 모든 물체를 기본 요소 물체인 Geon 의 조합으로 분석할 수 있으며 물체 인식 과정에 기초적으로 적용될 수 있는 정보라고 주장하였다.

Blanz[3]은 일상적인 물체를 대상으로 3D graphic object 로 표현하여 사람들이 선호하는 시선에 영향을 주는 요소들을 정리하였다.

Toussaint[17]는 nice viewpoint of objects in space 라는 주제로, knot-theory, computer vision, computer graphics, graph drawing 등의 다양한 분야에서, 시선 선택으로 공간의 정보가 2 차원 평면으로 투영(projection)됨으로써 얻어지는 정보가 달라지기 때문에 목적에 부합되는 좋은 시선(nice viewpoint)을 선정하는 방법이 연구되고 있음을 언급하였다.

2.3 3 차원 다관절 물체에 대한 관찰 시선 선정 방법 설계

3 차원 다관절 물체의 자세를 이해하기에 적합한 시선을 선정하는데 기준이 되는 평가 알고리즘을 설계하기 위하여, 3 차원 물체의 인식에 관련된 연구 결과를 참조하였다. 그리고, 본 연구가 대상으로 하고 있는 자세 동작 관찰 상황에서의 사용자들의 관찰 경향 분석(피실험자 테스트에서 인터뷰로 조사), 3 차원 다관절 물체를 관찰하는

일반적인 상황으로부터 얻은 정보, 그리고 시선의 변화에 따른 2 차원 영상에서 얻어지는 3 차원 다관절 물체의 기본 구성 요소(primitive) 정보의 유지 정도를 고려하여 다음과 같은 9 가지의 분석 파라미터를 선정하였다.

9 가지의 파라미터들은 시선의 변화에 따른 link 길이의 비율과 joint 크기의 변화 정도, 물체의 투영 면적의 크기 변화, 기본 구성 요소(primitive)의 가시화 정도, 물체가 차지하는 깊이감, 시선의 높이, 물체의 주축과 시선의 관계, 그리고 동작 관찰 상황에서 유추되는 물체의 인식 과정 등이다. 여기에서는 피실험자 테스트와 연계하여 결과 분석에 적용된 두 가지 파라미터들을 상세 기술한다 [3, 5, 15, 17, 18]. 두 가지 모두 3 차원 물체의 인식에 있어서 경험(experience)과 관련된 익숙함(familiarity)이 작용하는 경우에 해당된다.

(1) 물체를 바라보는 시선의 높이(HEIGHT): 일반적으로 사물을 눈앞에 놓고 관찰하는 경우를 가정하여, 중간 높이의 시선 부분에 가장 높은 가중치를 주었다([그림.6]의 ⑥~⑨번 시선 참조). 그리고, 물체를 아래에서 위 방향으로 관찰하는 경우를 가장 낮은 가중치로 평가하였다([그림.6]의 ⑩~⑭번 시선 참조).

(2)물체를 자신의 신체의 일부로 생각하기(VDA): 3 차원 물체의 정의에 따라서, 현재 관찰하고 있는 3 차원 물체의 모양을 자신의 팔이라고 가정하고 자신의 팔이 취한 모양을 상상하는 경우이다. [그림.6]의 ⑨번 시선 방향이 일반적인 눈의 위치 이므로, 이를 기준으로 14 가지 시선이 이루는 시선 벡터의 내적(inner product)값을 이용한다. 그러므로, 현실 세계에서 자신을 기준으로 익숙한 시선일수록 높은 가중치를 받도록 하였다.

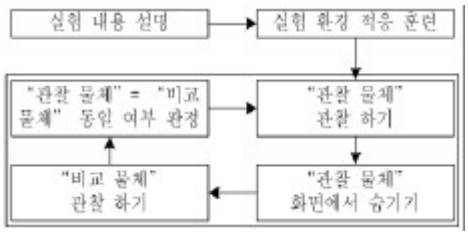
3. 피실험자 테스트

일반인들의 3 차원 다관절 물체의 형태(자세, posture)를 이해하는 경향과 성능을 조사하기 위해서 피실험자 테스트를 수행하였다. 실험의 규모와 진행 방법 등에 관련된 제어 요소들(예-관찰 물체의 복잡도, 본 실험 진행 방법 등)은 두 차례의 pre-test 를 통해서 결정하였다.

3.1 실험 환경 디자인

실험 환경 디자인은 [그림.4]와 같다. 관찰 물체는 피실험자와 1.5m 떨어진 100"크기의 화면에 키 180cm 인 사람의 팔 크기와 1:1 비율이 되도록 3D 입체 영상으로 가시화 되었다. 입체 영상을 위해서 사용자는 입체 영상 안경(ELSA 3D REVELATOR)을 착용하였으며, 화면 갱신율(frame rate) 100Hz 와 anti-alias 된 그래픽을 사용해서 피실험자에게 부정적인 요소가 영향을 주지 않도록 하였다. 그리고, 1 시간 동안의 연속 실험의 지루함을 방지하기 위해서 적절한 사운드 피드백을 제공했으며, 피실험자는 마우스 조작을 통해 실험을 진행하였다.

[그림.4] 실험 환경 디자인



[그림.5] 실험 순서

3.2 피실험자 및 실험 태스크

피실험자 구성은 3 차원 그래픽 물체에 대한 지각 능력의 정도와 과거 3D 입체 효과에 대한 거부감이나, 눈에 관련된 질환이 없는 건강한 대학(원)생 20 명을 인터뷰를 통해 모집했다. 3 차원

다관절 물체의 정보를 가장 빠르고 정확하게 얻을 수 있는 시선을 찾는 실험이므로, 두 단계로 보여지는 물체를 시선의 변화에 따라서 동일성을 판단하는 작업을 수행하였다.

실험의 순서는 [그림.5]이고,내용은 다음과 같다.

(1)실험 내용 설명 단계: 인터뷰.

(2)실험 환경 적응 단계: 3D 입체 영상과 마우스 조작 연습.

(3)"관찰 물체"관찰 단계: 2.1 장에서 정의된 8 가지 물체 중에서 임의의(random) 하나를 선택하여 사용자가 자유롭게 물체를 관찰하도록 한다. 그리고, 사용자에게 물체의 자세(posture)를 암기할 정도로 충분한 시간 동안 이해하도록 지시 하였다.

(4)관찰 물체 숨기기: (3)단계에서 물체의 자세 정보를 완전히 이해하도록 요구 했고, 다음 단계에서 유사 물체를 비교할 때 2D 평면상에서의 직접 비교를 피하기 위해서 물체를 화면에서 가린다.

(5)"비교 물체" 보이기: "비교 물체의 정의는 앞의 (3)단계에서 보여진 물체를 신체의 팔 부분의 자세가 변하는 것처럼 약간 또는 아주 많이 변형된 물체의 영상을 임의의 시선에서 제시한다" 라고 피실험자에게 주지 시킨다. 그러나, 실험의 디자인과 분석을 명확하게 하기 위해서 실제로는 항상 같은 물체를 비교 단계에서 보여 주었다. 본 연구의 목적은 시선의 변화에 따른 3 차원 다관절 물체의 인식 정도의 변화를 보기 위한 것이고, "관찰 물체"와 다른 "비교 물체"를 만들기 위해서 어느 정도의 ERROR 를 추가할 것인가에 대한 문제는 또 다른 것이기 때문에 본 실험에서는 이 방법을 사용하였다. 그리고, 선행 실험(pre-test)을 통해서 이런 실험 방법이 피실험자들의 결과에 의도적인 영향을 끼치지 않음을 검증하고 도입하였다. 그러므로, 본 실험에서는 모든 물체가 같다는 것이 정답이었다.

(6)동일성 여부 판정: 피실험자는 (3)단계에서 본 "관찰 물체"와 (5)단계에서 본 "비교 물체"가 동일한지를 판정한다. 비교 단계에서 제시된 임의의 시선에서의 정보가 동일성 판단에 내리기에 애매한 경우에는 최후에 "모르겠다"를 선택하도록 한다. 여기에서 피실험자의 판정 시간과 정확도를 기록하여 통계 분석에 활용한다.

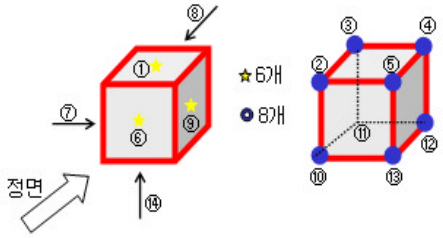
실험조건은 112(8 가지 물체 x 14 가지 시선)개이며, Within Subject design 으로 각각의 피실험자가 모든 실험조건에 대해 수행하도록 하였다. 또한, 실험시간이 1 시간 이상이 되거나 피실험자가 원할 때는 언제든지 휴식 시간을 주었다. 실험순서는 피로효과나 학습효과를 방지하기 위해 무작위(Randomize)로 진행했다.

3.3 실험 결과 분석

독립변수로 정한 관찰물체와 관찰시선의 영향을 보기 위해서 분산분석(ANOVA)을 했으며, 기존의 연구 자료들을 바탕으로 좋은 관찰시선을 정하는 알고리즘을 설계하여, 그 결과가 잘 맞는지를 보기 위해 다중회귀분석을 사용하였다.

3.3.1 독립 변수

본 연구에서는 독립변수로 관찰물체의 종류(이하, 자세)와 관찰시선(View Direction, VD)을 선정했다. 관찰물체의 종류는 인체의 팔의 동작 범위(Range of Motion)를 고려하여, 8 가지 자세를 선정하였다. 관찰시선은 다음 [그림.6]과 같이 14 가지 위치에서 중심을 바라보는 시선으로 정의하였다.



[그림.6] 관찰 시선의 정의

3.3.2 종속 변수

시선에 따라 3D 물체의 인식 정도를 파악하기 위한 척도로 비교시간(Response Time)과 정확도를 측정했다.

3.3.3 정확도에 대한 분산분석

정답수에 대한 두 변수 분산분석의 결과는 다음 [표.1]과 같다.

[표.1] 정답횟수에 대한 ANOVA TABLE

Source	DF	SS	F Value	Pr > F
VD	13	268.357	3.57	0.0002
PT	7	18.857	0.47	0.8565
Error	91	525.643		
Total	111	812.857		

(VD:관찰시선 , PT:관찰물체종류)

위와 같이 관찰시선은 정답수에 유의한 영향을 미치는 변수이지만, 관찰물체의 종류는 정답수에 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다.

3.3.4 비교시간에 대한 분산분석

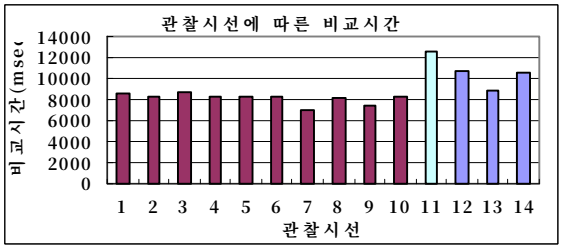
비교시간(response time)에 대한 두 변수 분산분석의 결과는 다음[표.2]와 같다.

[표.2] 비교시간에 대한 ANOVA TABLE

Source	DF	SS	F Value	Pr > F
VD	13	4456740060.7	5.74	0.0001
PT	7	910707145.6	1.05	0.3970
SUB	19	47568382030.5		
VD*PT	91	4516384542.8	1.01	0.4519
VD*SUB	247	14761913807.3		
PT*SUB	133	16419786004.2		
VD*PT*SUB	1729	84835401542.6		
Total	2239	173469315134		

(VD:관찰시선 , PT:관찰물체종류, SUB:피실험자)

[표.2]에서 보는 바와 같이, 비교시간도 관찰물체의 종류에는 큰 영향이 없고, 관찰시선에 따른 유의한 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 관찰시선에 따른 비교시간을 그래프로 나타내면 다음[그림.7]과 같다.

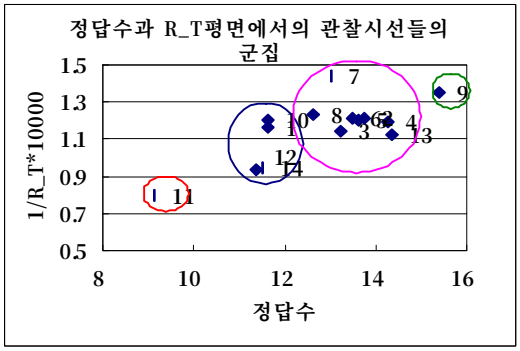


[그림.7] 관찰 시선에 따른 비교 시간

즉, 관찰시선 11이 가장 비교시간이 길었던 시선이고, 12, 13, 14가 다음으로 길었던 그룹으로 나뉘어지며, 1~10번까지의 시선은 빠른 비교시간을 갖는 시선으로 나타났다(Duncan test결과).

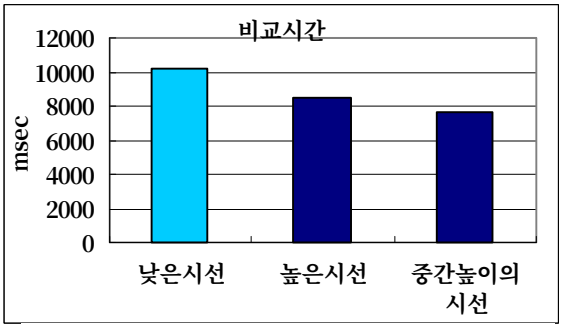
3.3.5 관찰 시선의 군집 분석

3.3.3 과 3.3.4 에서 알 수 있듯이, 본 연구에서 설정했던 독립 변수인 관찰물체의 종류는 큰 의미가 없고, 관찰 시선만이 유의한 결과를 보였다. 각 관찰시선이 가지는 정답수와 비교시간의 값을 이용하여 군집분석을 해 보았다. 약 93%의 유사도(similarity)를 가지는 점을 중심으로 군집을 나누면 다음 [그림.8]과 같은 4 개의 군집으로 나눌 수가 있게 된다.



[그림.8] 관찰 시선의 군집 분석

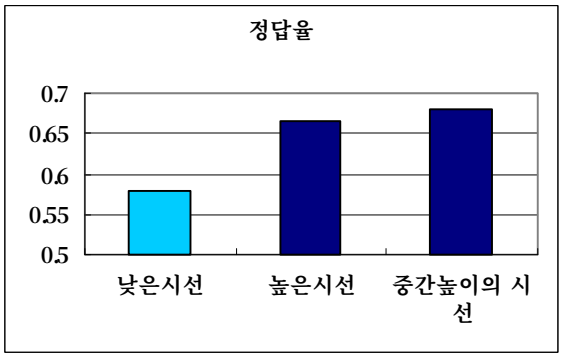
위에서 그림에서와 같이, 정답수와 비교시간을 함께 고려했을 때, 관찰시선 11이 정답수도 적고, 비교시간도 긴 가장 안 좋은 결과를 보였으며, 9번 관찰시선이 가장 빠르고 가장 정확하게 맞춘 시선으로 나타나고 있다.



[그림.9]시선의 높이와 결정 시간 관계

시선의 높이에 따른 영향이 있을 것으로 보아, 시선의 높이에 따른 영향을 확인하기 위하여 분산분석을 수행했으며, 그 결과 [그림.9, 10]처럼 비교시간 및 정답률 모두 높이에 따른 영향이 유의한 것으로 나타났다 (비교시간 : P-value 0.0003, 정답률 : 0.0023). 그리고, Duncan Test 검증 결과, 비교시간, 정답률 모두 낮은 높이에서 바라보는 시선이 다른 시선들보다 느리고, 부정확한 결과를 나

타냄을 알 수가 있었다.



[그림.10]시선과 정답율 관계

4.관찰 시선 선정 알고리즘 설계 및 토의

본 연구에서 얻을 수 있었던 자료들을 이용해서 기존의 연구에서 논의된 물체 인식에 관련된 Factor 들을 독립변수로 두고 다중회귀분석 기법을 이용하여, 하나의 알고리즘을 찾아내었다.

이 식의 독립변수로 사용된 변수로는 2.3 장에서 정의된 기존 연구에서 열거되었던 변수들과 실험에서 얻은 높이에 관한 변수를 추가하여 정답률과 비교시간에 대해 각각 다중회귀분석을 수행하였으며, Stepwise 회귀분석을 사용하고, 유의수준은 0.15 로 설정하였다. 그 결과는 다음과 같다.

4.1 정답수에 대한 다중 회귀식

Y(정답률) = 0.710741 + 0.081024 * HEIGHT – 0.001334 * VDA

(R-square: 0.6640, Adj_R-square: 0.5969)

9 가지 변수 중에 2.3 절의 관련 파라미터의 설명과 같이, 익숙한 시선의 높이와 실제 자신의 팔을 바라볼 경우를 중심으로 생각하는 시선과의 일치 정도가 정답률을 예측/설명하는 식으로 선택이 되었다.

4.2 비교시간에 대한 다중 회귀식

Y ((1/R_T)*10000) = 1.124826 – 0.00139 * VDA + 0.248699 * HEIGHT

(R-square: 0.6588, Adj_R-square: 0.5905)

비교시간을 종속변수로 설정했을 때에도 앞의 경우와 동일하게 관 찰 시선의 높이와의 관계, 그리고 임의의 관찰 시선과 자신의 시선과의 관계를 나타내는 VDA 파라미터가 판정 시간을 결정하는데 영향을 주는 것으로 분석 되었다.

4.3 토의: 관찰 시선 선정 알고리즘의 활용

3 차원 물체의 관찰을 위한 보기 좋은 시선(canonical view, best view)의 선정과 관련된 연구 결과로부터 설계된 9 가지의 분석 방법들을 피실험자의 통계 분석과 통합하여 분석한 결과, 앞의 4 장과 같이 두 가지의 요소들로 정의될 수 있는 시선의 입력에 따른 정확도와 판정 시간에 관련된 식을 얻을 수 있었다.

단기간(약 1 달)의 피실험자 실험의 진행상의 어려움과 기초 연구의 목적으로 단순한 3 차원 다관절 물체(어깨 이하 부분만 적용)를 사용 했기 때문에 9 가지의 분석 요소 중 두 가지만 유의한 것으로 결과가 얻어진 것으로 생각된다. 본 연구에서 제시한 알고리즘을 활용하여 본 실험에서 정의된 범위에 속하는 임의의 3 차원 다관절 물체를 관찰하거나 제시를 할 때, 시스템의 목적에 따라서 높은 정확도(이해도)와 빠른 결정 시간을 유도하는 시선을 선정하는데 활용할 수 있을 것이다.

5. 결론 및 추후 연구

우리는 인위적인 시선의 제어가 가능한 가상환경에서 사람의 자세 동작을 빠르고 정확하게 이해하는데 도움이 되는 시선을 선정하는 문제에 대한 연구를 제안하였다. 그리고, 그 연구의 초기 단계로 신체의 부분을 3 차원 다관절 물체로 단순화 시켜서 임의의 시선에 따른 피실험자들의 이해도와 반응 시간을 측정하였다. 그리고, 3 차원 물체 인식에 관련된 과거 연구 결과들을 기반으로 하는 분석 요소를 이용하여, 피실험자들의 경향을 설명하고, 앞으로 “동일한 방법으로 정의할 수 있는 3 차원 다관절 물체의 관찰의 시선 선택에 활용될 수 있는 시선 선정 알고리즘”을 설계하였다.

앞으로는 3 차원 다관절 물체를 신체 구조를 가지는 3 차원 물체까지 확장하여, 본 연구가 추구하는 시선 선정 알고리즘의 적용 범위와 성능을

높이는 연구가 단계적으로 확장 시켜서 수행할 계획이다.

참고 문헌

[1] Acchione, N. S. et al. *Mach III: Past and future Approaches to Intelligent Tutoring.* Proceedings of the Intelligent Computer-Aided Training and Virtual Environment Technology, pp.344-351, 1993

[2] Badler, N. I. et al. *MediSim: simulated medical corpsmen and casualties for medical forces planning and training.* In Proceedings of the National Forum: Military Telemedicine On-Line Today Research, Practice, and Opportunities, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press. pp. 21-28, 1996

[3] Blanz, V. et al. *What object attributes determine canonical views?* Technical Report No. 42, Max-Plank-Inistitut für biologische Kybernetik Arbeitsgruppe Bülthoff. 1996

[4] Bowman, D. et al. *The Educational Value of an Information-Rich Virtual Environment.* Presence: Teleoperators and Virtual Environments, Vol.8, No.3, pp.317-331, 1999

[5] Bülthoff, H. H. et al. *How are three-dimensional objects represented in the brain?* A.I. Memo No. 1479, Center for Biological and Computational Learning paper No. 96, 1994

[6] Cromby, J. J. et al. *The potentials of virtual environments in the education and training of people with learning disabilities.* Journal of Intellectual Disability Research, 40(6), pp.489-501, 1996

[7] D' Cruz, M. et al. *A study into the issues involved when applying virtual environment technology to training applications.* In Proceedings of the Virtual Reality Universe '97, San Diego, CA: AMA, Inc., 1997

[8] Eades, P. et al. *Finding the Best Viewpoint for Three-Dimensional Graph Drawings*, Proc. Of the 5th Int. Symposium on Graph Drawing, Vol. 1353, pp.87-98, 1998

[9] Emerson, T. C. et al. *Virtual Reality in Training and Education: Resource Guide to Citations and Online Information.* HITL Technical Publications: B-94-1, 1997

[10] Graniano, M. S. A. *Where is my arm? The relative role of vision and proprioception in the neuronal representation of limb position*, Proceedings of the National Academy of Science, Vol. 96, pp.10418-10421. 1999

[11] Kalra, P. et al. *Real-Time Animation of Realistic Vistual Humans*, IEEE Computer Graphics and Application, Sep./Oct., 1998

[12] Kraft, R. N. *The influence of camera angle on comprehension and retention of pictorial events*, Memory and Cognition, Vol 15, No. 4, pp.291-307, 1987

[13] Magill, R. A. *Motor Learning: Concepts and Applications*, McGraw Hill, 2000.

[14] Roebuck, Kroemer, and Thomson, *Engineering Anthropometry Methods*, Wiley –Interscience, New York, *1975)*

[15] Tarr, M. J. et al. *To What extent do unique parts influence recognition across changes in viewpoint?* Psychological Science, Vol. 8, No. 4, pp. 282-289, 1997

[16] Thibodeau, G. A. et al. *Anatomy & Physiology*, 3rd ed., Mosby-Year Book, Inc., 1996.

[17] Toussaint, G. T. *The Complexity of Computing Nice Viewpoints of Objects in Spcae*, Keynote Address: Vision Geometry IX, Proc. SPIE, 2000

[18] Wallis, G. et al. *Learning to Recognize Objects*, Technical Report No. 084, Max-Plank-Inistitut für biologische Kybernetik Arbeitsgruppe Bülthoff. 2000

[19] Wu, K. et al. *Segmenting 3D Objects into Geons.* ICIAP, pp.321-334, 1995

[20] Youngblut, C. *Educational Uses of Virtual Reality Technology.* Technical Report IDA Document D-2128, Institute for Defense Analyses, Alexandria, VA.1998

[21] Yokokohji, Y. *WYSIWYF Display: A Visual/Haptic Interface to Virtual Environment.* Presence, Vol. 8, No. 4, pp.412-434, 1999