

## 스포츠 영상 내에서 자동적인 가상 광고 삽입을 위한 다층퍼셉트론 기반의 저정보 영역 검출

정재영<sup>1</sup> · 김종하<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>동양대학교 컴퓨터학과

<sup>2</sup>동양대학교 건축소방행정학과

### Low-Informative Region Detection based on Multi-Layer Perceptron for Automatical Insertion of Virtual Advertisement in Sports Image

Jae-Young Jung<sup>1</sup> · Jong-Ha Kim<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Computer Science, Dongyang University, Youngju 36040, Korea

<sup>2\*</sup>Department of Architecture & Fire Administration, Dongyang University, Youngju 36040, Korea

#### [요 약]

가상광고는 컴퓨터 그래픽을 이용하여 스포츠영상과 같은 미디어제작영상에 제품의 이미지, 로고, 선전문구 등을 삽입하는 광고 기법이다. 최근 영상처리 기술과 컴퓨터 성능의 상승으로 인해 스포츠영상에 가상광고를 삽입하기 위한 기술적인 요소가 충족되어 영상 내에 가상광고의 삽입이 활발하게 진행되고 있다. 또한 자동적인 가상광고 삽입을 위한 영상 처리 기술이 가상광고 영역에서 중요한 연구 분야로 자리 잡고 있다. 이에 본 논문에서는 스포츠 영상 내에서 자동적으로 가상광고를 삽입하기 위해 영상 처리 기법과 기계학습을 활용하여 저정보 영역을 추출하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 영상의 밝기 정도를 히스토그램을 통해 분석하고 기계학습 방법을 활용하여 저정보 영역을 추출한다.

#### [Abstract]

Virtual advertisement is an advertising technique that using computer graphic in a media production such as a sports image for inserting product image, logo, advertising slogan, etc. Recently, the image insertion of virtual advertisement is actively spreading due to the satisfaction of technical element for the image insertion of virtual advertisement in sports advertisement by increasing of the image processing technology and the computing performance. In addition, image processing technology for automatic insertion has become an important research field in the virtual advertisement field. In this paper, we propose the method of extracting less-informative region by using image processing technique and machine learning to insert a virtual advertisement automatically in sports image. The proposed method analyzes the brightness level of image through the histogram and extracts the less-informative region using the machine learning method.

**Key word** : Low-Informative region, Gray-scale, Intensity Histogram, Shift Operation, Multi-Layer Perceptron

**색인어** : 저정보영역, 그레이스케일, 밝기히스토그램, 쉬프트연산, 다층퍼셉트론

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2017.18.1.71>



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** 12 October 2016; **Revised** 24 October 2016

**Accepted** 25 February 2017

**\*Corresponding Author; Jong-Ha Kim**

**Tel:** +82-054-630-1127

**E-mail:** yc2442@dyu.ac.kr

## 1. 서론

최근 영상처리 기술과 컴퓨터 성능의 급격한 발달로 영상의 실시간 처리가 가능하게 되었으며 TV의 중계 중 실제 물리적인 게시 광고의 형태가 아닌 영상처리를 통한 가상의 광고를 삽입하는 형태의 사용이 증가하고 있다. 가상광고란 컴퓨터 그래픽을 이용해 실제 현장에는 없는 가상의 이미지를 만들어 미디어 영상에 제품의 이미지 또는 로고 등을 삽입하는 광고기법이다[1, 2]. 이와 같이 가상광고는 영상을 처리하는 기술을 이용하여 나라, 지역별로 같은 영상에 다른 광고를 삽입할 수 있으며, 수입된 TV프로그램을 방영할 시 비교적 낮은 비용으로 프로그램 내에 삽입되어있던 외국의 광고를 방송지역에 맞게 대체할 수 있으며 스포츠 경기 또는 이벤트 행사 시 시청자들의 시야를 가리지 않는 영역을 확보하여 정해진 공간에 더욱 많은 광고를 전달 할 수 있게 공간을 확보 할 수 있다는 점 등 여러 장점들이 존재한다[3, 4].

가상광고를 삽입하기 위한 기술은 크게 두 가지로 구분된다. 방송사의 제작 장비와 연동해서 현장에서 이미지를 삽입하는 기술로 업링크(Uplink)와 중계 영상에 가상이미지를 삽입하는 것으로 다운스트리밍(Down streaming)이 있다. 업링크 방법은 촬영현장에 실제로 장비와 인력 파견해 영상 제작 장비와 연동하여 현장에서 이미지를 삽입하는 기술로서 비용이 많이 소요되나 가장 안정적으로 광고의 삽입이 가능하다. 다운스트리밍은 촬영현장에 장비나 인력을 파견하지 않고서도 광고의 삽입이 가능한 방법으로 수집된 영상에 대해 화면만으로 판단하여 광고를 삽입하기 때문에 현재 실제로 운용할 수 있는 폭은 아주 제한적이다[3]. 따라서 장비 및 인력을 투입하지 않고서도 영상 내에 광고를 안정적으로 삽입하기 위해 영상처리 기법을 이용한 자동적인 광고 삽입 연구가 요구되고 있다.

영상처리 기법을 활용한 가상광고 삽입기술은 다시 마커 기반 방법과 비마커 기반 방법으로 나뉘는데, 마커 기반 방법은 마커를 실제 촬영영상에서 표현하기 쉽지 않아 비마커 기반 방법이 많이 활용되고 있다[5]. 선행 연구에서는 비마커 기반 방법을 적용하였다. 입력이미지로부터 외곽선을 추출하고 이를 이용하여 검출된 사각형에 대해 저정보 영역을 추출하는 방식이다[1]. 선행 연구는 검출된 사각형의 모서리가 정확히 인식되어야 한다는 한계가 존재하였다.

본 논문에서는 기계학습 기법의 분류알고리즘인 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)을 이용하여 저정보 영역을 자동적으로 추출하는 방법을 제안한다. 제안방법은 스포츠 중계이미지를 검사영역의 쉬프트 연산을 통해 분할된 영상 내 색상의 분포를 인식하여 저정보 영역을 검출한다. 이러한 방법은 최소한의 수동적인 작업을 통해서 가상광고의 삽입이 가능하게 하여 가상광고의 삽입을 위해 투입되는 인력 또는 장비를 위한 비용을 절감할 수 있다. 또한 본 논문에서 포함하지 않은 광고의 삽입영역을 고도화하여 안정적이고 완전

자동화된 영상 내 광고 삽입을 기대할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 제안방법인 저정보 영역을 추출하기 위한 방법론을 소개하였고 3장은 저정보 영역 추출 실험 및 논의에 대해 기술하였으며 4장은 결론을 기술하였다.

## II. 본론

본 논문에서는 제안하는 방법은 저정보 영역(Less-Informative Region)을 추출하기 위해 그림 1과 같은 구조를 제안한다. 제안방법은 입력영상에 대해 Grayscale을 수행하여 RGB영상을 회색조 영상으로 변환하고, 변환된 영상에 대해서 검사영역을 지정하여 쉬프트동작을 수행하며 이미지 전체에 대한 영역을 지정한다. 또한 지정된 영역에 대해서 히스토그램분석을 수행하여 이미지의 밝기의 빈도를 분석한다. 위와 같은 과정을 통하여 수집된 히스토그램 데이터를 통해서 다층퍼셉트론(MLP; Multi-Layer Perceptron)을 수행하여 검사영역이 저정보 영역에 속하는지를 판단한다.

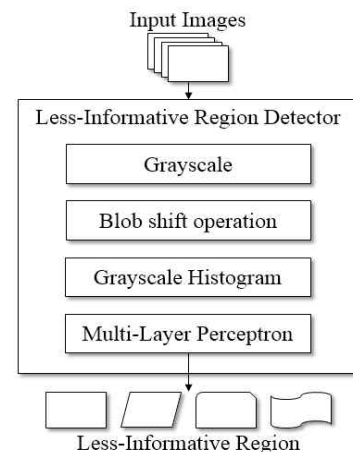


그림 1. 제안방법의 구조도  
Fig. 1. System diagram of proposed method

### 2-1 Grayscale Representation

제안방법의 이미지에서 저정보 영역을 추출하기 위해 수집된 원본 이미지에 대해 Grayscale을 수행한다. 이는 저정보 영역을 추출함에 있어 RGB의 컬러정보를 사용하지 않고 색의 분포만을 활용하여 정보의 유무를 판단하기 때문에 영상의 이미지에 대해 Grayscale을 수행하였다. 식(1)은 밝기 Y의 정보를 통해서 Grayscale 이미지를 생성하는 수식이다. RGB값에 사람이 시각적으로 민감한 색에 가중치를 부여하여 계산을 수행한다[6].

$$Y = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B \quad (1)$$

**2-2 Blob Shift Operation을 통한 이미지 밝기 분석**

선행연구[1]는 사각형의 모서리를 정확히 인식할 수 있어야 사각형의 형태를 추출할 수 있었다. 또한 저정보 영역이 사각형의 형태를 취해야만 인식이 가능했다. 제안방법에서는 그림 2와 같이 이미지에 대해 정사각형(Npx × Npx)의 Blob을 이미지의 좌측상단부터 우측하단까지 쉬프트 시켜가며 저정보 영역에 대한 검사를 수행하였다. 이러한 형태로 검사 및 추출을 수행할 경우 공백의 모양이 사전에 지정되지 않은 도형이더라도 광고를 삽입할 수 있는 영역이 검출된다.

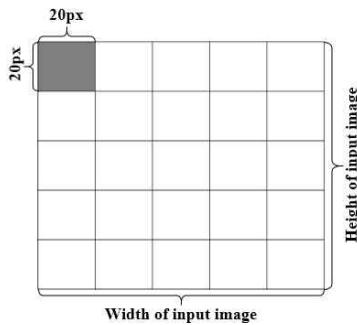


그림 2. Blob쉬프트 연산을 통한 이미지밝기 분석  
 Fig. 2. Intensity analysis of image using blob shift operation

**2-3 히스토그램 분석**

색 히스토그램은 색상 특징을 표현하는 가장 일반적인 방법으로 영상의 전체적인 색상에 대한 전역적 특징과 명암 대비 및 명암 값 분포에 대한 정보를 표현한다. 픽셀이 표현할 수 있는 Grayscale 값을  $x$  축으로, 각 명암 값이 가진 누적치는  $y$  축으로 구성하였다. 그림 3 (a)와 같이 Blob 내에 Grayscale 값이 고르게 분포되어있는 경우 그림 3(b)와 같이 히스토그램의 분산 값이 크다. 그림 3(c)과 같이 Blob 내에 다양한 밝기 값들의 분포를 가지는 영역은 그림 3(d)처럼 작은 분산 값을 가지는 히스토그램으로 표현된다[7]. 제안방법은 이미지 내에서 쉬프트 연산에 의해서 사각형을 검출하고 그 사각형 영역에 대한 색 히스토그램의 분산정도에 의해 추출영역의 정보의 양을 판단하였으며 임계치에 따라 저정보 영역을 결정하였다. 제안방법은 이전 절에 정의된 Blob에 대해 히스토그램분석을 수행한다. 히스토그램 분석은 해당영역 내에 여러 색상으로 분포되어있지 않고 색상이 단일하게 밀집된 정도를 검출할 수 있다. 그림 3은 단일 색상으로 밀집된 이미지와 여러 색이 분포되어있는 이미지를 히스토그램화하여 표현하였다.

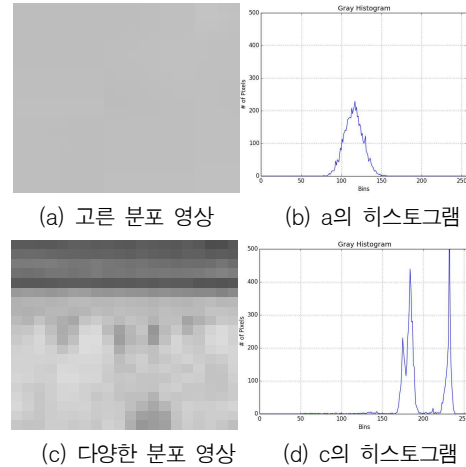


그림 3. 밝기분포에 따른 히스토그램 비교  
 Fig. 3. Histogram comparison of intensity distribution

**2-4 MLP(Multi-Layer Perceptron)**

신경망은 인간의 뇌에 있는 생물학적 신경세포를 모델링한 교사기법(Supervised) 방식으로서, MLP는 대표적인 신경망 알고리즘 중 하나이다. 일반적인 퍼셉트론(Perceptron)과 달리 은닉층이[8]란 개념이 등장하며, 은닉층이 1개 이상인 퍼셉트론을 MLP라고 한다. MLP에서 입력은 은닉층의 모든 다른 노드에 연결되는데, 일반적으로 은닉층의 수가 많아질수록 결정경계의 특성이 증가하고 더 정교해진다. 하지만 2개 이상의 은닉층을 필요로 하는 MLP는 실제 대부분의 예측모델 실험에서 찾아보기 힘들며, 보통 하나의 은닉층을 대상으로 하여 몇 개의 노드로 구성하는지에 따라 해당 MLP의 성능이 달라진다[9]. MLP는 입력층, 은닉층, 출력층 순으로 계산이 진행되는데, 제안방법에서 사용된 MLP 모델 구성은 그림 4와 같다.

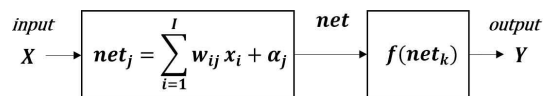


그림 4. 제안방법의 다층퍼셉트론 구조  
 Fig. 4. Multi-Layer Perceptron of Proposed Method

여기에서  $I$ 개의 입력노드  $x_i$ ,  $J$ 개의 은닉노드  $y_j$ ,  $K$ 개의 출력노드  $z_k$ 로 구성된다고 할 때, 입력층 벡터는  $X(1 \times J)$ , 은닉층 벡터는  $Z(1 \times J)$ , 출력층 벡터는  $Y(1 \times K)$ 이며 입력층과 은닉층 그리고 은닉층과 출력층 간의 연결 강도는 각각  $W(I \times J)$ 와  $W(J \times K)$  행렬 형태로 나타낼 수 있다. 이때  $A(1 \times J)$ 와  $B(1 \times K)$ 는 은닉층과 출력층의 바이어스(bias)이며, 입력층과 입력층의 가중합  $net_j$ 는 식(2)와 같다.

$$net_j = \sum_{i=1}^I w_{ij}x_i + \alpha_j \quad (2)$$

또한 출력층  $y_k$ 에 대한 은닉층과 출력층의 가중합  $net_k$ 는 식(3),(4)와 같이 표현할 수 있다.

$$net_k = \sum_{j=1}^J w_{jk}x_j + \beta_k \quad (3)$$

$$y_k = f(net_k) \quad (4)$$

다음으로 입력층과 은닉층, 출력층 간에 연결된 강도 가중치(weight)들의 값을 찾아야하는데, 이때 오류 역전파 알고리즘(Back propagation) [10]을 사용한다. 오류 역전파 알고리즘은 순방향 다층 퍼셉트론의 학습에 효과적으로 사용되는 알고리즘이다. 이 때  $i$ 번째 입력패턴에 대한  $k$ 번째 출력노드의 목표 값(Target value)  $T$ 를 기준으로 각 출력 값에 따른 오차가 근거가 되며 다음 학습 시에는 목표 값에 더욱 접근된 출력 값을 갖게 된다. 결국 역전파 알고리즘을 이용하여 목표 벡터  $T(1 \times K)$ 와 출력 벡터  $Y(1 \times K)$  간의 오차  $E$ 가 최소가 되도록 네트워크의 모든 연결강도 값을 조절하는데, 여기에서 최소 자승 오차  $E$ 는 식(5)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (t_k - y_k)^2 \quad (5)$$

또한 한 노드의 출력을 계산하는 활성화 함수는 신경망의 출력을 곡선 형태로 바꾸어서 연속적으로 미분 가능하도록 만들어주는 함수로서, 제안방법은 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용하였다[11, 12]. 이 때  $-1 \sim 1$  범위의 시그모이드 함수는 식(6)과 같다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-\lambda x}} - 1 \quad (6)$$

학습과정에서 한 패턴에 대한 가중합  $x$ 가 활성화 영역(Dynamic region)에 있다면 학습속도가 빠르고 포화 영역(Saturation region)에 있다면 학습속도가 느리다. 따라서 입력층과 은닉층 사이의 가중치는 입력패턴의 특징을 비선형적으로, 은닉층과 출력층 사이의 가중치는 추출된 특징 벡터를 선형으로 분리하게 된다.

본 논문에서는 그림 5와 같이 한 단계의 은닉층을 가지는 다층퍼셉트론을 사용했으며, 회색화를 수행한 이미지의 각 Blob에 대한 히스토그램에서 256개의 밝기 값에 대응되는 빈도수를 입력 층의 입력 값으로 할당하고 출력 층은 저정보 영역을 판별할 수 있는 출력노드를 두 개로 구성하였다. 식 (7)은 입력이미지와 입력이미지를 히스토그램화 했을 때의

256개의 밝기 값을 통해 구성된 다층퍼셉트론의 입력을 나타냈다.  $i$ 는 입력이미지의 번호를 나타내며  $j$ 는  $j$ 번째 Blob의 번호를 의미한다.

$$Input_i^j = Img_i^j [Bin_1, Bin_2, \dots, Bin_{256}] \quad (7)$$

실제 신경망의 입력으로는 256개의 밝기 값으로 구성된 Bin에 쌓인 누적치를 입력노드에 대응하여 256개의 입력노드를 구성하였다.

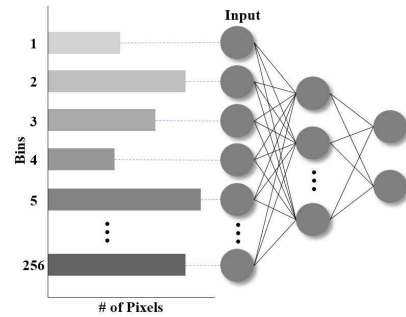


그림 5. MLP 구성도  
Fig. 5. MLP structure

MLP의 학습을 위해 오류 역전파 알고리즘을 사용하였으며, 시그모이드 함수(Sigmoid function)를 활성화 함수로 사용하였다. 은닉층 뉴런의 개수는 30개로 구성하였으며, 뉴런의 개수를 증감시키며 휴리스틱 방법을 통해 뉴런의 개수를 선택하였다.

### III. 실험 및 결과

본 논문에서 저정보 영역을 추출하기 위해 Python 2.7.9, OpenCV 3.0.0버전을 사용하여 실험하였고, windows 7(64bit)환경에서 실험을 수행하였다. 또한 제안방법의 실험 및 검증을 위해 펜스가 포함된 야구장 이미지를 수집하여 제안방법을 적용하였다. 야구장 이미지의 크기는 다양한 사이즈로 구성되며 표 1과 같다.

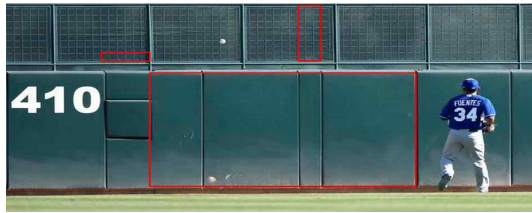
표 1. 실험이미지의 크기  
Table. 1. Size of Test Images

Test Image	Image Size(pixel)
Test Img_1	1600 × 634
Test Img_2	960 × 501
Test Img_3	1280 × 720
Test Img_4	640 × 480

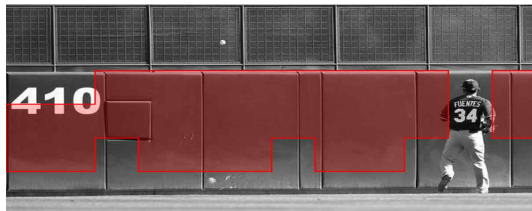
실험의 학습을 위하여 테스트 셋으로 선택한 4개의 이미지들을 통해서 밝기 히스토그램의 bin에 누적된 값들로 전체 모

집단을 구성하였고, 그 중 70%를 랜덤 샘플링을 통해서 샘플 집단으로 수집한 후 테스트 셋으로 활용하였다. 또한 모집단에서 학습 셋을 제거한 나머지 30%로 테스트 및 검증 셋을 구성하였다. 수집된 이미지를 20px × 20px과 80px × 80px의 두 가지의 Blob 크기로 실험을 수행하였다.

그림 6에서는 테스트 영상에 대한 실험 결과를 선행연구의 결과와 비교하여 보였다. 그림 6(a)와 같이 선행연구의 결과는 사각형을 검출하기 위해 사각형의 꼭지점을 구성하는 특징점이 요구되나 제안방법의 경우는 특징점이 없는 이미지 좌측하단의 영역도 검출이 가능하다. 따라서 이미지 내에 특징점의 추출결과 여부와 상관없이 저정보 영역을 검출하는데 있어서 제안방법이 우수한 성능을 나타낸다. 또한 Blob의 크기를 80px × 80px로 이미지의 저정보 영역을 검출하였을 때 보다 20px × 20px로 검출하였을 때 좀 더 정밀하게 저정보 영역을 추출할 수 있었다.



(a) Result of Preceding method



(b) Result of Proposed method(80px × 80px)



(c) Result of proposed method(20px × 20px)

그림 6. 선행연구결과와의 비교

Fig. 6. Comparison with preceding method

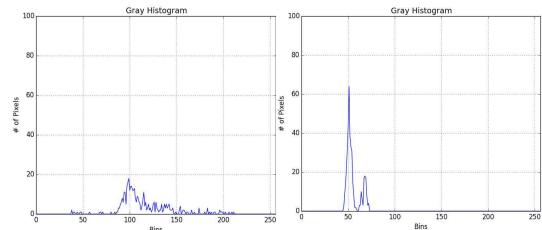
그림 7은 다른 유형의 테스트 이미지에 제안방법을 적용한 결과이다. 그림7(a)는 원영상이며, 그림7(b)는 저정보 영역 검출 결과이다. 그림7(c)는 그림7(b) 영상 내 좌상 위치의 빨강 사각형의 히스토그램 분포를 보인 것이고, 그림7(d)는 그림7(b) 영상 내 중앙 위치의 파란 사각형의 히스토그램 분포를 보인 것이다.



(a) Original image



(b) Result of proposed method(20px × 20px)



(c) His. of red box in (b) (d) His. of blue box in (b)

그림 7. 테스트 이미지의 결과

Fig. 7. Result of test image

MLP 학습 실행결과의 정확도 검증을 위해 Confusion Matrix를 사용하였다. Confusion Matrix는 교사 학습에서 기계 학습의 정확도(Accuracy)를 나타내는 표로서, 대각선의 값이 높을수록 정확도가 높아진다.

그림 8은 본 논문에서 제안하는 MLP 학습모델을 실행한 결과에 대한 Confusion Matrix이다. 행렬의 열이 Actual Class, 행렬의 행이 Predicted Class를 가리키며 TN은 True Negative(Negative를 Negative로 분류), TP는 True Positive(True를 True로 분류), FP는 False Positive(False를 True로 분류), FN은 False Negative(True를 False로 분류)를 나타낸다. Recall(=True Positive Rate)과 Precision은 수식(7), (8)과 같고 각각 73.0%, 86.62%를 나타냈다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

학습결과의 정확도는 식(9)과 같이 구할 수 있으며 90.5%의 정확도를 나타냈다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (9)$$

		Target Class		
		1	2	
Output Class	1	TP 1250 18.2%	FP 194 2.8%	86.6% 13.4%
	2	FN 463 6.7%	TN 4973 72.3%	91.5% 8.5%
		73.0% 27.0%	96.2% 3.8%	Accuracy 90.5% 9.5%

그림 8. 제안방법의 혼동행렬  
**Fig. 8.** Confusion matrix of Proposed Method

IV. 결론

본 논문에서는 스포츠 경기 영상에서 영상 내자동적인 광고 삽입을 위한 저정보 영역을 추출하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 서로 다른 크기의 야구장 이미지 4개를 수집하여 실험을 수행하였으며 선형연구에서 사용된 이미지를 동일하게 적용해 성능비교를 하였다. 그 결과 90.5%의 정확도로서 저정보 영역을 분류하는데 성공하여 영상의 밝기 분석이 저정보 영역을 구별 짓는 유의미한 특징임을 증명하였다. 또한 전체 이미지를 구성하는 각 Blob의 크기가 저정보 영역 추출에 영향을 미치며, 그 크기가 작아질수록 저정보 영역을 보다 정밀하게 추출할 수 있음을 확인하였다. 제안하는 방법은 이미지 내에 광고가 삽입될 수 있는 영역을 자동적으로 추출하기 위한 방법으로 컴퓨터의 성능 및 가상광고의 잠재력으로 인해 향후 활용영역이 확대될 것으로 기대된다. 또한 다각형태의 광고를 삽입함에 있어서 장점을 가질 수 있다.

다만 별도의 이미지 전처리 작업이 없었기 때문에 이미지의 선명도나 질감이 실험결과에 영향을 미치는 요소로 작용하는 문제가 있었으며 이미지가 찍힌 카메라의 위치에 따른 배경하늘 등의 자연환경은 고려되지 못했다. 또한 이미지에 따라 저정보 영역을 결정하는 분산값의 임계치가 달라질 수 있기 때문에 이를 자동적인 시스템으로 결정할 수 있어야 제안시스템의 활용도가 좀 더 높아질 수 있다. 따라서 향후 추가연구를 통해 검출된 영역 내에 모폴로지 연산을 통해 좀 더 매끄러운 형태로 보정하는 연구 및 저정보 영역에 도형을 대응시키는 방법에 대한 연구가 수행되어야 한다.

감사의 글

본 연구는 2014년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.(NRF-2014S1A5A2A03065532).

참고문헌

- [1] Jaeyoung Jung, Youngkab Kim, "Less Informative Region Extraction for Automatically Advertisement Insertion in Sports Image" *Journal of Digital Contents Society*, Vol.16 No.4 Aug. (2015) 615-622.
- [2] Tsuji, Yosuke, Gregg Bennett, and James H. Leigh."Investigating factors affecting brand awareness of virtual advertising." *Journal of Sport Management*, 23.4 (2009): 511-544.
- [3] Deutsch, Askan. "Sports broadcasting and virtual advertising: Defining the limits of copyright law and the law of unfair competition." *Marq. Sports L. Rev.* 11 (2000): 41.
- [4] McEvilly, Theresa E. "Virtual Advertising in Sports Venues and the Federal Lanham Act 43 (a): Revolutionary Technology Creates Controversial Advertising Medium." *Seton Hall J. Sport L.* 8 (1998): 603.
- [5] Lowe, David G. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." *International journal of computer vision*, 60.2 (2004): 91-110.
- [6] Mohan, V. M., Durga, R. K., Devathi, S., Raju, K. S. "Image Processing Representation Using Binary Image; Grayscale, Color Image, and Histogram." *Proceedings of the Second International Conference on Computer and Communication Technologies Springer India* (2016): 353-361.
- [7] Ramesh, N., J-H. Yoo, and I. K. Sethi. "Thresholding based on histogram approximation." *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing* 142.5 (1995): 271-279.
- [8] Gardner, Matt W., and S. R. Dorling. "Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences." *Atmospheric environment* 32.14 (1998): 2627-2636.
- [9] Hornik, Kurt, Maxwell Stinchcombe, and Halbert White. "Multilayer feedforward networks are universal approximators." *Neural networks* 2.5 (1989): 359-366.
- [10] Hecht-Nielsen, Robert. "Theory of the backpropagation neural network." *Neural Networks*, 1989. IJCNN., International Joint Conference on. IEEE (1989): 593-605.
- [11] Ito, Yoshifusa. "Representation of functions by superpositions of a step or sigmoid function and their applications to neural network theory." *Neural Networks* 4.3 (1991): 385-394.
- [12] HyunKyung Song, and YoungJik Lee, "An Analysis on the Role of Hidden Layer and Node Reduction Algorithm in Back-Propagation Learning." *Journal of the Institute of Electronics and Information, Engineers-B* 28.3 (1991): 207-220.



**정 재 영 (Jae-Young Jung)**

1989년 : 성균관대학교 (공학사)  
1993년 : 성균관대학교 (공학석사)  
1997년 : 성균관대학교 (공학박사)

1997년~현재: 동양대학교 컴퓨터정보전학과 교수

관심분야 : 인공지능(Artificial Intelligence), 패턴인식(Pattern Recognition), 움직임 추적(Motion Tracking) 등



**김 종 하 (Jong-Ha Kim)**

1996년 : 일본 경도대학교 대학원 (공학박사)

1997년~현재: 동양대학교 건축소방행정학과 교수

관심분야 : 시선추적(Eye Tracking), 공간정보(Space Information), 감성측정(Measurement of Emotion) 등