

## 신경회로망을 이용한 2D 애니메이션 장면 간의 캐릭터 자동 색 변환

정현선<sup>†</sup>, 이재식<sup>‡</sup>, 김재호<sup>†††</sup>

### 요약

기존의 2D 애니메이션에 나타나는 캐릭터 색은 아트 디렉터의 주관적 색감에 의해 지정되고 있는데 장면의 분위기가 달라지면 동일 캐릭터일지라도 지정되는 색이 다르게 된다. 본 논문에서는 2D 애니메이션 각 장면마다의 캐릭터 색을 자동 생성할 뿐 아니라 아트 디렉터의 주관적 색감을 재현하기 위해 비선형시스템인 신경회로망을 이용하여 캐릭터 색을 자동적으로 변환하는 모델을 제안하였다. 구체적으로, 기존의 2D 애니메이션 장면에 있는 캐릭터 색을 활용하여 캐릭터의 기본색이 각 장면마다 달라지는 것을 신경회로망으로 학습시켜 어떠한 캐릭터일지라도 기본색만 주어진다면 그 장면 분위기에 잘 어울리는 색을 자동으로 변환하는 것이 가능하도록 하였다. 그리고 애니메이션 색채전문가들의 평가를 통해 다양한 장면에서 자동 변환된 캐릭터 색에 대한 자연스러움의 정도를 검증함으로써 본 연구에서 제안한 장면에 따른 캐릭터 색의 자동 변환 시스템의 타당성을 입증하였다.

## Automatic Color Transformation of Characters Between 2D Animation Scenes Using Neural Network

Hyun Sun Jung<sup>†</sup>, Jae Sik Lee<sup>‡</sup>, Jae Ho Kim<sup>†††</sup>

### ABSTRACT

Colors of 2D animation characters are generally assigned by art directors' subjective color sense. Even same characters should be colored differently according to the mood of animation scenes. In this study, we introduce the model for automatic color transformation of characters by using neural network. It can not only create automatically colors of characters which are good matched with 2D animation scenes but also reproduce art directors' subjective color sense. Specifically, this neural network model is initially made to learn the patterns of color change between basic colors of characters and colors of characters in various scene. Then if you know basic colors of some characters, you can derive colors of characters under other light source environments using the learned neural network. Subjective ratings(which is adopted to verify the proposed model) by color experts on the automatically transformed colors showed that the colors created by the model tended to be evaluated natural.

**Key words:** Automatic color transformation(자동 색 변환), Neural network(신경회로망), Character color assignment(캐릭터 색 지정)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 정현선, 주소 : 부산  
시 장전2동 산30번지(609-735), 전화 : 051)510-1699, FAX  
: 051)051-515-5190, E-mail : morley@hanmail.net  
접수일 : 2008년 1월 2일, 완료일 : 2008년 7월 25일  
<sup>†</sup> 정회원, 부산대학교 전자전기통신공학부 누리사업 초빙  
교원

<sup>††</sup> 정회원, 부산대학교 심리학과 교수

(E-mail : jslee@pusan.ac.kr)

<sup>†††</sup> 정회원, 부산대학교 전자전기통신공학부 교수

(E-mail : jhkim@pusan.ac.kr)

※ 이 논문은 BK21 과제의 지원을 받았음

## 1. 서 론

3D 애니메이션 제작은 2D 애니메이션에 비해 예산이 적게 들 뿐 아니라 특수한 효과들도 손쉽게 만들 수가 있다. 이 때문에 순수 2D 애니메이션 제작 공정은 점차로 줄어들게 되었고 3D가 대세를 이루게 되었다[1]. 그러나 이러한 3D의 난립은 관객들로 하여금 식상함을 느끼게 했고 디즈니사는 애니메이션 '개구리 공주(frog princess)'를 통해 2D 애니메이션으로 복귀하는 움직임을 보이기 시작했다[2]. 이러한 2D 애니메이션으로의 복귀는 3D 애니메이션이 갖고 있지 못한 감성적 느낌을 2D 특유의 그림체를 통해 연출할 수 있기 때문이다. 그럼에도 불구하고 2D 애니메이션은 3D 애니메이션에 비해 기술의 발달이 정체된 것이 일반화된 사실이다. 따라서 2D 애니메이션 제작을 활성화하기 위해서는 2D 관련 애니메이션의 기술 발전이 중요한 과제라고 할 수 있다.

2D 애니메이션 작품의 수준은 제작을 담당하고 있는 아트 디렉터에 의해서 결정된다. 특히 아트 디렉터가 가진 색감에 의해 애니메이션의 전반적 색이 결정되고, 이것은 작품의 분위기나 질적 수준에 영향을 주게 된다. 애니메이션에서 표현되는 색은 배경색과 캐릭터 색으로 나뉘되는데 배경색은 시간적, 공간적 배경을 고려하여 채색하게 되고, 캐릭터 색은 배경색에 적합한 색을 선택하여 채색하게 된다. 배경색에 따라 정해지는 캐릭터 색을 색 지정(color assignment)이라고 하는데, 색 지정은 배경이미지가 가진 빛이나 조명, 그리고 물체의 반사 등을 고려하여 아트 디렉터가 결정한다. 그리고 애니메이션이 가진 장면 수나 등장인물이 많을수록 색 지정을 위한 작업량이 증가한다. 또한 색 지정이 아트 디렉터의 색감에 전적으로 의지되기 때문에 저예산 애니메이션이나 하청제작에 길들여진 국내 애니메이션의 경우는 색 지정에 어려움을 가질 수 있다[3]. 이러한 문제를 극복하기 위한 하나의 방법으로 본 논문에서는 2D 애니메이션 장면의 배경 이미지에 어울리는 캐릭터의 색 지정을 자동으로 구현해 주는 색 변환 시스템을 제안하고자 한다.

기존의 색 변환 기술은 소스 이미지의 색을 목표 이미지의 색으로 매핑(mapping)하는 것으로써 실사 이미지의 분위기를 변환시키는 기능을 담당해 왔다 [4-7]. Welsh는 흑백 이미지를 컬러로 변환하기 위해

흑백 이미지내의 픽셀들을 명도(luminance) 기준으로 샘플링 한 후, 목표 이미지의 채도 값(chromatic value)으로 매핑하는 기술을 제안하였다[8]. 또한 Grundland은 어떤 하나의 소스(source) 이미지를 히스토그램 상에서 목표 이미지의 색으로 컬러 워핑(color warping)하는 기술을 제안하였다. 기존의 컬러 매핑을 보안한 컬러 워핑은 히스토그램 변형에 의해 색을 더 자연스럽게 변환하는 기술이다[9]. 이러한 색 변환 기술은 영상 전체의 분위기 변환을 목적으로 하고 있기 때문에 실사 이미지에는 적합하지만 애니메이션 캐릭터의 색 지정에 적용하기에는 부적절하다. 왜냐하면 한 장의 이미지 속에 무수한 색 데이터를 가지는 실사 이미지는 일부가 잘못된 색 변환을 한다 하더라도 이것이 전체 분위기에 크게 영향을 미치지 않는 반면, 몇 개의 배색으로 이루어지고 장면 이미지에서 큰 면적을 차지하는 캐릭터의 경우는 하나라도 잘못된 색 변환을 한다면 눈에 상당히 거슬리기 때문이다.

최근에 2D 애니메이션 캐릭터의 색 지정을 자동으로 구해주는 시스템이 연구되었다. 이 시스템은 조명에 따른 XYZ 삼자극치를 이용해 색 변환을 위한 행렬을 구하고 이를 이용하여 캐릭터의 기본색을 각 장면에 적합한 색으로 변환되도록 한 것이다[10]. 그러나 기존의 2D 애니메이션에 나타나는 캐릭터 색은 아트 디렉터의 주관적 색 지정으로 결정되는 비선형적 방식인 반면 색 변환 행렬을 이용한 방법은 선형시스템 방식이라는 점을 고려하면 비선형적 시스템의 관점에서 색을 자동으로 변환해 주는(즉, 아트 디렉터의 색 지정 과정을 시스템으로 모사하는) 시스템의 개발이 모색되어야 할 필요성이 있다.

따라서 본 논문에서는 비선형시스템인 신경회로망을 이용하여 캐릭터의 색 변환 방법을 제안하고자 한다. 이것은 캐릭터의 기본색이 애니메이션 장면이미지에 적합한 색으로 바뀌도록 신경회로망을 학습시키고 이 학습된 신경회로망에 임의의 캐릭터의 기본색이 입력되면 장면이미지에 적합한 색을 출력하도록 하는 방법이다. 이때 신경회로망 학습에 필요한 데이터는 기존 애니메이션의 장면 속 등장 캐릭터들의 색을 사용하는데, 이것은 본 논문이 기존 애니메이션에 나타난 캐릭터의 색감 재현을 목적으로 하기 때문이다. 또한 본 논문에서는 캐릭터의 2차색 변환에 대해서도 신경회로망을 이용한

모델을 제안하는데 여기서 2차색이란 주광이 아닌 반사된 조명 즉, 2차 조명에 의해 발생된 색으로써 기존에 제작된 많은 2D 애니메이션들이 2차색을 표현해 주고 있다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 2D 애니메이션 캐릭터의 색 변환 방법인 색 변환 행렬을 이용한 방법에 대해 기술하고 3장에서는 본 논문에서 제안하는 신경회로망을 이용한 2D 애니메이션 캐릭터의 색 변환 방법을 기술한다. 그리고 색 변환 예제를 통해 본 논문에서 제안한 방법과 기존의 방법을 비교한다. 4장에서는 신경회로망을 이용한 색 변환을 애니메이션 캐릭터에 적용하고 이것을 설문조사를 통해 주관적 평정치를 구한다.

## 2. 기존의 2D 애니메이션 캐릭터의 색 변환

2D 애니메이션에서 캐릭터 색은 아트 디렉터에 의해 지각적이고 감성적으로 채색된다. 그렇기 때문에 캐릭터 색의 질은 아트 디렉터의 수준에 의지되고 있다. 그중에서도 캐릭터 색 지정은 전적으로 아트 디렉터의 수작업으로 작업되기 때문에 제작 공정에 있어 많은 시간과 비용을 필요로 하는데 캐릭터 색 지정에 있어 이러한 수작업의 문제점을 해결하기 위해서는 자동화를 위한 기술 연구가 필요하다. 기존에 2D 애니메이션 캐릭터의 색을 자동으로 지정하기 위한 방법으로 색 변환 행렬을 이용한 방법이 연구되었다. 이 방법은 조명이 달라지면 색 자극도 달라진다는 색과학적 원리를 이용하고 있으며 조명에 따라 자극되는 XYZ 삼자극치로부터 색 변환식을 유도하고 있다. 식(1)은 이 논문에서 유도된 색 변환식이다. 여기서 삼자극치  $X_1, Y_1, Z_1$ 은 기준광에서의 색 자극이며 삼자극치  $X_2, Y_2, Z_2$ 는 목표광에서의 색 자극이다. 그리고 [C]는 기준광에서의 삼자극치  $X_1, Y_1, Z_1$ 을 목표광에서의 삼자극치  $X_2, Y_2, Z_2$ 로 바꿔주는 색 변환 행렬을 나타내고 있는데  $3 \times 3$  정방행렬의 형태를 가진다. 이때  $C_{ij}$ 는 색 변환 계수를 나타낸다[10].

$$[X_2 \ Y_2 \ Z_2] = [X_1 \ Y_1 \ Z_1][C]$$

$$(단, \quad [C] = \begin{bmatrix} C_{xx} & C_{xy} & C_{xz} \\ C_{yx} & C_{yy} & C_{yz} \\ C_{zx} & C_{zy} & C_{zz} \end{bmatrix}) \quad (1)$$

식(1)을 색 변환 행렬 [C]에 대해 정리하면 식(2)와 같이 나타낼 수 있는데, 여기서  $X_1, Y_1, Z_1$ 과  $X_2, Y_2, Z_2$ 의 값이 과잉 결정(overdetermined)으로 주어진다고 보고, 유사역행렬(pseudo-inverse matrix)기법을 적용하고 있다.

$$[C] = [X_1 \ Y_1 \ Z_1]^+ [X_2 \ Y_2 \ Z_2] \quad (2)$$

이 논문에서 색 변환식은 2D 애니메이션 캐릭터에 적용하기 위해 유도된 것이며 이때 색 변환 행렬 [C]는 2D 애니메이션 장면 속의 조명의 역할을 대신해 준다. 식(2)에서 기존 2D 애니메이션에서 선택한 장면 중 기준광의 장면 이미지에 나타나는 캐릭터의 색을  $X_1, Y_1, Z_1$ 에 목표광의 장면 이미지에 나타나는 동일 캐릭터의 색을  $X_2, Y_2, Z_2$ 에 입력하면 색 변환 행렬 [C]를 구할 수가 있는데 이렇게 구해진 색 변환 행렬은 어떤 새로운 캐릭터의 기본색만 주어진다면 식(1)에 의해 목표광의 장면 이미지에 어울리는 색으로 변환해 줄 수 있다.

이와 같이 색 변환 행렬을 이용한 방법은 기존의 2D 애니메이션에서 추출된 캐릭터 색을 입력 값으로 사용하기 때문에 그 애니메이션의 색감을 재현해 줄 수 있다. 그러나 기존의 2D 애니메이션에 나타나는 캐릭터의 색은 아트 디렉터의 주관적 색감에 의해 채색되는 비선형적 방식인 반면 색 변환 행렬을 이용한 방법은 선형적 방식이다. 따라서 아트 디렉터의 주관적 색감 재현을 위해서는 비선형적 관점에서 색 변환 시스템을 연구해 볼 필요가 있다. 색 변환 행렬을 이용한 방법에서의 또 하나 부족한 것을 살펴보면 캐릭터의 1차색 변환만을 다루고 있다는 것이다. 실제로 기존에 제작된 2D 애니메이션을 보면 2차색까지 채색된 경우가 많은데, 여기서 1차색은 주광 즉, 1차 조명에 의해 생기는 색을 말하며 2차색은 주광이 아닌 반사된 조명 즉, 2차 조명에 의해 생기는 색을 말한다.

따라서 본 논문은 아트 디렉터의 주관적 색감을 재현하기 위해서 비선형 시스템에서 캐릭터 색을 변환시켜본다. 다시 말해서, 비선형인 CIE L\*u\*v\* 색 좌표계에서 신경회로망 모델링에 의해 캐릭터 색을 변환하는 방법을 사용한다. 또한 색 변환 행렬을 이용한 방법에서 다루지 못했던 캐릭터의 2차색 변환에 대해서도 제안한다.

### 3. 신경회로망을 이용한 2D 애니메이션 캐릭터의 색 변환

본 논문은 색 변환 행렬을 이용한 기존 연구처럼 아트 디렉터의 색 지정 감각을 재현하는 것을 목적으로 한다. 그래서 기존에 제작된 2D 애니메이션에서 캐릭터 색을 추출하고 이것을 이용해 색 변환 시스템을 설계한다. 이때 기존 방법에서 나타난 단점 즉, 아트 디렉터의 주관적 색감이 선형적이지 않음을 고려하여 본 논문에서는 신경회로망을 통한 비선형적 모델을 제안한다. 신경회로망이란 뉴런(neuron)을 서로 대규모로 연결시킨 네트워크 구조로서 여러 개의 뉴런들이 상호 연결하여 입력에 상응하는 최적의 출력을 학습에 의해 예측하도록 하는 시스템을 말한다[11]. 따라서 이 장에서는 기존의 2D 애니메이션으로부터 캐릭터 색을 1차색과 2차색으로 추출하고 신경회로망 학습을 통해 캐릭터 기본 색을 목표 이미지에 어울리게 색 변환하는 방법을 제시한다.

#### 3.1 신경회로망을 이용한 캐릭터 1차색의 변환

1차 조명에 의한 캐릭터 1차색의 변환을 위하여 2D 애니메이션 장면 중 동일 캐릭터(이하 ‘캐릭터 A’로 표기)가 등장하는 기준광과 목표광의 장면 이미지가 필요하다. 여기서 기준광 장면 이미지는 캐릭터가 기본색을 띠는 장면으로써 색과학적 입장에서 보면 표준광 D65가 주어진 장면으로 가정할 수 있다. 왜냐하면 표준광 D65는 한낮의 태양광으로 물체의 기본색을 가장 잘 표현하는 조명이기 때문이다[12]. 따라서 기준광 장면 이미지에 있는 캐릭터 A의 1차색이 목표광 장면 이미지에 있는 캐릭터 A의 1차색으로 변환되도록 신경회로망을 학습시키며 아래와 같이 모델링한다.

(a) 추출자료 : 기존에 제작된 2D 애니메이션 장면 중 기준광과 목표광의 장면 이미지에 있는 캐릭터 A의 색

(b) 자료의 형 :  $L^*, u^*, v^*$  (캐릭터의 색 값)

(c) 자료의 선택 방법 : 각각의 장면 이미지로부터 그래픽 프로그램(ADOBE PHOTOSHOP 7.0)을 통해 캐릭터 색을 R, G, B 값으로 추출해 내고, 식(3)에 의해 X, Y, Z로 변환한[13] 후, 식(4)와 식(5)를 통해  $L^*, u^*, v^*$ 로 계산한다(그림 1 참조). 이와 같이 캐릭터 색을  $L^*, u^*, v^*$ 로 변환하는 것은 이것이 균등지각

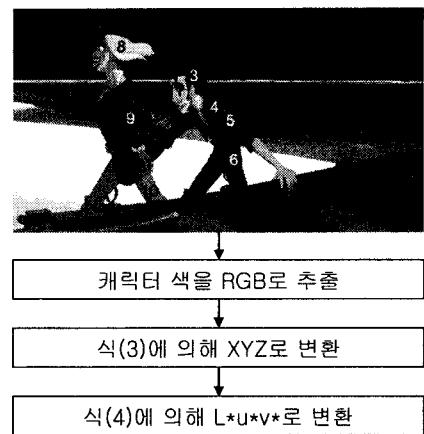


그림 1. 2D 애니메이션 장면 이미지로부터 캐릭터 색을  $L^*, u^*, v^*$ 로 변환하는 과정

색공간(uniform perceptual color space)의 색 좌표값이면서 비선형적이기 때문이다[12].

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4124 & 0.3575 & 0.1804 \\ 0.2126 & 0.7151 & 0.0721 \\ 0.0193 & 0.1191 & 0.9502 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$L^* = \begin{cases} 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16 & \text{if } (Y/Y_n) > 0.008856 \\ 903.3(Y/Y_n) & \text{if } (Y/Y_n) \leq 0.008856 \end{cases} \quad (4)$$

$$u^* = 13L^*(u' - u'_n)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v'_n)$$

$$u' = 4X/(X+15Y+3Z) \quad (5)$$

$$v' = 9Y/(X+15Y+3Z)$$

식(4)에서  $Y$ 는 물체의 삼자극치  $Y$ 를 의미하며  $u'$ ,  $v'$ 는 삼자극치  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$ 를 식(5)에 따라 새로운 색도좌표로 변환된 값이다. 그리고  $Y_n$ 과  $u'_n$ ,  $v'_n$ 는 완전 확산 반사면의 삼자극치  $Y$ 와 색도좌표를 가리키며, 이때  $Y$ 는 완전 반산체일 때 100으로 규격화하였다.

(d) 자료의 양 : 장면 이미지에서 추출된 캐릭터 A의 배색 수

(e) 입력패턴 : 기준광 장면 이미지의 캐릭터의 1차색( $L^*, u^*, v^*$ ). 이때 학습을 위해서는 캐릭터 A의 색을 입력한다.  $L^*, u^*, v^*$  색 좌표 값은 음수 값을 가지므로  $-1\sim 1$  범위의 값으로 정규화 하였고 출력패턴도 마찬가지이다.

$$p1 = L^*1, L^*2, L^*3, \dots, L^*n$$

$$p2 = u^*1, u^*2, u^*3, \dots, u^*n$$

## 1290 멀티미디어학회 논문지 제11권 제9호(2008. 9)

$p3 = v*1, v*2, v*3, \dots, v*n$

(f) 출력패턴 : 목표광 장면이미지의 캐릭터의 1차색( $L^*, u^*, v^*$ ). 이때 학습을 위해서는 캐릭터 A의 색을 입력한다.

$a1 = L^*1, L^*2, L^*3, \dots, L^*n'$

$a2 = u^*1, u^*2, u^*3, \dots, u^*n'$

$a3 = v^*1, v^*2, v^*3, \dots, v^*n'$

(g) 네트워크 함수 및 학습 상수

```
net=newff(minmax(P),(S1 S2 S3),{'TF1' 'TF2'
    'TF3'},'BTB');
net.performFcn = 'sse';
net.trainParam.goal = 0.001;
```

- newff : 전방향 오류역전파 신경회로망(feed-forward backpropagation network) 함수. 본 논문은 장면에 적합한 색을 예상할 수 있는 시스템이 필요하기 때문에 이에 적합하고 통용화된 함수로써 newff를 사용하였다.

- P : 입력 패턴 요소

- Si : i번째 레이어의 사이즈(뉴런 수). 선택된 목표광 장면이미지에 따라 3~10 사이의 뉴런 수를 설정, 또한 본 논문에서는 은닉층을 1개만 사용하는데 이것은 여러 개의 은닉층을 사용했을 때에 비해 주관적 평정치가 높을 뿐 아니라 학습시간도 짧은 최적의 레이어 수를 구한 것이다.

- TFi : i번째 레이어의 활성화 함수(transfer function). -1~1 범위의 출력 값을 갖는 양극성 시그모이드함수 tansig를 사용

- BTB : 오류역전파 네트워크 학습 함수를 의미하며 traingdx를 사용

- net.performFcn : 네트워크 실행함수(performance function)는 sse(sum squared error-performance)를 사용

- net.trainParam.goal : 에러 목표치를 0.001로 설정하여 수렴하게 함

(h) 가중치, 바이어스

```
net.IW{1,1} = net.IW{1,1}*m1;
net.b{1} = net.b{1}*n1;
net.LW{2,1} = net.LW{2,1}*m2;
net.b{2} = net.b{2}*n2;
net.LW{3,1} = net.LW{3,1}*m3;
net.b{3} = net.b{3}*n3;
```

- mi, ni : 선택된 목표광 장면이미지에 따라 0.0 1~1 범위의 값을 입력

위와 같은 방법으로 신경회로망이 학습되고 나면 색 변환하고자하는 새로운 캐릭터(이하 '캐릭터 B'로 표기)의 기준광 장면이미지에 있는 1차색( $L^*, u^*, v^*$ )을 학습된 신경회로망에 입력한다. 그러면 신경회로망을 통해 출력 값이 나오는데 이 출력 값이 목표광에 어울리게 색 변환된 캐릭터 B의 1차색이다. 그림 2는 1차색의 변환 과정을 그림으로 나타내고 있다.

### 3.2 신경회로망을 이용한 캐릭터 2차색의 변환

그림 3은 신경회로망을 이용하여 2차 조명에 의한 캐릭터 2차색의 변환 과정을 나타내고 있다. 그림에서 보여지는 것과 같이 캐릭터 2차색의 변환을 위해서는 목표광 장면이미지에 있는 캐릭터 A의 1차색이 목표광 장면이미지에 있는 캐릭터 A의 2차색으로 변환되도록 신경회로망을 학습시킨다. 따라서 아래와 같이 모델링 한다.

(a) 추출자료 : 목표광 장면이미지에 있는 캐릭터 A의 색

(b) 입력패턴 : 목표광 장면이미지의 캐릭터의 1차색( $L^*, u^*, v^*$ ). 이때 학습을 위해서는 캐릭터 A의 색을 입력한다.  $L^*, u^*, v^*$  색 좌표 값은 음수 값을 가지므로 -1~1의 값으로 정규화 하였고 출력패턴도 마찬가지이다.

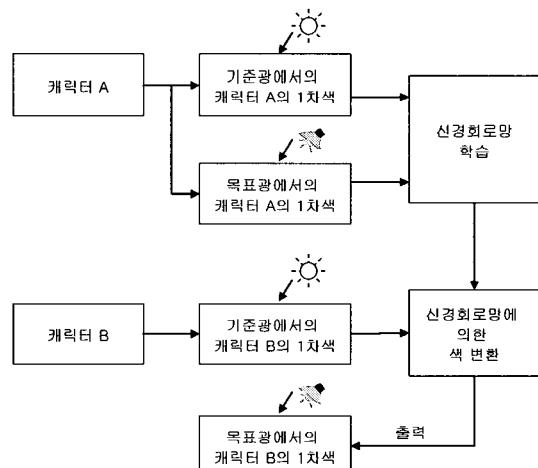


그림 2. 신경회로망을 이용한 캐릭터 1차색의 변환 과정

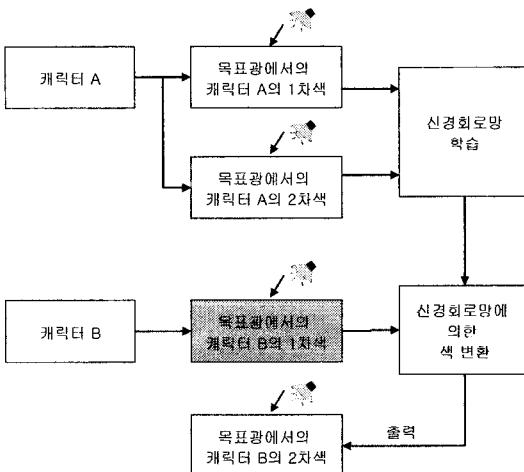


그림 3. 신경회로망을 이용한 캐릭터 2차색의 변환 과정

(c) 출력패턴 : 목표광 장면이미지의 캐릭터의 2차색( $L^*, u^*, v^*$ ). 이때 학습을 위해서는 캐릭터 A의 색을 입력한다.

자료의 형, 자료의 양, 네트워크 함수, 학습 상수, 바이어스, 가중치는 3-1절의 1차색 변환과 같은 방법으로 사용한다.

이와 같이 학습된 신경회로망은 캐릭터의 2차색 변환을 위한 것으로써 1차색 변환을 통해 색 변환된 목표광에서의 캐릭터 B의 1차색을 입력하면 목표광에 적합한 캐릭터 B의 2차색이 출력된다.

신경회로망을 이용한 2차색 변환은 목표광에서의 캐릭터 1차색을 목표광에서의 캐릭터 2차색으로 변환시키는 모델이다. 이것은 기준광에서의 캐릭터 2차색을 목표광에서의 캐릭터 2차색으로 변환하는 경우에 나타날 수 있는 문제점을 개선해 주는데 이 문제점은 그림 4와 그림 5를 통해 설명된다. 그림 4는 캐릭터 A의 기준광에서의 2차색과 목표광에서의 2차색을 입력과 출력패턴으로 사용하여 신경회로망을 학습한 경우로써 이것을 통해 출력된 2차색을 캐릭터 B에 채색하여 목표광 장면에 등장시킨 것이다. 표 1에서 보이듯이 캐릭터 A의 (a)부분과 캐릭터 B의 (b)부분은 유사한 색( $\Delta E_{u^*v^*} = 9.0$ )을 나타내고 있다. 그러나 2차색 부분인 (a-1)과 (b-1)은 매우 차이가 난다( $\Delta E_{u^*v^*} = 41.0$ ). 이렇게 된 이유는 색 변환 전의 캐릭터 B가 가진 1차색과 2차색의 색차 정도가 목표광 장면이미지에 등장하는 인물 A의 것과 많이 다르기 때문이다. 따라서 그림 5에서 사용된 방법은

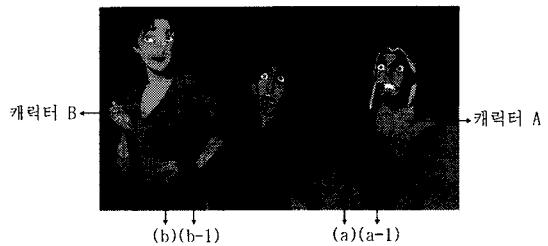


그림 4. 기준광의 2차색(입력패턴)과 목표광의 2차색(출력패턴)을 사용한 경우

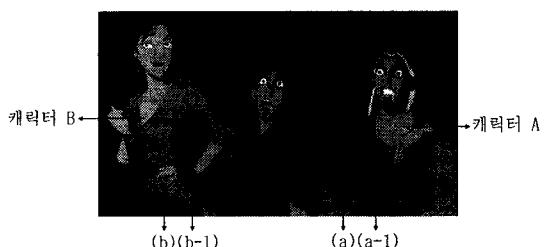


그림 5. 목표광의 1차색(입력패턴)과 목표광의 2차색(출력패턴)을 사용한 경우

표 1. 그림 4의 캐릭터 A와 캐릭터 B의 1차색, 2차색 비교

1차색			2차색				
	X	Y	Z		X	Y	Z
(a)	51.69	47.32	13.09	(a-1)	27.58	22.45	6.96
(b)	51.40	46.46	17.02	(b-1)	13.06	12.50	4.69
$\Delta E_{u^*v^*}$	9.0			$\Delta E_{u^*v^*}$	41.0		

이러한 문제점을 보완해 준다.

그림 5는 본 논문에서 제안된 캐릭터 2차색 변환 모델을 적용하여 신경회로망으로 캐릭터의 2차색을 구해본 것이다. 그림 5에서 2차색 부분인 (a-1)와 (b-1)의 색차는 표 2에서 보여지듯이  $\Delta E_{u^*v^*} = 21.8$ 로 나타났다. 이것은 그림 5에서 (a-1)와 (b-1)의 색차가  $\Delta E_{u^*v^*} = 41.0$ 로 구해진데 비해 크게 줄어든 값이다.

표 2. 그림 5의 캐릭터 A와 캐릭터 B의 1차색, 2차색 비교

1차색			2차색				
	X	Y	Z		X	Y	Z
(a)	51.69	47.32	13.09	(a-1)	27.58	22.45	6.96
(b)	51.40	46.46	17.02	(b-1)	30.76	24.89	9.12
$\Delta E_{u^*v^*}$	9.0			$\Delta E_{u^*v^*}$	21.8		

표 3. No.1~No.12에 대해 표준광 A에서 측색된 데이터, 색 변환행렬로 구한 데이터, 그리고 신경회로망으로 구한 데이터

			표준광 A에서 측색된 데이터			색 변환행렬로 구한 데이터			신경회로망으로 구한 데이터		
No.	Color	R,G,B	L*	u*	v*	L*	u*	v*	L*	u*	v*
1		195,151,130	68	92	55	67	89	47	69	90	59
2		94,123,156	49	15	22	49	19	12	48	14	22
3		88,108,65	42	23	41	42	22	34	42	22	44
4		130,129,177	55	41	23	55	38	13	54	35	24
5		100,190,171	68	5	53	68	1	39	67	3	52
6		72,91,165	39	10	-1	39	16	-5	38	9	-2
7		194,84,98	55	133	39	55	136	37	56	134	40
8		160,188,60	71	45	78	71	44	69	71	49	79
9		230,163,42	75	117	75	75	134	72	74	119	76
10		201,201,201	81	64	59	80	63	43	81	64	60
11		161,161,161	66	52	48	65	51	35	66	51	50
12		83,83,83	35	27	25	35	27	18	35	25	26

### 3.3 색 변환행렬과 신경회로망을 이용한 색 변환의 비교 검증 예

이 절에서는 신경회로망을 이용한 방법이 색 변환행렬을 이용한 방법에 비해 얼마나 개선되었는지를 살펴보기 위해 이 두 방법을 각각 이용하여 표준광 D65에서 측색된 색 데이터를 표준광 A에 알맞은 색으로 변환해 본다. 표준광 D65와 표준광 A에서 측색된 데이터로 색 변환 검증을 하는 이유는 이 데이터들이 표준관찰자의 스펙트럼과 표준광의 스펙트럼, 그리고 X-Rite 938 분광기로부터 얻은 표본색의 스펙트럼을 5nm 간격으로 계산해서 얻은 객관적인 색 데이터이기 때문이다[14]. 또한 본 논문에서는 캐릭터의 기본색이 어떠한 조명하의 색으로 변환하도록 하고 있는데, 이 검증에서는 기본색으로 표준광 D65에서 측색된 데이터를 사용한다. 이것은 앞에서 언급했듯이 표준광 D65는 물체의 기본색을 가장 잘 표현하는 조명이므로 이때 측색된 데이터를 기본색으로 가정하기에 가장 적합하기 때문이다. 측색된 데이터는 <BRUCELINDBLOOM.COM>에서 제공된 것을 사용하였다[14]. 표 3은 이러한 데이터를 사용하여 표준광 D65에서 표준광 A로 조명이 바뀔 때의 색 변환행렬과 신경회로망을 각각 구하고 이것을 이용하여 No.1~No.12의 색을 표준광 A에 알맞은 색으로 각각 변환한 데이터를 나타내고 있다.

각각의 방법으로 구해진 데이터가 표준광 A에서

측색된 데이터와 얼마나 유사한지 알기 위해서는 색차(color difference)가 필요한데, 표 4은 색 변환행렬과 신경회로망으로 각각 구해진 데이터와 표준광 A에서 측색된 데이터 사이의 색차를 나타내고 있다.

표 4에서 신경회로망으로 구한 데이터와 표준광 A에서 측색된 데이터 사이의 평균색차는 '2.65'로써 색 변환행렬로 색 변환한 경우의 평균색차인 '10.38'

표 4. 색차  $\Delta E_{u^*v^*}$  (표준광 A에서 측색된 데이터와 색 변환행렬로 구한 데이터와의 색차, 표준광 A에서 측색된 데이터와 신경회로망으로 구한 데이터와의 색차)

	색 변환행렬로 구한 데이터와의 색차 $\Delta E_{u^*v^*}$	신경회로망으로 구한 데이터와의 색차 $\Delta E_{u^*v^*}$
1	8.91	4.95
2	10.95	1.51
3	7.39	2.72
4	10.44	6.12
5	14.63	2.38
6	7.44	1.42
7	4.24	1.81
8	9.17	3.82
9	16.89	1.55
10	15.28	1.63
11	12.54	2.06
12	6.73	1.81
평균	10.38	2.65

에 비해서 상당히 적은 값을 갖는다. 이것은 신경회로망을 이용한 방법이 색 변환 행렬을 이용한 방법에 비해 표준광 D65에서 측색된 데이터를 표준광 A로 더 근접하게 변환시켜주고 있음을 의미한다. 하지만 신경회로망을 이용한 방법은 비선형시스템이므로 학습시킬 색 데이터가 너무 적으면 조명에 적합한 색 변환이 어렵다. 실제로 2D 애니메이션 장면에 등장하고 있는 캐릭터의 배색에는 그렇게 많은 색이 사용되지 않고 있다. 따라서 차후에는 학습에 필요한 색 데이터 추출의 문제점을 해결하기 위한 노력이 필요하다.

#### 4. 실험 결과 및 검증

이 장에서는 신경회로망을 이용하여 캐릭터 색을 변환하고 해당 애니메이션 장면에 캐릭터를 등장시킨 결과 데이터를 나열하였다. 그리고 이 결과 데이터들이 장면이미지에 적합하게 변환되었는지 설문조사를 통해 검증해 보았다.

##### 4.1 실험결과

먼저 본 논문에서 제안한 방법에 의해 캐릭터 색을 변환한다. 그러기 위해 2D 애니메이션 중 <엘라도>를 선정하여 시간대, 날씨, 분위기 등이 다른 장면을 분류하고 각각의 장면이미지에 어울리게 색 변환되는 신경회로망을 학습시킨다. 그런 다음 2D 애니메이션 <라이온 킹>에 등장하는 캐릭터(그림 6)가 기준광에 있을 때의 색(기본색)을 학습된 신경회로망에 입력하여 색 변환한다.

그림 7은 그림 6의 캐릭터가 변환된 색으로 채색되어 해당 장면이미지에 등장한 결과 데이터이다. 그림 7에 나타난 결과 데이터는 다른 애니메이션의 캐릭터가 등장하고 있지만 상당히 자연스러운 장면임

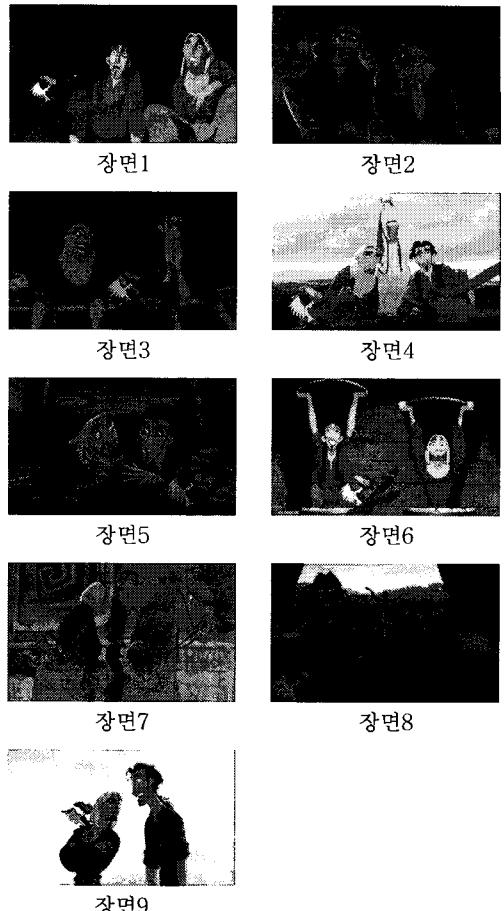


그림 7. 각 장면으로 색 변환되는 신경회로망을 학습시키고 이것을 그림 6의 <라이온 킹> 캐릭터에 적용한 후, 각 장면이미지에 등장시킨 예(16)

을 보여준다. 그러나 이것은 주관적인 의견일 뿐, 객관적인 의견을 위해서 검증이 필요하다. 따라서 다음 절에서는 설문조사를 통해 그림 7의 결과 데이터를 검증해 본다.

##### 4.2 설문조사를 통한 검증

이 절에서는 신경회로망을 이용한 2D 애니메이션 캐릭터의 색 변환이 장면이미지에 적합하게 변환되는지 설문조사를 통해 검증하였다. 설문은 4-1절에 제시된 9가지의 색 변환 결과에 대해 색의 자연스러움 정도에 대한 주관적 평정치를 구한 것이다. 변환된 색에 대한 주관적 평정 유형은 2D 애니메이션인 <라이온 킹>에 등장하는 캐릭터(그림 6)가 신경회로망에 의해 변환된 색으로 채색되었을 때 배경에



그림 6. 애니메이션 <라이온 킹>에 등장하는 캐릭터(15)

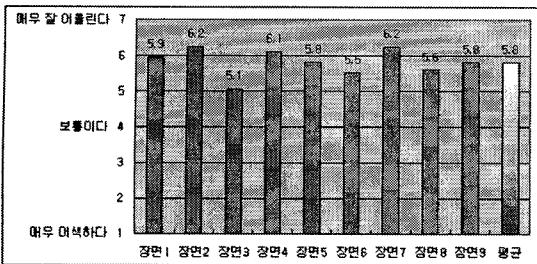


그림 8. 설문결과

얼마나 잘 어울리는지를 비교 대상 없이 단독으로 질문한 것이다. 이러한 변환된 색의 자연스러움 정도에 대한 주관적 평정 과제에는 모두 19명의 참가자들이 참여하였고, 이들은 모두 색채관련 전문가들이다.

설문 결과는 그림 8에서 보이는 것과 같이 9개 장면 전체에 대해서 평균 5.8점으로 ‘그려저럭 어울린다’와 ‘잘 어울린다’의 중간 정도에 해당하고 있다. 특히, 장면 2, 장면 4, 장면 7에 대해서는 실험참가자들이 평균적으로 ‘잘 어울린다’고 평정하였다.

## 5. 결 론

2D 애니메이션을 제작함에 있어서 캐릭터 색은 기본색 뿐 아니라, 다양한 시간, 날씨, 환경에 따른 색의 지정도 필요로 하는데 이것은 조명이 달라지면 사람이 느끼는 색도 달라지기 때문이다. 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 2D 애니메이션의 다양한 장면에 적합한 캐릭터 지정 색을 자동으로 구할 수 있는 방법을 제안하였으며 캐릭터의 1차색 변환과 2차색 변환을 나누어서 모델을 설계하였다. 신경회로망 학습을 위해서 먼저 기존의 2D 애니메이션에서 동일 캐릭터가 등장하는 시간대, 날씨, 분위기 등이 다른 장면이미지를 분류하고 이중에서 기준광 장면 이미지와 목표광 장면이미지를 선택하였다.

캐릭터 1차색 변환에서는 기준광과 목표광 장면 이미지에 각각 있는 동일 캐릭터의 1차색을  $L^*u^*v^*$  색 좌표 값으로 추출하고 이것을 신경회로망의 입력과 출력패턴으로 사용하였다. 이때의 신경회로망은 전방향 오류역전과 신경회로망을 사용했으며 에러 목표치를 0.001로 설정하여 이에 수렴할 때까지 학습시켰다. 학습된 신경회로망은 임의의 캐릭터가 기준광에 있을 때의 1차색(기본색)을 목표광에 있을 때의 1차색으로 변환시켜 준다. 다음으로 캐릭터 2차색 변

환에서는 목표광 장면이미지에 있는 캐릭터의 1차색과 2차색을  $L^*u^*v^*$  색 좌표 값으로 추출하고 이것을 신경회로망의 입력과 출력패턴으로 사용하였다. 그리고 1차색 변환에서와 동일한 네트워크 함수 및 학습 상수를 사용하여 신경회로망을 학습시켰다. 이렇게 학습된 신경회로망에 임의의 캐릭터의 목표광에 있을 때의 1차색이 주어지면 목표광에서의 2차색이 변환되어 나온다. 이때 주어진 임의의 캐릭터의 목표광에 있을 때의 1차색은 1차색 변환에 의해 구해진 캐릭터 색을 사용하면 된다.

이와 같이 신경회로망을 학습할 때, 기존의 2D 애니메이션 장면이미지에서 추출된 캐릭터 색을 사용하므로 제안된 방법은 기존 애니메이션의 색감 재현을 가능하게 해준다. 특히 기존의 2D 애니메이션에 나타나는 캐릭터 색이 아트 디렉터의 주관적 색이라는 것을 고려해 볼 때, 이것은 비선형적 방식으로 채색된다고 볼 수 있다. 신경회로망을 이용한 방법 역시 비선형적 방식으로 캐릭터 색을 변환해 주고 있으며 제안된 방법으로 색 변환된 캐릭터 색의 자연스러움의 정도에 대한 주관적 평정치에서도 평균 5.8'의 비교적 자연스럽게 변환되었다는 결과를 보였다.

캐릭터의 색 변환 기술은 아트 디렉터가 부족한 국내 애니메이션이나 저예산 애니메이션 제작에 있어 질 높은 캐릭터 색 지정을 연출하는데 활용이 가능하나 신경회로망을 이용한 비선형 방식의 색 변환은 학습시킬 색 데이터가 적으면 조명에 적합한 색 변환이 어려워 진다. 실제로 2D 애니메이션 장면에 등장하고 있는 캐릭터의 배색에는 그렇게 많은 색이 사용되지 않기 때문에 향후 연구에서는 변환 시스템에 입력될 데이터 즉, 아트 디렉터에 의해 지정된 캐릭터의 색 데이터를 많은 양으로 추출하거나 이 문제점을 개선할 수 있는 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [ 1 ] 한국문화콘텐츠진흥원(KOCCA), 세계 애니메이션산업 동향, 2006.
- [ 2 ] [http://www.cine21.com/Article/article\\_view.php?mm=001001002&article\\_id=45194](http://www.cine21.com/Article/article_view.php?mm=001001002&article_id=45194)
- [ 3 ] 한창완, 애니메이션 경제학2004, 커뮤니케이션북스, 2004.
- [ 4 ] E. Reinhard, M. Ashikhmin, B. Gooch, and P.

- Shirley, "Color Transfer between Images," IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 34-40, 2001.
- [5] C.M. Wang and Y.H. Huang, "A Novel Color Transfer Algorithm for Image Sequences," Journal of Information Science and Engineering 20, pp. 1039-1056, 2004.
- [6] Y. Chang, S. Saito, and M. Nakajima, "A Framework for transfer colors based on the basic color categories," in Proceedings of the Computer Graphics International, pp. 176-181, 2003.
- [7] D.L. Ruderman, T.W. Cronin, and C.C. Chiao, "Statistics of Cone Responses to Natural Images : Implications for Visual Coding," J. Optical Soc. Of America, Vol.15, No.8, pp. 2036-2045, 1998.
- [8] T. Welsh, M. Ashikhmin and K. Mueller, "Transferring Color to Greyscale Images," in Processing ACM SIGGRAPH, pp. 378-384, 2002.
- [9] M. Grundland, "Color Histogram Specification by Histogram Warping," Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, Vol.5667, pp. 610-621, 2005.
- [10] 정현선, 문용호, 김재호, "2D 애니메이션에서 색 변환 행렬을 이용한 캐릭터의 자동 색 변환," 멀티미디어학회 논문지, 제10권, 제10호, pp. 1240-1250, 2007.
- [11] J. S. Judd, Neural network design and the complexity of learning, MIT Press, 1990.
- [12] O. Noboru, 색채공학, 도서출판국제, 2003
- [13] [http://www.cs.rit.edu/~ncs/color/t\\_convert.html](http://www.cs.rit.edu/~ncs/color/t_convert.html)
- [14] <http://www.brucelindbloom.com>
- [15] R. Allers and R. Minkoff, The Lion King, Disney Animation, DVD, 1994.
- [16] E. Bergeron and W. Finn, The Road To El Dorado, Dreamworks Animation, DVD, 2000.



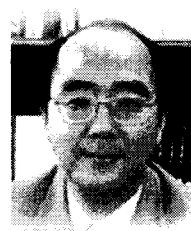
정 현 선

1992년 3월~1996년 2월 동아대학교 물리학과, 이학사  
 2000년 3월~2002년 2월 부산대학교 영상정보공학과, 공학석사  
 2002년 3월~2008년 2월 부산대학교 영상정보공학과, 공학박사  
 2008년 3월~현재 부산대학교 전자전기통신공학부 누리사업단 초빙교원  
 관심분야 : 캐릭터 색 지정, 영상색채 디자인



이 재 식

1984년 3월~1988년 2월 서울대학교 심리학과 학사  
 1988년 3월~1990년 2월 서울대학교 심리학과 석사  
 1992년 9월~1995년 12월 미국 아이오와 대학교 심리학과 박사  
 1996년 9월~현재 부산대학교 심리학과 교수  
 관심분야 : 인간-기계 상호작용, 디스플레이 설계, 오퍼레이터 정보처리



김 재 호

1976년 3월~1980년 2월 부산대학교 전기기계공학과, 공학사  
 1980년 3월~1982년 2월 한국과학기술원 산업전자공학과, 공학석사  
 1983년 3월~1990년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학과, 공학박사  
 1992년 3월~1993년 1월 삼성전자 정보통신 연구소 차문교수  
 1997년 10월~1998년 9월 현대전자 차문교수  
 2002년 4월~현재 부산대학교 전자공학과 정교수  
 2007년 3월~현재 부산대학교 영상 컨텐츠 개발원 원장  
 2007년 3월~현재 부산대학교 NURI 차세대 영상IT 전문인력 양성사업단 단장  
 관심분야 : 영상처리, 비디오 코딩, 애니메이션