

## Efficient Emotional Relaxation Framework with Anisotropic Features Based Dijkstra Algorithm

Jong-Hyun Kim\*

\*Professor, Dept. of Software Application, Kangnam University, Yongin, Korea

### [Abstract]

In this paper, we propose an efficient emotional relaxation framework using Dijkstra algorithm based on anisotropic features. Emotional relaxation is as important as emotional analysis. This is a framework that can automatically alleviate the person's depression or loneliness. This is very important for HCI (Human-Computer Interaction). In this paper, 1) Emotion value changing from facial expression is calculated using Microsoft 's Emotion API, 2) Using these differences in emotion values, we recognize abnormal feelings such as depression or loneliness. 3) Finally, emotional mesh based matching process considering the emotional histogram and anisotropic characteristics is proposed, which suggests emotional relaxation to the user. In this paper, we propose a system which can recognize the change of emotion easily by using face image and train personal emotion by emotion relaxation.

▶ **Key words:** Emotional relaxation, anisotropic features, Dijkstra algorithm, Human-computer interaction

### [요 약]

본 논문에서는 비등방성 특징 기반의 다익스트라 알고리즘(Dijkstra algorithm)을 이용한 효율적인 감성 완화 프레임워크를 제안한다. 감성을 완화시키는 것은 감성 분석만큼이나 중요하며, 사람의 우울함이나 외로움을 자동으로 완화시켜줄 수 있는 프레임워크로써 인간과 컴퓨터의 상호작용(HCI, Human-Computer Interaction) 측면에서도 매우 중요한 의미를 갖는다. 본 논문에서는 1) 마이크로소프트의 Emotion API를 이용하여 얼굴 표정으로부터 변화하는 감정값을 계산하고, 2) 이 감정값의 차이를 이용하여 우울이나 외로움 같은 이상 감정을 인지한다. 3) 마지막으로, 감성 히스토그램과 비등방성 특성을 고려한 감정 메시 기반의 매칭 과정을 거침으로써 사용자에게 완화된 감성이 내포된 이미지들을 제시해준다. 본 논문에서 제안하는 기법은 얼굴 영상을 이용하여 사용자가 쉽게 감성의 변화를 인지하고, 완화된 감성으로 감정을 트레이닝 할 수 있는 시스템이다.

▶ **주제어:** 감성완화, 비등방성 특징, 다익스트라 알고리즘, 인간과 컴퓨터의 상호작용

## I. Introduction

사람의 감성을 이해하고 그에 따른 다양한 기능을 제공해주는 분야는 HCI나 유비쿼터스 컴퓨팅, 복지기술, 인간 중심 삶 등 다양한 연구 분야에서 공통적으로 요구되는 기술 중 하나이다. 최근에는 딥러닝을 이용하여 사람의 감성을 예측하거나[1,24,25], 사람을 얼굴을 실시간으로 추적하고[2,3], 애니메이션하는 기술들도 쏟아져 나오고 있다[4,5]. 사람의 감성을 분석하는 것 만큼 중요한 기술이 바로 완화감성이다. 완화 감성은 양극성을 가진 감성을 자동으로 완화시켜주는데 그 목적을 두고 있으며, 이는 조현병 환자, 노인, 아동의 정서적 안정을 위한 학습에도 필요한 기술이다. 이를 구현하기 위해, 본 논문에서는 이미지의 색상 히스토그램과 비등방성 특징(Anisotropic features)을 이용하여 감성의 대표 위치를 찾고, 이들의 관계를 다익스트라 알고리즘을 통해 최적화시킨다.

제안하는 시스템의 알고리즘 개요는 얼굴 표정으로부터 감성을 계산한 뒤, 이 감성을 억누를 수 있는 양극성 감성을 통해 감성을 완화시켜 줄 수 있는 이미지들을 사용자에게 제안해주는 프레임워크이다. 본 논문의 알고리즘 개요는 사용자의 얼굴표정을 얻기 위한 과정을 시작으로 아래와 같은 순서로 수행된다.

- 1) 사람의 기본 감정이 내제된 영상을 본 사용자의 얼굴 표정 사진을 얻는다.
- 2) 얼굴 표정 사진으로부터 감정과 감정 변화율을 계산하고, 이것을 기반으로 감정 이상 변화를 찾는다.
- 3) 감성 기반의 색상 히스토그램을 이용하여 감정 메시를 생성하고, 이 메시의 비등방성 특성을 기반으로 감성의 대표위치를 결정한다.
- 4) 감성의 대표 위치와 사전에 정의된 양극성 테이블에 해당하는 완화 감성을 통해 사용자의 얼굴 표정에서 나타나는 완화 감성 이미지를 제안해 준다. 이 과정에서 다익스트라 알고리즘 기반으로 최적의 완화 감성을 사용자에게 제안해 준다.

## II. Preliminaries

### 1. Related works

사람의 내적 감성을 예측하는 것은 매우 어려운 주제 중 하나이며, 이런 감성을 측정하는 방법도 다양한 분류로 나누어진다 : 대화 과정에서 나타나는 얼굴 표정, 목소리 인

식, 생체 신호 등. Ekman[6]은 감정 표현에 있어서 일반적으로 여섯 가지 표정(놀람, 공포, 혐오, 행복감, 두려움, 슬픔)으로 나타난다고 정의하였고, Vogt과 Elisabeth은 음성신호와 생체신호를 이용하여 감성을 인식하려고 노력하였다[7]. 하지만, 음성신호는 개인마다 사용하는 억양이 다르고, 사투리와 같은 특색을 검출해야 되기 때문에 이것을 일반적인 감성인식에 활용하기에는 어려운 접근법이다.

또한, 정확한 얼굴의 움직임에 이용하여 감성을 인식하려는 연구들도 있었으며, 대표적으로 얼굴에 EMG(Electromyography) 센서를 부착하여 근육의 움직임을 찾고, 이를 통해 표정을 구분하는 연구들이다[8,9]. 근육의 움직임을 이용한다는 것은 개인마다 차이가 큰 음성인식보다 정확한 감성인식이 가능하지만, 얼굴에 직접 센서를 부착하기 때문에 얼굴 근육을 움직이기 것이 불편하면, 결과적으로 부자연스러운 감성으로 표현될 수 있는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 얼굴 영상을 기반으로 감성인식을 하는 접근법들이 각광을 받았다 [10,11]. 얼굴 영상으로부터 표정에 영향을 주는 근육의 움직임을 찾고 감성을 분류하는 이 접근법들은 앞에서 설명한 방법들에 비해 센서를 붙이지 않기 때문에 좀 더 수월하고 정확하게 감성인식 결과를 얻을 수 있다.

Shim Kyu Bo[12]는 얼굴 영상에 대해 감성적인 요소가 많은 특징들을 추출한 후(눈, 코, 입의 움직임이나 에지 등), Bayesian Learning PCA(Principal component analysis)를 이용하여 특징 패턴을 분석 및 분류했다. 얼굴 영상을 이용하여 감성인식을 수행하는 방법으로는 분류 방법에 따라 PCA[13], LDA(Linear discriminant analysis)[14], ICA(Independent component analysis)[15] 방법들이 존재한다. 최근에는 마이크로소프트에서 개발한 Emotion API기술은 인공지능을 기반으로 영상이나 사진으로부터 감성을 추출하기 때문에 비교적 정확도가 높다[16].

감성을 자주 활용하는 분야 중 하나가 이미지 프로세싱이며, 특히 그 중에서 색상 전환 연구가 활발하게 연구되었다. 이미지 색상 전환 연구 분야에서는 대부분 문제의 도메인을 전역 공간으로 가정하고 색상 변환 과정을 수행한다. 예를 들어, Reinhard 등은[17] 원본(Source)과 대상(Reference) 이미지 전체의 색상 통계를 이용하여 색상을 전환하는데 사용했다. 이 같은 구조는 이미지의 일부 영역만을 수정하려고 해도, 전체 이미지의 색상에 영향을 받는다는 것을 의미한다.

몇몇 연구자들은 이 문제를 해결하기 위해 복잡한 이미지 공간이나 색상의 특성을 이용하려고 시도했지만, 이러

한 접근법은 또 다른 문제를 야기 시켰다. 기본적인 색상 범주를 이용하는 방법들에서는 모든 색상이 동일한 색상 범주로만 변경되기 때문에 색상 변환이 특정 색상 범주 내로 제한된다[18,19]. 또 다른 방법으로 House와 Greenfield는 복잡한 이미지 색상과 공간적 특성을 사용하여 이미지 팔레트 연관성을 계산했고, 이를 색상 변환에 활용하였다[20]. Ji 등은 기댓값 최대화 알고리즘(Expectation maximization algorithm)을 이용하여 국부적인 색 변환 문제를 해결하였으나, 분할(Segmentation) 및 영역 색 결정에 대해서는 안정적으로 수행되지 않는다[21]. Konushin와 Vezhnevets는 셀룰러 오토마타(Cellular automata)를 이용하여 관심대상을 선택하는데 성공적으로 활용했지만, 단일 색상만이 원본 이미지로 사용될 수 있다[22].

### III. The Proposed Scheme

제안하는 프레임워크의 알고리즘 개요는 색상을 기반으로 이미지에서 분위기를 추출하고, 이에 따라 1,200장의 이미지를 분류하는 데이터 전처리 과정을 시작으로 아래와 같은 순서로 수행된다 (Fig. 1 참조).

- 1) 일반적인 6개의 감정이 표현된 영상을 시청한 사용자의 얼굴 표정 사진이나 영상을 얻는다.
- 2) 마이크로소프트의 Emotion API를 이용하여 얼굴 표정에 나타난 감정을 계산하고 이를 기반으로 감정이 변하는 시점을 분석하고, 감정 이상 변화를 인지한다.
- 3) 색상 히스토그램을 이용하여 비등방성한 감정 메시지를 구성하고, 이것으로부터 감성의 대표위치를 계산한다.
- 4) 감성의 대표위치를 노드 위치로 하여 들로네 삼각 분할(Delaunay triangulation)를 통해 에지를 구성한다. 그리고 다익스트라 알고리즘을 계산하여 매칭되는 감성 스코어에 따라 현재 감성 상태를 완화시켜줄 수 있는 최적화된 완화 감성을 가진 이미지들을 사용자에게 제안해준다.

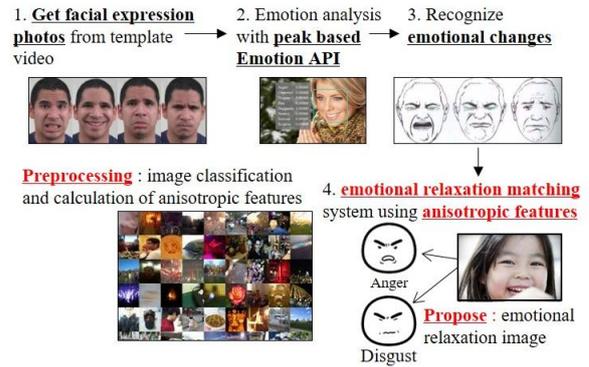


Fig. 1. Algorithm overview.

#### 1. Image classification by mood

이미지의 색상을 기준으로 분위기를 계산하고, 분위기에 따라 이미지 데이터베이스를 분류하기 위해 본 논문에서는 1,200장의 이미지를 이용하였다.

Powerful	Soft	Traditional
Regal	Rich	Welcoming
Refreshing	Magical	Romantic
Moving	Tropical	Nostalgic
Vital	Elegant	Classic
Energetic	Earthy	Trendy
Dependable	Subdued	Friendly
Fresh	Calm	Professional

Fig. 2. Mood categories (24 color moods and their primary corresponding colors).

우리는 Yang 등이 제안한 기법을 활용하였으며[23], 사전에 색상을 24개의 분위기(Mood) 카테고리에 매칭시켜, 이미지가 내재하고 있는 감성을 분석하고 분류한다 (Fig. 2 참조). 그리고 색상 히스토그램을 만들기 위해 입력 이미지의 각 픽셀의 색상과 분위기 카테고리의 색상을 비교하여 가장 근접한 분위기를 찾고, 해당 분위기의 횟수를 누적하여 히스토그램을 구축한다. 본 논문에서는 색상간의 차이를 이용하여 색상의 근접함을 계산했고, 이 과정에서 색상간의 차이는 RGB 공간에서의 유클리드 거리를 기반으로 계산하였다 (수식 1 참조).

$$dist(c_1, c_2) = \sqrt{(c_1.R - c_2.R)^2 + (c_1.G - c_2.G)^2 + (c_1.B - c_2.B)^2} \quad (1)$$

여기서  $c_1, c_2$ 는 RGB 색상 공간에서 두 색상의 위치를 나타내며,  $dist$ 는 두 색상 차이를 나타낸다. 두 색상의 차이가 클수록  $dist$ 는 커진다. 본 연구에서는 이 거리 값을 이용하여 히스토그램을 구축하고, 하나의 이미지를 가장 가까운 3개의

분위기로 분류한다. 하나의 이미지를 하나의 감정만으로 온전하게 표현할 수 없기 때문에 본 논문에서는 1:N관계를 이용하여 이미지를 다수개의 감정으로 할당하였다. Fig. 3은 우리의 방법을 이용하여 이미지의 분위기를 분류한 결과이다. 하나의 이미지에서는 표에서 보듯이 여러 개의 분위기가 계산될 수 있으며, 위에서 언급했듯이 히스토그램의 크기를 기준으로 3개의 대표 분위기를 이미지 한 장에 할당한다.

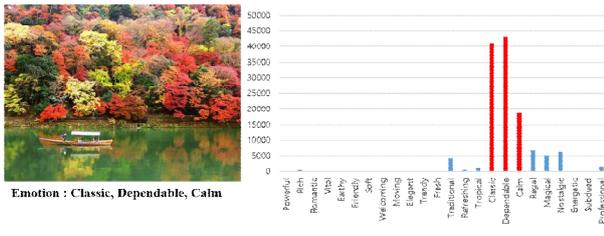


Fig. 3. Analyzing mood of image using color histogram

### 2. Emotion analysis with facial expressions

본 논문에서는 딥러닝 기반의 Emotion API를 활용하여 비교적 높은 정확도를 갖는 감정 데이터를 사용자의 얼굴 사진으로부터 얻고[16], 이것을 이용하여 감정이 변화되는 시점을 측정한다. 사용자의 얼굴 표정 사진 한 장은 현 시점에서 나타난 감정을 보여줄 뿐이며, 시간에 따른 변화 데이터가 없기 때문에 감정의 변화까지 측정하기에는 충분하지 않다. 이 문제를 완화시키기 위해 우리는 Emotion API로 얻어진 감정 데이터를 이용하여 표준편차를 계산하고, 이로부터 감정값  $s$ 를 계산한다 (수식 2 참조).

$$s^{type} = \sqrt{\frac{\sum W^{type}(x^{type} - \bar{x}^{type})^2}{n-1}} \quad (2)$$

$$\delta^{type} = \max(x_0^{type}, \dots, x_{n-1}^{type}) - \min(x_0^{type}, \dots, x_{n-1}^{type}) \quad (3)$$

여기서  $x$ 는 감정값,  $\bar{x}$ 는 감정값의 평균,  $n$ 은 감정 표본의 개수,  $type$ 은 각 감정들의 종류,  $W^{type}$ 은 가중치이다. 우리는 감정의 차이  $\epsilon$ 이 임계값  $\delta$ 보다 크다면 감정의 변화로 인지했으며,  $\epsilon$ 는 아래와 같이 계산한다 (수식 4 참조).

$$\epsilon = \sum_{i=0}^{type} \|s^i - s_{normal}^i\| \quad (4)$$

여기서  $s_{normal}$ 는 큰 감정의 변화가 없고, 편안한 상태를 나타내며, 우리는 20명의 감정 데이터 변화율을 측정하여 그 값들의 평균을 편안한 상태인 감정 범위로 설정하였다.

### 3. Anisotropic features based emotional matching

우리는 이미지를 분류할 때 사용한 히스토그램을 기반으로 감정을 비등방성하게 매칭한다. 감정을 매칭 할 때는 히스토그램의 크기보다는 비율이 중요하기 때문에 히스토그램의 누적 크기인, Y축의 값을 정규화하여 사용한다. 이 이미지에서 분위기를 계산 할 때와 마찬가지로 가장 큰 히스토그램의 감정값 3개를 이용하여 아래 그림과 같이 감정 매쉬인, 삼각형을 생성한다 (Fig. 4 참조).

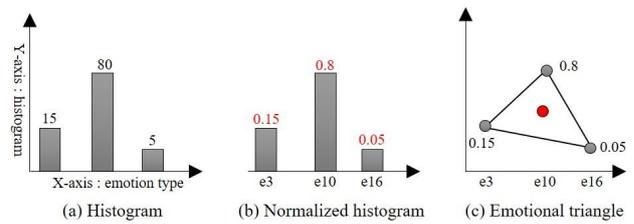


Fig. 4. Histogram normalization and emotion triangles.

Fig. 4a는 24개의 감정 카테고리를 이용한 히스토그램이며, Fig. 4b는 정규화된 히스토그램으로 감정 값들 중, 가장 큰 값으로 나누어 값을 정규화했으며, 이 그림에서 X축은 24개의 감정 타입으로 e3은 감정 테이블에서 3번째 분위기 타입을 나타낸다. Fig. 4c는 정규화된 공간에서 3개의 위치를 이용하여 삼각형을 생성한 결과이며, 이 삼각형이 이미지에서 대표적인 감정을 나타내는 단위인 감정 매쉬이다. 실제로 감정 매쉬를 계산할 때는 3.1장에서 사용한 것처럼 가장 큰 값을 가진 3개의 히스토그램만 사용하기 때문에 감정 매쉬는 항상 삼각형 형태로 나온다.

3.1장에서 언급했듯이 이미지 DB로 사용하는 1,200장에 대하여 각 감정 매쉬를 계산하고, 감정 매쉬의 대표위치인  $\bar{p}_i$ 는 감정 매쉬들의 라플라시안 스무딩(Laplacian smoothing)을 이용하여 계산한다 (수식 5 참조).

$$\bar{p}_i = (1-\mu)p_i + \mu \frac{\sum_j W_{ij}p_j}{\sum_j W_{ij}} \quad (5)$$

$$W(x_i, x_j) = \begin{cases} 1 - (\|x_i - x_j\|)^2 & \text{if } \|x_i - x_j\| < r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서  $W_{ij}$ 는 SPH(Smoothed particle hydrodynamics)기법에서 활용되는 등방성(Isotropic) 기반의 가중치 함수이며,  $p_i$ 는 감정 삼각형의 중심 위치이고,  $p_j$ 는 삼각형을 구성하는 정점들의 위치이다. 각 감정 매쉬의 정점 위치를 이용하여 라플라시안 스무딩 위치를 계산

한다. 이 과정에서 사용되는  $\mu$ 는 가중치이고,  $r$ 은 스무딩 범위를 나타내는 반지름이다.

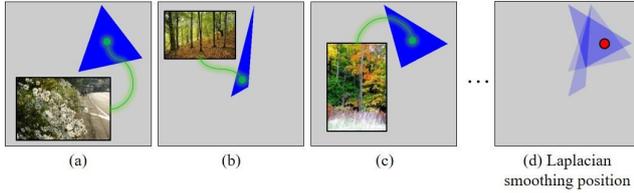


Fig. 5. Laplacian smoothing position in histogram space with emotional triangle.

Fig. 5는 감정 메쉬를 이용하여 계산한 라플라시안 스무딩 위치를 나타낸다. Fig. 5a~5c는 24개의 각 감성에 대한 감정 메쉬를 계산한 결과이며, Fig. 5d는 각 감정 메쉬의 위치를 라플라시안 스무딩한 위치이다. 이 위치는 24개의 감성을 모두 고려한 결과라고 볼 수 있지만, 감정 삼각형의 형태를 고려하지 못했다. 삼각형의 형태는 정삼각형처럼 방향성이 없고 균일한 형태로 나오는 경우도 있지만, 대부분은 방향성이 존재하는 형태이다. 우리는 이런 삼각형의 방향성을 고려하기 위해 비등방성형태로 감정 메쉬의 라플라시안 스무딩 위치를 계산하는 방법을 제안한다.

각 감성의 비등방성 형태를 계산하기 위해 우리는 감정 메쉬인 삼각형 마다 공분산 행렬(Covariance matrix)을 계산하고, 주성분분석(PCA, Principal component analysis)를 수행하여 감정 삼각형의 방향(Orientation)과 신축(Stretching)을 계산한다 (수식 7 참조).

$$C = \frac{\sum_j W_{ij}(p_j - \bar{p}_i)(p_j - \bar{p}_i)^T}{\sum_j W_{ij}} \quad (7)$$

위 수식에서  $p_j$ 는 감정 삼각형을 구성하는 정점의 위치이며,  $\bar{p}_i$ 는 앞에서 계산한 감정 메쉬의 라플라시안 스무딩 위치이다 (수식 5 참조).  $W_{ij}$ 는 등방성 기반 커널함수로 라플라시안 위치로부터 정점위치에 해당하는 가중치이다.

본 논문에서 PCA 계산은 SVD(Singular value decomposition)을 통해 계산했으며, 이를 이용하여 계산한 고유벡터와 고유값은 아래와 같다 (수식 8 참조).

$$G = R\Phi R^T \quad (8)$$

$$\Phi = \text{diag}(\sigma^1, \sigma^2) \quad (9)$$

여기서  $R$ 은 주축(Principal axes)을 이용하여 계산한 회전 행렬이며,  $\Phi$ 는 고유값이 들어있는 대각행렬이다. 이

값으로부터 비등방성 행렬  $G$ 를 계산한다. 결과적으로 비등방성 커널(Anisotropic kernel)인  $W^a$ 와 최종적인 감정 삼각형의 대표 위치  $\bar{p}^a$ 는 아래와 같이 계산한다 (수식 10, 12 참조).

$$W^a(p, G) = \|G\| \|Gp\| \quad (10)$$

$$\bar{p}^a = \frac{\sum_i \bar{p}_i W^a(\bar{p}_i, G_i)}{\sum_i W^a(\bar{p}_i, G_i)} \quad (11)$$

Fig. 6은 위에서 설명한 비등방성 특징을 이용하여 감정 삼각형의 대표 위치인  $\bar{p}^a$ 를 표현한 그림이며, 본 논문에서 사용하는 감정 템플릿은 24개 이므로,  $\bar{p}^a$ 는 총 24개가 생성된다. Fig. 6a~c는 하나의 감정 삼각형에 비등방성 커널을 표현한 결과이며, Fig. 6d는 Fig. 5와는 다르게 타원형태의 가중치 커널이 계산된 것을 볼 수 있다. 결과적으로 감정 삼각형의 행태로부터 계산된 비등방성 가중치에 따라 감정 메쉬의 대표 위치인  $\bar{p}^a$ 가 결정된다.

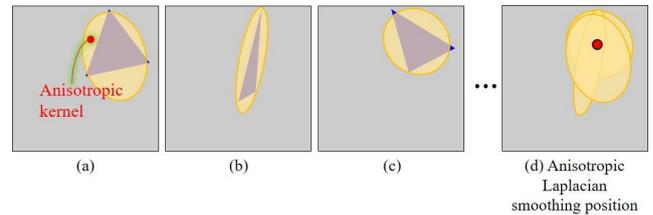


Fig. 6. Anisotropic Laplacian smoothing position in histogram space with anisotropic kernel of emotion triangle.

지금까지의 단계를 이미지 데이터베이스에 있는 모든 이미지들에 대해서 계산한다. 실제로 이 계산과정은 전처리 단계로 수행되기 때문에 실제 온라인 단계에는 영향을 주지 않는다. 우리는 1,200장 이미지에서  $\bar{p}^a$ 를 계산하며, 실제로  $\bar{p}^a$ 는 감정 삼각형을 생성했던 히스토그램 영역인 2차원 공간에서 하나의 점으로 표현되는 대표위치이다.

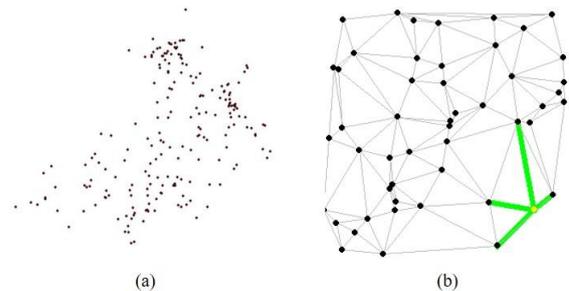


Fig. 7. Scattered particles (a) and anisotropic Laplacian smoothing position and shortest path (b) with Dijkstra algorithm.

모든 이미지에서  $\bar{p}^o$ 를 2차원 공간에 표시하면 Fig. 7a와 같은 입자 데이터 결과를 얻을 수 있다. 이 공간에 배치된 입자들의 위치는 본 논문에서 제시한 비등방성 커널 기반의 대표 위치이며, 이것은 이미지가 내포하고 있는 분위기를 위치로 변환한 결과이다. 우리는 임의의 감성이 입력으로 들어왔을 때, 이 공간에서 최적 해(Optimal solution)를 계산하기 위해 최단경로 문제에서 자주 사용하는 다익스트라 알고리즘을 이용한다. 다익스트라 알고리즘을 수행할 때, 노드는  $\bar{p}^o$ 로 설정하고 그래프(Graph)는 들로네 삼각분할을 통해 만들어진 에지를 이용한다. Fig. 7b는 최종적으로 만들어진 다익스트라 알고리즘을 시각화한 결과이며, 임의의 얼굴 표정 사진이 입력으로 왔을 때 이 표정이 가지고 있는 분위기에 유사한 감성 이미지를 수집하기 위해 우리는 다익스트라 알고리즘에서 가장 가깝게 연결된 감성 데이터를 가지고 온다. 이 과정을 보여주는 결과가 Fig. 7b이며, 여기서 노란색 입자는 입력 이미지의 감성 위치, 녹색은 입력 이미지의 분위기와 유사하다고 판단되는 인접 감성 데이터를 가지고 오는 장면이다.

우리는 유사한 감성이 아닌 완화된 감성 데이터를 가지고 오기 위해 사전에 반대 감성들이 서로 연관되어 정의된 테이블 데이터를 이용한다. 이 테이블은 사전에 사용자에게 의해 정의된 값으로 사용자가 쉽게 정의 및 수정할 수 있다. 예를 들어, “우울”이라는 감정이라면 “행복”, “긍정”, “열정”이라는 감정으로 관계를 설정하듯이 본 논문에서는 대부분의 완화 감성테이블을 1:N관계로 설정하였다.

Fig. 8은 전체적인 완화 감성 제안 프레임워크를 보여주는 그림이다. 얼굴 표정이 입력으로 들어오면, 사진으로부터 감정을 계산하고 전처리 과정에서 계산되었던 다익스트라 알고리즘을 기반으로 최단거리가 계산된다. 이 때 앞에서 설명한 완화 감성 테이블에 의해서 입력 이미지에 대한 완화 감성 값을 가지고 올 수 있다. Fig. 8a에서는 입력 감정이 우울이기 때문에 행복이라는 감성이 대응되었고, 이 감정 위치에 해당하는 인접 감성들을 다익스트라 알고리즘을 통해 가지고 오게 된다. Fig. 8a에서는 입력된 이미지에 상반되는 감성들이 (Powerful, Friendly, Welcoming, Refreshing) 추출되었으며, 이 감성에 해당하는 이미지들을 3.1장에서 사용한 이미지 데이터베이스에서 가지고와서 사용자에게 추천해준다.

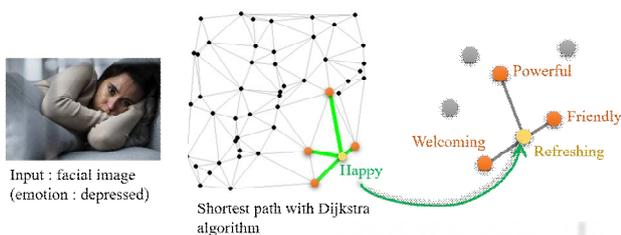


Fig. 8. Emotional relaxation framework.

## IV. Results

본 연구의 결과들을 만들기 위해 실험한 환경은 Intel Core i7-7700K CPU, 32GB RAM, Geforce GTX 1080Ti GPU가 탑재된 컴퓨터를 이용하였다. 우리는 본 논문에서 제안하는 방법의 우수성을 판단하기 위해 다양한 얼굴 표정들에서 나타나는 완화 감성을 실험했으며, 안정적인 감성 완화 이미지를 제안해주는 결과를 얻었다.



Fig. 9. Result1 (input emotion type : depressed).

Fig. 9는 Fig. 8의 입력 이미지를 이용하여 추천해준 완화 감성 이미지들이다. 시스템이 제안해주는 완화 감성 이미지들을 보면, 우울한 감정이 내포되어 있는 입력된 이미지의 분위기를 완화시키는 결과인 것을 볼 수 있다. 제안하는 방법에서는 감성을 이용한 최단거리 트리를 전처리 단계에서 계산하기 때문에 온라인 단계에서는 준 실시간으로 사용자에게 완화 감성 이미지를 추천해주었으며, 대부분 1초 이내에 수행되었다.



Fig. 10. Result2 (input emotion type : sadness).

Fig. 10은 또 다른 감성 사진을 입력으로 수행한 결과이며 대부분의 결과에서 완화 감성 이미지들을 안정적으로 제안해주었다. 우리는 완화라는 입장에서 대부분 부정적인 이미지를 넣어주고 그에 반대 성향을 갖는 이미지들이 도출되는지를 확인하였다. 하지만, 그 반대인 경우에도 안정



Computation in Neural Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 61-70, 1992.  
DOI:10.1088/0954-898X\_3\_1\_008

- [14] Lu, Juwei, Konstantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos. "Face recognition using LDA-based algorithms." *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 14, No. 1, pp. 195-200, 2003. DOI:10.1109/TNN.2002.806647
- [15] Comon, Pierre. "Independent component analysis, a new concept?." *Signal Processing*, Vol. 36, No. 3, pp.287-314, 1994. DOI:10.1016/0165-1684(94)90029-9
- [16] Del Sole, Alessandro. "Introducing microsoft cognitive services." In *Microsoft Computer Vision APIs Distilled*, pp. 1-4. Apress, Berkeley, CA, 2018. DOI:10.1007/978-1-4842-3342-9\_1
- [17] Eric Reinhard, Michael Ashikhmin, Bruce Gooch, Peter Shirley, "Color Transfer Between Images", *Computer Graphics and Applications*, Vol. 21, Issue 5, pp. 34-41, 2001. DOI:10.1109/38.946629
- [18] Youngha Chang, Suguru Saito, Masayuki Nakajima, "Color transformation based on Basic Color Categories of a Painting", *Proceedings of Computer Graphics International*, pp. 176-181, 2003. DOI:10.1145/1242073.1242170
- [19] B. Berlin, P. Kay, "Basic Color Terms: Their Universality and Evolution", *University of California Press*, 1969. DOI:10.1002/col.5080170514
- [20] Donald H. House, Gary R. Greenfield, "Image Recoloring Induced by Palette Color Associations", *Journal of WSCG*, 2003, Vol. 11, No. 1, pp. 189-196, 2003. DOI:10.1.1.14.3993
- [21] Jiaya Jia, Chi-Keung Tang, Yu-Wing Tai, "Local Color Transfer via Probabilistic Segmentation by Expectation-Maximization", *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 747-754, 2005. DOI:10.1109/CVPR.2005.215
- [22] V. Konushin, V. Vezhnevets, "Interactive Image Colorization and Recoloring Based on Coupled Map Lattices", *Graphicon'2006 Conference Proceedings*, pp. 231-234, 2006. DOI:10.1.1.178.3475
- [23] Yang, Chuan-Kai and Peng, Li-Kai, "Automatic mood transferring between color images", *IEEE Computer Graphics and Applications*, Vol. 28, No 2, 2008. DOI:10.1109/MCG.2008.24
- [24] Cho J, Pappagari R, Kulkarni P, Villalba J, Carmiel Y, Dehak N. "Deep neural networks for emotion recognition combining audio and transcripts". *arXiv preprint arXiv:1911.00432*. 2019. DOI:10.21437/Interspeech.2018-2466
- [25] Domínguez-Jiménez, J.A., Campo-Landines, K.C., Martínez-Santos, J.C., Delahoz, E.J. and Contreras-Ortiz, S.H., "A machine learning model for emotion recognition from physiological signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 55, pp.101646, 2020. DOI:10.1016/j.bspc.2019.101646

## Authors



Jong-Hyun Kim received the B.A. degree in the department of digital contents at Sejong University in 2008. He received M.S. and Ph.D. degrees in the department of computer science and engineering at Korea University,

in 2010 and 2016. Prof. Kim is an assistant professor in the department of software application in Kangnam University. His current research interests include fluid animation and virtual reality.