



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 원 저작자를 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 권리와 책임은 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)



정전기 마찰 진동으로 렌더링한 질감의 인지 공간

Perceptual Space of Haptic Texture Rendered
by Electrovibration



Perceptual Space of Haptic Texture Rendered by Electrovibration

by

Sunung Mun

Department of Computer Science and Engineering
Pohang University of Science and Technology

A thesis submitted to the faculty of the Pohang University of
Science and Technology in partial fulfillment of the
requirements for the degree of Master of Science in the
Computer Science and Engineering

Pohang, Korea

12. 26. 2018

Approved by

Seungmoon Choi (Signature)

Academic advisor



Perceptual Space of Haptic Texture Rendered by Electrovibration

Sunung Mun

The undersigned have examined this thesis and hereby certify
that it is worthy of acceptance for a master's degree from

POSTECH

12. 26. 2018

Committee Chair Seungmoon Choi

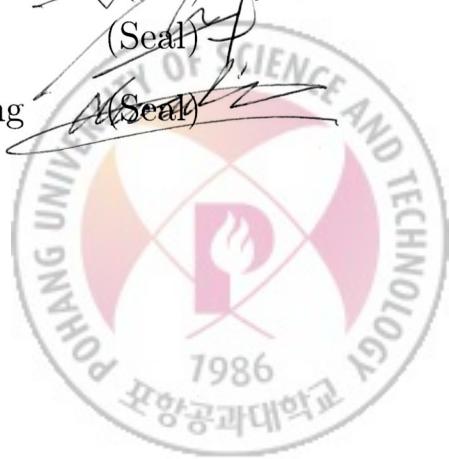
(Seal)

Member Minsu Cho

(Seal)

Member Inwook Hwang

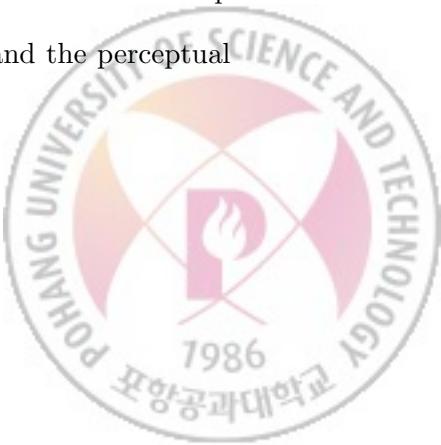
(Seal)



MCSE 문 선웅. Sunung Mun
20172835 Perceptual Space of Haptic Texture Rendered by Electro-
vibration,
정전기 마찰 진동으로 렌더링한 질감의 인지 공간
Department of Computer Science and Engineering , 2019,
52p, Advisor : Seungmoon Choi.

ABSTRACT

In this thesis, we obtained a perceptual space of regular tessellation textures rendered by electrovibration as the first step research for applying electrovibration to in-vehicle touch pads. We suggested design parameters for generating regular tessellations and generated 32 textures. We measured the dissimilarity between the textures and applied 3D nonmetric classical multidimensional scaling to the dissimilarity scores and investigated the characteristics of the space by adjective rating. The major factors that increased the perceptual distance were the maximum frictional force f and the thickness of edges e of the tessellation. Rough-Smooth pair was highly correlated to the perceptual space. The perceptual space could help haptic designers to understand the relationship of the electrovibration-rendered regular tessellation textures and the perceptual distances between the textures.





목 차

I.	Introduction	1
II.	Background and Related Work	4
2.1	차량 내 터치패드 사용	4
2.2	Electrovibration	5
2.3	Regular Tessellation	8
2.4	Perceptual Space	11
III.	Method	14
3.1	실험 과정	14
3.2	실험 참가자	14
3.3	실험 장비	15
3.4	Regular Tessellation 생성	17
3.4.1	생성 매개 변수	17
3.4.2	생성 결과	19
3.5	실험 1: Cluster Sorting	22
3.6	실험 2: Adjective Rating	25
IV.	Results	28
4.1	MDS 결과	28
4.1.1	비유사성 행렬(Dissimilarity Matrix)	28



4.1.2 3D MDS	30
4.2 형용사 평가 결과	34
V. Discussion	39
5.1 MDS	39
5.2 형용사 평가	44
5.3 본 연구의 한계	46
VI. Conclusion	47
참 고 문 헌	48



표 목 차

3.1	본 실험에서 사용한 매개 변수들	19
3.2	생성한 질감의 종류와 번호. 라벨은 $\{P\}\{w\}/\{e\}\{f\}\{c\}$ 의 순서로 붙여졌다. 각 라벨이 의미하는 값은 Table 3.1와 같다.	20
3.3	실험에 사용된 형용사 쌍. 형용사 1이 부정적인 의미이고, 형용사 2 가 긍정적인 의미이다. 실험에서도 한글과 영어 모두 제시하였다. . .	26
4.1	평균 비유사성 행렬. 대각 성분들은 모두 0인 대칭 행렬이다.	29
4.2	4개의 그룹으로 분류한 결과. 공통된 요소를 굵은 글씨로 표시했다. .	33
4.3	그룹별 형용사 쌍 점수의 평균과 표준편차	34
4.4	형용사 쌍별 R^2 값	35
5.1	형용사 쌍 사이의 각도.	45



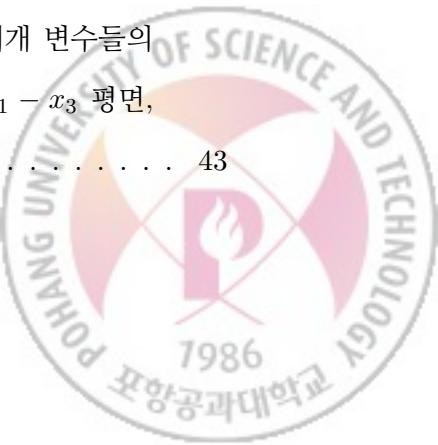
그 림 목 차

1.1	AVN 시스템 UI의 레이아웃 예시	2
2.1	정전기 마찰 디스플레이와 손가락의 상호 작용 원리	6
2.2	각종 Tessellation들. 왼쪽: 정사각형으로 이루어진 Regular tessellation, 중간: 정삼각형과 정사각형으로 이루어진 Semi-regular tessellation.	9
2.3	왼쪽: 색을 달리하여 표현한 Tessellation. 오른쪽: 색은 같지만 변을 그려 표현한 Tessellation.	9
3.1	TanvasTouch V1의 터치 패드 부분. 안드로이드 패드(Nexus 9)와 On-The-Go 케이블로 연결하여 사용한다. 실제 터치 영역의 크기는 Nexus 9의 화면 크기와 같다.	15
3.2	Regular tessellation을 생성할 때 고려할 수 있는 매개 변수들. P : 도형의 모양, w : 도형의 크기, e : 변의 두께, c : 색칠 방법 (그림에 표시하지 않음), f : 마찰력 최댓값 (그림에 표시하지 않음), θ : 회전 각도	17
3.3	생성한 Regular tessellation들. $f = 1/2TF_{max}$ 인 경우 흰색 영역을 회색으로 표시하였다. 왼쪽 위의 이미지가 1번 질감이고, 오른쪽으로 갈수록 번호가 증가한다. 오른쪽 아래의 이미지가 32번 질감이다.	21
3.4	PC용 트레이닝 세션 화면 예시. 숫자가 써진 타일들이 각각 서로 다른 질감을 나타낸다.	23

3.5 Android용 실험 프로그램 화면 예시. 왼쪽의 검은 패널이 GUI 프로그램에서 Left로 표시된 패널에 대응하고, 오른쪽이 Right에 대응한다. 표시되는 숫자는 GUI 프로그램상에서 표시되는 번호와 같다.	23
3.6 실험 프로그램 Cluster Sorting 화면 예시. 질감 타일에 표시되는 번호는 매 세션 임의의 값으로 설정된다.	24
3.7 실험 프로그램 형용사 평가 화면. 왼쪽에 제시된 형용사는 -50점, 오른쪽에 제시된 형용사는 50점으로 설정하고 슬라이더 바의 위치에 따른 점수도 보여주었다. 모든 슬라이더 바의 초기 위치는 중간(0 점)이었다. 모든 형용사 쌍을 평가한 뒤 Next 버튼을 클릭하면 다음 질감이 렌더링 된다.	27
4.1 Dissimilarity에 적용한 MDS의 Scree plot. x축: 차원, y축: S-Stress값	28
4.2 32가지 Regular tessellation들의 3차원 인지 공간. 계층적 군집화 결과로 얻은 4개의 그룹을 각각 검은 실선으로 묶어 표시하였다. 공간상의 번호는 Table 3.2의 번호와 같다.	30
4.3 비유사성 행렬을 기반으로 한 계층적 클러스터링 결과를 나타내는 Dendrogram (Cophenetic coefficient = 0.7905)	31
4.4 3D Space에 표시한 Dissimilarity를 기반으로 한 계층적 클러스터링 결과. 각 번호는 Table 3.2의 질감 번호와 같고, 같은 그룹은 검은 실선으로 묶어 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면	32
4.5 질감 그룹별 형용사 점수. 오른쪽으로 갈수록 그룹 간 평균의 표준편차가 크다.	34



4.6 점수 분포가 비슷한 형용사 쌍끼리 그룹화한 뒤 질감 그룹별로 나타낸 형용사 점수 분포. 점수가 100에 가까울수록 두 번째 형용사에 가깝다. 위: 형용사 그룹 1; 중간: 형용사 그룹 2, 아래: 형용사 그룹 3	36
4.7 3D Space에 형용사 쌍을 대응한 결과. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면	37
4.8 형용사 쌍 점수 간의 상관계수. 점수가 낮을수록 파란색 형용사에 가깝고, 높을수록 검은색 형용사에 가깝다. 대각 성분은 각 형용사 쌍 점수의 분포 히스토그램을 나타낸다. 절댓값이 0.6 이상인 계수는 굵은 글씨로 표시하였다.	38
5.1 3차원 인지 공간에 나타낸 매개 변수별 경향성	39
5.2 3차원 인지 공간에 나타낸 질감 그룹별 중심(G_i)과 e 와 f 의 조합에 따른 경향. 그룹별 중심과 원점은 빨간 점선, e 와 f 의 조합별 중심과 원점은 검은 실선으로 연결하였다. 조합별 중심의 라벨은 $e - f$ 순으로 붙였다.	40
5.3 그룹 1에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.0000	41
5.4 그룹 2에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.02628	42
5.5 그룹 3에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.0000	43



5.6 그룹 4에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의
경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면,
S-Stress: 0.1236 43



I. Introduction

현재 대부분의 자동차 AVN (Audio, Video, Navigation) 인터페이스는 간단하고 직관적인 직접 터치 상호작용(Direct touch interaction)을 활용하는 터치스크린 인터페이스를 주로 사용한다. 이 경우, 입력과 출력이 터치스크린 위에서 동시에 이루어져야 하므로 터치스크린을 손이 닿는 범위에 배치해야 한다는 제약이 생기지만 고급 사양의 차량은 운전자 주위의 공간이 넓은 경향이 있다. 이는 쾌적한 환경을 만드는 데 큰 역할을 하지만, 터치스크린을 직접 조작할 때 손이 잘 닿지 않아 불편한 경우를 만들기도 한다. 이런 상황에서는 터치패드와 같은 간접 입력 장치(Indirect input device)를 사용하여 입력과 출력의 위치를 분리하는 인터페이스를 사용해야 한다. 현재 차량에서 사용되는 터치패드(Lexus 社의 터치패드)는 일반적인 노트북의 터치패드와 같이 주로 상대 좌표 방식(Relative input method)을 사용하는데, 이 방법은 일반적인 WIMP (Windows, Icon, Menu, Pointer) 인터페이스와 같이 현재 커서의 위치를 나타낼 시각적인 포인터가 함께 사용되어야 한다. 결과적으로, 원하는 인터페이스 요소를 선택하기 위해 포인터를 이동시켜야 하므로 운전 중 시각적인 부하를 증가시킨다.

이런 문제를 해결하기 위해, 터치패드와 디스플레이를 절대 좌표 방식(Absolute input method)으로 대응시키기도 한다(Acura 社의 True Touchpad). 절대 좌표 방식을 사용한다면, 터치패드를 사용하여 현재 포인터의 위치를 바꾸는 것이 아니라 터치패드와 디스플레이 영역이 1대 1로 대응되어 가장 왼쪽 부분은 디스플레이에서도 가장 왼쪽 부분에 대응하고 중간 부분은 중간 부분과 대응하는 방식이 된다. 따라서 사용자가 해당 시스템에 익숙해진다면 눈으로 디스플레이를 확인하지 않

으면서도 간단한 조작을 할 수 있게 된다. 그러나 절대 좌표 방식 또한 일반적인 터치패드를 사용하는 경우 패드를 조작할 때 느껴지는 촉감이 위치에 따라 항상 같기 때문에, 터치패드를 이용한 조작이 원하는 위치에 수행될 것이라는 신뢰성이 떨어질 수 있다는 한계를 가진다. 예를 들어 AVN 시스템의 UI가 3개의 영역으로 나뉘어 있을 때 2번 영역을 선택해야 하는 경우(Figure 1.1), 터치패드에 아무런 햅틱 피드백을 제공하지 않는다면 절대 좌표로 대응되어 있다고 해도 제대로 2번 영역을 터치하고 있는지 확인하려면 시각적인 피드백에 의존할 수밖에 없다.



Figure 1.1: AVN 시스템 UI의 레이아웃 예시

하지만 레이아웃의 영역별로 다른 느낌의 햅틱 피드백을 제공한다면 그 자체로 촉감 앵커 역할을 하여 사용자로 하여금 시각적 정보에 대한 의존성을 줄이면서도 어떤 영역을 탐색하고 있는지 쉽게 알게 한다. 이를 위해 다양한 표면 햅틱(Surface haptic)을 활용할 수 있지만, 기계적인 진동자를 사용할 경우엔 진동으로 인한 소음이 발생하고, 표면의 위치별로 일정한 세기의 진동을 제공하기 어렵다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 기계적 진동과 같은 문제가 없는 표현 햅틱 방법인 정전기 마찰 진동(Electrovibration) 햅틱 피드백을 사용하기로 하였다.

레이아웃 내의 인접한 영역에 최대한 다른 느낌을 주는 질감을 랜더링해야 순으

로 느껴지는 것만으로 어떤 영역인지 구분하기가 쉬울 것이기 때문에, 인지적으로 차이가 크게 나는 질감을 렌더링하는 것이 중요하다. 정전기 마찰 진동을 통해 렌더링된 질감들의 인지 특성은 많이 연구되었지만, 인지 공간에 대한 연구는 많이 진행되지 않았다. 본 연구에서는 Regular tessellation들을 생성하여 질감으로 사용하였다. 다양한 매개 변수(Parameter)를 변경하며 32가지의 질감을 생성하고, 실험을 통해 비유사성(Dissimilarity) 행렬을 만든 뒤 3차원 다차원 척도법(Multidimensional Scaling; MDS)를 적용하여 정전기 마찰 진동을 이용한 햅틱 질감의 인지 공간을 구축하였다. 또, 질감을 생성할 때 사용한 매개 변수에 의한 경향을 살펴보고, 질감들 사이의 비유사성을 기반으로 여러 그룹으로 나눈 뒤 Regular tessellation을 정전기 마찰 진동으로 렌더링할 때 인지에 큰 영향을 주는 매개 변수가 무엇인지 분석하였다.



II. Background and Related Work

2.1 차량 내 터치패드 사용

최근 자동차 내부의 공간이 넓어지는 추세에 맞게, 차량 내에서 터치패드를 사용하는 인터페이스에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다. BMW iDrive와 같은 회전식 컨트롤러, 터치스크린, 상대 좌표를 사용하는 터치패드를 비교한 결과 터치패드의 경우가 메뉴를 고를 때 상대 좌표를 사용했기 때문에 효율이 떨어지는 대신 터치스크린보다는 시각적인 집중을 덜 필요로 하는 것이 밝혀져 있다 [1]. 차량 내부에서 AVN 시스템을 조작할 때, 터치스크린을 활용한 절대 직접 터치(ADT; absolute direct touch), 터치패드를 활용한 절대 간접 터치(AIT; absolute indirect touch), 터치패드를 활용한 상대 간접 터치(RIT; relative indirect touch)를 비교한 연구도 선행되어 있다 [2]. 운전 시뮬레이터로 운전을 하는 중에 ADT, AIT, RIT 중 한 가지 방법으로 지정된 위치를 선택하는 태스크를 반복하는 실험을 진행하였다. 그 결과, AIT는 효율성, 효과성, 주의 산만 정도, 그리고 선호도 측면에서 터치스크린(ADT)과 비슷한 성능을 보였지만 RIT는 가장 낮은 성능을 보였다.

또한, 차량 내에서 사용하는 터치패드에서 촉각 피드백을 제공할 경우 주의가 산만해지는 것을 줄일 수 있지만, 시각적인 포인터의 사용은 시선을 분산시키고 주어진 일을 수행하는 것을 어렵게 만들 수도 있음이 밝혀져 있다 [3]. 운전 중에는 시각이 가장 큰 부하를 받는 감각이기 때문에 시각적 주의를 필요로 하는 포인터보다 햅틱 피드백을 제공하는 것이 효과적이고 안전하다고 할 수 있다.



2.2 Electrovibration

정전기 마찰 진동의 경우는 비교적 최근에 활발히 연구되고 있는 표면 햅틱 피드백 방법이다. 정전기 마찰 디스플레이에는 투명 전극 위에 절연판을 부착하고, 전극에 고전압 교류를 흘려보내 손가락과 절연판 사이의 마찰력을 변화시키는 방식으로 질감을 렌더링한다 [4]. 일반적인 진동자와 비교하면 기계적인 구조가 간단하고 투명한 디스플레이 위에 부착하는 것이 가능하여 터치스크린과 효과적으로 동시에 사용할 수 있다는 장점이 있다.

사용자가 맨 손가락으로 디스플레이의 절연판 위를 만지며 손가락을 움직일 때 (Figure 2.1) 손가락 내부의 전도성 조직, 손가락 피부 각질층, 절연판, 전극 판이 일종의 축전기를 이루며 손가락 내부에 유도 전하가 발생한다. 결과적으로 유도 전하로 인한 정전기력(Electrostatic force)이 손가락과 절연판 사이의 수직 항력을 증가시키고, 마찰력은 수직 항력과 비례하므로 손가락을 움직일 때 느껴지는 동적 마찰력이 증가하게 된다. 즉, 전극에 가하는 전압의 크기를 조절하면 동적 마찰력의 크기도 조절되어, 손가락의 위치에 따라 원하는 만큼 마찰력을 변화시켜 느껴지는 질감을 바꿀 수 있다.



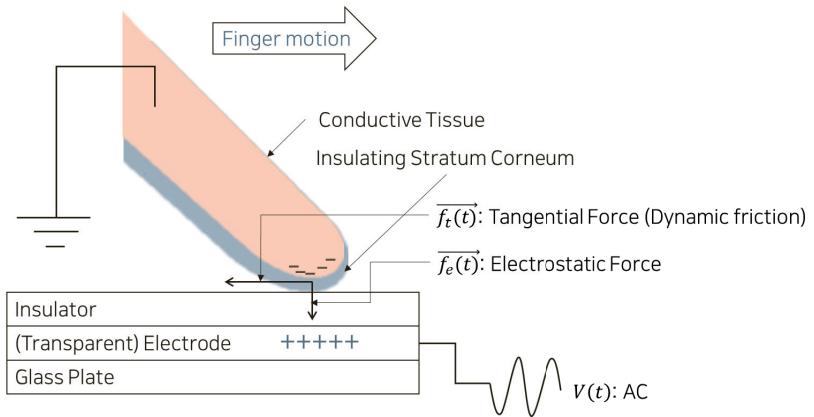


Figure 2.1: 정전기 마찰 디스플레이와 손가락의 상호 작용 원리

손가락에 직접 전류를 흘려보내 신경을 직접 자극하는 방식으로 질감을 바꾸는 Electrocutaneous 방법 [5]과 정전기 마찰 진동(Electrovibration)을 비교하면, Electrovibration이 손가락과 전극 사이에서 흐르는 전류는 없고 마찰력의 변화로 인한 손가락 표면의 기계적인 진동에 의한 자극이기 때문에 더 안전하다고 할 수 있다. 손가락과 전극 사이에 알루미늄 포일 등의 중간 물체를 사용하는 Electrostatic 방법 [6]은 중간 물체와 전극 사이의 마찰력이 변화하여 간접적으로 촉감을 형성하여, 다른 물체가 필요하다는 단점이 있다.

기계적인 진동을 표면 햅틱 기술로 사용할 경우, 터치 인터페이스의 면적이 커지면 전체 표면이 진동하며 고체임에도 불구하고 전체적으로 출렁거리는 현상이 발생한다. 결과적으로 기계적인 진동을 사용하여 터치 표면 전체에 원하는 세기의 진동을 제공하기는 어렵지만, 정전기 마찰 진동은 터치 표면 전체에 균일한 세기의 마찰력을 제공할 수 있다. 이러한 장점을 덕분에 정전기 마찰 진동은 터치 인터페이

스를 위한 효과적인 햅틱 피드백으로 주목받고 있다.

정전기 마찰 진동의 인지적인 특성에 대한 연구도 많이 진행되고 있다. 정전기 진동이 느껴지는 강도는 전류의 크기보다는 피크 전압에 의한 영향이 크다는 것이 밝혀져 있다 [7]. 교류 전압의 진동수에 따른 전압 진폭의 AL (Absolute limen, Absolute detection threshold), 전압 진폭과 진동수의 DL (Discrimination Limen, JND; Just-Noticeable-Difference)가 측정되어 있으며 [4], 마스킹 효과(Masking effect)에 관한 연구도 진행되었다 [8].

정전기 마찰 진동의 경우엔 손가락을 움직이지 않으면 아무 느낌도 느껴지지 않는 단점이 있는데, 이를 극복하기 위해 기계적인 진동자와 함께 사용할 때의 마스킹 효과도 연구되었다 [9]. 또, 80V에서 2400V 사이의 높은 전압이 필요하다는 단점이 있어 [4, 10], 직류 오프셋(Direct current offset)과 진폭 변조(Amplitude modulation)를 이용하여 구동 전압을 17 – 39% 낮춘 연구도 있다 [11]. 이처럼 다양한 연구가 진행되었지만, 특정 규칙을 사용하여 가상 질감을 만들고 그 질감들의 인지 공간에 대한 연구는 진행되지 않았다.



2.3 Regular Tessellation

Tessellation(쪽매 맞춤)이란 여러 개의 평면 도형을 겹치지 않고 빈틈이 없도록 배치하는 것이다. 다양한 형태의 도형을 사용하여 무수히 많은 Tessellation을 생성할 수 있지만(Figure 2.2), 생성하는 규칙에 따라 몇 가지 유형으로 나눌 수 있다.

Regular Tessellation

Regular Tessellation은 한 종류의 정다각형만을 사용해 만든 Tessellation이다. 정- n 각형의 한 각의 크기는 $180^\circ \times (1 - 2/n)$ 이므로, 가능한 Regular tessellation은 $n = 3, 4, 6$ 인 경우밖에 존재하지 않는다.

Semi-regular Tessellation

한 변의 길이가 같은 두 종류 이상의 정다각형을 사용해 만든 Tessellation을 Semi-regular tessellation이라고 한다. Archimedean tessellation이라고도 하는데, 가능한 경우의 수는 8가지가 있다[12].

Dual Tessellation

Dual tessellation은 주어진 Tessellation을 이루는 정다각형의 중심을 인접한 점끼리 연결하여 만든 Tessellation이다. 정삼각형과 정육각형 Tessellation은 서로의 Dual tessellation이 되고, 정사각형은 스스로가 자신의 Dual tessellation이 된다.



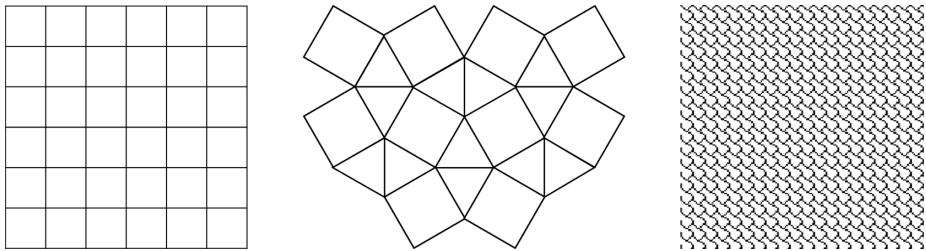


Figure 2.2: 각종 Tessellation들. 왼쪽: 정사각형으로 이루어진 Regular tessellation, 중간: 정삼각형과 정사각형으로 이루어진 Semi-regular tessellation.

어떤 Tessellation이든 변을 명시적으로 그리지 않고 인접한 정다각형의 색을 달리하여 표현할 수도 있고, 변을 명시적으로 그려서 인접한 정다각형을 구분할 수도 있다(Figure 2.3). 색을 달리하여 Tessellation을 만드는 경우, 색칠 패턴이 너무 다양하기 때문에 본 연구에서는 면의 색은 모두 같지만, 명시적으로 변을 그려 표현한 Tessellation을 매개 변수들을 바꿔가며 생성한 뒤 정전기 마찰 진동으로 렌더링하였다.

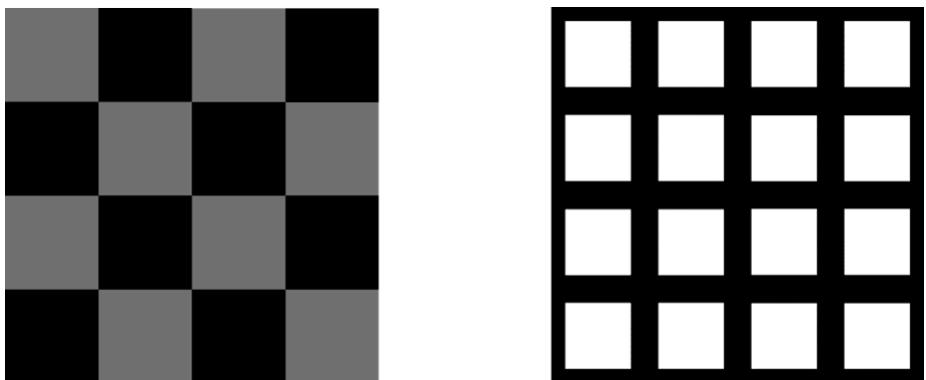


Figure 2.3: 왼쪽: 색을 달리하여 표현한 Tessellation. 오른쪽: 색은 같지만 변을 그려 표현한 Tessellation.



Tessellation을 생성할 때, Rasterization 문제를 고려해야 한다. 모든 컴퓨터 이미지는 가장 작은 단위가 정사각형 모양의 픽셀(pixel)이므로 정사각형 Tessellation의 경우 도형의 크기와 변의 두께를 원하는 대로 오차 없이 설정하고 생성할 수 있다. 하지만 삼각형의 경우, 빗변들을 정사각형 모양의 픽셀들로 표현해야 하므로 실제 삼각형과 컴퓨터 이미지로 표현한 삼각형은 필연적으로 차이가 생긴다. 본 연구에서는 변의 두께가 1 pixel인 경우, 빗변을 그리기 위해 Bresenham의 Line drawing 알고리즘을 사용하였다 [13]. 변의 두께가 2 pixel 이상인 경우, Bresenham의 알고리즘을 기반으로 확장한 Murphy의 알고리즘을 사용하였다 [14]. Murphy의 알고리즘은 두꺼운 선을 그리기 위해 1 pixel 두께의 선을 이루는 픽셀들을 기준으로 원래의 직선과 수직인 방향으로 주어진 두께만큼 직선을 추가로 그려나가는 방식이다.



2.4 Perceptual Space

인지 공간(Perceptual Space)이란 특정 종류의 자극이 인지되는 구조를 n -차원의 공간으로 시각화하는 수학적인 공간이다. 자극을 생성하는 물리적인 매개 변수가 변함에 따라 사람의 인지가 어떻게 달라지는지를 보여줄 수 있는 공간이라고 할 수 있다. 자극들 사이의 인지적인 유사성(Similarity) 혹은 비유사성(Dissimilarity)을 조사해 비유사성 행렬을 만들고, 이에 MDS를 적용하여 각 자극을 n -차원의 인지 공간상의 하나의 점으로 표현한다. 이를 통해 어떤 매개 변수를 가진 자극들이 인지 공간상에 비슷한 위치에 있고, 어떤 자극들이 멀리 떨어져 있는지 그 분포를 보고 숨겨진 인지 구조를 밝혀낼 수 있다 [15].

MDS는 객체들의 집합이 있을 때, 각 객체 사이의 비유사성 또는 거리를 최대한 반영하도록 각 객체의 공간상 좌표를 결정하여 n -차원 공간을 만들어내는 방법이다. 예를 들어, 한국의 광역시들 사이의 거리가 주어졌을 때 해당 거리들을 반영한 지도를 그리는 데 사용될 수 있다 [16].

정신 물리학(Psychophysics) 분야에도 MDS를 사용하여 인지 공간을 만들고 자극의 특성을 조사하는 연구가 많이 있다 [17, 18, 19, 20]. 정신 물리학에서는 위에서 설명한 객체가 특정 종류의 자극이고, 각 자극 사이의 인지적인 비유사성 행렬을 기반으로 각 비유사성을 최대한 유지하는 n -차원 공간을 만들어내는 용도로 MDS 가 적용된다.

실험에 사용하는 자극의 개수에 따라 비유사성 행렬을 생성하는 방법이 달라지는데, 첫 번째 방법은 주어진 자극들을 모두 일일이 비교하여 비유사성 행렬을 구성하는 방법이다. 이 방법을 사용한 연구로는 모바일 장치를 통해 느껴지는 진동에 관한 연구가 있는데 [20], 진동의 신호를 주파수와 진폭을 바꿔가며 14가지의 사인파(Sinusoidal signal)로 구성한 뒤 각 진동 쌍을 Free modulus scale(기준이

되는 자극을 제시하지 않고, 피실험자 각자의 기준으로 유사성을 평가하는 방식)로 비교하여 비유사성 행렬을 구성하였다. 2차원 MDS를 적용한 결과, 진폭에 따라 2개의 그룹으로 분류되었으며, 저주파와 고주파에 따라 인지적인 차원(Perceptual dimension)이 달라짐을 확인하였다.

하지만 위와 같이 모든 쌍별로 비교하며 유사성 혹은 비유사성을 측정하는 경우, 필요한 실험 횟수가 자극의 개수 N_s 의 제곱에 비례하여 증가한다($N_s C_2 = N_s \times (N_s - 1)/2$). 따라서, N_s 가 커질수록 필요한 실험 횟수와 실험 시간이 증가하여 피실험자의 피로를 유발하고 결과적으로 데이터의 신뢰성이 떨어질 수 있다. N_s 가 큰 경우 이러한 문제를 피하고자 사용하는 방법이 Cluster-sorting 방법이다 [21]. 피실험자들에게 주어진 자극들을 자유롭게 느껴보고 비슷하게 인지되는 자극끼리 N 개의 그룹으로 분류하게 하는 실험을 N 을 바꿔가며 반복하고, 실험이 종료되면 같은 그룹으로 분류된 자극들은 비유사성이 낮고 한 번도 같은 그룹으로 분류되지 않은 자극들은 비유사성이 최댓값이 되도록 비유사성 행렬을 구성한다. 사포, 나무 등 17가지의 실제 물체의 표면 질감의 인지적인 유사성을 기반으로 Cluster-sorting 한 뒤에 3차원 MDS를 적용하여 Hard-Soft, Rough-Smooth 쌍이 인지 공간상에서 수직 하는 두 축을 이루는 것을 발견한 연구가 있다 [17]. 진동의 파형, 주파수, 진폭을 바꿔가며 생성한 36개의 Haptic icon들로 Cluster-sorting을 진행한 뒤, MDS를 적용하여 인지적인 특성을 조사한 연구가 있고 [18], 84개의 진동에 대한 인지 공간을 수립한 연구도 있다 [19].

MDS는 주어진 비유사성(Dissimilarity)을 객체들 사이의 차이(Disparity)로 대응하는 함수를 사용하는데, 비유사성 데이터의 종류에 따라 대응 함수가 크게 두 종류로 나뉜다 [16]. 비유사성 데이터가 특정 지점들 사이의 거리처럼 그 값의 비율이 차이나는 정도를 의미하는 Metric 데이터인 경우 객체 i 와 j 사이의 비유사성을

다음과 같은 형태의 선형 함수 f_m 를 사용하여 차이로 변환한다 [22].

$$\delta_{ij} = f_m(s_{ij}) = m * s_{ij} + n \quad (2.1)$$

δ_{ij} 가 객체 i 와 j 의 차이, s_{ij} 가 원래 비유사성 점수, m 은 0 이상의 기울기, n 은 절편을 의미한다. 위와 같은 형태의 선형 함수 f_m 를 사용하여 하나의 평균 비유사성 행렬에 적용하는 MDS를 Metric classical MDS라고 한다.

반면, 비유사성 데이터가 등수처럼 그 값의 차이가 실제 차이와 비례하지 않을 수 있는 Non-metric 데이터인 경우 객체 i 와 j 사이의 비유사성을 차이로 변환할 때 임의의 단조 증가 함수(Monotonically increasing function)를 사용한다 [23, 24]. 즉, 객체 i, j, k 에 대해 다음과 같은 조건을 만족하는 임의의 함수 f_n 을 사용한다.

$$s_{ij} \leq s_{ik} \implies \delta_{ij} = f_n(s_{ij}) \leq \delta_{ik} = f_n(s_{ik}) \quad (2.2)$$

δ_{ij} 가 객체 i 와 j 의 차이, δ_{ik} 가 객체 i 와 k 의 차이, s_{ij} 가 객체 i 와 j 의 원래 비유사성 점수, s_{ik} 가 객체 i 와 k 의 원래 비유사성 점수를 의미한다. 위와 같은 조건을 만족하는 함수 f_n 을 사용하여 하나의 평균 비유사성 행렬에 적용하는 MDS를 Non-metric classical MDS라고 한다. 본 연구에서 얻은 비유사성 행렬은 Cluster-sorting 방법으로 얻은 데이터이기 때문에 Non-metric classical MDS를 적용하였다. MDS 결과의 적합성을 평가하는 방법으로는 S-Stress(SS)를 사용하였는데, 적합할수록 0에 가깝고 일치하지 않을수록 1에 가까워진다. SS 는 다음과 같이 정의된다.

$$SS = \left[\frac{\sum_{(i,j)} (\delta_{ij}^2 - d_{ij}^2)^2}{\sum_{(i,j)} (d_{ij}^2)^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.3)$$

d_{ij} 는 MDS 결과로 결정된 객체 i 와 j 좌표 사이의 거리를 의미한다.



III. Method

3.1 실험 과정

실험에 사용할 가상 질감을 만들기 위해 다양한 매개 변수를 고려하여, 총 32개의 Regular tessellation 질감들을 생성하였다. 이 질감들을 사용하여 두 가지 실험을 진행하였는데, 실험을 진행하기 전 Electrovibration으로 렌더링한 질감을 느끼는데 문제가 없는지 확인하기 위해 앞서 생성한 32개의 질감을 무작위 순서로 느껴보는 트레이닝 세션을 진행하였다.

첫 번째 실험에서는 Electrovibration으로 렌더링한 각 질감의 인지 공간을 수립하기 위해 Cluster sorting 방법으로 유사성 행렬(Similarity matrix)을 생성하였다. 그 후, 간단한 선형 변환을 통해 비유사성 행렬(Dissimilarity matrix)로 변환한 뒤 MDS를 적용하였다.

두 번째 실험에서는 서로 반대되는 형용사 쌍들을 제시하여, 가상 질감을 하나씩 느껴보고 제시된 형용사들이 질감과 어울리는 정도를 평가하게 하였다. 형용사 쌍별로 0-100점 사이의 점수로 변환한 뒤, MDS의 결과로 얻은 인지 공간에 대응하였다.

3.2 실험 참가자

12명(여자 6명; 남자 6명)의 피실험자를 모집하여 실험을 진행하였다. 피실험자들의 나이는 만 18세에서 25세 사이였으며(평균 22.1세) 감각 기관에 이상이 없어 Electrovibration으로 렌더링한 질감을 느끼는 데 문제가 없었다. 모든 피실험자는

두 가지 실험에 연속으로 참여하였으며, 한 세션이 끝날 때마다 3분에서 5분의 휴식 시간을 가졌다. 실험 시간은 평균 1시간 30분이 걸렸으며, 실험이 종료된 후 15,000 원의 참여비를 지급하였다. 전체 실험은 포항공과대학교 기관 감사 위원회의 승인을 받아 진행되었다(PIRB-2018-E098).

3.3 실험 장비

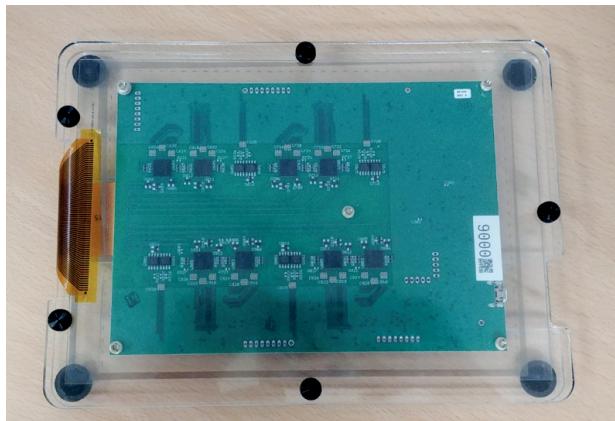


Figure 3.1: TanvasTouch V1의 터치 패드 부분. 안드로이드 패드(Nexus 9)와 On-The-Go 케이블로 연결하여 사용한다. 실제 터치 영역의 크기는 Nexus 9의 화면 크기와 같다.

Electrovibration display로는 TanvasTouch 태블릿 (Tanvas 社; 버전 1)을 사용하였다(Figure 3.1). TanvasTouch는 회색조 이미지(Grayscale image)를 기반으로 질감을 렌더링한다. 현재 손가락이 접촉한 위치에 해당하는 화소 값에 비례하는 마찰력을 추가로 만들어내는데, 화소 값이 최소(0)인 부분을 접촉할 때는 추가적인 마찰력을 만들지 않고 화소 값이 최대(255)인 부분에서는 TanvasTouch가 만들어낼 수 있는 최대 마찰력(TF_{max})을 만든다. 즉, 이미지의 검은 부분(화소 값 0)에서는

마찰력이 작지만 흰 부분(화소 값 255)에서는 마찰력이 크다.

Unity3D(2018.2.1f1 버전)를 이용하여 GUI 실험 프로그램을 만들어 PC에서 실행하고, Android Studio를 사용하여 TanvasTouch용 안드로이드 앱을 개발하여 TanvasTouch의 안드로이드 패드에서 실행하였다. Unity 프로그램(PC)과 애플리케이션(안드로이드 태블릿)은 블루투스를 사용하여 통신하였다.

MATLAB(R2018a 버전)을 사용하여 Regular tessellation을 만들고, 실험 데이터를 정리하고 분석하였다.



3.4 Regular Tessellation 생성

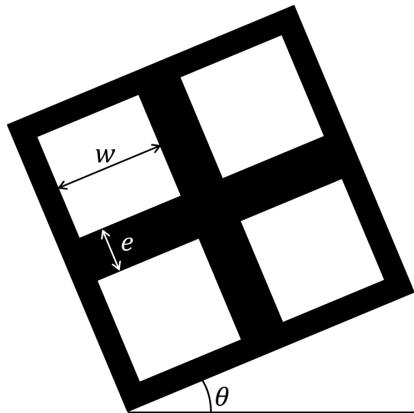


Figure 3.2: Regular tessellation을 생성할 때 고려할 수 있는 매개 변수들. P : 도형의 모양, w : 도형의 크기, e : 변의 두께, c : 색칠 방법 (그림에 표시하지 않음), f : 마찰력 최댓값 (그림에 표시하지 않음), θ : 회전 각도

3.4.1 생성 매개 변수

Regular tessellation을 만들 때는 다양한 매개 변수(Figure 3.2)를 조절하며 가상 질감을 무수히 많이 생성할 수 있지만, 자극 수와 비례하여 실험 진행 시간이 증가하고 피실험자의 피로도 또한 증가하기 때문에 적절한 수의 자극을 생성해야 했다. 본 실험에서는 다음과 같은 매개 변수들을 고려하여 가상 질감을 만들었다.

도형의 모양 P

Regular tessellation을 만들 수 있는 정다각형은 정삼각형, 정사각형, 정육각형으로 3가지가 있지만 (Section 2.3), 전체 질감의 개수를 줄이기 위하여 정삼각형과 정사각형의 2가지 유형의 Tessellation을 만들었다.

도형의 크기 w

정다각형의 크기 또한 무수히 많은 경우가 있지만, 변의 길이가 9 pixel, 25 pixel인 경우 2가지를 선정하였다. 정사각형의 경우, 크기와 관계없이 정확하게 표현할 수 있지만, 정삼각형의 경우는 크기가 너무 작으면 Rasterization 과정에서 정삼각형과 많이 차이가 나는 문제가 발생하여 정삼각형처럼 보이는 최소 길이인 9 pixel을 선정하였다. 이보다 큰 도형의 크기는 파일럿 실험을 통해 9 pixel인 경우와 분명하게 차이가 느껴지는 25 pixel로 선정하였다. TanvasTouch의 해상도는 11.32 px/mm으로, 실제로 렌더링 되었을 때 도형의 크기는 9 pixel ⌈ 0.80 mm, 25 pixel ⌈ 2.21 mm가 된다.

변의 두께 e

변의 두께 또한 무수히 많은 경우가 가능하지만 1, 5 pixel의 2가지를 선정하였다. 최소 두께인 1 pixel을 기준으로, 파일럿 실험을 통해 차이가 느껴지는 5 pixel을 선정하였다.

색칠 방법 c

회색조 이미지이기 때문에 색을 256단계로 나타낼 수 있지만, 전체 자극의 수를 줄이기 위하여 본 실험에서는 검은색(화소 값 0)과 흰색(화소 값 255)만 사용하였다. 검은색 변과 흰색 면의 조합과 흰색 변과 검은 면의 조합만 사용하였다.

마찰력 최댓값 f

마찰력에 따른 인지의 차이를 알아보기 위하여, Tessellation 이미지의 흰 부분에서 만들어 낼 마찰력 값을 두 단계로 나누어 질감을 생성했다. 첫 번째 경우는 흰 부분에 TanvasTouch의 최대 마찰력을 생성하고 ($f = T F_{max}$), 두 번째 경우는 그

값의 절반을 생성했다 ($f = 1/2 * {}_T F_{max}$).

도형의 회전 각도 θ

Tessellation을 생성한 후 일정 각도만큼 회전시킨 이미지를 사용할 수도 있다. 하지만 회전시킬 경우 Rasterization 과정에서 실제 도형과의 차이가 더 벌어지고, 피실험자가 손가락을 움직이는 방향을 바꿔가며 질감을 느낀다면 임의의 각도로 회전한 것과 같은 효과이기 때문에 θ 는 0으로 고정하였다.

3.4.2 생성 결과

위의 매개 변수들의 조합(Table 3.1)으로 총 32개($2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2$, Table 3.2)의 Tessellation을 생성하였다(Figure 3.3). 모든 질감 이미지를 600×600 pixel의 크기로 생성하여 TanvasTouch를 통해 렌더링하였다. 터치패드 상에서의 실제 터치 영역은 54×54 mm의 크기였다.

P		w		e	
S	사각형	09	9 pixel	01	1 pixel
T	삼각형	25	25 pixel	05	5 pixel
c		f		θ	
B	검은색 변, 흰색 면	F	$f = {}_T F_{max}$	0으로 고정	
W	흰색 변, 검은색 면	H	$f = 1/2 {}_T F_{max}$		

Table 3.1: 본 실험에서 사용한 매개 변수들



Number	Texture Labels	Number	Texture Labels
1	S09/01FB	17	T09/01FB
2	S09/01FW	18	T09/01FW
3	S09/01HB	19	T09/01HB
4	S09/01HW	20	T09/01HW
5	S09/05FB	21	T09/05FB
6	S09/05FW	22	T09/05FW
7	S09/05HB	23	T09/05HB
8	S09/06HW	24	T09/05HW
9	S25/01FB	25	T25/01FB
10	S25/01FW	26	T25/01FW
11	S25/01HB	27	T25/01HB
12	S25/01HW	28	T25/01HW
13	S25/05FW	29	T25/05FW
14	S25/05FB	30	T25/05FB
15	S25/05HB	31	T25/05HB
16	S25/05HW	32	T25/05HW

Table 3.2: 생성한 질감의 종류와 번호. 라벨은 $\{P\}\{w\}/\{e\}\{f\}\{c\}$ 의 순서로 붙여졌다. 각 라벨이 의미하는 값은 Table 3.1와 같다.



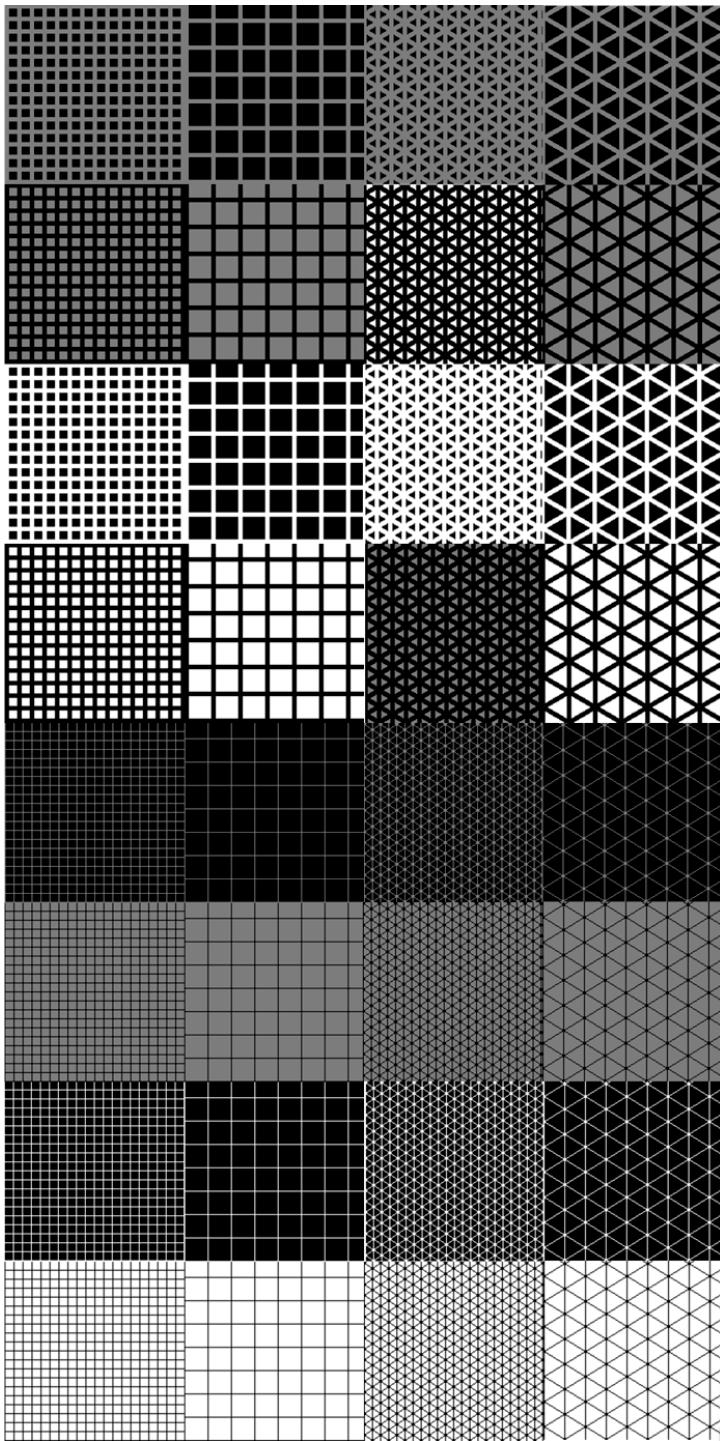


Figure 3.3: 생성한 Regular tessellation들. $f = 1/2\pi F_{max}$ 인 경우 흰색 영역을 회색으로 표시하였다. 원쪽 위의 이미지가 1번 질감이고, 오른쪽으로 갈수록 번호가 증가한다. 오른쪽 아래의 이미지가 32번 질감이다.

3.5 실험 1: Cluster Sorting

관련 연구를 참고하여 32개의 질감을 비슷하게 느껴지는 것끼리 같은 그룹으로 분류하는 Cluster sorting 실험을 진행하였다[25]. Unity를 사용하여 GUI 실험 프로그램을 만들고, TanvasTouch 용 안드로이드 앱을 만들었다. 본 실험을 진행하기 전, GUI 실험 프로그램 사용 방법을 익히고 32개의 질감을 임의의 순서로 모두 느껴보는 트레이닝 세션을 진행하였다(Figure 3.4). 본 실험에서 사용한 프로그램과 같지만, 분류해야 하는 그룹을 하나로 설정하여 모든 질감을 느껴보게 하였다. 숫자가 써진 타일을 드래그하여 Left 또는 Right 패널에 옮기면, TanvasTouch의 안드로이드 패드 화면에서 대응하는 위치에 해당 질감이 표시되고 Electrovibration 터치패드에 질감이 렌더링 된다(Figure 3.5).

트레이닝 세션을 진행한 후, 피실험자들은 32개의 질감을 3, 6, 9개의 그룹으로 분류하는 본 실험을 진행하였다(Figure 3.6). 분류하는 그룹의 개수는 결과에 큰 영향이 없음이 알려졌기 때문에 [26], 선행 연구를 참고하고 파일럿 테스트를 통해 결정하였다. 세션별로 분류해야 하는 그룹의 개수는 피실험자마다 Counterbalancing 하여 순서를 결정했다. 같은 그룹으로 분류하는 기준은 자유롭게 정하도록 했지만, 각 그룹에는 적어도 하나의 질감이 포함되도록 분류하게 하였다. 실험 중에는 분류를 끝낸 질감도 원하는 만큼 다시 느껴보고, 다른 그룹의 질감과 비교하기 쉽게 한 번에 최대 2개의 질감을 렌더링하도록 실험 프로그램을 디자인했다. 한 번 이상 느껴본 질감 타일은 회색으로 변해 아직 느껴보지 않은 질감과 구분되도록 하였다.



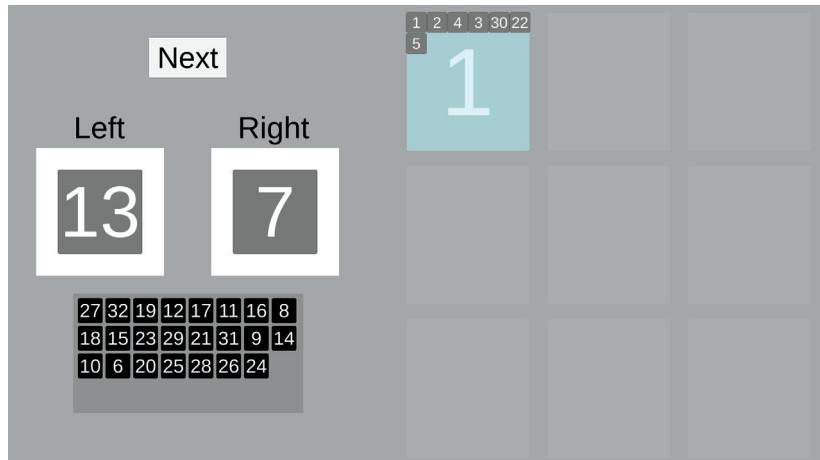


Figure 3.4: PC용 트레이닝 세션 화면 예시. 숫자가 써진 타일들이 각각 서로 다른 질감을 나타낸다.



Figure 3.5: Android용 실험 프로그램 화면 예시. 왼쪽의 검은 패널이 GUI 프로그램에서 Left로 표시된 패널에 대응하고, 오른쪽이 Right에 대응한다. 표시되는 숫자는 GUI 프로그램상에서 표시되는 번호와 같다.



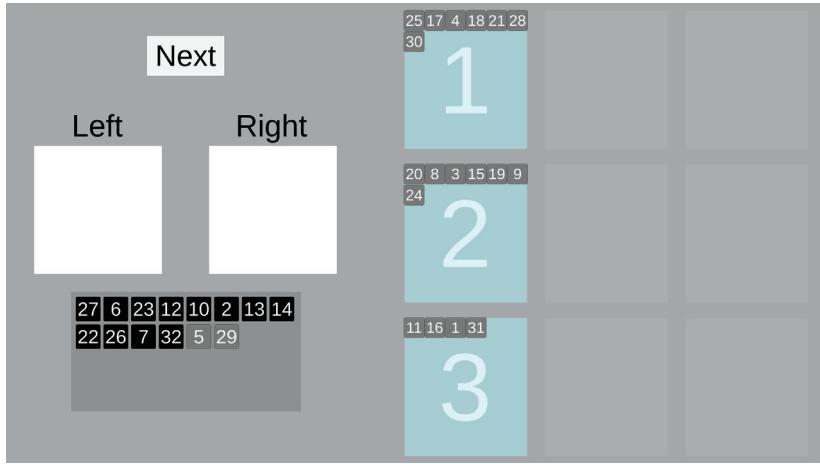


Figure 3.6: 실험 프로그램 Cluster Sorting 화면 예시. 질감 타일에 표시되는 번호는 매 세션 임의의 값으로 설정된다.

분류된 그룹에 따라 각 질감끼리의 인지적인 유사성(Similarity)을 계산하였다. 질감 i 와 j 에 대해, 두 질감의 유사성 점수 s_{ij} 의 초기값은 0이고, 매 세션이 끝날 때마다 갱신된다. 전체 질감을 N 개의 그룹으로 분류하는 세션에서 질감 i 와 j 가 같은 그룹으로 종료된다면, $s_{ij} = s_{ij} + N$ 이 된다. 예를 들어, 2번 질감과 7번 질감이 N 이 3과 6인 세션들에서 같은 그룹으로 분류되었다면, 최종 유사성 점수 s_{ij} 는 9($= 3 + 6$) 가 된다.

모든 피실험자의 유사성 행렬을 평균낸 뒤, 각각의 유사성 점수를 간단한 선형 변환을 통해 0 - 1000점 사이의 비유사성 점수(d_{ij})로 변환하여 비유사성 행렬을 계산하고($d_{ij} = 1000 - 1000 \times s_{ij}/(3 + 6 + 9)$), MDS를 적용하였다.



3.6 실험 2: Adjective Rating

두 번째 실험에서는 서로 반대되는 뜻을 가진 형용사 8쌍(Table 3.3)을 준비하여, 앞 세션에서 사용했던 32개의 질감 모두를 하나씩 느껴본 뒤 제시된 형용사가 얼마나 어울리는지 평가하게 하였다.

피실험자마다 8쌍 중 4쌍의 1번, 2번 형용사의 위치를 뒤집고, 임의의 순서로 형용사 쌍을 제시하였다. 렌더링 되는 질감을 느끼고, 어울린다고 느껴지는 만큼 해당 형용사 쪽으로 슬라이더 바를 옮기는 방식으로 진행하였다(Figure 3.7). 렌더링 되는 질감은 피실험자마다 임의의 순서로 제시되었으며 슬라이더 바의 길이는 화면상에서 127mm로 설정하였다 [27].



형용사 1	형용사 2
들쭉날쭉하다	가지런하다
Jagged	Aligned
뾰족하다	뭉툭하다
Sharp	Blunt
모호하다	분명하다
Vague	Distinct
울퉁불퉁하다	고르다
Bumpy	Even
무겁다	가볍다
Heavy	Light
끈적하다	미끄럽다
Sticky	Slippery
거칠다	부드럽다
Rough	Smooth
빽빽하다	듬성듬성하다
Dense	Sparse

Table 3.3: 실험에 사용된 형용사 쌍. 형용사 1이 부정적인 의미이고, 형용사 2가 긍정적인 의미이다. 실험에서도 한글과 영어 모두 제시하였다.



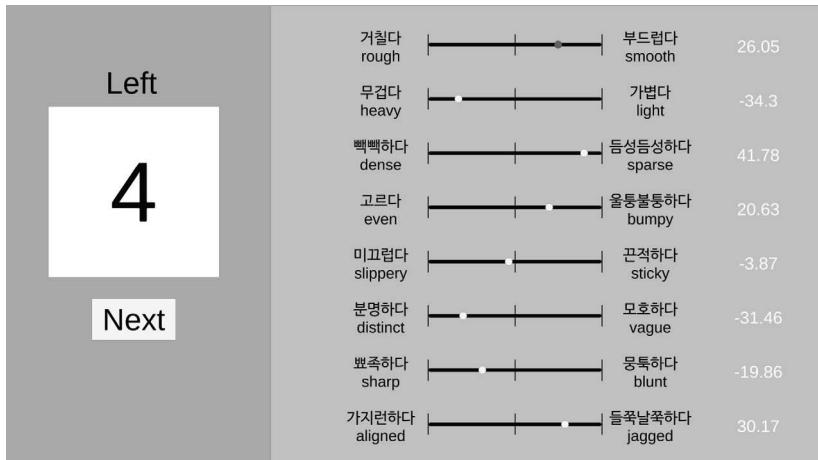


Figure 3.7: 실험 프로그램 형용사 평가 화면. 왼쪽에 제시된 형용사는 -50점, 오른쪽에 제시된 형용사는 50점으로 설정하고 슬라이더 바의 위치에 따른 점수도 보여주었다. 모든 슬라이더 바의 초기 위치는 중간(0점)이었다. 모든 형용사 쌍을 평가한 뒤 Next 버튼을 클릭하면 다음 질감이 렌더링 된다.

실험이 종료되면 각 형용사 쌍의 점수를 Table 3.3에 제시된 형용사 1을 0점으로, 형용사 2를 100점이 되도록 변환한 뒤 평균을 계산했다. 그 후 비유사성 행렬에 MDS를 적용하여 얻은 인지 공간에서의 질감들의 좌표를 독립 변수로 설정하고, 각 질감에 대한 형용사 점수를 종속 변수로 설정하여 다중 선형 회귀(Multi-linear regression) 기법을 통해 형용사 쌍별로 표준화된 회귀 계수(Standardized regression coefficient)들을 계산하였다. 그 후, 계수에 비례하여 원점을 지나는 선분을 각 계수의 제곱 합에 비례하게 그려 시각적으로 나타내었다.



IV. Results

4.1 MDS 결과

4.1.1 비유사성 행렬(Dissimilarity Matrix)

실험 1(Section 3.5)의 결과로 32가지 질감들의 평균 비유사성 행렬을 계산하였다(Table 4.1). 각 원소의 평균은 798.5이고, 표준 편차는 26.67이었다. 비유사성 점수는 Non-metric 데이터이기 때문에 Non-metric classical MDS를 사용했고, 차원을 1부터 6까지 증가시키며 적용하여 비유사성 점수의 순위가 최대한 보존되는 인지 공간을 계산하였다(Figure 4.1). 그 결과, 3차원일 때의 S-Stress 값이 0.1344으로 충분히 낮았기 때문에[28] 3차원 MDS의 결과를 기반으로 분석하였다.

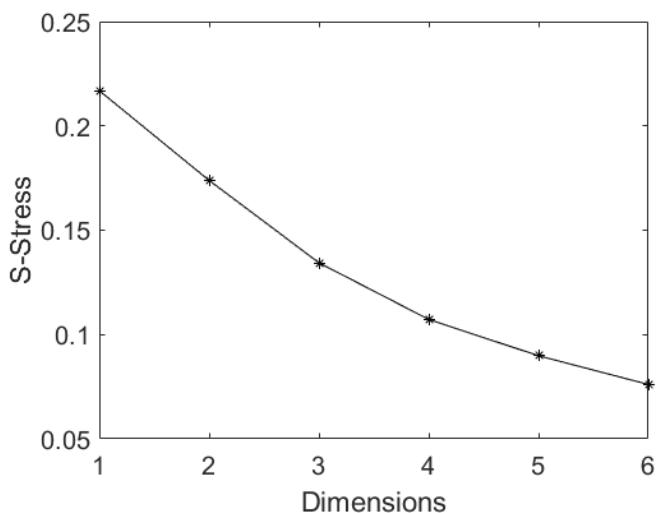


Figure 4.1: Dissimilarity에 적용한 MDS의 Scree plot. x축: 차원, y축: S-Stress값

4.1.2 3D MDS

3차원 Non-metric MDS를 적용한 결과($SS = 0.1344$), 32개의 질감을 3차원 공간상의 점들로 표현할 수 있었다(Figure 4.2). 3차원 인지 공간을 여러 각도에서 확인한 결과, 4개의 그룹으로 분류하는 것이 자연스러워 보였다. 또, 평균 비유사성 행렬의 값을 기반으로 집적 계층적 군집화(Agglomerative hierarchical clustering) 방법을 적용한 결과 역시 4개의 그룹으로 분류하는 것이 적절하였다. 비유사성 값은 Non-metric 데이터이므로 클러스터를 합칠 때는 Farthest neighbor clustering 방법을 사용했다[29].

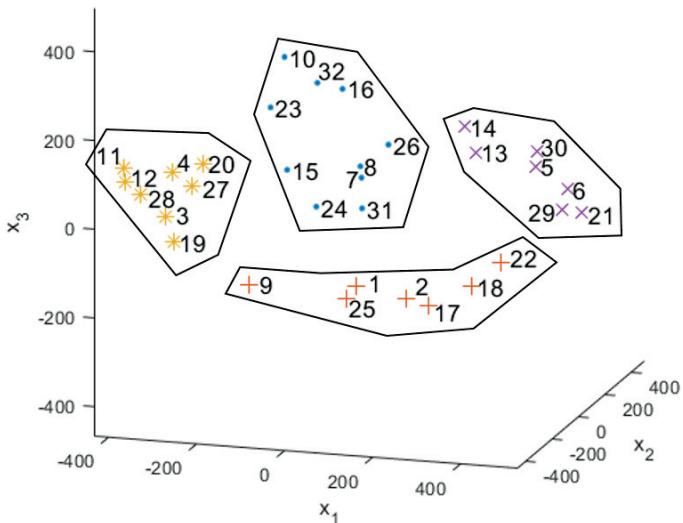


Figure 4.2: 32가지 Regular tessellation들의 3차원 인지 공간. 계층적 군집화 결과로 얻은 4개의 그룹을 각각 검은 실선으로 묶어 표시하였다. 공간상의 번호는 Table 3.2의 번호와 같다.

Dendrogram(Figure 4.3)을 그려 본 결과 4개의 그룹(Table 4.2)으로 나누는

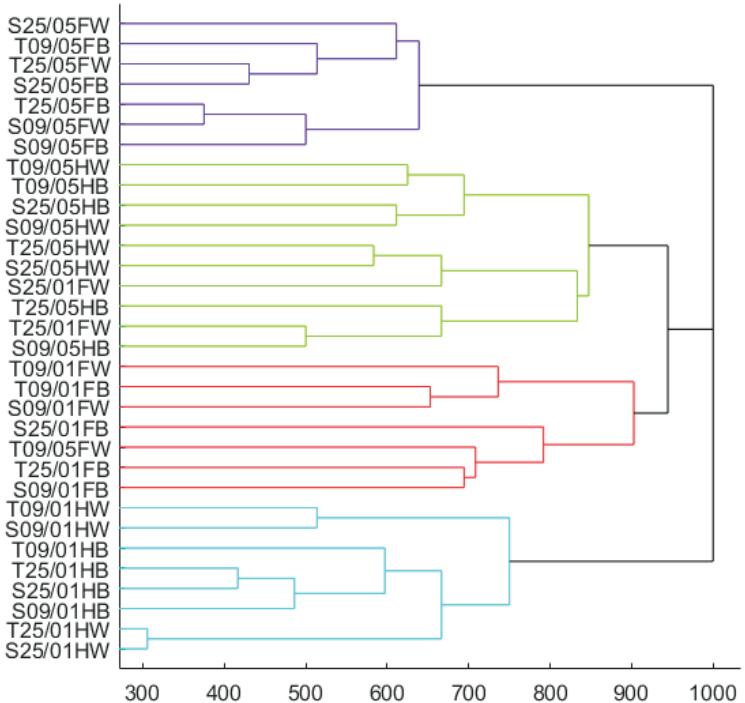


Figure 4.3: 비유사성 행렬을 기반으로 한 계층적 클러스터링 결과를 나타내는 Dendrogram (Cophenetic coefficient = 0.7905)

것이 적절한 것을 확인하였고, 3차원 인지 공간에 표시하였다(Figure 4.4). 몇 가지 예외도 있지만, 대부분 그룹에 Tessellation의 모양, 크기, 변의 색과 무관하게 변의 두께와 최대 마찰력이 같은 질감끼리 분류된 것을 확인할 수 있었다.



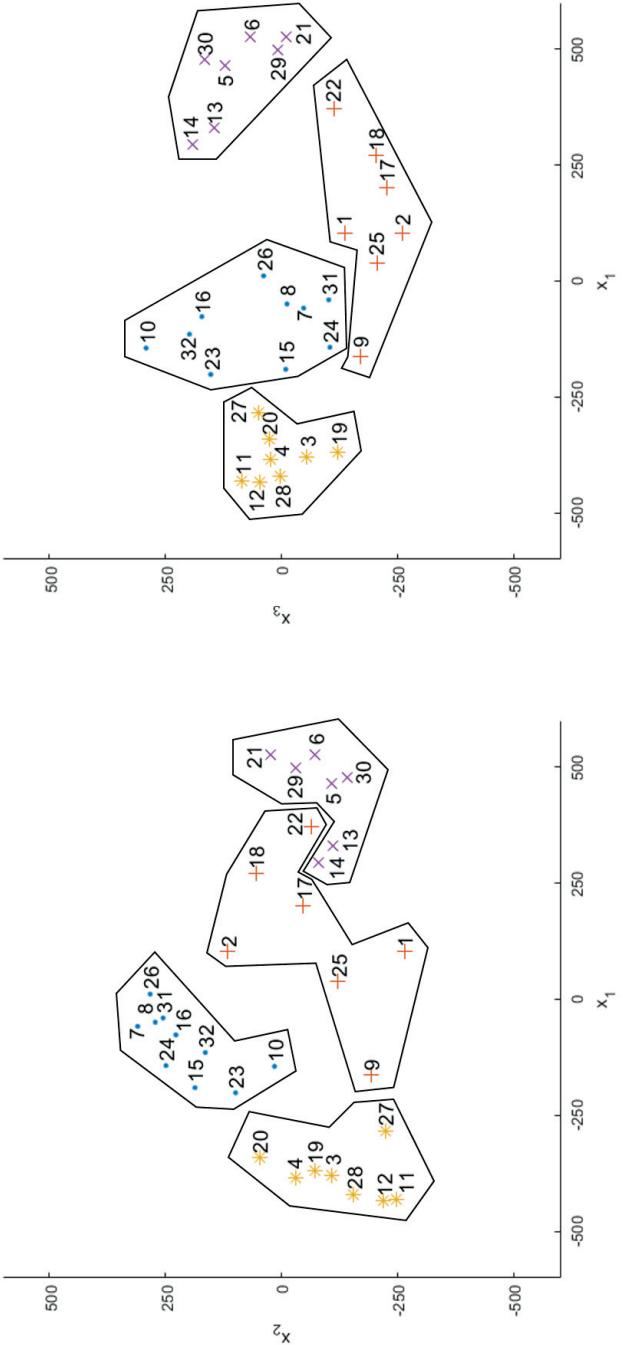


Figure 4.4: 3D Space에 표시한 Dissimilarity를 기반으로 한 계층적 클러스터링 결과. 각 번호는 Table 3.2의 질감 번호와 같고, 같은 그룹은 검은 실선으로 묶어 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면

Group 1		Group 2		Group 3		Group 4	
Number	Texture Label						
1	S09/01FB	3	S09/01HB	5	S09/05FB	7	S09/05HB
2	S09/01FW	4	S09/01HW	21	T09/05FB	8	S09/05HW
17	T09/01FB	19	T09/01HB	6	S09/05FW	23	T09/05HB
18	T09/01FW	20	T09/01HW	13	S25/05FB	24	T09/05HW
22	T09/05FW	11	S25/01HB	14	S25/05FW	10	S25/01FW
9	S25/01FB	12	S25/01HW	29	T25/05FB	26	T25/01FW
25	T25/01FB	27	T25/01HB	30	T25/05FW	15	S25/05HB
		28	T25/01HW			16	S25/05HW
						31	T25/05HB
						32	T25/05HW

Table 4.2: 4개의 그룹으로 분류한 결과. 공통된 요소를 굵은 글씨로 표시했다.



4.2 형용사 평가 결과

형용사 평가 점수 결과의 평균과 표준편차를 질감 그룹(Table 4.2)별로 계산하였다(Figure 4.5). 그 결과, Sharp-Blunt처럼 그룹 간 차이가 크지 않은 형용사도 있었지만 Heavy-Light, Rough-Smooth처럼 그룹 간 차이가 큰 형용사들도 있음을 확인하였다(Table 4.3).

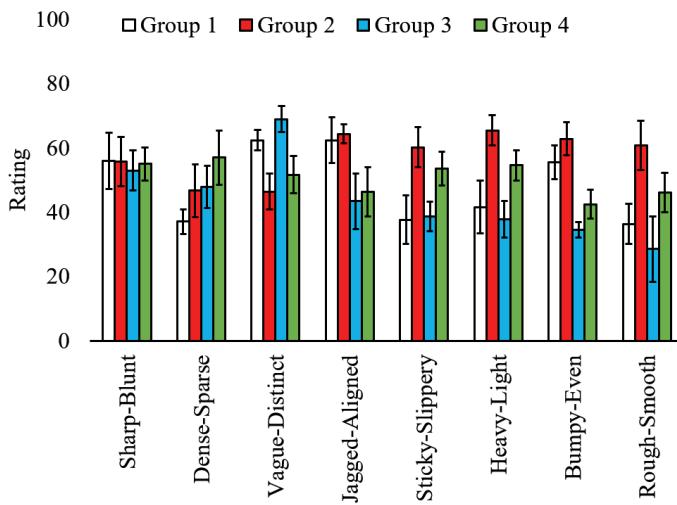


Figure 4.5: 질감 그룹별 형용사 점수. 오른쪽으로 갈수록 그룹 간 평균의 표준편차가 크다.

	Sharp Blunt	Dense Sparse	Vague Distinct	Jagged Aligned	Sticky Slippery	Heavy Light	Bumpy Even	Rough Smooth
평균	54.9	47.2	57.3	54.1	47.5	49.9	48.8	43.0
표준편차	1.33	8.17	10.2	10.8	11.1	12.6	12.7	13.9

Table 4.3: 그룹별 형용사 쌍 점수의 평균과 표준편차

전체적인 형용사 쌍 점수의 분포를 알기 위하여, 형용사 쌍 점수를 기반으로 계

총적 군집화를 하여 3개의 그룹으로 분류하였다. 그 후, 각 형용사 그룹마다 가시성을 위해 질감 그룹으로 나누어 평균과 표준편차를 계산하였다(Figure 4.6). 형용사 그룹 1은 Jagged-Aligned, Bumpy-Even이고, 그룹 2는 Sharp-Blunt, Vague-Distinct, 그룹 3은 Heavy-Light, Sticky-Slippery, Rough-Smooth, Dense-Sparse로 이루어져 있다.

추가적인 분석을 위해 3차원 인지 공간에서의 32개 질감들의 위치에 따른 평균 형용사 쌍 점수를 다중 선형 회귀 기법을 사용하여 표준 회귀 계수를 계산하였다. 그 후, 형용사 쌍마다 길이가 계수의 제곱의 합(SSC; Sum of squares of standard coefficients)에 비례하고 원점을 지나는 선분을 3차원 인지 공간에 대응하였다(Figure 4.7). SSC는 해당 형용사 쌍의 R^2 값에 비례하므로[30] 길이가 길수록 3차원 인지 공간상의 위치에 따른 형용사 점수를 다중 선형 회귀한 결과가 정확하다고 할 수 있는데, Rough-Smooth 쌍이 가장 길었다(Table 4.4)

각 형용사 쌍 사이의 상관 계수를 계산한 결과(Figure 4.8), Rough-Smooth 쌍과 높은 상관 계수를 가진 형용사들이 전체의 절반을 차지했다. 낮은 상관 계수를 보인 Sharp-Blunt와 Heavy-Light의 경우, 3차원 인지 공간에서 90.26° 로 거의 수직으로 교차하였다.

	Sharp	Dense	Jagged	Sticky	Bumpy	Heavy	Vague	Rough
	Blunt	Sparse	Aligned	Slippery	Even	Light	Distinct	Smooth
R^2	.166	.571	.578	.682	.709	.755	.771	.852

Table 4.4: 형용사 쌍별 R^2 값



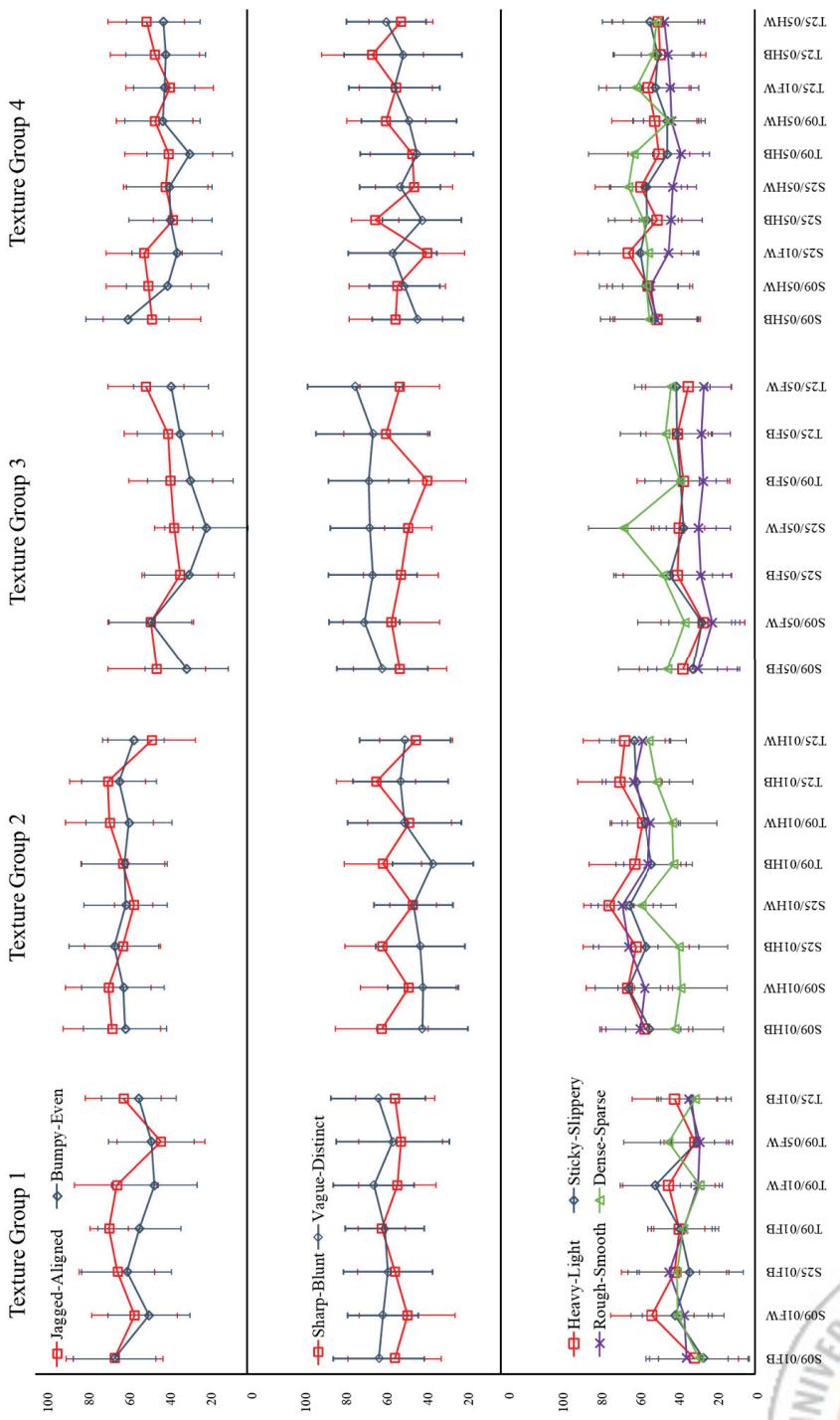
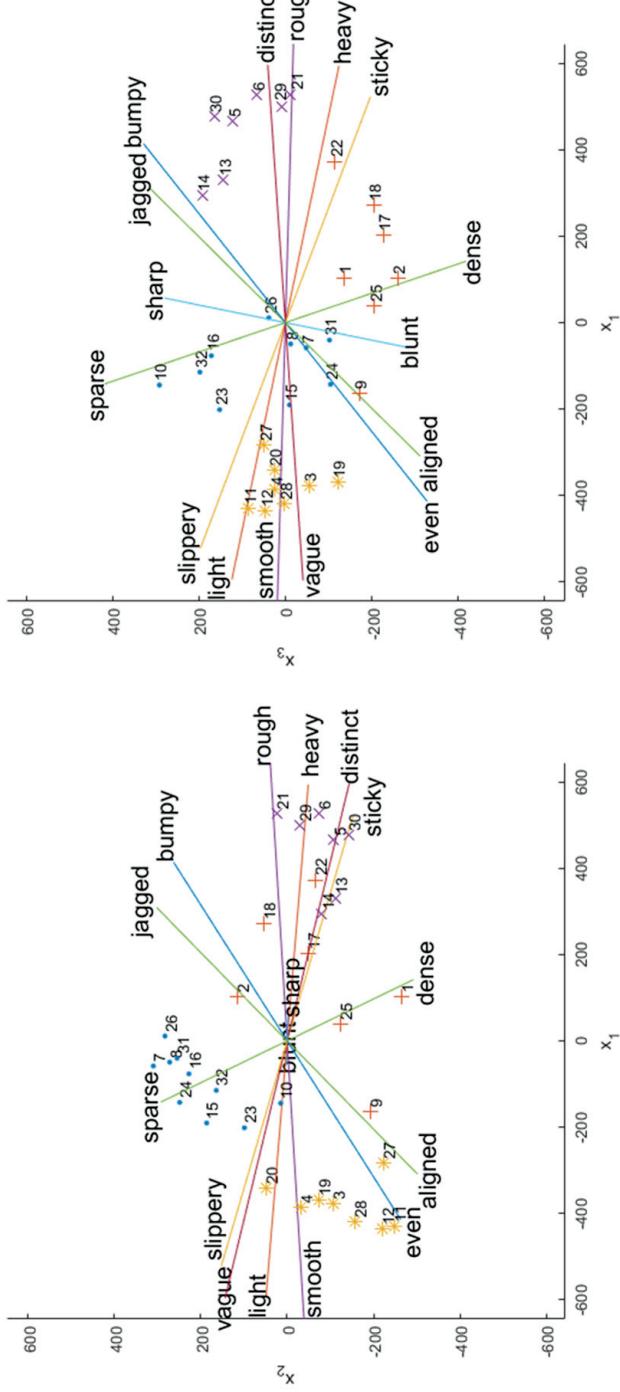


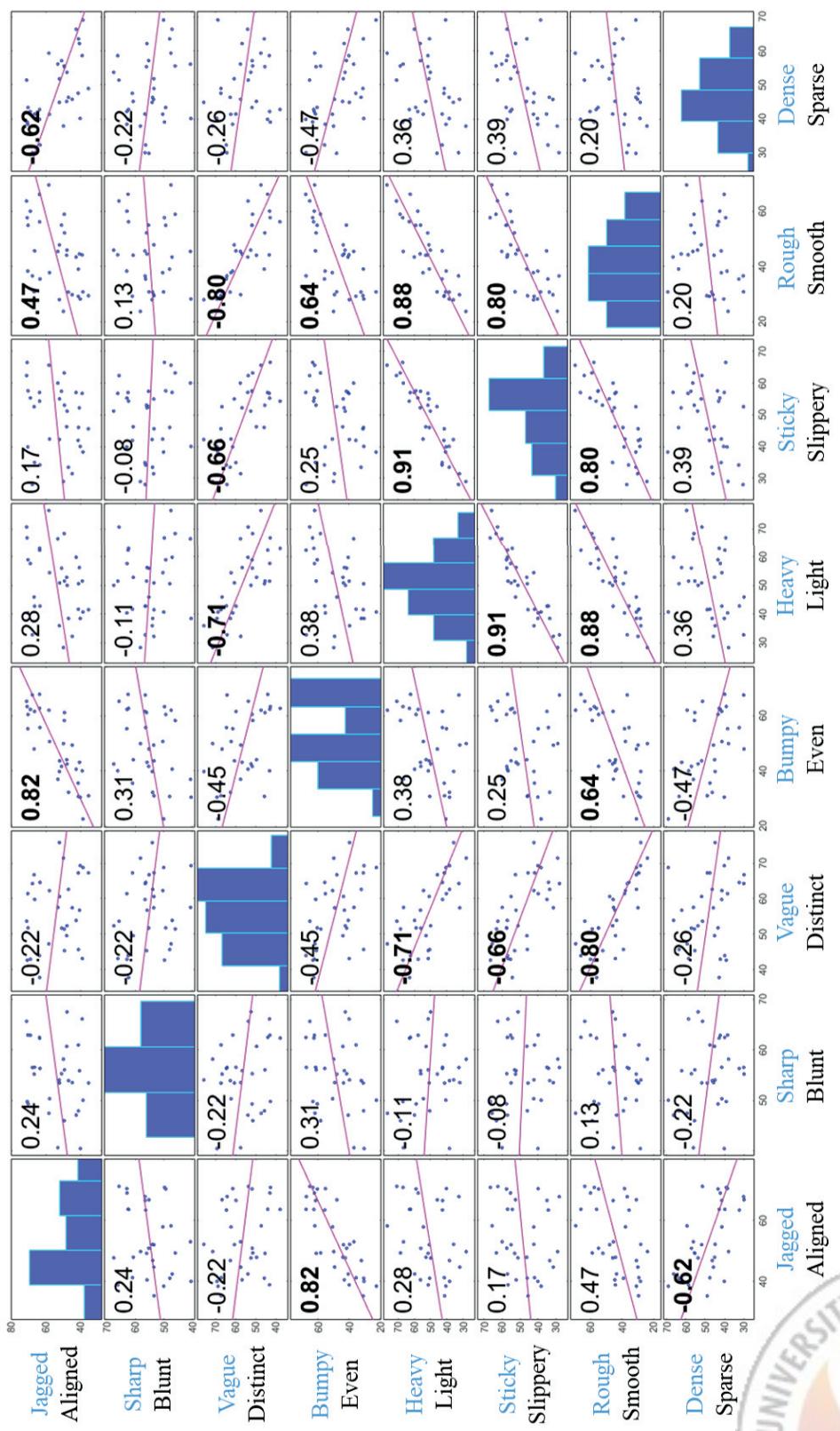
Figure 4.6: 점수 분포가 비슷한 형용사 쌍끼리 그룹화한 뒤 질감 그룹별로 나타낸 형용사 점수 분포. 점수가 100에 가까울수록 두 번째 형용사에 가깝다. 위: 형용사 그룹 2, 중간: 형용사 그룹 1, 아래: 형용사 그룹 3



- 37 -

Figure 4.7: 3D Space|| 쟁용사 쌍을 대응한 결과. 원족: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면





- 38 -

Figure 4.8: 혼용사 쌍 점수 간의 상관계수. 점수가 낮을수록 파란색 혼용사에 가깝고, 높을수록 검은색 혼용사에 가깝다.
 대각 성분은 각 혼용사 쌍 점수의 분포 히스토그램을 나타낸다. 절댓값이 0.6 이상인 계수는 굵은 글씨로 표시하였다.

V. Discussion

5.1 MDS

Tessellation 생성 매개 변수들의 영향과 경향성을 분석하기 위해, 각 매개 변수들의 조건마다 질감들의 중심을 나타내었다(Figure 5.1). 그 결과, 변의 두께 e 와 최대 마찰력 f 가 강하고 뚜렷한 경향(중심이 원점에서 멀리 떨어짐)을 보였지만 나머지 매개 변수들은 비교적 약한 경향성(중심이 원점과 가까움)을 보였다. 또, 피실험자별로 3차원 MDS를 적용하고 같은 방식으로 경향성을 조사했더니 대부분의 피실험자별 개인 인지 공간에서도 f 와 e 가 가장 강한 경향성을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

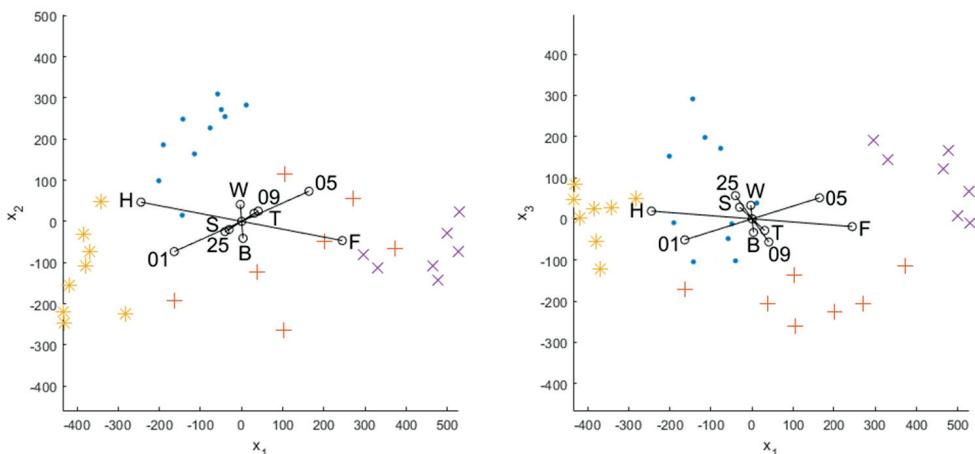


Figure 5.1: 3차원 인지 공간에 나타낸 매개 변수별 경향성

그뿐만 아니라 군집화 결과를 봐도(Table 4.2), 여러 매개 변수 중 인지에 큰 영향을 주는 것은 변의 두께 e 와 최대 마찰력 f 임을 알 수 있었다. 그룹 2에는 32개의 질감 중 e 와 f 가 같은 8개의 질감이 모두 포함되었고, 다른 그룹도 대체로 같은 값의 e 와 f 를 가진 질감들이 묶여있는 것을 확인할 수 있다. 실제로 e, f 조건별 중심과 그룹별 중심이 거의 일치하는 것을 확인할 수 있었다(Figure 5.2). 도형의 종류 P , 도형의 크기 w , 색칠 방법 c 의 경우, 피실험자들은 질감 이미지를 알지 못하고 손가락으로만 느꼈기 때문에 인지적인 차이를 크게 만들지 않았다고 볼 수 있다. 하지만 비유사성 행렬의 일부(Submatrix)에 MDS를 적용하면 전체 인지 공간에서는 볼 수 없었던 세부적인 구조를 확인할 수 있음이 알려져 있기 때문에 [26], 각 그룹 내에서 다른 매개 변수들이 어떤 경향을 보이는지 알아보기 위해 그룹별 부분 행렬에 3D MDS를 적용하고 강한 경향을 보였던 e 와 f 를 제외한 나머지 매개 변수별 경향을 표시해 보았다.

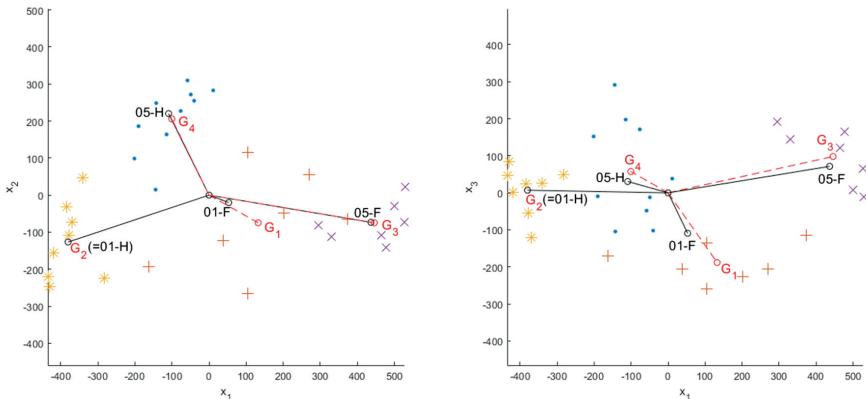


Figure 5.2: 3차원 인지 공간에 나타낸 질감 그룹별 중심(G_i)과 e 와 f 의 조합에 따른 경향. 그룹별 중심과 원점은 빨간 점선, e 와 f 의 조합별 중심과 원점은 검은 실선으로 연결하였다. 조합별 중심의 라벨은 $e - f$ 순으로 붙였다.

그 결과 그룹 3(Figure 5.5)에서는 도형의 모양 P 가 가장 강한 경향을 보였지만, 나머지 그룹에서는 도형의 크기 w 가 강한 경향을 보이는 것을 확인하였다. $f = F$ 인 질감이 많은 그룹 1(Figure 5.3)과 3에서는 P 의 영향이 큰 편이고, $f = H$ 인 질감이 많은 그룹 2(Figure 5.4)와 4(Figure 5.6)에서는 P 의 영향이 작은 편이었다. 이는 $f = F$ 인 경우 마찰력이 있는 부분을 확실하게 인지하는데, 정사각형 질감을 가로나 세로 직선 방향으로 움직이며 만지면 마찰력이 강한 부분과 약한 부분의 대비가 일정하게 반복되지만, 정삼각형의 경우에는 손가락의 위치에 따라 간격이 달라지기 때문에으로 보인다.

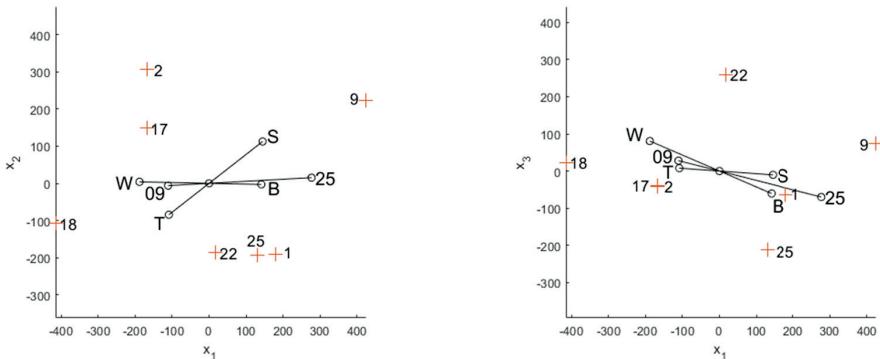


Figure 5.3: 그룹 1에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.0000



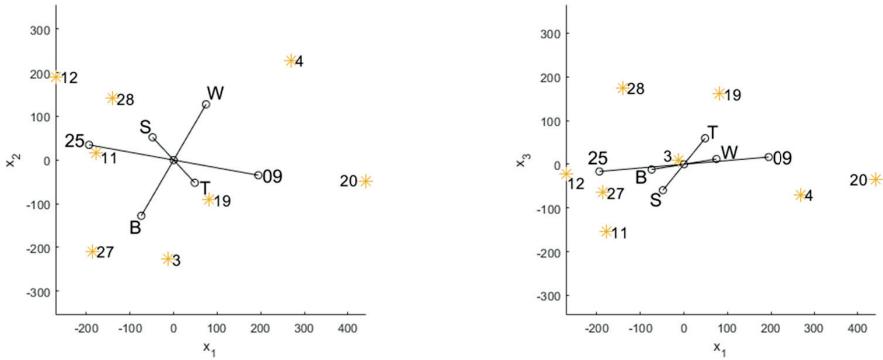


Figure 5.4: 그룹 2에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.02628

$e = 01$ 인 질감이 많은 그룹 1과 2에서는 색칠 방법 c 의 영향이 큰 편이었고, $e = 05$ 인 질감이 많은 그룹 3과 4에서는 c 의 영향이 작은 편이었다. 이는 $e = 01$ 인 경우 색칠 방법에 따라 마찰력이 강한 영역이 도형의 면 전체이거나 1 pixel(0.09 mm) 두께의 얇은 부분이기 때문에 그 대비가 강하지만, $e = 05$ 인 경우는 면의 두께가 5 pixel(0.44 mm)로 앞의 경우보다 대비가 비교적 약하게 느껴졌기 때문으로 보인다.

이러한 매개 변수들의 경향성을 기반으로 판단해 보면, 본 연구에서 사용한 도형의 모양 $P=S$, T 이외에 정육각형을 포함하거나 다른 모양의 Regular가 아닌 Tessellation을 사용하여도 e 와 f 의 경향성이 가장 크리라 추측할 수 있다. 만약 변을 명시적으로 그리지 않고 인접한 도형의 색을 달리하여 구성한 Tessellation을 사용한다면(Figure 2.3), f 의 영향이 가장 강할 것이다.



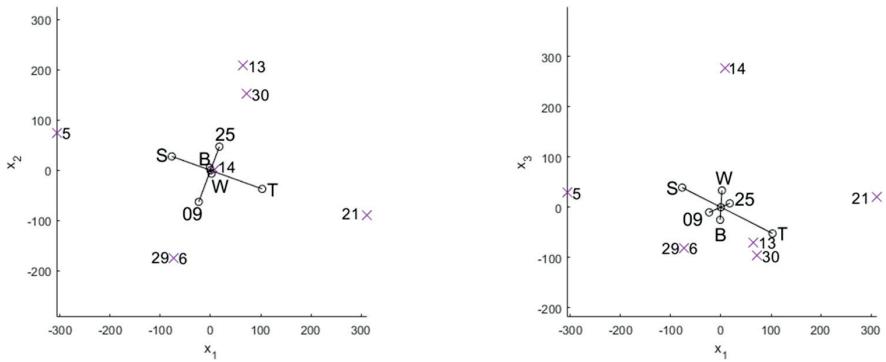


Figure 5.5: 그룹 3에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.0000

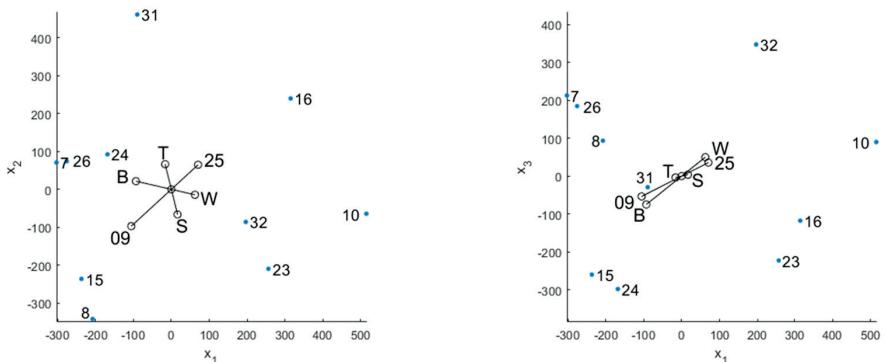


Figure 5.6: 그룹 4에 적용한 3차원 MDS 결과. f 와 e 를 제외한 매개 변수들의 경향성을 표시하였다. 왼쪽: $x_1 - x_2$ 평면, 오른쪽: $x_1 - x_3$ 평면, S-Stress: 0.1236



5.2 형용사 평가

실제 질감 17가지의 3차원 인지 공간을 만들고 형용사 평가를 했던 선행 연구에서는 [17] Rough-Smooth와 Hard-Soft가 거의 수직이고 인지 공간의 차원들과 큰 상관관계가 있음을 밝혔는데, 본 연구에서 사용한 Electrovibration 디스플레이의 경우 마찰력을 변화시켜 다른 질감으로 느끼게 하지만 딱딱한 정도(Hardness)는 바꿀 수 없다. 따라서 Hard-Soft 쌍을 포함하지 않아 해당 형용사와 직접적인 비교는 불가능하지만, 본 연구에서도 Rough-Smooth 쌍이 인지 공간상의 질감 위치와 가장 큰 상관관계가 있었다.

따라서 Rough-Smooth 쌍을 3차원 인지 공간의 한 축으로 결정하고, Rough-Smooth 쌍과 최대한 수직에 가까운 한 Sharp-Blunt 쌍(80.2°)과 Dense-Sparse 쌍(75.1°)을 나머지 두 축으로 보면 되는 것으로 보인다. 하지만 Sharp-Blunt 쌍의 경우 인지 공간에서의 질감들의 위치와의 상관관계가 낮은 편이었다(Table 4.4). Rough-Smooth 쌍과 이루는 각도가 30° 미만인 형용사 쌍들이 나머지 7개중 3개였지만, 형용사 쌍 사이의 각도를 기반으로(Table 5.1) 다른 형용사 쌍을 인지 공간의 세 축으로 설정할 수도 있다.

이를 기반으로 실제 AVN 시스템 UI에 Electrovibration을 적용한다면 영역별로 본 연구에서 분류한 그룹에서 질감을 하나씩 골라 배치한 뒤, 같은 맥락의 항목들은 같은 그룹의 다른 질감을 사용하는 방식으로 적용하여 일관성을 유지하며 사용성을 향상할 수 있을 것이다.



	Sharp	Vague	Bumpy	Heavy	Sticky	Rough	Dense
	Blunt	Distinct	Even	Light	Slippery	Smooth	Sparse
Jagged Aligned	46.8	62.0	10.0	66.3	79.9	53.4	51.7
	Sharp	74.9	47.0	89.7	81.3	80.2	44.2
Vague Distinct		52.2	17.9	23.8	17.9	70.3	
	Bumpy		57.6	70.9	44.7	60.2	
Even							
	Heavy			13.8	12.9	62.2	
Light							
	Sticky				26.5	49.0	
Slippery Rough							
	Smooth						75.1

Table 5.1: 협용사-性强시의 각도.

5.3 본 연구의 한계

본 연구에서는 다양한 매개 변수를 바꿔가며 Regular tessellation을 생성하여 Electrovibration으로 렌더링하였다. 매개 변수별 값을 3개 이상으로 설정하였다면 해당 매개 변수가 증가함에 따라 인지하는 것이 어떻게 변하는지 확인할 수 있었을 것이다. 하지만 한 매개 변수당 값이 3개 이상이었다면 전체 질감의 수가 너무 많아지고, 결과적으로 실험 시간이 증가하여 피실험자들의 피로도가 증가하여 실험 결과에 대한 신뢰도가 떨어질 수 있는 상황이었다.

실제로 72개의 질감으로 진행했던 파일럿 테스트의 인터뷰 결과, 피실험자가 질감의 수가 많아 실험의 난도가 너무 높고 점점 피로해진다는 것을 확인할 수 있었다. 세션 1(Cluster sorting)을 완료하는데 2시간 30분 정도의 시간이 걸렸는데, TanvasTouch의 안드로이드 패드 배터리가 거의 다 떨어져 패드가 종료되기 직전 이었다. 장비의 특성상 안드로이드 패드와 터치 패드 부분을 연결하여 사용하기 때문에 충전하면서 실험을 진행할 수 없었기 때문에 세션 2(형용사 평가)와 같이 진행하기 위해 매개 변수별 값을 2개로 줄여 32개의 질감을 사용했던 점은 본 연구의 한계점이다.

하지만 본 연구를 통해 큰 영향을 끼치는 매개 변수가 e 와 f 임을 확인했으므로, 이를 고정하고 다른 매개 변수들의 값을 3개 이상으로 설정하여 생성한 질감을 사용하여 인지 공간의 세부적인 특성을 자세히 알아볼 수 있을 것이다.



VI. Conclusion

본 학위 논문은 정전기 마찰 진동(Electrovibration)을 차량 내 터치패드에 적용하기 위한 연구의 첫 번째 단계로, 렌더링 할 질감을 생성하는 방법으로 정규 쪽매 맞춤(Regular tessellation)을 사용하고 이를 생성하기 위한 디자인 매개 변수들을 제시하였다. 또, 제시한 방법으로 생성한 질감들의 3차원 인지 공간을 수립하고 형용사 평가를 통해 해당 인지 공간의 특징을 연구하였다.

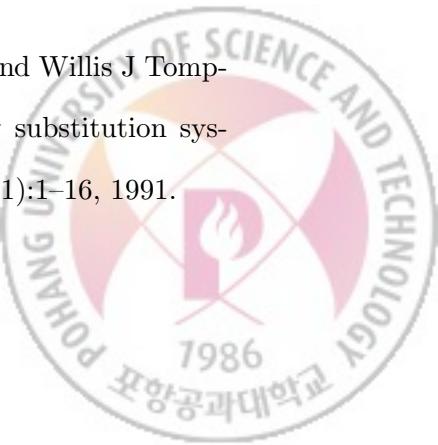
그 결과, Regular tessellation 질감의 최대 마찰력 f 와 변의 두께 e 가 인지에 가장 큰 영향을 주는 것을 발견하였다. 따라서, 인지적인 차이가 큰 질감들을 생성해야 하는 경우 차이가 크게 나는 f 와 e 의 조합으로 질감을 생성하여 사용하면 되는 것으로 보인다. 또, 그룹별 MDS 결과를 통해 비슷하게 느껴지는 질감들 사이에서는 다른 매개 변수(P, w, c)에 따라 구분되는 것을 확인하였다. 따라서 다른 느낌을 제공하고 싶은 경우 f 와 e 를 바꾸고, 비슷한 느낌을 제공하고 싶은 경우 f 와 e 를 고정하고 P, w, c 를 바꾸는 방식으로 실제 UI에 적용할 수 있을 것이다.

본 연구에서 조사한 Electrovibration으로 렌더링한 Regular tessellation의 인지적인 특징들은 향후 Electrovibration의 인지적인 특성을 고려한 시스템을 만들 때 가이드라인을 제시할 수 있을 것으로 기대된다. 그뿐만 아니라, 렌더링 할 질감을 합성할 때 중요한 디자인 매개 변수를 제시할 수 있을 것이다.



참 고 문 헌

- [1] Gary Burnett, Glyn Lawson, Laura Millen, and Carl Pickering. Designing touchpad user-interfaces for vehicles: which tasks are most suitable? *Behaviour & Information Technology*, 30(3):403–414, 2011.
- [2] Alexander Ng and Stephen A Brewster. Investigating pressure input and haptic feedback for in-car touchscreens and touch surfaces. In *Proceedings of the 8th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, pages 121–128. ACM, 2016.
- [3] Roland Spies, Andreas Blattner, Christian Lange, Martin Wohlfarter, Klaus Bengler, and Werner Hamberger. Measurement of driver’s distraction for an early prove of concepts in automotive industry at the example of the development of a haptic touchpad. In *International Conference on Human-Computer Interaction*, pages 125–132. Springer, 2011.
- [4] Olivier Bau, Ivan Poupyrev, Ali Israr, and Chris Harrison. Teslatouch: electrovibration for touch surfaces. In *Proceedings of the 23nd annual ACM symposium on User interface software and technology*, pages 283–292. ACM, 2010.
- [5] Kurt A Kaczmarek, John G Webster, Paul Bach-y Rita, and Willis J Tompkins. Electrotactile and vibrotactile displays for sensory substitution systems. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 38(1):1–16, 1991.



- [6] Akio Yamamoto, Shuichi Nagasawa, Hiroaki Yamamoto, and Toshiro Higuchitkyo. Electrostatic tactile display with thin film slider and its application to tactile tele-presentation systems. In *Proceedings of the ACM symposium on Virtual reality software and technology*, pages 209–216. ACM, 2004.
- [7] Robert M Strong and Donald E Troxel. An electrotactile display. *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, 11(1):72–79, 1970.
- [8] Yasemin Vardar, Burak Guclu, and Cagatay Basdogan. Tactile masking by electrovibration. *IEEE transactions on haptics*, 2018.
- [9] Semin Ryu, Dongbum Pyo, Soo-Chul Lim, and Dong-Soo Kwon. Mechanical vibration influences the perception of electrovibration. *Scientific reports*, 8(1):4555, 2018.
- [10] Dinesh Wijekoon, Marta E Cecchinato, Eve Hoggan, and Jukka Linjama. Electrostatic modulated friction as tactile feedback: intensity perception. In *International Conference on Human Haptic Sensing and Touch Enabled Computer Applications*, pages 613–624. Springer, 2012.
- [11] Jeonggoo Kang, Heewon Kim, Seungmoon Choi, Ki Duk Kim, and Jeha Ryu. Investigation on Low Voltage Operation of Electrovibration Display. *IEEE Transactions on Haptics*, 10(3):371–381, 2017.
- [12] David Wells. *The Penguin dictionary of curious and interesting geometry*, volume 1. Penguin Mass Market, 1991.



- [13] Jack E Bresenham. Algorithm for computer control of a digital plotter. *IBM Systems journal*, 4(1):25–30, 1965.
- [14] Alan Murphy. Murphy’s Modified Bresenham Line Algorithm, 1978.
- [15] Trevor F Cox and Michael AA Cox. *Multidimensional scaling*. Chapman and hall/CRC, 2000.
- [16] Gyslain Giguère. Tutorials in Quantitative Methods for Collecting and analyzing data in multidimensional scaling experiments: A guide for psychologists using SPSS. *Psychology*, 2(1):26–37, 2006.
- [17] Mark Holliins, Richard Faldowski, Suman Rao, and Forrest Young. Perceptual dimensions of tactile surface texture: A multidimensional scaling analysis. *Perception & Psychophysics*, 54(6):697–705, 1993.
- [18] Karon Maclean and Mario Enriquez. Perceptual Design of Haptic Icons. *Proc. of EuroHaptics 2003*, (July):351–363, 2003.
- [19] David Ternes and Karon E. MacLean. Designing large sets of Haptic icons with rhythm. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 5024 LNCS:199–208, 2008.
- [20] Inwook Hwang and Seungmoon Choi. Perceptual space and adjective rating of sinusoidal vibrations perceived via mobile device. In *Haptics Symposium, 2010 IEEE*, pages 1–8. IEEE, 2010.



- [21] Lawrence M Ward. Multidimensional scaling of the molar physical environment. *Multivariate Behavioral Research*, 12(1):23–42, 1977.
- [22] Warren S Torgerson. Multidimensional scaling: I. theory and method. *Psychometrika*, 17(4):401–419, 1952.
- [23] Roger N Shepard. The analysis of proximities: multidimensional scaling with an unknown distance function. i. *Psychometrika*, 27(2):125–140, 1962.
- [24] Roger N Shepard. The analysis of proximities: Multidimensional scaling with an unknown distance function. ii. *Psychometrika*, 27(3):219–246, 1962.
- [25] Jerome Pasquero, Joseph Luk, Shannon Little, and Karon MacLean. Perceptual Analysis of Haptic Icons:an Investigation into the Validity of Cluster Sorted MDS. *2006 14th Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*, 1(3):1–8, 2005.
- [26] Jerome Pasquero, Joseph Luk, Shannon Little, and Karon MacLean. Perceptual analysis of haptic icons: an investigation into the validity of cluster sorted mds. In *Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems, 2006 14th Symposium on*, pages 437–444. IEEE, 2006.
- [27] SS Shiffman, ML Reynolds, and FW Young. Handbook of multidimensional scaling. *New York, NY, USA: Academic*, 1981.
- [28] Pat Dugard, John B Todman, and Harry Staines. *Approaching multivariate analysis: A practical introduction*. Routledge, 2010.



- [29] Jorma Boberg and Tapio Salakoski. General formulation and evaluation of agglomerative clustering methods with metric and non-metric distances. *Pattern Recognition*, 26(9):1395–1406, 1993.
- [30] Mark Hollins, Sliman Bensmaïa, Kristie Karlof, and Forrest Young. Individual differences in perceptual space for tactile textures: Evidence from multidimensional scaling. *Perception and Psychophysics*, 62(8):1534–1544, 2000.



Acknowledgements

2012년부터 포항에서 살았는데 졸업하고 떠난다고 생각하니 시원섭섭한 마음입니다. 부족한 점이 많았는데 잘 지도해주시고 이끌어주신 최승문 교수님께 감사드립니다. 마지막까지 해주신 진심 어린 조언들 항상 새기고 살아가겠습니다. 제 졸업 논문 발표의 심사를 맡아 좋은 피드백을 많이 주신 조민수 교수님과 황인욱 박사님께도 감사드립니다.

또 대학원 생활 내내 즐겁게 지냈던 랩 선배, 동기, 후배들에게도 감사의 말을 전합니다. 도움이 필요하면 항상 잘 도와주셨던 성환, 호진, 용재, 승재, 호준, 인석, 성호 형들 감사드립니다. 동기들 상윤, 겨레, 혜진, 성원이도 이런저런 일을 같이 하며 즐거웠습니다. 후배들 채용, 효승, 지완이도 도움이 필요할 때 잘 도와줘서 고마웠습니다.

마지막으로 항상 묵묵히 믿어주시고 지켜봐 주신 부모님, 누나에게도 감사의 말 씀을 전합니다.

다들 별일 없이 살아갔으면 좋겠습니다.



Curriculum Vitae

Name : Sunung Mun

Education

2012. 2. – 2017. 2. Department of Computer Science and Engineering, Pohang University of Science and Technology (B.S.)
2017. 2. – 2019. 2. Department of Computer Science and Engineering, Pohang University of Science and Technology (M.S.)

Affiliation

1. Haptics and Virtual Reality Lab., Department of Computer Science and Engineering, Pohang University of Science and Technology

