

회화에서 감성 추출에 기반한 어플리케이션 개발 연구

이 태 민¹ · 강 동 완¹ · 조 경 자² · 박 수 진³ · 윤 경 현^{1*}

¹중앙대학교 컴퓨터공학과

²충북대학교 인간심리연구소

³(주)Cyphics

Developing application depend on emotion extraction from paintings

Taemin Lee¹ · Dongwann Kang¹ · Kyung-Ja Cho² · SooJin Park³ · Kyunghyun Yoon^{1*}

¹Department of Computer Science Engineering, Chung-Ang University, Seoul 06974, Korea

²Research of Institution of Human Mind, ChungBuk University, Daejeon 28644, Korea

³Cyphics, Seoul 03984, Korea

[요 약]

화가들은 회화의 예술적 특징들을 이용하여 회화에서 다양한 감정을 제공한다. 이런 특징들은 단순히 색상, 질감등이 있을 수 있지만, 나아가서 그림의 구도나 대칭성이 될 수 있다. 이런 특징들을 통해서 사람들은 회화를 감상할 때 다양한 감정을 느낄 수 있다. 하지만, 이런 특징을 이용하더라도, 비전문가들에게 쉽게 파악되지 않는 회화들이 존재한다. 특징들의 분석이 직관적이지 않은 회화들이 존재하기 때문이다. 본 연구에서는 이 부분을 도와주기 위해서, 회화와 음악을 매칭시키는 콘텐츠를 제작하고자 한다. 이는 주어진 회화를 음악과 같이 접함으로써 사용자들에게 쉽게 회화를 이해할 수 있도록 도와준다.

[Abstract]

Artists use artistic features of paintings to provide various emotions in paintings. These features may be simply color and texture, but they can move on to form a composition or a symmetry. Through these features, people can feel various emotions when enjoying paintings. Even though they are using these features, there are paintings that are not readily accessible to non-extractable experts. This is because the analysis of features is not intuitive. In this paper, we want to produce content that matches paintings and music. This helps user to understand painting easily with paintings and matched music.

색인어 : 감성 모델 | 음악과 회화의 동기화 | 예술적 특징

Key word Emotional Model | Synchronizing music and paintings | Artistic Features

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2017.18.6.1033>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 01 September 2017; Revised 11 October 2017

Accepted 25 October 2017

*Corresponding Author; Kyunghyun Yoon

Tel: +82-02-824-3018

E-mail: khyoon@cglab.cau.ac.kr

I. 서론

회화를 구성하는 요소들은 여러 가지가 있다. 회화는 색상, 질감 등과 같이 회화에서 직접적으로 뽑을 수 있는 물리적 특징들과, 물리적 특징들의 조합으로 만들어지는 구도, harmony와 대칭성 등의 고차원적 예술적 특징들로 이루어진다. 화가들은 물리적 특징들과 이들의 조합인 예술적 특징들을 이용하여 자신의 감정을 표현한다. 예를 들면 [그림 1]의 몽키의 절규같은 경우, 사람의 표정, 어두운 색상, 많은 곡선의 사용등으로 사람들은 일반적으로 좌절감을 그림에서 느끼게 된다.

이런 특징들이 쉽게 눈에 들어오는 회화들의 경우에는 화가의 의도를 쉽게 파악할 수 있다. 하지만, 이런 특징들이 쉽게 들어오지 않는 경우, 비전문가들은 회화에서 느껴지는 감정들을 쉽게 느끼지 못하거나, 화가의 의도를 잘못 이해하는 경우가 생기기 쉽다. 우리는 이를 보조하기 위해서, 주어진 회화에 대해서, 비슷한 무드를 가지는 음악을 추천해줌으로써, 회화의 이해를 도우하고자 한다. 이를 위해서, 회화와 음악을 Arousal-Valence 감성 모델에 매핑시켜 가까운 콘텐츠들을 매칭시키고자 한다. 회화에서 대표적인 특징이 될 수 있는 특징들은 정의하고, 이 특징들을 이용하여, 기계학습을 통해 회화에서 감성을 예측하는 모델을 제작한다. 이 모델을 통해 예측된 Arousal-Valence 값과 기존의 연구에서 사용된 음악의 감성값과의 비교를 통해 잘 맞는 두 콘텐츠를 추천하는 알고리즘을 제시 한다.

II. 관련 연구

회화를 분석하는 연구는 정서보다는 사조나 장르를 예측하는 연구가 많이 진행되었다. [1]는 다양한 미술 작품을 기계 학습을 이용하여 사조 별로 분류하는 방법을 제안하였다. 색상, 비율과 명도 등의 6차원 특징을 사용하여 기계학습을 통해 높은 분류 정확도를 갖는 사조 분류 알고리즘을 개발하였다. [7]은 회화에서 gray-scale 값, edge 정보, HSV 색상 모델 값을 통하여 기계학습을 진행하여 회화의 장르를 예측하였다. [1][7] 연구 모두 회화를 기계학습을 통해 분석하는 연구였지만, 사조 및 장르 분류에 대한 연구일뿐 회화에서의 감성을 정의하는 연구는 아니었다.

주어진 회화에 대해서 일반적인 정서를 예측하는 연구는 초보적으로 진행되어졌다[8]. [8]는 회화에서 Lab 색상 값과 Sift 정보 값을 이용하여 기계학습을 통해 회화에서 감정을 추출하였다. 이 역시 이미지에서 직접적으로 얻을 수 있는 물리적 특징만을 사용했다는 단점이 있다. [2]은 회화에서 대표적 3색 배색 조합을 통해 감성 형용사를 추출하였고, [3]는 이 감성 형용사를 A.V. Russell[8] 모델에 매핑시켜 감성 결과를 응용하기 쉽게 만들었다. [2] [3]는 회화에서 얻을 수 있는 예술적 특징을 이용하여 회화를 예측하였지만, 색상에 한정된다는 단점이 있다.

이처럼 기존의 연구들은 특징들을 선별하기 쉬운 사진을 중심으로 분석을 하거나, 회화를 사용하더라도 물리적 특징만

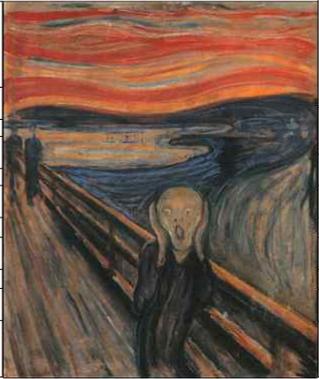
Physical Features		Artistic Features
Color		Color Harmony
Saturation		
Brightness		Symmetry
Texture		Complexity
Line		Object

그림 1. 회화의 구성 요소
Fig. 1. Component of Paintings

을 이용한 연구들이었다. 물리적 특징들만을 사용하더라도, 어느정도 감성의 예측이 가능하지만, 이러한 특징만으로 예술적인 회화를 예측한다는 것은 결과의 신뢰도가 떨어질 수 있다. 우리는 이런 단점들을 극복하기 위해서, 회화에서 물리적 특징들의 조합으로 이루어질 수 있는 예술적 특징들인, 색상의 조합, 구도, 대칭성, 등을 분석한다. 또한 이를 토대로 높은 정확도의 감성 예측 모델을 제작하고자 한다. 예측 모델로 나온 결과는 음악과의 매칭을 통해 회화와 어울리는 음악을 제공하는 어플리케이션을 제작한다.

III. 본론

회화와 음악의 비슷한 무드를 찾기 위해서는 다른 두 콘텐츠를 하나의 감성 좌표계위에 놓는 것이 중요하다. 우리는 감성 연구에서 가장 보편적으로 사용되는 러셀 Arousal-Valence 모델을 이용하였다. 기존의 연구를 통해[3] 음악의 감성 Arousal-Valence 값은 가지고 있기 때문에, 우리는 회화에서의 Arousal-Valence 값을 갖기 위해서 모델을 제작하였다. 이 때 우리는 두 가지 단계를 거쳤다. 하나는 특징 추출(Feature Extraction) 단계이고, 다른 하나는 회귀분석(Regression) 단계이다. 특징 추출 단계에서는 주어진 회화와 감성과 연관이 될 수 있는 특징들을 선별한다. 이 특징들은 색상의 조합을 통한 테크닉, 선들의 집합인 구도, 대칭성 등이다. Regression 단계에서는 회화의 분석에 사용되는 DB Set 구축과 Regression 모델 제작으로 나누어진다. 인상과 화가들의 회화 작품을 수집하고 설문 조사를 통한 A.V. 값을 수집하여 DB를 구축한다. 수집된 Ground-truth 값과 회화와 특징 값들을 이용하여 Regression 모델을 제작하여 A.V. 값을 예측하였다. [그림 2]는 우리의 시스템을 도식화 한 것이다.

3.1. 특징 추출

1) 물리적 특징(Physical Features)

본 연구에서 회귀 분석의 특징으로 기존의 연구들에서 사용된 물리적 특징들도 사용하였다[Zujovic]. 회화를 흑백으로 바

꾼 후, 이미지 전체의 채도 값과 밝기 값의 평균을 특징으로 사

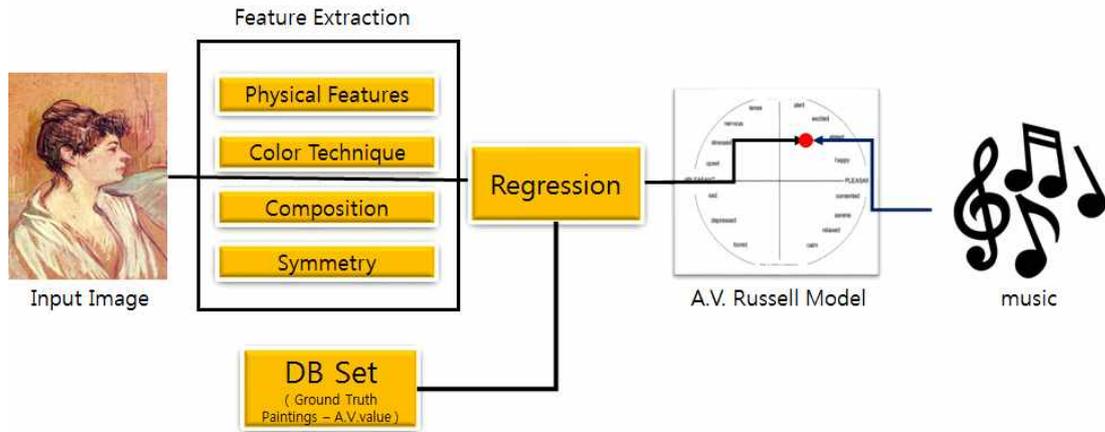


그림 2. 시스템 개요
Fig. 2. System Flow

용하였다. 또한 회화에서 wavelet을 추출하여 사용하였다[Liu]. 추출된 wavelet중 Low Horizontal, Low Vertical, Low Diagonal 과 Average Horizontal 네 개의 값을 사용하였다.

2) 색상 배색 테크닉(Combination Technique)

[3]는 회화를 구성하는 대표 색상을 이용하여 회화의 감성을 예측하였다. [3]는 회화를 구성하는 대표적인 삼색배색을 추출하여, Kobayashi가 정의한 935개의 삼색배색을 통해 감성 형용사와 matching 시킨 후, 감성 형용사를 대표하는 Arousal-Valence값을 회화의 감성으로 정의하였다. 본 연구에서는 [3]의 연구에서 회화로부터 대표 삼색 배색을 뽑는 과정을 사용하였다.

[3]의 연구에서 3색배색을 가지고 와서, 이 3색 배색이 가지고 있는 테크닉을 사용한다. 테크닉이란 Kobayashi가 3색배색을 조합할 때 사용한 것으로, 색상-톤 배색, Gradation-Separation, Similarity- Contrast이다[10]. 색상과 톤은 색상이나 톤이 다양하게 쓰이는 척도이고, Gradation- Separation은 톤의 순차적 증가가 있는지 없는지에 대한 척도, Similarity-Contrast는 색상이 비슷하게 사용되었는지 반대색이 사용되었는지에 대한 척도이다. [그림 3]은 색상 테크닉 추출에 대한 과정을 설명한 것이다.

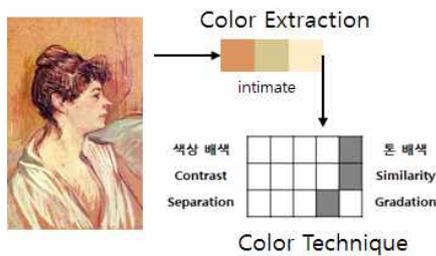


그림 3. 색상 배색 테크닉
Fig. 3. Color Technique

3) 구도(Composition)

회화에서 구도란 선의 나열을 통한 회화의 전체적인 형태를 의미한다. 선들의 방향이 일정하지 않거나(dynamic) 대각방향의 선들이 주로 이루어진 그림에서 혼란, 혹은 동적인 느낌을 얻을 수 있다. 반대로 수평적인 선들이 많은 경우에는 안정적인 고 차분한 느낌, 수직선이 많은 경우에는 무거운 느낌을 그림에서 얻을 수 있다. 우리는 회화를 구성하고 있는 선들의 방향성을 추출하기 위해 Progressive Probabilistic Hough Transform[5]를 이용하였고 추출된 선들의 경사도를 정의하여 수평, 수직, 그리고 대각선 강도를 계산하였다.



(a) 입력 이미지 (b) 라인 추출 결과
그림 4. 라인 출력
Fig. 4. Line Extraction

검출된 직선[그림 4b]들의 방향이 0~30도는 수직선, 30~60도는 대각선, 그리고 60~90도는 수평선으로 정의하고, 이를 수치화하였다. 수식 (1)를 통해 각 직선을 이루고 있는 픽셀 강도의 총합, Line Score를 특징값으로 계산하였다. k는 세가지 방향성을 의미한다. 이미지 전체에서 해당 픽셀의 변화량 정도를 강도로 정의하기 위해, 전체 변화량의 평균(μ_{total})과 표준편차(σ_{total}^2)를 기반으로 한 누적분포함수 값을 픽셀의 강도(Pixelscore)로 정의하였다. 각 Pixelscore의 값의 합은 LineScore

가 되고 주어진 회화의 모든 선의 강도의 합을 MaxRadius로 정규화함으로써 각 선의 강도를 정의하게 된다. 이는 이미지의 변화량 평균과 유사한 변화량을 갖는 라인은 낮은 값을 갖게 되고, 다르게 되면 높은 값을 갖게 되는 것을 의미한다. [그림 6b]를 통하여 나온 직선의 강도 값은 H,V,D 가 각각 (2.199, 7.063, 1.918)이다.

$$S_k = \frac{\sum \text{LineScore}_k}{\text{MaxRadius}} \quad (k = V, D, H) \quad (1)$$

$$\text{LineScore}_k = \sum \text{PixelScore}$$

$$\text{MaxRadius} = \sqrt{\text{width}^2 + \text{height}^2}$$

$$\text{PixelScore}_i = \text{CDF}(\mu_{\text{total}}, \sigma_{\text{total}}^2, \text{PixelGradient}_i)$$

4) 대칭성 (Symmetry)

기본적인 대칭성은 어떤 기준을 중심으로 얼마나 같은지를 의미한다. 회화에서 이 대칭성은 시각적으로 비슷한 물체들 혹은 색들이 배치되는가를 의미한다. 대칭성이 클수록, 관찰자들은 회화에서 안정감을 느낄 수 있다. 반대로 대칭성이 적을수록 복잡한 느낌을 받거나, 불안정한 느낌을 받을 수 있다. 대칭성은 시각적인 요소로 구성되고, 우리는 시각에 영향을 미칠 수 있는 색상을 이용하여 대칭성을 계산하였다.

색상 기반의 대칭성은 그림을 가로 혹은 세로 중심축으로 나누었을 때 양쪽의 색상이 같을수록 대칭성이 크다고 정의하고, 작을수록 대칭성이 낮다고 정의하였다. 이를 위하여, 중심축을 기준으로, 같은 거리에 있는 픽셀값 간의 차이를 계산함으로써 대칭성 정도를 측정하였다. 데칼코마니와 같은 이미지를 대칭성이 최대가 나올 수 있도록 수식 (2)를 정의하였다.

$$Sym_h = \sum_{x=0}^{height/2} \sum_{y=0}^{width/2} (p(x, \frac{width}{2} - y) - p(x, \frac{width}{2} + y)) \quad (2)$$

$$Sym_w = \sum_{x=0}^{height/2} \sum_{y=0}^{width/2} (p(\frac{height}{2} - x, y) - p(\frac{height}{2} + x, y))$$

(x,y)는 x, y 위치의 pixel의 RGB색상값을 의미하고, 우리는 각 채널의 차의 평균으로 계산하였다. 회화의 중심을 기준으로 같은 거리의 픽셀들의 RGB값이 클수록 대칭성이 낮게 계산되고, 차이가 적을수록 대칭성이 크게 계산된다. [그림 5]은 수식 (3)을 통하여 색상 기반 대칭성으로 계산된 작품들 중 수평적 대칭성이 높은 작품과 낮은 작품을 나타내고 그 값들을 보여준다. [그림 5(a)]는 세로중심축을 기준으로 양쪽의 색상의 값들이 비슷하기 때문에, 각 픽셀의 차이가 크지 않다. 따라서, 수평적 대칭성이 높게 계산되고, 그 값은 0.0792이다. 반면 [그림 5(b)]의 경우에는 같은 거리에 있는 값들의 명암의 차이가 극심한 것을 볼 수 있다. 즉 대칭성이 낮고, 그 값은 0.4644였다.

3.2. 회귀 분석

1) 데이터 수집

우리는 분류가 잘 될 수 있는 회화들을 수집하였다. 색상이나 질감등이 분명하게 그려지는 인상파 회화를 위주로 57장의 회화를 수집하였다. 신화나 설화에서 등장하는 물체가 감상에



(a) 수평적 대칭성이 높은 회화(0.0792) (b) 수평적 대칭성이 낮은 회화(0.4644)

그림 5. 대칭성 결과 이미지
Fig. 5. Symmetry Result Image

영향을 미칠 수 있는 고전주의 회화들은 배제하였다. 또한 현대의 예술 또한 작가의 의도로 재해석되거나 사회적 배경같은 해석이 영향을 미치는 것들도 배제하고 수집하였다. 수집된 57장의 회화에 대해서 M-turk(Amazon’s Mechanical Turk)을 통해 각각의 회화의 Arousal-Valence 값을 수집하였다. SD법을 활용하여 각각의 score는 1~9까지 값을 수집받았다. 기존 설문 조사 경력이 1000회 이상 수행한 사람 중 95%이상의 신뢰도를 지닌 사람만 응답이 가능하도록 했다. 57장에 대해서 1000회 수행하였으며, 중복 데이터 및 신뢰도가 낮은 데이터를 제외하여 한 회화당 약 90회의 Arousal-Valence 값을 수집하였다.

2) 회귀 분석

Regression을 위해 사용된 특징은 [표 1]과 같다.3.2에서 수집한 특징들 뿐만 아니라 일반적으로 사진을 분석할 수 있는 물리적 특징들도 포함하여, Linear Regression을 수행하였다. 수식 (3)은 Regression 모델을 보여주는 것이고, x는 Arousal, Valence 값으로 1~9사이의 값이 들어가고, a는 Feature Matrix이다. 이를 최소한으로 하는 weight 값을 찾아 예측 모델을 제작하였다.

$$\min \left(\sum_{i=1}^n (x^{(i)} - \sum_{j=0}^k w_j a_j^{(i)})^2 \right) \quad (3)$$

표1. Regression 특징 종류

Table 1. Features for Regression

분류	특징 이름(개수)
물리적특징(6)	wavelet_LH, LV, LD, AH(4), AVE_saturation,brightness(2)
색상테크닉(3)	색상-톤 배색, Gradation-Separation, Similarity-Contrast
구도(3)	Vertical, Horizontal, Diagonal
대칭성(2)	H_symmetry_color, V_symmetry_color

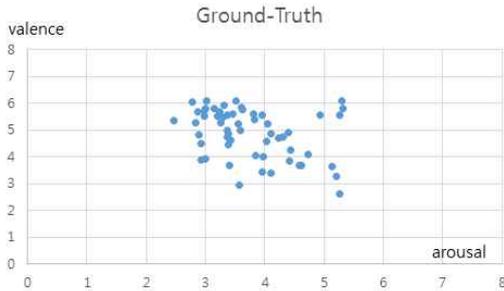
IV. 실험 결과

4.1.예측 결과

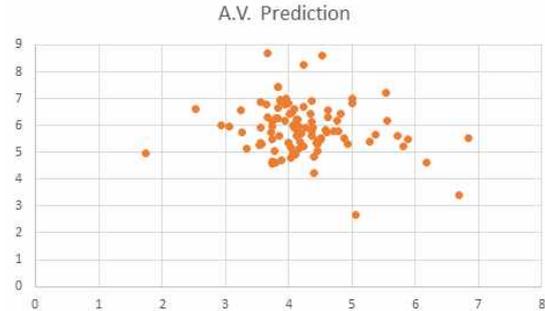
57장의 데이터 셋을 이용하여 Linear Regression을 수행하여

결과를 예측하였다. [그림 6(a)]는 57장을 M-turk을 통해 조사한 A.V.값의 평균을 분포시킨 것이다. 그리고 [그림 6(b)]는 이를 통해서 다시 57장을 예측하여 분포시킨 분포표이다. 좌우로 튀는 값이 한 두 개정도 있지만, 그 경우를 포함하더라도, Arousal 예측 정확도는 74.8%이고, Valence의 예측 정확도는

제작하였다. 매칭 결과를 검증하기 위해서 15명의 사용자들에게 우리의 매칭 결과를 보여주고 그 결과에 대해서 1~5점의 점수를 받았으며, 그 점수는 3.8점이였다. 이는 기존의 연구였던 [3]에서 나온 3.44점보다 높은 점수로써 회화의 예측 성능이 기존의 것보다 향상됐음을 보여준다.

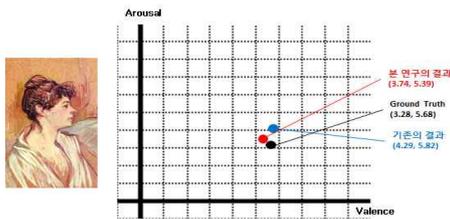


(a) 57장의 정답셋

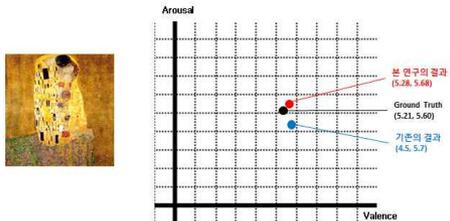


(b) 예측 모델을 통한 결과

그림 6. 예측 결과 분포도
Fig. 6. Distribution of Prediction



(a) "Portrait of Marcelle", Toulouse Lautrec



(b) "The Kiss", Gustav Klimt

그림 7. 회화의 감성 예측 결과
Fig. 7. Prediction Result

83.2%이다. Arousal의 예측성능보다 Valence의 예측 성능이 좋은 이유는 평균적으로 사람들의 평가가 많이 Valence측면에서는 많이 변화가 없기 때문이다. 우리의 예측 모델을 통해 임의의 회화들을 A.V좌표계에 예측시켜 매핑시켰다. [그림 7]은 회화에 대해서 Ground-truth, 예측한 결과 값과 기존의 연구[3]의 위치를 표현한 것이다.

4.2.매칭 결과

회화에서 예술적 특징들을 추출하고, 선형 회귀 분석(Linear regression)을 이용하여 감성을 예측한다. 주어진 회화에 대해서 euclidean distance를 이용하여 [3]에서 계산해놓은 가장 가까운 음악을 매칭시킴으로써, 회화와 음악의 감성적 매칭 모델을

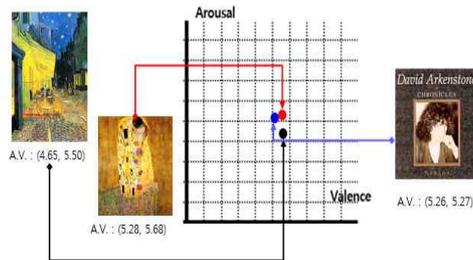


그림 8. 회화와 음악의 매칭 결과
Fig. 8. Matching result with Music

[그림 8]는 매칭 결과 예시에 대해서 보여준다. 이 결과는 주어진음악(David Arkenstone의 "Valley In The Clouds")에 대해서 기존에 매칭되었던 회화와 본 연구를 통해서 매칭되는 회화이다. [3]의 연구를 통해서 나온 회화(Vincent Van Gogh의 "Cafe Terrace")의 A.V. 값은 (4.65, 5.50)이고 본 연구를 통해서 나온 회화(Gustav Klimt의 "Kiss")의 A.V. 값은 (5.28, 5.68)으로 (5.26, 5.27)의 값을 가지고 있는 음악과 매칭되었다. 사용자 평가 점수는 4.0에서 4.3으로 증가하였다.

V. 결론

본 연구는 주어진 회화에 대해서 어떤 감성을 가지고 있는지 예측하는 모델을 제작하는 알고리즘을 제시하였다. 이를 위해 기존의 연구에서보다 회화에 어울리는 예술적 특징들을 정의하고 그것들을 추출하였다. 이 특징들은 회화에 예술적으로 밀접한 관계를 가지고 있고, 결과에서 볼 수 있다시피 예측 정확도 향상에 많은 도움이 되었다. 향상된 회화의 예측 결과는 감성 기반 미디어 검색 분야에서 많이 사용될 수 있다. 또한 증강현실 콘텐츠들이 많이 개발되는 현재에[9][11], 증강현실을 통해서, 음악과 회화를 동시에 감상하는 가상 박물관 어플리케이션

선 개발이 가능하다. 본 연구처럼 음악과의 매칭을 통해 사용자들에게 효과적인 감성 전달이 가능한 응용프로그램 개발이 가능하였다.

본 연구의 결과를 향상시키기 위해서는 다음과 같은 향후 연구를 고려할 수 있다. 첫째, 사용되고 있는 특징들의 보완이다. 우리가 사용하는 회귀 분석 모델링은 특징의 개수가 많을수록 결과의 향상이 가능하다. 회화의 특징으로 구도나 대칭성뿐 아니라 질감과 형태도 고려할 수 있다. 특히 회화 안에서 사용된 오브젝트들은 회화의 감성에 크게 영향을 끼칠 수 있다. 사용된 오브젝트의 감성이 고려된다면 결과의 향상을 예측할 수 있다. 둘째, User-study 대상의 확장이 있다. 본 연구는 Amazon Mturk 을 통해 사용자 설문을 진행하였다. 이는 전문가 대상으로 하지 않았기 때문에 회화에 대한 확연한 감성분석이 진행되지 못했다. 미학 전문가 혹은 회화 전문가들에게 조사가 이루어진다면, 더 높은 정확도의 예측이 가능할 것으로 예상된다. 마지막으로, 개인화 조사의 필요성이다. 회화의 감성을 예측하더라도, 사람의 성격에 따라 그 결과가 다를 수 있다. 그로 인해서, 잘 예측된 감성들도 만족도가 낮은 경우가 생긴다. 이를 해결하기 위해서는 사람들의 특성들도 고려할 수 있는 개인화 모델을 제작해야 한다.

감사의 글

본 연구는 2013년 한국 연구재단의 지원(2013S1A5B6054557)받고, 2017년도 한국 연구재단의 지원(No. NRF-2017R1A2B4007481)을 받아 수행된 기초연구사업임.

참고문헌

- [1] Icoğlu, O. Gunsel, B. and Sariel, S. Classification and indexing of paintings based on art movements. Signal Processing Conference, 2004 12th European
- [2] Shim, H., Kang, D, and Yoon, K., “Extracting emotional adjectives from paintings using color combinations”, 2015
- [3] Lee, T., Lim, H., Kim, D., Hwang, S., AND Yoon, K., System for Matching Paintings with Music based on Emotions, In Technical Brief of the Siggraph Asia, 2016
- [4] YANULEVSKAYA, V., VAN GERMERT, J. C., ROTH, K. HERBOLD, A. K., SEBE, N., AND GEUSEBROEK, J. M., Emotional valence categorization using holistic image features. In IEEE International Conference on Image Processing, 2008
- [5] J.Matas, C. Galambos, and J.Kittler, “Robust Detection of Lines Using the Progressive Probabilistic Hough Transform“, Computer Visual Image Underst., vol. 78, no. 1, pp. 119-137, 2000
- [6] Endres, D. M.; J. E. Schindelin, A new metric for probability

distributions, Ann. Inst. Statist. Math. 55 (3): 639–653, 2003

- [7] Zujovic, J. Gandy, L. Friedman, S., Pardo, B., and Pappas, T.N. Classifying paintings by artistic genre: An analysis of features and classifiers. Multimedia Signal Processing, 2009. IEEE International Workshop on. 2009,
- [8] RUSSELL, J., NOBLE, B., AND SNEDDON, I. N. 1980 A Circumplex Model of Affect, Journal of Personality and Social Psychology, 1161-1178.
- [9] Seong M., and Lee D, Design and Implementation of Cultural Property Learning Contents Using Augmented Reality, The Journal of Digital Contents, 2017, Vol 18(5), 831-837
- [10] KOBAYASHI S. 1991, Color Image Scale, Kosdansha International.
- [11] Won, J., Cho, S., The Effects of AR(Augmented Reality) Contents on User's Learning : A Case Study of Car manual Using Digital Contents, The Journal of Digital Contents, 2017, Vol 18(1), 17-23



이태민(Taemin Lee)

2011년 2월 : 중앙대학교 컴퓨터공학과(공학사)
2013년 2월 : 중앙대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
2013년 3월 ~ 현재 : 중앙대학교 컴퓨터공학과 박사과정

<관심분야> : 비사실적 렌더링, 색이론, 감성 렌더링



강동완(Dongwann Kang)

2006년 2월 : 중앙대학교 컴퓨터공학과(공학사)
2013년 2월 : 중앙대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

2013년 3월 ~ 2015년 6월 : 중앙대학교 리서치펠로우 재직
2015년 7월 ~ 2017년 8월 : 영국 본머스대학교 방문연구원
2017년 9월 : EU 마리퀴리 펠로우십 선정
<관심분야> : 비사실적 렌더링, 이미지 프로세싱, 계산 미학



조경자(Kyung-Ja Cho)

1993년 : 충북대학교 대학원 (문학석사)
2000년 : 연세대학교 대학원 (이학박사-인지과학)

2000년~2006년: 연세대학교 인지과학연구소 연구교수
2006년~2009년: 충북대학교 심리학과 초빙교수
2011년~현 재: 충북대학교 인간심리연구소 연구원
※ 관심분야 : 감성(Sensibility), 인지공학(cognitive engineering), 사이버학습(cyber learning) 등



박수진(SooJin Park)

1992년 : 연세대학교 대학원 (문학석사)
1999년 : 연세대학교 대학원 (철학박사-인지심리학)

2000년~2002년: 연세대학교 인지과학연구소 연구교수
2002년~2008년: 충북대학교 인문학연구소/사회과학대학 연구원
2008년~2010년: 연세대학교 인지과학연구소 전문연구원
2010년~2014년: (주) ThinkUser 디자인연구소장, SNC 부문장
2014년~현 재: (주) Cyphics 협력디렉터
2016년~현 재: (주) CompanyD 파트너
※ 관심분야 : 시지각(Visual Perception), 감성(Sensibility/Emotion), 사용자경험(User Experience), 서비스디자인 (Service Design) 등



윤경현(Kyunghyun Yoon)

1981년 8월 : 중앙대학교 전자계산학과(공학사)
1983년 8월 : 중앙대학교 전자계산학과(공학석사)
1988년 5월 : University of Connecticut 컴퓨터공학과(석사)
1991년 3월 : University of Connecticut 컴퓨터공학과(공학박사)

1985.09~1991.05 : 한국 전기연구원 연구원
1997.03~1999.02 : 중앙대학교 가상학습지원센터 소장
2001.09~2003.02 : 중앙대학교 정보대학원 부원장
2007.04~2009.01 : 중앙대학교 대학원 부원장
2009.02~2012.02 : 중앙대학교 기획처장
2012.02~2013.09 : 중앙대학교 자연공학계열 부총장
1991.07~현재 : 중앙대학교 컴퓨터공학부 교수
※ 관심분야 : 비사실적 렌더링, 이미지프로세싱, 감성기반 렌더링, 계산미학