



Game Variation Technology according to the Emotion of Game Player in Computer Game

Jae-Khun Chang*

School of Computer Engineering, HanShin University

A B S T R A C T

Recent Information Communication Technology has been rapidly developed compare to the previous years. With the development of computer technology, many researches of intelligent systems are studied that the recognition of human's emotion is applied to the intelligent computer response. In the 4th industrial revolution, new service type will be implemented by the new way that supports the convenience to the human focused to the user's emotion. Emotional information and communication technology will develop the interactive communication through the recognition of user's emotion. The information communication technology recognizes the human's face into the mobile phone or computer camera and, from the emotion of the human, the system responses intelligent action. This research, first acquires the user's image and recognizes the emotion through the trained data with the machine learning. The proposed this study classifies seven emotions of game players with competitive action using mobile phone. The classified emotions of players are applied to the game's rule and interactive game pattern. This intelligent method applied to the real game and the result shows the players response and the future studies.

© 2018 KKITS All rights reserved

KEYWORDS : Emotion retrieval, Game reaction, Emotion interaction, Machine learning, Action units

ARTICLE INFO: Received 9 November 2018, Revised 28 November 2018, Accepted 7 December 2018.

*Corresponding author is with the School of Computer Engineering, HanShin University, 137 Hanshin Univ.-gil

Osan-si, Gyeonggi-do, 18101, KOREA.
E-mail address: jchang@hs.ac.kr

1. 서론

현재의 IT 기술은 빠르게 발전하고 있고 4차 산업혁명에 따른 기술의 발전은 계속적으로 연구되고 있는 상황이다. 4차 산업혁명에 따른 소프트웨어 기술은 지속적으로 발전이 예상되고, 관련 산업도 성장할 것으로 보인다. 그에 따라 영상을 통한 정보는 어느 정보보다 많으며 그 정보에 대한 지식은 여러 분야에서 좋은 인용 및 적용을 할 수 있는 부분이 많을 것이다. 또한, 현재의 핸드폰 카메라나 CCTV의 확산에 따라 많은 사람의 행동이나 표정이 노출되어 있는 것은 사실이다. 이에 따라 본 논문에서는 사람의 얼굴을 인식하여 그 사람의 감성을 인지하고 그에 따른 응용분야에 적용하고자 한다. 그 응용분야는 PC와 인터넷 보급이 MMORPG로 대표되는 PC게임 확산의 바탕이 되고 mobile 기기의 보급이 각종 mobile 단말 게임의 확산으로 이루어지며, 기존 게임의 컨트롤러는 특정 게임에서만 동작되어 있으므로 스마트폰과 같은 비교적 저렴한 IoT를 사용하여 플레이할 수 있는 기술을 제안한다. 본 논문은 실행적으로 현재 사용되고 있는 스마트 TV와 Smart Mobile Device를 활용하여 할 수 있는 Big Screen Game의 플랫폼을 개발하고, 그로 인한 시험 콘텐츠 제작과 SDK의 제작을 통해 상용화할 수 있는 방법을 제시한다.

이 논문은 게임을 하는 사람의 현재 감성 또는 외부 값이 게임에 어떤 변화를 줄 수 있는지를 조사하고, 상호작용적 및 감성 Game이 실제 게임에 변화를 줌으로써 게임을 하는 사람이 정신적, 지성적 감성을 조절할 수 있도록 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장은 현재까지 진행된 연구들에 대한 분석이고, 3장은 본 논문에서 제안하는 연구의 주요 내용이다. 4장은 그에 따른 연구 결과를 보여 주고 최종 장은 결론을 논한다.

2. 관련 연구

얼굴표정 인식의 방법으로 많이 사용되는 방법은 크게 두 가지 방법이 존재한다. 첫째로 얼굴의 영상기반 접근법이 존재한다. 이 방법은 얼굴영역의 전체적인 화소값을 특징으로 하여 얼굴표정을 인식하는 방법이다[1]. 이 방법으로는 PCA(Principal Component Analysis)를 이용하는 EigenFace 방법[2, 3]이 있고, PCA 적용 후 LDA(Linear Discriminant Analysis)알고리즘을 적용하는 FisherFace 방법[3]과 Gabor Wavelet을 이용하는 방법[1, 4] 등이 있다. 두 번째 접근 방법으로는 얼굴을 모델링하여 얼굴의 Geometric feature를 이용하는 방법이 있다[5]. 얼굴의 눈썹, 입 꼬리, 눈모양 등을 Facial Action Coding Unit(FACU)이라 하고 각각의 FACU의 조합을 특정 얼굴표정으로 나타내는 방법이다[6, 7]. 이는 얼굴표정을 특정 눈썹의 위치나 입모양 등으로 간결하게 표현할 수 있다는 장점이 있으나 속도가 느리다는 단점이 존재한다[8].

EigenFace는 PCA를 이용하여 얼굴인식에서 사용되는 방법이다[9]. PCA의 기본적인 개념을 얼굴 인식에 적용한 것으로 모든 사람의 얼굴은 몇 가지 주요 성분의 선형결합으로 구성된다는 것이 본 알고리즘의 핵심이다.

FisherFace는 LDA를 이용하는 방법으로 이 또한 얼굴인식에서 사용되는 방법이다. LDA는 클래스간의 차이를 크게 하여 서로 다른 클래스를 비교하기 쉽게 하기 위한 방법이다. 우선 FisherFace의 특징은 기존의 이미지의 차원을 축소하는데 있어서 클래스 간 차이를 가장 크게 하는 x축 차원을 축소하고자 한다는 것이다. LDA는 주로 분류 전에 더욱 특징의 수를 줄이는데 사용된다.

Gabor Wavelet 방법은 얼굴의 특징을 추출하는데 있어서 미리 정해진 Gabor Wavelet 커널과 입력 영상을 convolution 방법을 이용하여 각 커널별

입력 영상과 곱한 값을 특징 값으로 사용하게 된다. Gabor Wavelet은 조명과 노이즈에 좀 더 강건하며, Gabor Wavelet 적용 후 다시 PCA와 LDA 등 통계적 방법을 특징 벡터에 적용하여 최종적으로 얼굴표정을 분류할 수 있다[10].

3. 제안하는 연구개발

본 연구에서는 게임 플레이어들의 감성을 인지하여 게임에 적용하는 과정을 2 단계로 적용한다. 먼저 카메라를 통해 촬영한 사람의 얼굴에서 그 사람의 감성을 인식하고, 두 번째로 그 감성에 따른 게임 방식을 변화시키는 과정이다.

3.1 감성인식 연구

본 논문에서는 학습기와 분류기를 따로 독립된 시스템으로 구성하였다. 이렇게 함으로써 실제 사용하는데 있어서 자원낭비를 최대한 줄이고 속도를 개선하고자 하였다. 시스템의 구조는 학습기로 학습된 모델을 가지고 분류기에서 학습모델을 로드하여 분류를 한다. 학습기는 쿤-카나데 얼굴표정 DB[13]와 자체적으로 촬영한 얼굴표정 DB로 구성된 얼굴표정 DB로부터 이미지를 불러와서 ASM(Active Shape Model)을 이용하여 얼굴의 Landmark를 획득한다. 이렇게 획득한 Landmark 정보를 이용하여 얼굴영역을 추출한다. 얼굴영역을 Fisherface를 이용하여 차원축소 및 판별을 용이하게 한다. Fisherface로 만들어진 새로운 차원벡터로 얼굴영역 이미지를 투영하여 최종적인 얼굴의 특징값을 만들어 낸다.

본 연구에서는 사람의 감성을 Happy, Sad, Surprise, Fear, Anger, Disgust, Normal의 7가지 감성으로 구분하며, 얼굴 표정 자체 DB를 구축하기 위해 FACS(Facial Action Coding System)와 Action

Units(AU) 분석한다. FACS는 사람이 만들 수 있는 얼굴 표정의 측정 기준이고 Action Units은 얼굴의 움직임을 식별할 수 있는 구성요소로서 5가지의 종류로 나눌 수 있으며 각각 Main codes, Head movement codes, Eye Movement codes, Visibility codes, Gross behavior codes로 각각 45개, 14개, 11개, 5개, 11개의 총 86개 + 알파의 개수(본 연구는 사람의 표정을 인식하는 연구이기에 불필요한 얼굴의 움직임, 눈의 움직임, 가시성, 행동 등을 제외한 개수)가 존재한다[11, 12].

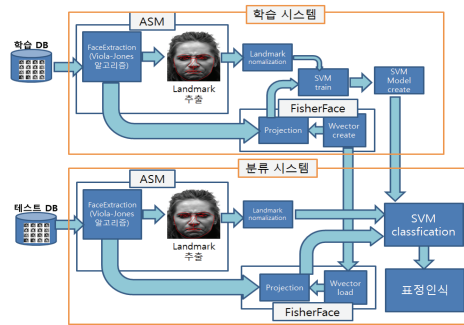


그림 1 얼굴 인식 시스템 흐름도
Figure 1 Facial recognition system flow

그러한 기준에 의하여 Action Units은 Upper Face Action Units 와 Lower Face Action Unit으로 나눌 수 있는데 Upper Face Action Units은 이마, 눈, 뺨 등 얼굴의 위 부분을 나타내고 Lower Face Action Units 코, 입, 턱 등 얼굴의 아래 부분을 나타낸다. 사람의 감성 즉 얼굴표정은 Action Units 하나로 이루어지는 것이 아니라 여러 Action Units의 조합으로 이루어진다.

원래의 감성 인식에 이용되는 Action Units는 매우 복잡하고 여러 개의 Units의 조합으로 이루어지는데, 본 연구에서는 이러한 조합을 단순화하여 인식의 속도를 더 높일 수 있도록 간소화 하였다. 예를 들어 Happy 감성은 기존 방법은 AU6 + AU12의 조합이나 AU6 + AU12 + AU25, 또는 AU7 + AU7 +

AU12 + AU25 + AU26 모두를 사용하였으나 본 연구에서는 AU6 + AU12로 간소화 하였다. AU6 + AU12는 뺨이 들어 올려지고 눈이 좁아지면서 입 모서리를 옆으로 당겨지는 모든 움직임이 합쳐졌을 때 그 감성이 표현된다고 할 수 있다. <그림 2>는 각 감성에서 새롭게 제안하는 Action Units을 나타낸다.






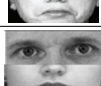
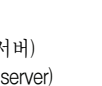
Emotion	기존 방법 Action Units	적용 방법 Action Units	적용 예시
Happy	6+12 6+12+25 6+7+12+25+26	AU 6+12	
Sad	1+4+15 1+4+6+11+15+17 1+4+6+15+17	AU 1+4+15	
Surprise	1+2+5B+26 1+2+5+25+26	AU 1+2+5+2 6	
Fear	1+2+4+5+7+20+26 1+2+4+5+7+20+25	AU 1+2+4+5 +7+20+2 6	
Anger	4+5+7+23 4+5+17+23+24	AU 4+5+7+2 3	
Disgust	9+15+16 7+9+19+25+26	AU 9+15+16	
Normal	-	AU0	

그림 2. 감성 적용 시스템(클라이언트 + 서버)
Figure 2. Emotion applied system(client + server)

얼굴 인식 방법에서 FisherFace는 LDA(Linear Discriminant Analysis)를 이용하는 방법으로 이 또한 얼굴인식에서 사용되는 방법이다. LDA는 클래스간 차이를 크게 하여 서로 다른 클래스를 비교

하기 쉽게하기 위한 방법이다.

우선 FisherFace의 특징은 기존의 이미지의 차원을 축소하는데 있어서 클래스간 차이를 가장 크게 하는 x축 차원을 축소하고자 한다는 것이다. LDA는 주로 분류 전에 더욱 특징의 수를 관리하기 위해 특징의 수를 줄이는데 사용된다. 고유 얼굴(EigenFace)이라고 관련된 주성분 분석을 사용하여 피셔 선형 판별식을 이용하여 얻어지는 선형 조합으로 피셔 얼굴을 생성한다.

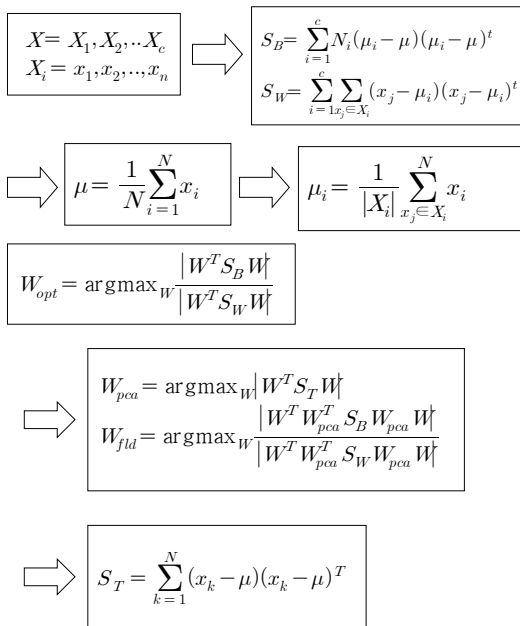


그림 3. 얼굴인식을 위한 LDA 응용 방법
Figure 3. The method of LDA for face recognition

이렇게 만들어진 각각의 이미지를 투영해 얻어진 값과 각각의 이미지의 Landmark를 정규화한 값을 합쳐서 SVM에 학습을 시켜 최종적으로 분류기에 쓰일 SVM(Support Vector Machine) 모델을 만들어낸다. 얼굴표정 분류기는 앞서 학습기에서 만들어진 SVM 학습 모델과 Fisherface의 평균과 새롭게 생성된 차원벡터를 로드하고, 쿤-카나데 데이터

베이스와 자체학습 데이터베이스로부터 학습시키지 않은 이미지를 불러온다. 학습기와 같이 ASM으로 Landmark 값을 구한 후, 로드한 Fisherface 값을 이용해 얼굴의 특징값을 구하고, 로드한 SVM 모델을 이용해 최종적으로 얼굴의 표정을 분류한다[14, 15].

3.2 게임적용 방식

먼저, 게임을 하는 방식은 기존 게임의 컨트롤러는 특정 게임에서만 동작하도록 구성되어 있고, 별도의 구매를 통해 컨트롤러를 구매해야하나 비용이 비교적 높음으로 이미 널리 보급화된 스마트폰과 비교적 값이 저렴한 IoT를 사용하여 플레이할 수 있는 게임을 위하여 스마트 TV와 Smart Mobile Device를 활용하여 할 수 있는 Big Screen Game의 플랫폼을 이용한다. 플레이어는 1인에서 최대 4인까지 할 수 있도록 설계하였다.



그림 4. 빅스크린을 이용한 IoT play 장면
Figure 4. Scene of IoT play using Big screen

게임을 시작하기 위해서는 player가 빅스크린을 보면서 게임을 선택 할 수 있도록 하며, 빅스크린에 참여하고자 하는 player는 오른쪽 위의 룸 넘버를 입력하거나, 룸 번호를 직접 입력하여 빅스크린 게임에 참여할 수 있게 하였다. Player는 게임선택, 유저 로그인 및 인증, player 정보 및 데이터가 확인이 가능하다. 사용자가 룸 번호를 QR 스캔하거나, 입력하여 게임에 접속하는 절차는 <그림 5>와 같다.



그림 5. 사용자용 런칭
Figure 5. Launching for user

각 player 위치에 따라 누구의 표정이 변해가는 것을 추적하기 위하여 얼굴 좌표 값을 얻어 누구의 표정인지 파악하고 구조체 parameter 배열 값에 value를 저장하여 표정을 저장하여 쌓아둔다. 처음 인식된 얼굴의 좌표와 id값을 Compare 배열에 저장하고, 두 번째부터 인식된 얼굴의 구조체 배열을 매개변수로 받아 Compare 배열과 비교하여 id값을 부여한다. 4명의 얼굴 좌표와 id 부여 테스트를 진행하여 최초의 좌표(x좌표, y좌표)가 (498,162) / (226, 184) / (80, 176) / (359,167)의 좌표 값을 얻으면 id가 0, 1, 2, 3이 들어가는 것을 확인하고, 2번째의 좌표가 (520, 148) / (237, 177) / (92, 168) / (374, 160)의 좌표 값을 얻으면 id가 다시 0, 1, 2, 3이 들어가는 것을 확인하여 player를 구분해준다.

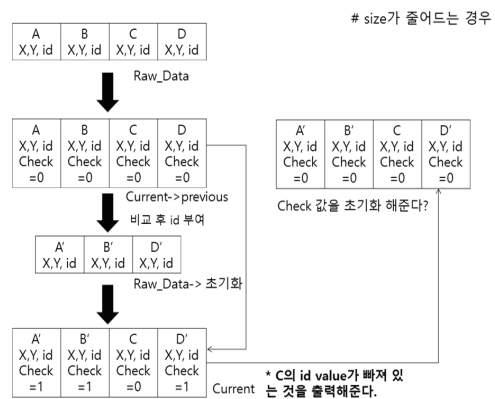


그림 6. ID 배정 알고리즘
Figure 6. Algorithm for ID assignment

Player의 감성을 인식하면 게임 화면에 읽은 player의 감성을 이미지로 나오게 하여 Play하면서 감성을 알 수 있게 하였고, player의 감성에 따라 속도, 사운드, 색상을 다르게 하여 적용시킨다. 본 연구에서 사용하는 감성의 색상들은 Anger : 빨강색 Disgust : 연보라색 Fear : 연두색 Happy : 노란색 Sad : 파란색 Surprise : 하늘색 Normal : 흰색으로 감성이미지에 색상을 적용하였다. Robert Plutchik의 Emotion Map[8]의 색상을 분류에 따른 각 감성 이미지는 <그림 7>와 같다.



그림 7. 7가지 감성 이미지
Figure 7. 7 emotion images

게임 속도에 있어서는 시작 속도(Normal 속도)를 기준으로 Happy와 Surprise의 감성일 경우에는 속도가 향상되며, Disgust, Anger, Fear의 감성일 경우에는 속도가 감소한다. Normal의 감성일 경우에는 원래 속도를 유지하도록 하였다. 또한, player가 모두 같은 감성일 경우에는 Bingo! 라는 사운드가 발생하게 하였다.

4. 연구결과

본 연구는 먼저 최적의 환경의 얼굴영역 통계적 실행시간을 측정한다. 감성 매핑시간 측정은 전체 걸린 시간과 얼굴 영역 검출 시간을 계산하고, 측정은 여러 번 반복하여 통계적 결과를 도출하였다. 연구에 사용된 기기는 Intel(R) Core(TM) i7-4720Q CPU @ 2.60GHz, 8.00GB RAM, 64비트 운영체제를

사용하였고, C++ 언어를 사용하였으며, 추가 라이브러리는 OpenCV, stasm4.1을 사용하였다.. 얼굴영역을 검출하는 함수 detectManyObjects()의 파라미터(scaleFactor)값을 1.02f, 1.05f, 1.08f를 가지도록 하며 측정 인원의 수를 달리하여 시간 측정을 진행하였다. <표 1>는 각 해상도와 scaleFactor값에 따른 결과를 보여준다. <표 1>에서 보듯이 해상도가 적을수록 시간이 단축되는 것을 확인할 수 있었고, ScaleFactor 값이 작을수록 인식률이 높아지는 것을 확인할 수 있다.

표 1 해상도와 ScaleFactor 변화에 따른 실행 시간
Table 1 Execution time according to resolution and ScaleFactor

해상도	scaleFactor	얼굴 영역 검출	개인 감성 추출	전체 시간
640x480	1.02	1.1155	0.0773	1.1928
	1.05	0.0773	0.0706	0.5209
	1.08	1.1928	0.0672	0.3705
320x240	1.02	0.4286	0.0807	0.5093
	1.05	0.2049	0.0751	0.28
	1.08	0.1464	0.0734	0.2198

표 2 감성 추출에 사용된 영상 DB 개수와 테스트 결과
Table 2 The number of DB for emotion retrieval and test result

얼굴 표정	Train DB		Test DB		정확도 (%)
	Cohn	HsFace	Cohn	HsFace	
Anger	30	15	10	15	86.7
Disgust	30	15	10	15	86.7
Fear	30	15	10	15	86.7
Happy	30	15	10	15	100
Sad	30	15	10	15	93.3
Surprise	30	15	10	15	93.3
Normal	40	15	10	15	86.7
전체	220	105	70	105	90.5

사람의 감성을 추출하기 위한 데이터는 기계 학습을 위한 데이터로 코헨(Cohn) DB 220개와 자체로 촬영한(HSFace) 영상 105개를 학습시켰으며, 테스트 데이터는 코헨(Cohn) 데이터 90개와 HSFace

데이터 105개를 테스트하였다. 기계 학습 데이터의 수는 각 감성에 따라 Normal은 80개를 사용하였으며, 나머지 감성은 70개를 사용하여 전체 500개의 영상을 사용하였다. 각 감성에 대한 데이터의 수와 테스트한 결과는 <표 2>와 같다.

또한, 실시간 촬영을 통하여 테스트를 진행하였고, 사람의 수를 1인명부터 한 사람씩 늘려서 4명까지 테스트를 하였다. 4명이 play를 하였을 경우에는 표정을 학습한 사람과 학습하지 않은 사람을 각각 반씩 테스트하였다. 그에 대한 결과는 <표 3>과 같으며, 결과를 보면 1명 플레이 할 경우가 인식률이 더 높으며, 학습을 받은 사람의 인식률이 더 좋게 나온다.

표 3 Player의 수에 따른 인식률
Table 3 The recognition rate according to the number of players

감성 구분	1인	2인
Anger	10/10(100%)	16/20(80%)
Disgust	8/10(80%)	14/20(70%)
Fear	8/10(80%)	14/20(70%)
Happy	10/10(100%)	20/20(100%)
Sad	8/10(80%)	16/20(80%)
Surprise	10/10(100%)	20/20(100%)
Normal	9/10(90%)	18/20(90%)
인식률	90%	84.28%

감성 구분	3인	4인
Anger	23/30(76.6%)	30/40(75%)
Disgust	23/30(73.3%)	29/40(72.5%)
Fear	23/30(76.6%)	30/40(75%)
Happy	27/30(90%)	36/40(90%)
Sad	22/30(73.3%)	31/40(77.5%)
Surprise	30/30(100%)	40/40(100%)
Normal	25/30(83.3%)	31/40(77.5%)
인식률	81.8%	81.07%

게임에 적용한 예는 감성을 인식하고 그 감성에 따라 게임의 속도가 달라지고, 각 play의 표정 그림에서 감성 표정과 색깔이 변화하며, 사운드도 게임의 진행에 따라 변화한다. 게임에 적용된 화면은 <그림 8>과 <그림 9>에서 보여준다.



그림 8. 감성 적용 시스템(클라이언트+서버)
Figure 8. Emotion applied system(client+server)

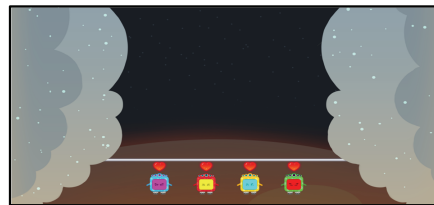


그림 9. 감성 적용 게임 예
Figure 9. Game example applied emotion

6. 결론 및 향후 연구

본 논문은 카메라를 통하여 촬영되는 사람들의 감성을 인식하여 그 사람의 감성을 게임에 적용하는 새로운 방법을 제안하였다. 게임 방식은 온라인 게임이나 네트워크 게임과 같이 여러 명이 할 수 있는 게임뿐 아니라 개인이 할 수 있는 게임도 모두 포함할 수 있으며, 게임을 하고 있는 사람의 감성에 따라 게임이 일정한 형태가 아닌 게임자의 감성에 따라 게임의 방식이 변형될 수 있는 지능형 게임 방식을 제안하였다.

먼저 게임을 하는 사람의 감성을 실시간으로 인식하고, 사람의 감성을 7개의 형태로 구분하여 각 감성에 따라 게임의 방식이나 색상의 변화를 통하여 게임을 하는 사람이 좀 더 즐거움을 느끼거나 중독에 빠지지 않고 재미를 느낄 수 있도록 하는 것을 연구에 중점을 두었다.

앞으로 더 연구가 필요한 부분은 이러한 연구가

좀 더 확실하고 정확한 결과를 얻기 위해서는 많은 시험 연구를 통한 빅데이터와 그에 대한 정확한 분석을 통한 연구가 진행되면 더 좋은 연구가 지속될 것이다. 또한, 게임 중 게임하는 사람과 컴퓨터와의 상호작용이 이루어진다면 더 좋은 결과가 되리라 여겨진다.

References

- [1] P. Viola, and J. J. Michael, *Robust real-time face detection*, International Journal of Computer Vision, Vol. 57, No. 2, pp. 137-154, 2004.
- [2] J. Zhang, Y. Yan, and M. Lades, *Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets*, Proceedings of the IEEE Vol. 85, No. 9, pp. 1423-1435, 1997.
- [3] M. M. Aleix, *PCA versus LDA*, IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 23, No. 2, pp. 228-233, 2001.
- [4] Z. Zhang, M. Lyons, M. Schuster, and S. Akamatsu, *Comparison between geometry-based and Gabor-wavelets-based facial expression recognition usign multi-layer perceptron*, 3rd. IEEE International Conf. on Automatic Face & Gesture Recognition, pp. 454-459, 1998.
- [5] R. Plutchik, and H. R. Conte, *Circumplex models of personality and emotions*, Washington DC, American Psychological Association, 1997.
- [6] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Grayham, *Active shape models-their training and application*, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61, No. 1, pp. 38-59, 1995.
- [7] L. Patrick, C. Jeffrey, and F. K. Takeo, *The extended Cohn-Kanade dataset: A complete dataset for action unit and emotion-specified expression*, Proceedings of the Third International workshop on Computer Vision and Pattern Recognition for Human Communicative Behavior Analysis, pp. 94-101, 2010.
- [8] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J-U. Yang, *Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition*, IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 26, No. 1. pp. 131-137, 2004.
- [9] I. H. Hwang, S. T. Ryoo, and J. K. Chang, *Facial emotion recognition and image transform by the emotion*, Korean Society For Computer Game, Vol. 27, No. 3, pp. 113-118, 2014.
- [10] J. K. Chang, *A new approach of human's emotion retrieval*, Proceedings of the 2015 International Conference on Platform Technology and Service, pp. 204-205, Jan. 2016.
- [11] J. K. Chang, and S. T. Ryoo, *Design of image contents system for real-time emotion retrieval*, The 2012 FTRA International Conference on Advanced IT, 2012.
- [12] P. Lucey, J. E. Cohn, T. Kanade, J. Saragih, Z. Ambadar, and I. Matthews, *The extended Cohn-Kanade dataset(CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression*, in Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, San Francisco, CA, pp. 94-101, Jun. 2010.
- [13] C. Schuldt, I. Laptev, and B. Caputo, *Recognizing human actions: a local SVM approach*, Proceedings of the 17th

International Conference on Pattern Recognition, Aug. 2004.

- [14] C. P. Barlett, and C. Rodeheffer, *Effects of realism on extended violent and nonviolent video game play on aggressive thoughts, feelings, and physiological arousal*, *Aggressive Behavior*, Vol. 35, No. 3, pp. 213-224, 2009.
- [15] S. Tong, and E. Chang, *Support vector machine active learning for image retrieval*, *Proceedings of the ninth ACM international conference on Multimedia*, pp. 107-118, 2001.

컴퓨터 게임에서 사용자의 감성에 따른 게임 변화 기술

장재건

한신대학교 컴퓨터공학부

요 약

현재의 ICT 기술은 이전의 ICT 기술과 비교하여 상당히 빠르게 발전해 가고 있다. 컴퓨터 기술의 발전으로 지능형 정보 기술의 접목에 따라 사람의 감성을 인지하고, 그에 따른 지능형 컴퓨터의 응답이 상황에 따라 대처할 수 있는 방법들이 연구되고 있다. 4차 산업혁명 시대에는 사용자의 감성을 중심으로 인간에게 편리함을 제공하는 서비스 형태의 시대가 구현될 것으로 예상되며, 감성 ICT 기술은 사용자의 감성을 인지함으로써 상호소통을 확대해 나갈 것이다. 이러한 ICT 기술이 휴대폰이나 컴퓨터의 카메라, 혹은 CCTV를 통하여 입력된 사람의 얼굴을 인식하고, 인식한 사람의 얼굴에서 그 사람의 감성을 인식하여 그 감성에 따른 지능적 대응을 하는 데 목적을 두고 있다. 본 연구에서는 먼저 사용자의 영상을 입력받아 입력된 사람의 현재 감성을 분리하기 위하여 기계학습을 통한 훈련된 데이터를 통하여 현재의 사용자 감성을 측정한다. 분석된 사람의 감성은 게임을 하는 사용자의 상호작용적인 면에서 게임의 법칙을 달리해줌으로써 감성의 변화나 게임의 방식을 달리하는 지능적 게임에 적용한다. 지능적 적용 방법은 이전 연구의 결과와 설문 조사를 통한 방식을 이용하여 게임 방식에 적용하

였으며, 그에 따른 결과를 보여준다.

감사의 글

본 논문은 한신대학교 학술연구비 지원에 의한 연구결과물임을 밝힙니다.



Jae Khun Chang received his B.S. degree from Hanyang University in 1985. He had received his M.S. degree from Department of Computer and Information

Science in New Jersey Institute of Technology, and Ph.D. from Department of Computer Science in University of South Carolina in 1989 and 1997 respectively. He is currently in School of Computer Engineering, Hanshin University, Korea. His interests are computer vision, ITS, image processing, pattern recognition, and motion tracking.

E-mail address: jchang@hs.ac.kr