

시각장애인 인지특성을 기반으로 한 영상자료의 촉각지도 자동 변환 방법

Automatic Method for Transforming Image into Tactile Map Based on Cognitive Characteristics of Visually Impaired Persons

김혜영*, 조진수**

가천대학교 일반대학원 전자계산학과*, 가천대학교 IT대학 컴퓨터공학과**

Hye-Young Kim(hyri87rumaya@nate.com)*, Jin-Soo Cho(jscho@gachon.ac.kr)**

요약

본 논문에서는 시각장애인에게 다양한 영상정보를 보다 손쉽게 제공하기 위하여 시각장애인의 인지특성을 기반으로 기존 영상자료를 촉각지도 정보로 자동 변환하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 일반 교과서에 수록된 컬러영상의 밝기값 히스토그램을 분석하여 저복잡도 및 고복잡도 영상으로 분류하고, 이를 각 영상 종류에 적합한 서로 다른 변환과정을 적용하여 시각장애인이 인지할 수 있는 촉각지도 정보로 자동 변환한다. 실험 평가에서는 제안한 자동 변환 방법으로 생성된 촉각지도와 수동으로 생성된 기존 점자교과서의 촉각지도들을 가지고 전맹 시각장애인 5인을 대상으로 인지율과 만족도를 평가하는 실험을 수행하였다. 실험결과 제안한 방법으로 생성된 촉각지도에 대한 인지율과 만족도가 기존 점자교과서의 촉각지도에 대한 것들과 매우 유사하였다. 따라서 시각장애인을 위한 교육자료 제작의 시간과 비용을 획기적으로 절감할 수 있으며, 또한 교육자료 내에 영상자료를 보다 손쉽게 많이 추가하여 교육효과를 크게 향상시킬 수 있다.

■ 중심어 : | 시각장애인 | 인지특성 | 점자교과서 | 촉각지도 |

Abstract

In this paper, we propose the method for automatically transfers images into tactile maps information based on cognition characteristics of visually impaired persons to more easily provide various image information for visually impaired persons. The proposed method automatically classify color images into low complexity and high complexity based on intensity information and transfer images into tactile map information using each different transformation process. Experimental evaluation, We performed with visually impaired five persons experiments for evaluating the recognition and satisfaction that tactile maps of the proposed automatic transforming method and the manually generated tactile maps of braille textbooks. Experimental results, the recognition and satisfaction that the tactile maps of the proposed method generated are very similar to those of the tactile maps of braille textbooks. Therefore, it could hugely be reduced the time and money of production education materials, and it could greatly improved educative results because it can add more easily that many image data of education materials.

■ keyword : | Visually Impaired Person | Cognitive Characteristic | Braille Textbook | Tactile Map |

* 이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (2012-0003862)

접수번호 : #130104-003

접수일자 : 2013년 01월 04일

심사완료일 : 2013년 03월 19일

교신저자 : 조진수, e-mail : jscho@gachon.ac.kr

I. 서론

일반인을 위한 교육 환경에서는 교육자료가 크게 문자(혹은 수식)와 영상자료로 구성되며, 문자는 지식에 대한 문자적 정보 전달에 사용되고 영상자료는 문자로서 표현하기 힘든 시각적 정보를 전달하는데 사용된다. 마찬가지로 시각장애인을 위한 특수교육 환경에서도 교육자료는 문자에 해당하는 점자와 영상자료를 변환한 촉각지도(tactile map)로 구성된다. 촉각지도는 많은 시각적 정보들을 포함하고 있는 영상에 대하여 시각장애인에게 촉각을 이용하여 그 정보를 효과적으로 전달할 수 있게 해주는 수단으로서 시각장애인의 정보이해 및 습득능력에 향상에 매우 중요한 역할을 하고 있다[1].

교육자료에서 정보의 이해를 돕기 위한 영상은 주로 그래프, 도형, 삽화 및 사진들로 구성되며, 이 중 그래프와 도형들과 같이 색상 및 그 형태가 단조로운 영상(저복잡도 영상)들은 촉각지도로 변환되어 일반교육자료와 거의 유사한 수준으로 특수교육자료에 수록되어 있다. 반면에 삽화나 사진과 같이 색상 변화가 다채롭고, 그 형태가 복잡한 영상(고복잡도 영상)들은 특수교육자료에서 대부분 생략되는데, 이는 고복잡도 영상을 촉각지도로 변환하는 과정에서 점역, 제작 그리고 검수 등에 대한 많은 자원들이 요구되기 때문이다. 따라서 이러한 특수교육자료 내 영상자료들의 부족은 시각장애인들이 교육정보를 쉽게 이해하는 데에 있어 많은 어려움을 주고 있으며, 나아가 일반인과의 교육수준의 격차를 더욱 크게 하여 특수교육 효율성 향상의 주요 걸림돌이 되고 있다[1][2].

일반적으로 촉각지도의 생성 과정은 영상의 형태를 점자프린터(촉각지도 출력 프린터) 전용 S/W에 입력하는 촉각지도 정보생성 단계, 생성한 촉각지도 정보를 시각장애인이 인지 가능한 점자 형태로 출력하는 점자프린터 출력 단계, 출력한 촉각지도를 검토하는 검수 단계로 구성된다. 일반적으로 촉각지도 정보생성 단계에서 가장 많은 인력과 시간이 요구되는데, 이는 영상에 대한 시각장애인의 인지 특성을 고려하여 일일이 수동으로 윤곽선을 추출한 후 이를 점자프린터 전용 S/W에 옮겨 그려야 하기 때문이다. 또한 시각장애인은 그

래프나 도형과 같은 저복잡도 영상의 윤곽선은 변환 없이 촉각지도로 출력해도 이를 인지할 수 있으나, 삽화나 사진과 같은 고복잡도 영상에서는 주요 객체에 대한 정보만을 윤곽선으로 표현해야만 이를 인지할 수 있는 특성을 보인다. 따라서 현 시각장애인 특수교육 자료 생성의 문제점을 해결하기 위해서는 자료 제작에 요구되는 인력과 시간을 절감하면서 시각장애인에게 일반 교육자료와 유사한 수준의 정보를 제공하는 것이 요구된다. 이를 위하여 본 논문에서는 촉각지도 생성 과정 중에서도 특히 많은 인력과 시간이 요구되는 촉각지도 정보 생성 단계를 효과적으로 자동화 할 수 있는 방법을 제안한다.

서론에 이어 본 논문의 2장에서는 영상을 저/고복잡도로 분류하는 방법과 이를 촉각지도 정보로 변환하는 방법을 설명하며, 3장에서는 제안하는 방법에 대하여 시각장애인을 대상으로 한 실험평가 결과를 보여준다. 그리고 4장에서는 본 논문의 결론 및 추후 연구 방향을 제시한다.

II. 영상자료의 촉각지도 자동 변환 방법

제안하는 방법에서는 선행처리 과정으로 입력받은 컬러영상의 레이블링(labeling) 정보와 밝기값 변화를 이용하여 문자영역을 추출한 후 문자를 제거한다[3]. 다음으로 [그림 1]에 보인 바와 같이 입력받은 컬러영상의 밝기값을 분석하여 영상을 저복잡도와 고복잡도로 분류한다. 그리고 분류한 영상을 복잡도에 따라 서로 다른 변환 방법을 이용하여 이진화하며, 마지막으로 이진화한 영상을 점자프린터의 해상도에 적합하게 축소하여 최종적으로 촉각지도 정보를 생성한다. 본 장에서는 이에 대한 세부과정을 설명한다.

1. 영상자료의 저/고복잡도 분류

제안하는 방법에서는 밝기값 분포를 나타내는 히스토그램을 분석하여 영상의 복잡도를 분류한다. 저/고복잡도 영상의 밝기값 히스토그램은 [그림 2]에 보인 바와 같이 그 복잡도에 따라 서로 다른 특징을 나타낸다.

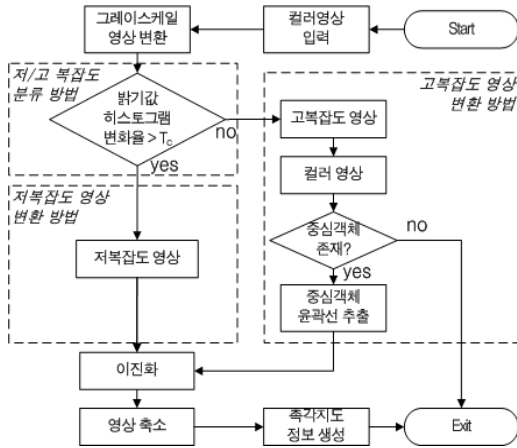


그림 1. 전체 프로세스

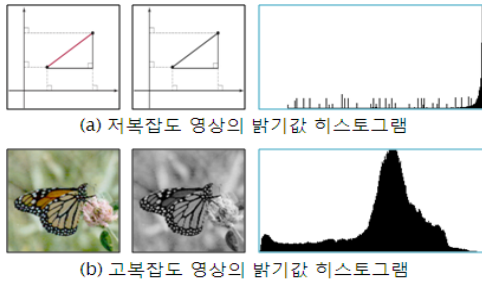


그림 2. 복잡도별 밝기값 히스토그램

먼저, (a)에 보인 저복잡도 영상의 밝기값 히스토그램을 살펴보면 대부분의 구간에서 빈도수가 매우 낮게 분포되어 있으며, 특정 구간들에만 그 밝기값의 빈도수가 집중되어 있음을 볼 수 있다. 반면에 (b)에 보인 고복잡도 영상의 히스토그램에서는 저복잡도 영상과는 다르게 대부분의 구간에 밝기값이 널리 분포되어 있음을 볼 수 있다. 이에 각 영상의 밝기값 히스토그램에서 낮은 빈도수를 갖는 구간을 제거하면, 저복잡도 영상의 경우 특정구간에서만 밝기값이 잔존하게 되고, 고복잡도 영상은 다수의 구간에 밝기값이 잔존하게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 특징을 영상의 복잡도를 분류하는 기준으로 이용한다. 이를 위해 제안하는 방법에서는 밝기값 빈도수들의 평균을 이용하여 밝기값 히스토그램에서 낮은 빈도수를 갖는 구간을 제거하며, 제거하기 이전과 이후의 밝기값의 잔여 구간의 변화율 차이로 저/고복잡도 영상을 분류한다.

```

for(i=0, cnt=0, sum=0; i<256; i++)
{ if(Q1-1.5(Q3-Q1) <= NHi <= Q3+1.5(Q3-Q1))
  then cnt++, sum+= NHi; }
NHaverage = sum / cnt;
for(i=0; i<256; i++) NHi -= NHaverage;
    
```

그림 3. 밝기값 히스토그램에 대한 평균 빈도수 제거 방법

먼저, 평균 밝기값 빈도수를 제거하는 방법은 [그림 3]에 보인 바와 같이 이상치(대부분의 데이터보다 매우 크거나 작은 값)에 해당하는 빈도수를 제외한 히스토그램의 밝기 값의 빈도수들을 산출한 후 평균 밝기값 빈도수를 도출한다. 그리고 도출한 평균 밝기값 빈도수를 모든 밝기에 대한 빈도수에서 제거함으로써 낮은 빈도수를 갖는 구간을 제거한다. 이 때, 이상치를 제외하지 않고 히스토그램의 밝기값의 평균 빈도수를 산출하게 되면 저복잡도 영상에서 대부분의 밝기값들보다 매우 높은 빈도수를 보이는 특정 밝기값의 이상치 빈도수로 인해 대부분 밝기값들의 빈도수의 평균보다 높은 값이 평균 빈도수로 설정된다. 따라서 이상치 빈도수가 포함된 평균 밝기값 빈도수를 구하게 되면 저복잡도 영상에서 평균 밝기값 빈도수를 제외하기 이전과 이후의 밝기값 잔여구간의 차이가 크게 나타나지 않음으로써 저복잡도 영상과 고복잡도 영상을 효율적으로 분류할 수 없기 때문에 이상치에 해당하는 빈도수를 제외한 밝기값들의 빈도수 평균값을 구해야한다. 이상치는 통계학의 탐색적 자료분석 방법의 상자그림(box plot)을 통해 구한다. 상자그림은 다섯 수치 요약을 나타낸 것으로 최소값, 최대값, 최소값에서 최대값까지 오름차순으로 정리하였을 때 25%번째 값에 해당하는 1사분위수, 50% 번째 값인 2사분위수, 75%값인 3사분위수로 구성된다. 이 중 3사분위수와 1사분위수의 차를 사분위 범위(Interquartile Range)라고 하며 이 범위에 전체에서 50%의 데이터가 존재한다. 사분위 범위의 좌측과 우측 끝으로부터 1.5배 이내의 거리를 안 울타리(Inner Fence)라고 하며, 안 울타리의 바깥에 존재하는 값들이 이상치에 해당한다. [그림 3]에서 NH_i 와 $NH_{average}$ 는 각각 영상의 해당 밝기에 대한 빈도수와 평균 빈도수를 나타내며, Q_1 과 Q_3 는 전체 밝기값 빈도수에 대한 1사분

위수와 3사분위수를 나타내고, 상수 1.5는 안 울타리를 구하기 위한 가중치이다.

다음으로 평균 밝기값 빈도수를 제거하기 이전과 이후의 밝기값의 잔여 구간에 대한 변화율을 수식 (1)을 통해 산출한다. 그리고 영상의 복잡도는 산출한 수식 (1)의 변화율을 수식 (2)에 적용하여 결정할 수 있다. 이때, cnt_{before} 와 cnt_{after} 는 각각 평균 밝기값 빈도수를 제거하기 이전과 이후의 잔여 구간의 개수이고, D_{NH} 는 잔여구간의 개수에 대한 변화율이다. 또한, 임계값 T_c 는 일반 교과서의 다양한 영상(I) 약 40개를 기반으로 산출한 최적의 실험치(상수 60)로 설정하였다.

$$D_{NH} = (cnt_{before} - cnt_{after}) / cnt_{before} \times 100 \quad (1)$$

$$I = \begin{cases} high - complexity, & \text{if } (D_{NH} < T_c) \\ low - complexity, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

2. 저복잡도 영상 변환 방법

일반적으로 저복잡도 영상은 영상을 이진화하는 방법만으로도 시각장애인이 인지할 수 있는 축가지도 정보로 변환이 가능하다. 본 논문에서는 Otsu의 이진화 방법을 이용하여 저복잡도 영상을 축가지도 정보로 변환한다[4].

3. 고복잡도 영상 변환 방법

고복잡도 영상의 경우 영상을 이루는 주요한 객체의 윤곽선을 추출하여 그 윤곽선을 시각장애인이 인지할 수 있는 단순한 형태의 축가지도 정보로 변환한다. 즉, 특정한 객체에 대한 정보를 표현하는 것을 목적으로 하는 영상일 경우에만 변환 과정을 수행하게 되며, 이 때 영상 내 가장 중요한 정보를 나타내는 객체인 중심객체의 윤곽선만을 축가지도 정보로 변환한다. 반면, 예를 들어 다양한 객체들이 섞여 있는 풍경 사진과 같이 특정한 객체가 중심이 되는 영상이 아닌 경우에는 중심객체가 불분명하기 때문에 중심객체가 존재하지 않는다고 판단한다. 이와 같이 특정한 중심객체가 존재하지 않는 영상을 비객체 영상이라 하며[5], 이는 축가지도도 변환하는 경우에도 시각장애인들이 인지가 쉽지 않

때문에 일반적으로 변환 과정에서 제외한다.

영상이 중심객체가 존재하는 영상인지 비객체 영상인지 판별하기 위해서는 먼저 영상을 구성하는 모든 객체들을 추출한 후 가장 중요한 객체를 추출하고, 그 특징에 따라 중심객체 및 비객체 영상으로 분류한다. 따라서 먼저 양자화를 통해 유사한 색상들을 대표색상으로 변환하여 영상의 컬러 복잡도를 낮춘 후 색상별 레이블링을 수행하여 영상 내 모든 객체들을 추출한다. 양자화를 수행하기 위해서는 PGF(Peer Group Filtering) 기법을 통해 색상 개수를 결정하고[6], NBS(National Bureau Standards) distance로 색상 간 유사도를 측정하여 유사한 색상별로 영상을 분할한다[7]. 일반적으로 중심객체는 영상의 중심부근에 위치하고 주변영역과 상이한 컬러를 가지며 비교적 크기가 큰 특징이 있다. 또한 사진촬영의 일반적인 원리 및 삼각 구도에 대한 연구에 의하면 영상 내 중심객체의 위치는 영상의 가로 크기를 m , 세로 크기를 n 이라 하여 영상을 가로 방향과 세로 방향으로 각 9등분($m/9, n/9$)했을 때 외곽과 접하게 위치하지는 않는 경향이 있다[8]. 따라서 영상의 중심에 가장 큰 면적을 차지하며, 외곽과 접하지 않는 레이블을 핵심객체 영역(core object region, COR)으로 설정하고 핵심객체 영역이 중심객체인지 혹은 배경을 나타내는 영역인지를 분석하여 중심객체 여부를 판단한다.

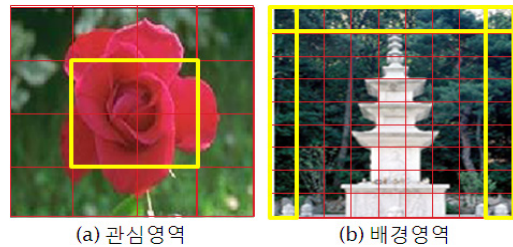


그림 4. 고복잡도 영상의 관심영역과 배경영역

먼저, 핵심객체 영역을 추출하기 위하여 [그림 4]의 (a)와 같이 영상의 중심을 기준으로 영상 크기의 1/4에 해당하는 영역을 중심객체가 위치할 가능성이 높은 관심영역(region of interest, ROI)으로 설정하였으며[9], 관심영역은 수식 (3)을 통해 구한다. 이와 같은 관심영

역의 위치와 크기는 다양한 종류의 영상 약 40장을 이용하여 영상 내 중심객체를 나타내는 레이블의 위치 통계 결과를 바탕으로 설정하였다. 또한 [그림 4]의 (b)와 같이 영상을 가로와 세로 방향으로 각 9등분(m/9, n/9)했을 때 하단부를 제외한 영상의 외곽에 해당하는 영역을 배경영역으로 설정하는데, 수식 (4)를 이용하였다 [10]. 이때 하단부의 외곽을 제외하는 것은 사진의 일반적인 구도에서 중심객체가 상단보다 하단에 치우쳐 있는 경우가 많기 때문이다. 수식 (3)과 수식 (4)의 W 와 H 는 영상의 가로 및 세로길이에 해당한다. 수식 (3)의 $AreaX_{cen}$ 및 $AreaY_{cen}$ 은 관심영역이며, 수식 (4)의 $AreaX_{back1}$ 및 $AreaY_{back1}$ 은 배경영역이다.

$$\begin{cases} W/4 \leq AreaX_{cen} < 3/4 W \\ H/4 \leq AreaY_{cen} < 3/4 H \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} 0 \leq AreaX_{back1} < W, & 0 \leq AreaY_{back1} < \frac{H}{9} \\ 0 \leq AreaX_{back2} < \frac{W}{9}, & \frac{H}{9} \leq AreaY_{back2} < H \\ \frac{8W}{9} \leq AreaX_{back3} < W, & \frac{H}{9} \leq AreaY_{back3} < H \end{cases} \quad (4)$$

다음으로 관심영역에서 가장 큰 면적을 차지하는 레이블을 핵심객체 영역으로 추출한다. 이 과정에서 배경영역에서 가장 큰 면적을 차지하여 영상의 배경을 나타낼 가능성이 높은 레이블을 핵심배경 영역(core background region, CBR)으로 설정하여 이를 핵심객체 영역을 추출하기 위한 후보 레이블에서 제외한다.

마지막으로 추출된 핵심객체 영역 픽셀들의 수평 및 수직 방향의 분산값 중 최대 분산값을 이용하여 중심객체와 비객체 영상을 분류한다[5]. 최대 분산값이 가로방향으로 넓게 분포된 경우 핵심객체 영역이 산이나 들, 하늘, 지평선과 같이 배경을 나타내는 것으로 판단하여 비객체 영상으로 분류한다. 또한, 최대 분산값의 분포도가 매우 낮은 경우에는 영상전체에서 핵심이 되는 객체가 차지하는 부분이 매우 적음을 나타내기 때문에 특정한 객체를 위한 영상이라고 볼 수 없으므로 비객체 영상으로 분류한다.

수식 (5)는 최대 분산값을 구하는 방법으로써 $V_x(SP)$

와 $V_y(SP)$ 는 각각 가로와 세로의 분산값에 해당하며, $V(SP)$ 는 최대 분산값이다. 또한, P_x 와 P_y 는 핵심객체 영역의 픽셀들의 수평 및 수직 좌표, m_x 와 m_y 는 핵심객체 영역의 픽셀들의 수평 및 수직 평균, W 및 H 는 영상의 수평 및 수직 길이, 그리고 N 은 핵심객체 영역의 픽셀들의 총 개수이다.

$$\begin{cases} V_x(SP) = \sum((P_x - m_x)^2 / W) / N \\ V_y(SP) = \sum((P_y - m_y)^2 / H) / N \\ V(SP) = \max(V_x(SP), V_y(SP)) \end{cases} \quad (5)$$

수식 (6)은 수식 (5)를 통해 구한 최대 분산값을 이용하여 중심객체 영상과 비객체 영상을 분류하는 방법이다.

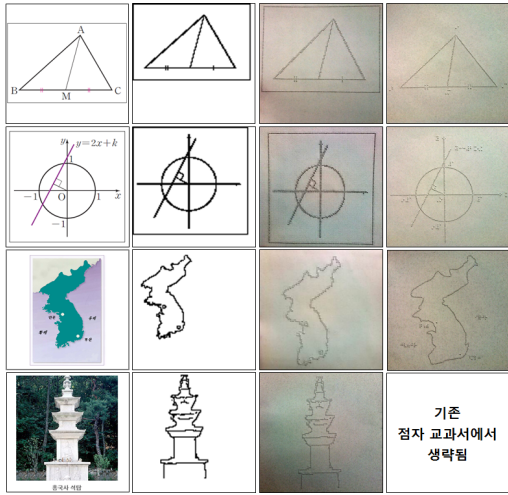
$$I = \begin{cases} Non-Object, & \text{if } ((V(SP) > T_w \text{ and } V(SP) \equiv V_x(SP)) \\ & \text{or } V(SP) < T_s) \\ Central Object, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

수식 (6)에서 T_w 및 T_s 는 중심객체 영상과 비객체 영상을 분류하는 임계값으로서 약 40장의 다양한 중심객체 영상과 비객체 영상을 이용한 실험치(각각 상수 0.06, 0.01)를 사용한다.

III. 실험 및 평가

본 논문에서 제안한 방법을 OpenCV를 이용한 C/C++기반의 프로그램으로 구현하였으며, 이를 일반 교과서에 수록된 다양한 컬러영상에 적용하여 [그림 5]의 예와 같은 축각지도들을 생성한 후 전맹 시각장애인 총 10인을 대상으로 실험 및 비교 평가를 수행하였다. [그림 5](a)는 일반 교과서에 수록된 컬러영상의 예를 보여주며, (b)는 (a)를 제안한 방법을 통해 축각지도 정보로 변환한 결과를 보여준다. 그리고 (c)는 (b)를 점자 프린터로 출력한 축각지도이며, (d)는 기존의 점자교과서에 수록된 축각지도를 나타낸다.

제안한 방법의 성능평가를 위하여 총 10인의 전맹 시각장애인들 중 5인은 제안한 방법에 의해 생성된 축각지도 (c)를 판독하였고, 나머지 5인은 기존 점자교과서



(a) 원 영상 (b) 제안한 방법의 촉각지도 정보 생성 결과 (c) 제안한 방법의 촉각지도 (d) 기존 점자 교과서 촉각지도

그림 5. 제안한 방법과 점자교과서 촉각지도 비교

에 수록된 촉각지도 (d)를 판독하여 각각에 대한 인지율과 만족도를 비교 평가하였다. 이 때, 제안한 방법의 촉각지도와 기존 점자교과서의 촉각지도가 동일한 영상에 대한 촉각지도를 제공하기 때문에 유사한 촉각지도를 반복하여 인지할 경우 미리 유사한 촉각지도를 인지한 경험으로 인해 나중에 실험한 촉각지도의 인지율이 상대적으로 높아져 실험의 객관성이 떨어짐으로써 제안한 방법의 촉각지도 실험군과 기존 점자교과서의 촉각지도 실험군을 각 5인씩 나누어 실험하였다. 실험 영상은 총 20장으로 유형에 따라 도형(저복잡도), 그래프(저복잡도), 삽화(고복잡도) 및 사진(고복잡도)으로 나누어 각각 5장씩으로 구성하였다. 또한, 점자 교과서의 촉각지도에서는 영상 내 문자가 점자로 표현되어 있으나 제안한 방법에서는 점자를 표현하지 않으므로 동일한 실험 조건을 위해 점자를 제외한 촉각지도 정보만을 인지하도록 유도하였다. [표 1]은 전맹 시각장애인이 기존 점자교과서와 제안한 방법으로 생성한 촉각지도를 판독하였을 때의 결과를 나타낸다. 10점 만점을 기준으로 두 촉각지도에 대한 인지율과 만족도는 매우 유사한 결과를 보였으며, 이는 제안한 방법을 기존 점자교과서의 촉각지도 제작과정에 인지율의 차이가 거의 없이 효과적으로 적용할 수 있음을 보여준다. 다음으로

표 1. 제안한 방법과 기존 촉각지도의 성능 비교

Method	Type		평균 인지율 (10점 만점)	평균 만족도 (10점 만점)
	기존 시각자료	저복잡도	그래프	8.30
도형			8.60	8.40
고복잡도		삽화	8.30	8.20
		평균	8.40	8.13
제안하는 방법	저복잡도	그래프	8.20	7.90
		도형	9.00	8.20
	고복잡도	삽화	8.00	8.00
		평균	8.40	8.03

표 2. 기존 교과서에서 생략되는 유형의 인지 평가

Type	평균 인지율 (10점 기준)	평균 만족도 (10점 기준)
기존 교과서에서 생략되는 고복잡도 영상 (삽화 및 사진)	7.30	8.20

기존 점자교과서에서는 생략된 고복잡도 영상들(삽화 및 사진)을 제안한 방법을 통해 촉각지도로 생성하였으며, [표 2]에 이에 대한 전맹 시각장애인들의 판독 결과를 나타내었다. 고복잡도 영상들을 변환한 촉각지도를 이용한 실험에서는 복잡한 형태의 객체정보로 인하여 인지율이 저복잡도 영상에 대한 촉각지도의 경우보다 다소 낮게 나타났다. 그러나 주관적 만족도 측면에서는 기존 점자교과서에 수록된 영상자료들을 판독하였을 때와 유사한 결과를 보였으며, 추가적인 면담을 통해 많은 시각장애인들이 교육과정 내 고복잡도 영상에 대한 촉각지도 자료를 필요로 함을 확인하였다.

본 실험결과를 통해 촉각지도 제작 과정에서 가장 많은 자원이 요구되는 촉각지도 정보 생성 과정을 제안한 방법으로 자동화할 수 있음을 확인하였다. 그리고 제안한 방법으로는 시각장애인에게 기존에는 제작하기 어려웠던 고복잡도 영상을 추가적인 비용 없이 촉각지도로 변환하여 제공할 수 있어 그 성능이 매우 효과적임을 보여준다.

IV. 결론

본 논문에서는 시각장애인의 인지특성을 기반으로 영상을 촉각지도 정보로 자동 변환하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 영상을 저복잡도 및 고복잡도

영상으로 분류한 후 그 복잡도에 따라 서로 다른 변환 방법을 이용하여 축가지도로 자동 변환한다. 제안한 방법의 성능평가를 위하여 기존 수동으로 제작된 점자교과서 내 축가지도들과 제안한 방법으로 생성된 축가지도들에 대한 전맹 시각장애인들의 인지율(점자교과서: 8.40, 제안한 방법: 8.40)과 만족도(점자교과서: 8.13, 제안한 방법: 8.03)를 측정하였다. 실험결과 제안한 방법을 축가지도 제작과정의 자동화를 위하여 효과적으로 적용할 수 있음을 확인하였다. 또한, 제안한 방법을 적용하여 기존에는 제작하기 어려웠던 고복잡도 영상에 대한 축가지도를 자동으로 생성함으로써 시각장애인의 특수교육자료를 일반교육자료와 유사한 수준으로 제작할 수 있을 것으로 기대된다. 향후에는 일반교육자료 내 영상과 문자 모두를 구분 및 인식하여 축가지도로 자동 변환할 수 있게 해주는 추가 연구를 진행할 예정이다.

참 고 문 헌

[1] 김승현, 차정호, 김인환, “초등학교 과학과 점자 교과서에 나타난 시각자료의 점역 실태 분석”, 특수교육저널: 이론과 실천, 제9권, 제3호, pp.457-475, 2008.

[2] 박정은, 김영일, “중학교 점자 사회교과서의 시각 자료 점역형태 분석”, 특수교육저널: 이론과 실천, 제10권, 제3호, pp.129-157, 2009.

[3] 원종길, 김혜영, 조진수, “레이블링 기법과 밝기값 변화에 기반한 컬러영상의 문자영역 추출 방법”, 한국콘텐츠학회논문지, 제11권, 제12호, pp.511-521, 2011.

[4] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,” IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol.9, No.1, pp.62-66, 1979.

[5] 박소연, 김성영, 김민환, “칼라 분포 특성에 기반한 객체 및 비객체 영상의 분류 방법”, 한국멀티미디어학회 2003년도 추계학술발표대회(상), pp.318-321, 2003.

[6] Y. Deng, C. Kenney, M. S. Moore, and B. S. Manjunath, “Peer group filtering and perceptual color image quantization,” IEEE International Symposium, Vol.4, pp.21-24, 1999.

[7] 손병삼, *컬러 양자화와 그래프 컷을 이용한 영상 분할 기법*, 한양대학교 학위논문, 2003.

[8] Y. C.Ha, *Nature Picture and Human*, Donga Press, 2002.

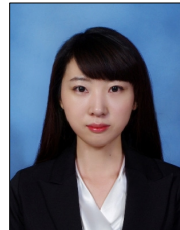
[9] 김성영, *객체 기반 영상 검색을 위한 중심 객체의 자동 추출*, 부산대학교 학위논문, 2003.

[10] 강선도, 유현우, 신영근, 장동식, “영상구도에 근거한 영상내의 주요객체 자동추출 방법”, 한국콘텐츠학회논문지, 제8권, 제3호, pp.8-17, 2008.

저 자 소 개

김 혜 영(Hye-Young Kim)

준회원



- 2011년 2월 : 경원대학교 컴퓨터 미디어학과(공학사)
- 2013년 2월 : 가천대학교 전자계산학과(공학석사)

<관심분야> : 영상처리, 멀티미디어

조 진 수(Jin-Soo Cho)

정회원



- 1994년 : 인하대학교 전자공학과(공학사)
- 1998년 : Columbia University 전자공학과(공학석사)
- 2003년 : Georgia Institute of Technology 전자공학과(공학박사)

- 2004년 ~ 2006년 : 삼성전자 책임연구원
 - 2006년 ~ 현재 : 가천대학교 컴퓨터공학과 부교수
- <관심분야> : 영상처리, 신호처리, 3D 그래픽스, 멀티미디어