

인간의 상향식 시각적 주의 특성에 바탕을 둔 현저한 영역 탐지

(Detecting Salient Regions based on Bottom-up Human Visual Attention Characteristic)

최 경 주 * 이 일 병 **
(Kyungjoo Cheoi) (Yillbyung Lee)

요 약 본 논문에서는 영상 입력 장치로 입력되는 영상 내의 수많은 정보 중에서 시각적으로 중요하다고 여겨지는 현저한(salient) 영역만을 탐지해내는 새로운 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 인간이 가지고 있는 시각적 주의 기능에 기본 바탕을 두고 있으며, 영상을 구성하고 있는 정보의 특징에 기반을 두고 있다. 가장 먼저 인간의 시각적 주의 기능에 영향을 미친다고 알려져 있는 몇가지 특징들이 입력되는 영상의 모든 영역에 걸쳐 추출되어 각각의 특징에 해당되는 특징지도들로 형성된다. 이렇게 형성된 각각의 특징지도들을 구성하고 있는 특징값들은 이들 각각의 국부적인 경쟁력 특성에 의하여 영상의 각 영역에서의 중요도를 나타내는 값으로 변환되어 중요도지도를 형성하게 된다. 이러한 중요도지도들은 모두 통합되어 하나의 현저함지도를 생성하게 된다. 현저함지도는 영상 내 각 장소의 현저함 정도를 미리 계산된 특징들의 공간적 중요도 측정치에 따른 스칼라 값으로 표시함으로써 영상 내에서 가장 현저한 영역을 찾을 수 있도록 가이드한다. 제안하는 방법에 의해 시스템을 구성하여 실험한 결과, 인간이 중요하다고 여겨지는 주요 영역을 만족스럽게 탐지해 낼 수 있었다.

키워드 : 시각적 주의, 특징지도, 현저함지도

Abstract In this paper, we propose a new salient region detection method in an image. The algorithm is based on the characteristics of human's bottom-up visual attention. Several features known to influence human visual attention like color, intensity and etc. are extracted from the each regions of an image. These features are then converted to importance values for each region using its local competition function and are combined to produce a saliency map, which represents the saliency at every location in the image by a scalar quantity, and guides the selection of attended locations, based on the spatial distribution of saliency region of the image in relation to its perceptual importance. Results shown indicate that the calculated Saliency Maps correlate well with human perception of visually important regions.

Key words : Visual Attention, Feature Map, Saliency Map

1. 서 론

컴퓨터 시각에 있어서의 주요 문제점은 주어진 영상의 크기와 이에 따른 복잡도를 늘이는 데 따른 제한된 능력에 있다고 할 수 있다. 실제적으로 컴퓨터 시각 시스템은 엄청난 양의 시각 정보를 받아들여야 하는데 실시간으로 인식과 분석을 수행하는 컴퓨터 시각 시스템에 있어 입력되는 이들 시각 정보를 모두 처리한다는

것은 불가능할 뿐만 아니라, 제한된 자원을 효율적으로 사용하는 측면에 있어서도 불필요한 일이다. 지금까지 몇몇 초기 시각 작업에 아주 효과적인 기술들이 개발되었지만, 추출된 특징들의 조합이나 이를 통한 객체 인식과도 같은 작업을 효과적으로 수행하기 위해서는 인식하고자 하는 객체의 전체적인 모양이나 형태, 객체의 수, 또는 배경의 복잡도와 같은 몇 가지 전제사항을 기술해야 하며, 이외에도 이와 관련된 다른 여러 문제점들이 여전히 실제적인 문제를 적용하는데 있어 많은 어려움을 주고 있다.

수많은 감각 정보 중 유용한 정보만을 선택하여 처리하는 것은 효율적인 지각에 있어 아주 중요한 일이다.

* 비 회 원 : LG CNS 연구개발센터
choikj@lgcns.com

** 종신회원 : 연세대학교 정보산업공학 교수
yblee@csai.yonsei.ac.kr

논문접수 : 2001년 12월 17일
심사완료 : 2003년 10월 6일

인간의 시각 시스템은 눈에 주어진 영상을 모두 처리하는 것이 아니라, 필요한 정보만을 추출하여 원하는 작업을 수행하며, 각 기능을 수행하는 모듈들이 효율적인 분산 데이터 처리과정을 수행하기 때문에 빠른 시간에 원하는 결과를 얻을 수 있다고 알려져 있다. 기존의 영상류에 대한 실험적 증거에 의하면 입력되는 영상에서 가장 관심이 있는 부분을 찾아내는 “시각 정보 선택(visual selection)” 기능에 관련된 수많은 메커니즘이 존재한다고 알려져 있으며, 시각적 주의 기능이 이에 해당하는 것이라 할 수 있다. 시각적 주의란 현 작업에 의미있는 특징만을 선별하여 주의를 특정 영역이나 물체에 집중시킴으로써 시각 정보 처리 능력을 극대화하는 작업이라 할 수 있으며, 복잡도 문제의 해결과 처리 용량의 한계를 극복한다는 측면에서 중요한 역할을 수행하는, 현재 공학에서 주로 나누어서 처리되고 있는 전경과 배경의 분리와 인식의 문제를 효율적으로 결합할 수 있으나 아직 공학에서 충분히 활용되지 못하고 있는 매우 중요한 동물의 지적 능력이다.

대부분의 컴퓨터 시각 시스템에서 복잡도 문제의 해결과 처리 용량의 한계를 극복하기 위한 방법으로써 입력되는 영상의 일부를 필터링하여 계산의 복잡도를 낮추는 반면, 형태 불변의 표준적인 객체 표상 방법을 제공해주는 방법을 사용하고 있는데, 피라미드와 같은 방법을 사용한 다해상도 표상 방법과, 망막의 비균일적인 해상도 배치 형태를 모사하는 공간 변화(space-variant) 표상 방법이 그 예가 될 수 있다. 이러한 2가지 표상 방법을 기반으로 하여 공학적으로 응용된 필터가 Low-Pass 또는 Band-Pass 필터라 할 수 있는데, 대체적으로 이런 방법만을 사용하여 입력되는 시각 정보 중 시각적으로 중요하다고 생각되는 부분을 추출하기에는 불충분하기 때문에 컴퓨터 시각 시스템에서 일반적인 시각적 주의 기법으로 사용되지 못하고 있다. 따라서 컴퓨터 시각 시스템에 있어 입력된 영상의 정보를 줄이기 위하여, 사용할 수 있는 한 방법은 인간이 가지고 있는 시각적 주의 기능을 시스템 내에 도입하는 것으로써, 입력되는 전체 영상 중에서 그 순간 우리가 가장 필요로 하는 원하는 부분에 해당되는 정보만 찾아서 그 부분을 따로 분리해내는 것이다[1].

이러한 작업을 수행하기 위하여 본 논문에서는 특징에 기반한 새로운 정보 선택 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 인간의 시각적 주의 기능에 기본 바탕을 두고 있다. 시각적 주의는 의식적으로 원하는 장소에 집중될 수 있는 반면(top-down attention), 다른 영역과 구별되는 현저한 장소에 무의식적으로 집중될 수도 있다(bottom-up attention). 특별히 영상류는 기대하지 않았던 장애물을 대면했을 때, 순간적으로 그 장애물을 의식

하게 되는데, 이러한 상향식 주의(bottom-up attention)는 감시 시스템 생성에 아주 많은 영향을 주므로 행동 과학적인 면에서도 아주 중요한 역할을 수행한다. 제안하는 방법론은 이러한 상향식 주의 방식을 채택하여 시각적 주의에 영향을 미치는 영상의 여러 기본특징들에 기반하여 입력되는 영상에서 지각적으로 가장 중요하다고 생각되는 현저한 영역을 탐지한다. 제안하는 방법은 다음과 같은 3 단계로 구분되어 설명될 수 있다. 첫째, 입력된 영상은 색상과 명암도 특징을 나타내는 여러 특징지도(Feature Map; F-Map)로 분할된다. 둘째, 각각의 특징지도가 가지고 있는 특징값들의 국부적 경쟁력에 의해 각각의 특징지도에 대응되는 중요도지도(Importance Map; I-Map)가 계산되어지는데, 이 중요도지도는 각 특징지도의 국부적인 영역에 있어서의 중요도 값을 가지고 있다. 셋째, 이렇게 생성된 각각의 중요도지도는 각 지도안의 특징의 공간 경쟁력 및 협동력 특성과 이들의 통계적 정보를 바탕으로 각각의 지도를 조합하여 하나의 현저함지도(Saliency Map; S-Map)를 생성한다. 제안한 방법을 기반으로 시스템을 구성하고 실험을 수행하여 그 성능을 검증하였다.

2. 관련 연구

기존의 시각적 주의에 관련된 연구들은 주의가 가해지는 방식에 따라 크게 2부분으로 나뉘어 연구되어졌다. 주의가 영상내의 정보의 공간적 분포에 의해 나타나는 현저함 단서에 의해 가해졌는가, 아니면 주어진 작업에 관련된 단서에 의해 가해졌는가에 따라 상향식(bottom-up), 또는 하향식(top-down)으로 구분된다. 즉, 입력되는 영상의 여러 기본특징들을 추출한 후, 이를 결합하여 전체 영상 중에서 각 영역의 중요도를 가리키는 특징을 추출하고, 이를 주의집중에 이용하는 상향식 방식을 사용한 데이터 기반 모형과, 수행하는 작업 또는 찾고자 하는 물체 등의 이미 알고 있는 지식을 주의 집중 단계에 이용하는 하향식 방식을 사용하는 모델 기반 모형이 제시되었다. 상향식 방식은 주어진 작업에 관련된 어떠한 종류의 선지식도 사용하지 않기 때문에 이 방식을 사용하는 데이터 기반 모형은 다양한 응용분야에 기존 모형의 커다란 변화 없이 적용되어질 수 있지만, 만일 주어진 작업에 해당하는 적절한 고차원의 지식이 주어진다면 모형의 성능이 더욱 향상되어질 수 있을 것이다. 하향식 방식을 사용하는 모델 기반 모형은 찾고자 하는 객체의 특징과도 같은 주어진 작업에 관련된 선지식을 사용하기 때문에 주어진 작업에 따른 주의집중 과정을 학습할 수 있는 방법을 요구하고 있으며, 또한 인식단계와의 부분적인 상호작용이 필요하다. 때문에 대부분의 유용한 모형들은 거의 상향식 방식을 채택하고 있으며,

본 논문에서 제안하는 방법 역시 상향식 방식을 채택하고 있다.

Treisman과 그의 동료들에 의해 연구된 “특징통합이론”(Feature Integration Theory)[2]에 따르면, 영상의 각 영역은 색, 모양 등의 기본특징들의 조합으로 표현될 수 있으며, 이를 이용하여 특정 영역으로의 억제 및 주의 집중이 발생한다고 하였다(그림 1). 이 이론은 시각적 객체를 형성하기 위해 특징들이 어떻게 결합되는가에 대한 문제를 다루고 있으며, 각 특징들이 병렬적이고도 자동적으로 추출되고, 시각적 객체가 특징들을 형성하는 순서대로 특별한 공간적 자취(locus)에 주의가 가해진다는 기본적인 가정을 하고 있다.

시각적 주의를 제어할 수 있는, 신경계를 모방한 최초의 계산적 모형은 1985년 Koch와 Ullman에 의해서 만들어졌다. Koch와 Ullman의 모형[3]은 현저함지도라는 개념을 사용하였는데, 현저함지도란 영상의 각 위치에서 특징들이 얼마나 현저히 변하는가를 표현하는 2차원 지도를 뜻하며, 이는 영상의 기본 특징들을 초기시각형태로 받아들이고 이 특징들을 효과적으로 제어할 수 있는 전략방법을 제공한다. 따라서 단순히 이러한 현저함지도만을 조사하여 가장 높은 값을 가지는 부분부터 차례대로 이동하므로써 주의를 이동시킬 수 있다.

지금까지 제안된 대부분의 상향식 주의에 관련된 계산 모형들은 위와 같은 Treisman의 특징 모듈들에 해당하는 특징지도를 계산하는 단계와 이들을 조합한 결과로 각 위치에서 특징들이 얼마나 현저히 변하는가를 나타내는 현저함지도를 계산하는 단계를 포함하고 있다 [4-9]. 이들 모형들간에 다른 점이라 하면 입력되는 영상에서 특징을 추출하여 초기시각형태로 만드는 방법과, 현저함지도를 생성하는 방법의 차이이다. 하지만 지금까지 제안된 이러한 대부분의 모형들은 현재 시각적 주의에 대한 개념 정립 단계에 있으며, 대부분 시뮬레이트된 데이터에만 적용되거나 특정 문제에 한해서만 동작하고 있는 경우가 많다. 또한 실질적인 측면이 아닌 이론적인

측면에 많이 치중되어 있기 때문에 실제적인 문제에 제대로 적용되지 못하고 있다.

이러한 여러 모형 중, 주목할 만한 모형은 Milanese와 그의 동료들이 제안한 모형[4]과 Itti와 Koch가 제안한 모형[5]이라 할 수 있다. Milanese와 그의 동료들이 제안한 모형(그림 2)을 보면, 먼저 입력 영상의 색상(color), 방위(orientation), 경계선(edge), 곡면(curvature)과도 같은 기본특징들을 다중 스케일의 특징지도 형태로 만들었으며, 특별히 특징지도는 직접 현저함지도에 통합되지 않고 Conspicuity 연산자에 의해 먼저 처리되어 Conspicuity Map(C-Map)을 생성한다. 현저함지도를 만들기 위해 반복적인 relaxation 알고리즘을 적용하였고 이를 통해 주의가 가는 영역을 탐지하였다. Itti와 Koch는 현저함지도와 승자 전취망(Winner-Take

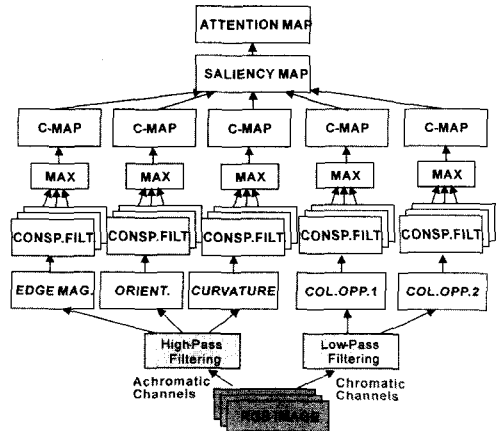


그림 2 Milanese의 모형

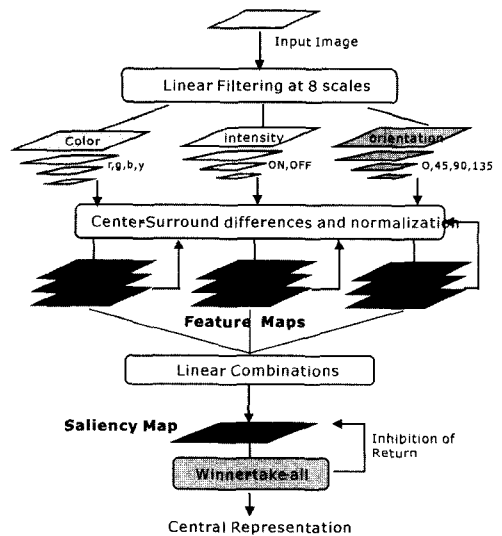


그림 3 Itti의 모형

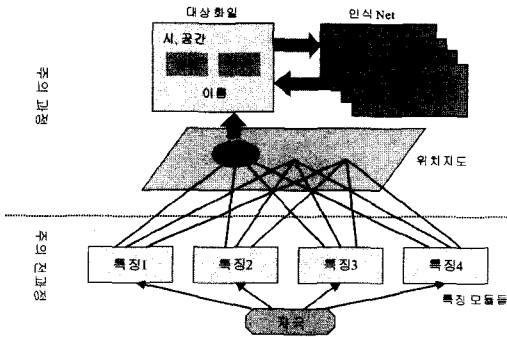


그림 1 인간의 대상 인식 과정

All Network)으로 이루어진 모형(그림 3)을 제안하였는데, 이 모형에서는 방위(orientation), 색상(color), 강도(intensity)와 같은 특징요소들을 추출하여 다중 피라미드 영상을 생성하고, 생성된 다중 피라미드 영상을 중심-주변 연산차(center-surround differences)를 행하여 특징지도를 만들어낸다. 이렇게 만들어진 각 특징지도로부터 각 특징간의 공간 경쟁 특성을 반복적으로 사용하여 특징을 조합함으로써 연관성 있는 하나의 정보를 구성하고 있는 현저함지도를 생성한다. 또한 이 모형에서는 현저함지도에서 가장 현저한 부분을 선택하고, 일정 시간이 지난 후 다른 곳으로 주의를 움직이게 하기 위해 승자 전취망(Winner-Take-All Network)을 사용함으로써 시선 이동 경로를 순차적으로 발생시키는 기능을 가지고 있다.

3. 제안하는 모형

제안하는 모형은 주의의 상향식 제어(bottom-up control)에 제한되어 있다. 즉, 사전지식 없이 주어진 시각 자극의 특징에 의해서만 관심 영역을 추출한다. 제안하는 모형(그림 4)은 기본적으로 다음과 같은 처리구조를 갖는다.

첫째, 입력되는 영상은 시각적 주의에 영향을 미치는 특징들로 구성된 여러 특징지도들로 표상된다. 본 모형에서는 색상 정보와 명암도 정보를 특징으로 사용하였다. 색상은 인간의 시각이 물체를 구분할 수 있는 가장 큰 특징 중의 하나로써, 이는 인간의 시세포에 있는 3가지 추상체 r, g, b 들의 반응에 의해 결정된다. 본 모형

에서는 색상 정보를 처리한다고 알려져 있는 인간의 신경절 세포 중 특별히 색상 대비에 강한 반응을 보인다고 하는 M 세포의 동질성 수용야의 기능을 바탕으로 하여 입력되는 영상 정보 내에서 색상 정보를 추출한다. 또한 무색상 정보로써 명암도 값을 사용하여 특징지도를 생성한다.

둘째, 이러한 여러 특징지도들로부터 각각의 특징지도마다 이웃하는 주변영역과 크게 다른 국부적 현저함을 가리키는 중요도지도(I-Map)를 만들어내는데, 이 중요도지도는 특징지도의 국부적인 영역에 있어서의 중요도 값을 나타낸다. 본 모형에서는 특징의 측면역제 기법을 사용하였는데, 미리 계산되어진 각각의 특징지도마다 $DOOrG$ (Difference of oriented Gaussians) 모형에 의해 제공되는 필터[4]를 통과시킴으로써 방위에 조율된 중심-주변 연산을 통해 국부적인 대비(contrast)를 강조시키고, 방위를 탐지할 수 있도록 한다.

셋째, 이렇게 생성된 각각의 중요도지도에 대해 각 지도안의 특징의 공간 경쟁력 및 협동력 특성과 이들의 통계적 정보를 바탕으로 각각의 지도를 모두 조합하여 연관성 있는 하나의 현저함지도(Saliency Map; S-Map)를 만들어낸다. 현저함지도는 특정한 특징에 관계없이 입력 영상의 현저한 장소를 인코딩하므로 이를 통해 영상의 현저한 영역을 탐지할 수 있다.

3.1절에서는 특징지도 생성방법을, 3.2절에서는 중요도지도 생성방법을, 3.3절에서는 현저함지도 생성방법에 대해 설명한다.

3.1 특징지도(Feature Map: F-Map)

정신물리학적 실험결과에 의하면 인간은 주의가 가는 영역을 여러 개의 상향식 기준에 의해 재빠르게 탐지할 수 있다고 한다. 이러한 내용을 바탕으로 색상 정보와 명암도 정보를 사용한 특징지도가 추출되었다.

3.1.1 색상 특징지도

망막에는 3가지 형태의 추상체(cone) r, g, b 가 있는데, 이들의 스펙트럼 감도는 '적', '녹', '청' 파장에 서로 부분적으로 겹쳐져 있기도 하고, 중심 위에 위치하기도 한다. 스펙트럼의 정보는 이러한 3가지 형태의 추상체 반응을 서로 복합적으로 모아서 표현되며, 이 반응들은 신경절 세포에 넘겨지고 바로 LGN을 거쳐 시각피질로 전달되어 입력되는 객체의 색상 또는 무색상 정보를 나타내게 된다. 이 때, 이렇게 색상정보를 뇌로 전달해 주는 신경회로는 3가지 형태의 추상체의 정보를 '적/녹', '청/황'의 반대쌍의 색상정보로 바꾸어 전달한다.

신경절 세포는 P 세포와 M 세포의 2가지 형태로 되어 있으며, 색상을 처리하는데 서로 다른 역할을 수행한다. P 세포는 중심-주변 형태의 수용야를 가지고 있

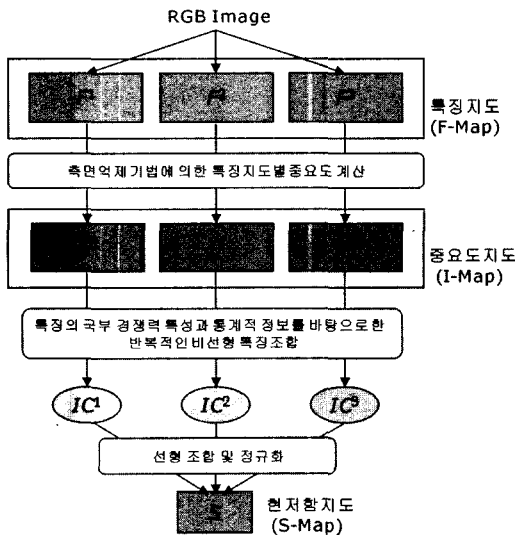


그림 4 제안하는 모형의 전체 구조도

며 서로 다른 파장을 가진 자극이 수용야의 중심과 주변영역에 들어왔을 때 강하게 반응한다. 따라서 공간 선별작용이 뛰어나지만, 파장에 대한 정보를 잃어버리게 된다. 이에 반해, 그림 5와 같은 동질(homogeneous)의 형태의 수용야를 가진 M 세포는 특정 파장을 가진 동일한 자극이 수용야의 중심과 주변영역에 들어왔을 때 강하게 반응한다. 즉 P 세포에 비해 공간 선별 작용은 떨어지지만, 색상 대비에 강하게 반응한다.

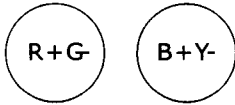


그림 5 homogeneous 수용야를 가진 세포

$V1$ 에서의 색상 처리는 주로 blob 영역에서 진행되고 보여진다. $V1$ 의 어떤 세포들은 LGN 의 세포 특징을 그대로 가지기도 하며(중심-주변 수용야, 동질(homogeneous)의 수용야 등), 더 나아가 이 둘을 합친 좀 더 복잡한 형태의 수용야를 가진 세포(double opponency)들이 존재한다.

본 모형에서는 이러한 여러 세포의 성질 중 색상 대비에 강하게 반응한다고 하는 동질의 형태의 수용야를 가진 세포를 모델링하여 색상 대비에 관련된 정보를 추출하고, 이를 색상 특징지도로 만든다.

색상 특징지도를 만드는 순서는 다음과 같다. r, g, b 가 각각 적색, 녹색, 청색을 나타낸다고 할 때, 식 (1)과 같이 다른 색상과 조금도 회색되지 않은 순수한 색상에 조율된 채널 R, G, B, Y 를 생성한다.

$$R = r - (g + b) / 2, \quad G = g - (r + b) / 2, \quad (1)$$

$$B = b - (r + g) / 2, \quad Y = r + g - 2(|r - g| + 2)$$

R 은 적색 채널, G 는 녹색 채널, B 는 청색 채널, Y 는 황색 채널을 나타내며, 각 채널은 흑색과 백색 자극에 대해 0을 출력한다. 이러한 채널을 사용하여 F^1, F^2 를 만든다.

$$F^1_{x,y} = R_{x,y} - G_{x,y} \quad (2)$$

$$F^2_{x,y} = B_{x,y} - Y_{x,y} \quad (3)$$

여기서 F^1 은 red/green opponency를 F^2 는 blue/yellow opponency를 나타낸다.

3.1.2 명암도 특징지도

입력되는 영상에서 색상 정보를 얻을 수 없는 경우가 생길 수도 있으므로 이러한 경우를 대비해 색상 정보를 모두 걸러낸 명암도 특징을 특징지도로 만든다. r, g, b 가 각각 적색, 녹색, 청색을 나타내는 채널일 때, 명암도 영상 I 는 식 (4)에 의해 얻어질 수 있으며 이 영상이 명암도 특징지도 F^3 로 사용된다.

$$I = \frac{r + g + b}{3} \quad (4)$$

$$F^3_{x,y} = I_{x,y} \quad (5)$$

특징지도로서의 명암도 영상은 색상 정보가 없을 때만 사용하는 임의의 대체 수단만은 아니다. 명암도 영상은 실제적으로 현저한 장소를 추출하는데 중요한 역할을 한다. 실제로 국부적인 밝기가 현저한 장소를 인코딩하는 주요기준이 되는 실 영상들이 많이 존재한다.

3.1.3 특징지도의 정규화

생성된 특징지도는 향후 고차원적인 처리를 위해 특

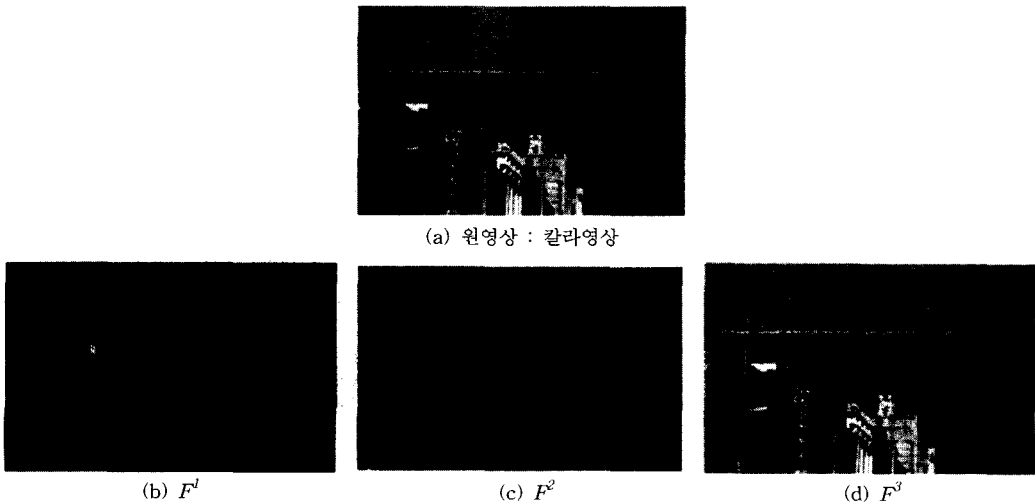


그림 6 실영상에 대한 특징지도의 예

징지도를 단순화시킬 필요가 있기에 각 특징지도의 값들을 모두 0~1 사이의 값으로 정규화시킨다. 그림 6은 적색볼이 커진 신호등이 있는 실영상에 대하여 3가지 특징지도를 얻은 결과를 보여준다.

3.2 중요도지도(Importance Map: I-Map)

3.2.1 선택의 문제

전 단계에서 생성된 특징지도는 영상의 정보를 여러 방식으로 표상할 수 있도록 해준다. 특징지도를 구성하고 있는 특징값은 영상의 각 지점에서 특별한 의미를 가지고 있는데, 이러한 특징지도에서 현저한 특징값을 선택하기 위해서는 특징지도를 구성하고 있는 특징값에 서로 다른 중요도 측정치를 할당하고 이를 바탕으로 현저한 특징값을 선택한다.

기존의 시스템에서는 특징지도를 구성하고 있는 특징값이 가장 높을 때 그 지점이 가장 현저한 장소라 하였다. 하지만, 현저한 지점이 항상 높은 값을 가지고 있지는 않는다는 문제가 발생한다. 만일 계산되어진 특징지도가 찾고자 하는 현저한 지점에 대한 정보가 들어있는 임의의 템플렛과의 상관관계로 얻어진 것이 아니라면 일반적으로 높은 값을 가진 장소가 낮은 값을 가진 장소보다 현저하다라는 근거가 없다. 한 예로, 아주 밝은 배경에 검은 동그라미가 있는 영상을 입력받았을 경우, 위의 가정처럼 가장 현저한 지점이 높은 값을 가진 곳이라면 동그라미 대신 높은 값을 가진 배경을 선택하게 되어 우리가 원하는 결과를 얻어낼 수가 없게 된다. 이렇듯 얻어진 특징지도로부터 중요도 측정치를 부여하는 과정은 아주 중요하다. ahmad의 VISIT[6]에서는 같은 특징지도에서의 다른 특징값과 유달리 틀린 특징값에 낮은 중요도 측정치를 할당하고, 가장 낮은 값을 가진 장소를 가장 구별되는 장소로 정의하기도 하였다.

본 모형에서는 보다 넓은 범위의 비등방성(非等方性) 이면서도 축의 방위에 따라 성질이 달라지는 이방성(異方性) 연산자인 DOOrG(Difference of oriented Gaussians) 필터를 미리 계산된 특징지도에 통과시킴으로써 이웃하는 영역과 아주 많이 다른, 흥미로운 지점(location)이 아닌 영역(region)을 추출할 수 있는 기반을 만든다. 이러한 경쟁 메커니즘(competitive mechanism)은 인간의 뉴런들이 측면억제에 의한 결합 방식을 띠고 있으며, 또한 이런 뉴런들이 서로 경쟁적인 관계에 있다는 실험적 증거에 기반한 것이다. 이러한 처리과정을 거친

각 특징지도를 중요도지도라 칭하고, 모든 중요도지도를 하나로 통합하여 현저함을 나타내주는 현저함지도를 만듦으로서 영상의 현저한 영역을 탐지하게 된다.

3.2.2 DOOrG(Difference Of Oriented Gaussians) 모형

DOOrG 모형은 양의 값을 가지는 가우시안이 음의 값을 가지는 가우시안보다 더 좁은 폭을 가지는 2개의 가우시안의 차(Difference of Gaussians)로 구성되어 있다. 이 때, 2개의 가우시안은 원형의 좌우대칭 형태를 띠 수도 있고, 서로 다른 너비인 σ_x, σ_y 에 의해 결정지어지는 타원형 형태를 가질 수도 있다. DOOrG 모형은 식 (6)으로 정리될 수 있다.

$$DOOrG_{x,y}(\sigma, r_{x/y}, r_{on/off}) = K_1 \cdot G_{x,y}(\sigma, r_{x/y} \cdot \sigma) - K_2 \cdot G_{x,y}(r_{on/off} \cdot \sigma, r_{x/y} \cdot r_{on/off} \cdot \sigma)$$

여기서 K_1 과 K_2 는 양의 상수이며, $G_{x,y}$ 는 2차원 가우시안 함수이다.

$$G_{x,y}(\sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi \sigma_x \sigma_y} \cdot e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2}\right)} \cdot e^{-\left(\frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)}$$

일반적으로 2개의 가우시안의 이심률(eccentricity)은 $r_{x/y} = \frac{\sigma_y^{on}}{\sigma_x^{on}} = \frac{\sigma_y^{off}}{\sigma_x^{off}}$ 로 모두 동일하며, ON과 OFF가우시안 사이의 너비 비율은 파라미터 $r_{on/off} = \frac{\sigma_x^{off}}{\sigma_x^{on}}$ 에 의해 정의되며, 또한 고정된다.

3.2.3 중요도지도의 생성

본 모형에서는 입력받은 각각의 특징지도에 DOOrG 모형에 의해 제공되는 필터를 적용하여 이에 대응되는 각각의 중요도지도도를 만들어낸다. 중요도 지도를 만드는 과정은 다음과 같이 설명될 수 있다.

먼저, 식 (8)과 같이 DOOrG 모형에 의해 제공되는 필터 h 를 8가지 방위(orientation)별로 생성한다(그림 7). 여기서, θ 는 $\theta \in \left\{0, 1\frac{\pi}{8}, 2\frac{\pi}{8}, \dots, 7\frac{\pi}{8}\right\}$ 로 8개 방위를 나타내고, 파라미터로써 $\sigma = 5.5, r_{x/y} = 1/9, r_{on/off} = 4.76, K_1 = 1/6, K_2 = 1.7$ 을 사용하였다.

$$h_{x,y}^\theta = |DOOrG_{x,y}^\theta(\sigma, r_{x/y}, r_{on/off})|$$

DOOrG 모형으로 필터 h 를 각 방위별로 생성해 낸 후, 미리 계산되어진 특징지도 F^k 와 회선(convolution)시켜 각 방위별 8가지 중요도지도도를 생성하고, 이를 모



그림 7 생성된 8개 방위를 가진 필터 h

두 합하여 중요도지도 I^k 를 생성한다. 여기서, k 는 각각의 지도를 나타내는 색인이다.

$$I_{x,y}^k = \sum_y \left[\left(\sum_{m,n} F_{m,n}^k \cdot h_{x-m,y-n}^\theta \right)^2 \right] \quad (9)$$

이렇게 생성된 중요도지도는 8개의 방위를 탐지할 수 있는 DOOrG 모형을 사용했기 때문에 특징지도에서 탐지하지 않았던 방위에 대한 특징을 중요도지도를 통해 탐지할 수 있다.

그림 8은 그림 6(a)의 영상에 대하여 3가지 중요도지도를 얻은 결과를 보여준다.

3.3 현저함지도(Saliency Map: S-Map)

3.3.1 현저함지도의 필요성

중요도지도에 의해 제공되는 특징값에 의해 영상의 현저한 영역을 추출하게 되는데, 중요도지도에 의해 얻게되는 영상에 대한 중요도 측정치는 각각의 중요도지도마다 매우 독립적인 성격을 지니고 있기 때문에, 각각의 중요도지도마다 모두 다른 영역을 현저한 영역이라고 결정지을 것이다. 이러한 이유 때문에 이러한 중요도지도들은 영상의 각 지점마다 하나의 중요도 측정치를 나타내주는 유일한 지도인 현저함지도로 합쳐져야 한다. 현저함지도란 시각적인 환경에 놓여있는 특이할만한 물체들에 대한 정보를 가지고 있는 2차원 지도를 뜻하는 것으로써 시각장의 각 장소마다 현저한 물체를 표시한다. 이러한 영상의 공간적인 현저함을 기반으로 한 현저함지도를 통하면 주의가 가해진 장소를 찾기가 용이해진다.

현저함지도는 대체적으로 모든 중요도지도에서 얻어지는 전체 특징값 중 가장 큰 값을 나타내는 값을 취하거나, 각 중요도지도를 특정한 값으로 임계치화하는 방법을 사용하여 만들어졌다. 또한 각각의 중요도지도에 적절한 가중치를 두어 합하는 방법이 사용되기도 하였다. 그러나, 이러한 처리방법은 서로 다른 중요도지도의 중요도 측정치가 모두 하나의 영상에 대한 것이라는 사실을 고려하지 않은 것이다. 이미 언급했듯이 각기 다른 중요도지도들은 서로 다른 시각 형태에서 파생된 것이기 때문에 각각의 중요도지도에서 나온 정보는 서로 독립적이며, 따라서 비교기준이 아주 모호하다는 문제점이 발생한다. 즉, 각각의 중요도지도에서 얻어지는 각 위치에서의 특징값들에 대한 중요도 측정치가 중요도지도마다 다 틀리다는 것이다. 한 예로, 여러 개의 수평막대가 있는 곳에 하나의 수직막대가 있는 영상의 경우, 영상의 특징값은 방위 면에서 볼 때 수직방위에 대해서는 높은 활동양상을 보이겠지만, 밝기 면에서 볼 때에는 각각의 모든 막대가 배경에 비해서는 모두 높은 밝기값을 가지고 있기 때문에 모든 방위의 막대에 대해서 높은 활동양상을 보일 것이다. 그러므로 모든 특징지도가 하나의 현저함지도로 아무런 제약없이 선형적으로 결합되어진다면 이러한 하나의 고립된 특유의 방위성분은 최악의 경우에는 주변의 대부분의 강한 밝기값에 의해 거의 없어지게 되며, 그렇지 않다 하더라도 아주 약하게 돌출되어 보이게 될 것이다. 또한 이러한 문제점 이외에도 기존의 중요도지도를 사용하지 않은 많은 시스템들은 많은 특징지도를 결합하는 과정에서 심각한 잡영(noise)이 추가되는 현상이 발생할 가능성이 아주 많다는 문제가 제기된다. 결국, 가장 흥미로우면서도 중요한 곳을 선택하기 위해서는 가장 현저하다는 것을 나타내는 전역적인 하나의 현저함을 나타내는 중요도 측정치를 얻어야 하며, 이러한 측정치에 따라 특징들을 결합하여 하나의 유일한 현저함지도를 만들어야 한다는 것이다.

3.3.2 제안하는 현저함지도 생성 방법

본 논문에서는 국부적인 특징간의 공간 경쟁력 협동력 특성과 이들의 통계적 정보를 이용한 현저함지도 생성 방법을 제안한다. 본 모형에서 현저함지도는 3단계에 걸쳐 생성되었으며, 그림 9는 이러한 처리과정을 보여준다.

첫번째 단계에서는, 각각의 중요도지도를 입력받아 이를 LoG 함수로 생성된 2차원 필터로 회선(convolution)한다. 본 모형에서 사용한 LoG 함수는 식 (10)과 같으며, $\sigma = 3.6$ 인 18×18 마스크를 사용하였다. 이렇게 LoG 필터와 회선된 영상은 입력된 원래 영상, 즉 중요도지도에서 보여지는 영상과 합해지는 과정을 거친다.

3.3.2 제안하는 현저함지도 생성 방법

본 논문에서는 국부적인 특징간의 공간 경쟁력 협동력 특성과 이들의 통계적 정보를 이용한 현저함지도 생성 방법을 제안한다. 본 모형에서 현저함지도는 3단계에 걸쳐 생성되었으며, 그림 9는 이러한 처리과정을 보여준다.

첫번째 단계에서는, 각각의 중요도지도를 입력받아 이를 LoG 함수로 생성된 2차원 필터로 회선(convolution)한다. 본 모형에서 사용한 LoG 함수는 식 (10)과 같으며, $\sigma = 3.6$ 인 18×18 마스크를 사용하였다. 이렇게 LoG 필터와 회선된 영상은 입력된 원래 영상, 즉 중요도지도에서 보여지는 영상과 합해지는 과정을 거친다.

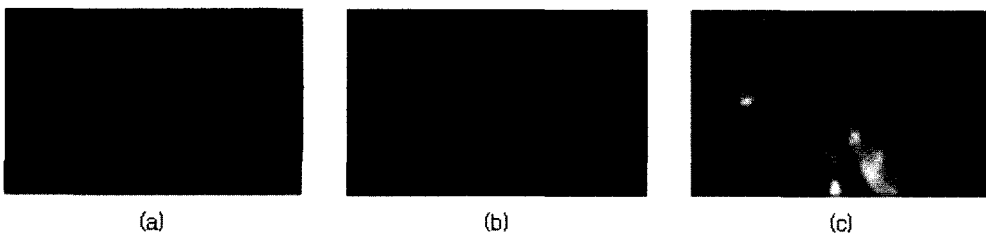


그림 8 그림 6(a) 영상에 대한 중요도지도의 예 : (a) I^1 (b) I^2 (c) I^3

이러한 과정을 4번 반복하여 ICT-Map(ICT^k)을 생성하는데, 이를 통해 입력되는 각각의 중요도지도안의 잡영을 제거하는 동시에, 넓은 범위에 걸쳐 활동반응이 높은 중심부는 활성화시키고, 그렇지 않은 주변부는 억제시키는 효과를 얻을 수 있다.

$$LoG(x, y) = \frac{1}{\pi \sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\left(\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (10)$$

두번째 단계에서는, ICT 지도안의 특징값과 이웃하는 특징값 간의 통계적 정보를 바탕으로 활동량이 많은 부분을 그렇지 않은 부분에 비해 확연히 차이가 날 수 있도록 활성화시키고 전체적으로 독특한 부분이 없다면 전체적으로 균일한 부분을 억제시킨다. 즉, 활동량이 있는 모든 지점에 대해서 전체 지도안에서 가장 큰 활동량과 평균 활동량을 비교하면 현재 지점의 활동량이 평균 활동량에 비해 얼마나 다른지 알 수 있게 되며, 이런 차이가 크면 클수록 해당 지도안의 특정 지점에서의 활동량이 다른 지점에 비해 두드러진다는 말이 되고, 결국 하나의 지도로 통합될 때 이러한 활동양상을 보이는 특징지도가 큰 우위를 차지하도록 하게 하면 된다. 하지만 만일 그 차이가 작다면, 해당지도는 별로 독특하지 활동양상을 보이는 값만을 가지고 있다는 말이 되므로 이러한 지도는 하나의 지도로 통합될 때 별 영향을 미치지 않게 하면 되는 것이다(그림 10 참조). 따라서 두 번째 단계에서 생성된 각 ICT_n 지도마다 전역적인 최대값인 $GMax$ 와 열 단위로 최대값들의 평균값인 $aveLMax$ 를 계산한 후, 각각의 ICT 지도의 특징값에 대해 식 (11)과 같은 방법으로 업데이트시킨 다음 식 (12)와 같은 정규화 과정을 거친다.

$$ICT^k = ICT^k \times (GMax^k - aveLMax^k)^2 \quad (11)$$

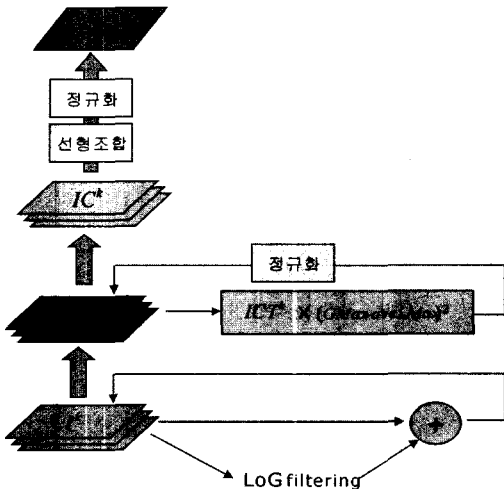


그림 9 제안하는 현저함지도 생성 방법

$$ICT_{x,y}^k = \frac{ICT_{x,y}^k - ICT_{min}}{ICT_{max} - ICT_{min}} \quad (12)$$

식 (12)에서 $ICT_{x,y}^k$ 는 해당되는 ICT 지도 ICT^k 의 특징값을, ICT_{min} 과 ICT_{max} 은 모든 ICT 지도의 특징값 중에서 각각 최소값과 최대값을 뜻한다. 여기서, 정규화는 특징지도를 정규화했던 방법처럼 각각의 ICT 지도를 모두 일관되게 0~1 사이의 값으로 정규화시키는 것이 아니라, 해당되는 ICT 지도 뿐만 주변의 다른 중요도지도의 값들도 고려한다. 이렇게 함으로써 다른 ICT 지도와의 관련성을 유지하게 되며, 최종목표에 달성하기 위해 필요한 정보와 상관이 없는 정보를 가지고 있는 중요도지도를 걸러낼 수 있는 것이다. 이러한 과정을 4번 반복하여 IC 지도(IC^k)를 생성한다.

따라서 마지막 세번째 단계에서는, 이렇게 처리된 모든 IC 지도를 모두 선형조합한 후, 지도안의 특징값을 모두 0~1 사이의 값으로 정규화시켜 하나의 현저함지도(S)를 생성한다.

그림 11은 그림 6(a)의 영상에 대하여 생성된 현저함 지도를 보여준다.

4. 실험결과 및 분석

제안하는 방법의 성능평가에서 중요한 것은 영상이 주어졌을 때 얼마나 인간이 지각적으로 중요하다고 생각되는 부분을 인간처럼 잘 탐지해내는가에 달려있다고 할 수 있다. 따라서 수많은 실영상 및 인공영상에 대하여 제안하는 방법을 적용시켜 적절한 결과가 나오는지 실험하였다.

4.1 실험영상 및 실험방법

본 논문은 컴퓨터 시각 시스템에 있어 입력되는 영상 정보의 크기에 따른 여러 문제점을 극복하고자 인간이 지각적으로 중요하다고 생각되는 현저한 영역에 대한 정보만을 선택해내는 방법을 설명하고 있다. 따라서 실험에 사용하는 영상은 인식 및 분석을 하고자 하는 대상에 대한 정보가 주로 존재하는 영상, 즉 근거리에서 원거리에서 넓은 범위로 촬영된 영상을 대상으로 한다. 원하는 대상만을 촬영한 영상은 실험영상에서 제외하고, 또한 기존의 많은 시스템이 실영상이 아닌 인공으로 만든 간단한 영상에 대한 성능 분석에 치중하였는데, 실제적으로 컴퓨터 시각 시스템은 아주 복잡한 실영상을 대상으로 인식 및 분석을 행하고 있으므로 실영상에 대한 성능 분석을 소홀히 할 수 없다. 한편, 실제계에서 접하는 영상들은 영상 자체의 특성, 또는 영상을 얻는 과정에 따른 여러 특성에 의해 잡영이 끼는 경우가 상당히 많다. 따라서 본 논문에서는 원거리에서 촬영한 영상을 대상으로 하되, 크게 실영상과 인공으로 만든 간단

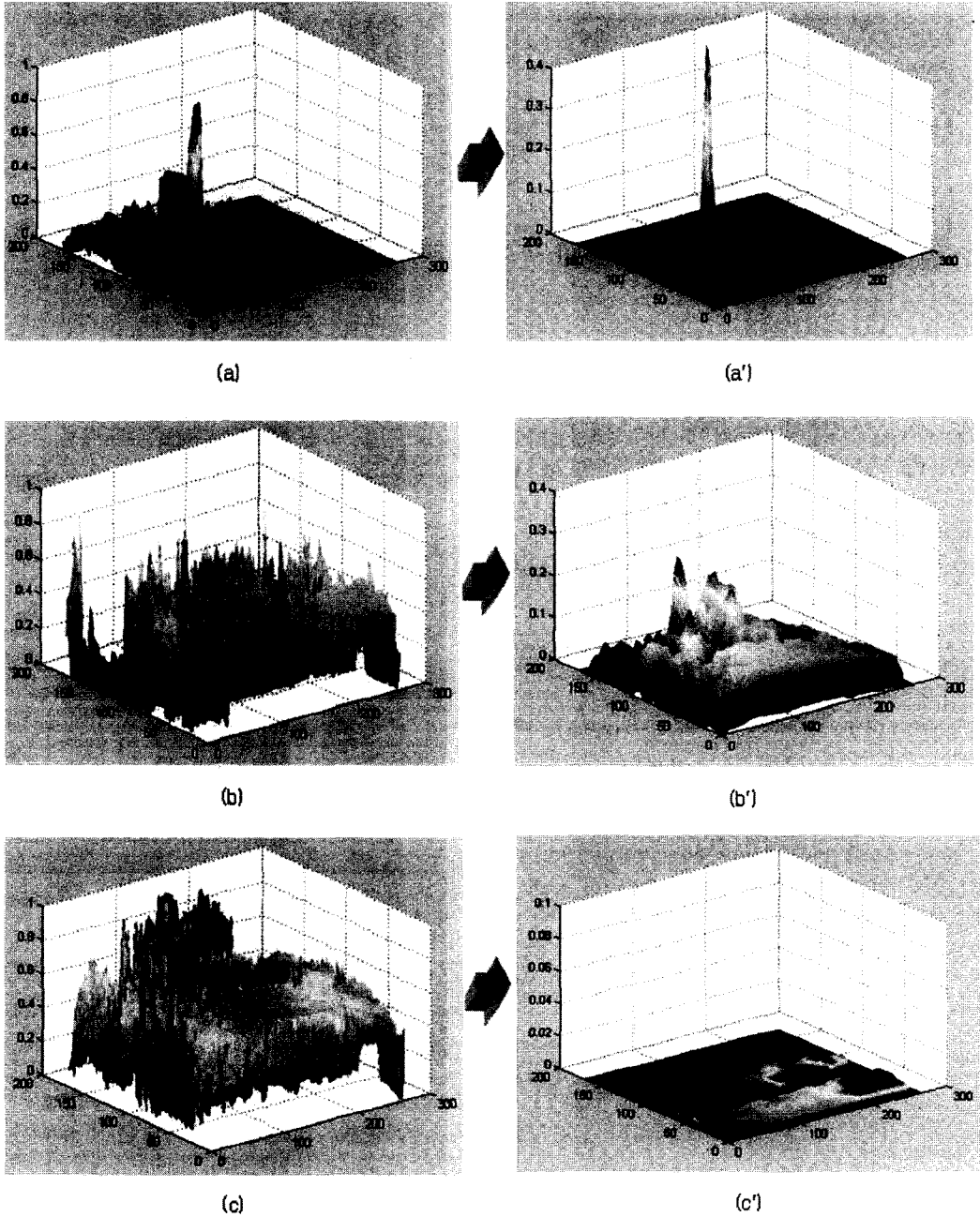
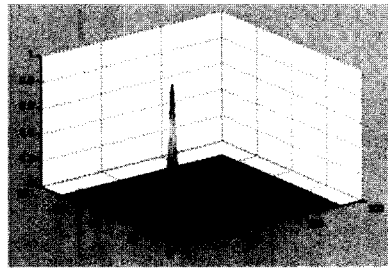


그림 10 그림 6(a)의 영상에 대하여 : (a) r/g 색상 특징지도 F^1 의 특징값 분포도 (b) b/y 색상 특징지도 F^2 의 특징값 분포도 (c) 명암도 특징지도 F^3 의 특징값 분포도 (a')~(c') 선형조합되어 현저함지도로 통합되기 직전의 각 지도별 특징값 분포도, 단 반복횟수는 1로 고정했을 경우임. F^1 의 경우 지도내의 특정 지점에서의 활동량이 다른 지점에 비해 두드러짐을 알 수 있으며, 현저함지도 생성과정을 통해 이러한 지도가 이러한 활동양상을 보이는 특징지도가 큰 우위를 차지하게 되고, 그렇지 않은 별로 독특하지 활동양상을 보이는 값만을 가지고 있는 F^2 와 F^3 는 하나의 지도로 통합될 때 별 영향을 미치지 않게 된다.



(a) 이미지영상으로 본 현저함지도



(b) 현저함지도내의 특징값 분포도

그림 11 그림 6(a)에 대하여 생성된 현저함지도

한 영상의 2가지 부류의 다양한 영상을 실험영상으로 사용하였으며, 잡영이 상당히 많은 존재하는 영상에 대한 실험도 수행하였다.

4.2 실험결과에 따른 제안하는 방법의 성능평가

제안하는 방법을 다양한 종류의 실영상과 인공으로 만든 영상에 대해 실험한 결과, 다음과 같은 특성을 가지고 있음을 알 수 있었다.

1) 제안하는 방법은 인간의 pop-out 작업을 수행할 수 있다.

그림 12에서 사용된 실험영상과 같은 인공영상을 제안하는 방법에 적용한 결과 인간이 pop-out 작업을 수행하는 것처럼 목표물을 제대로 찾아냄을 알 수 있었다. 찾고자 하는 목표물이 색상(예. 그림 12), 방위(예. 그림 13), 크기(예. 그림 16의 아래쪽 영상), 명도값 등이 주변의 방해물들과 유달리 틀린 경우, 그 목표물에 해당되는 영역은 현저함지도에서 다른 영역에 비해 특별나게 튀게 된다. 즉 단번에 해당 영역을 탐지하게 된다. 이러한 결과는 인간에게 있어 보편적으로 관찰되는 결과이다[2]. 본 논문에서는 색상에 있어 적색, 청색, 녹색, 흑색, 백색 등의 색상변화를, 방위에 있어 30°, 45°, 90°의 방위변화를 준 실험영상을 사용하였으며, 이외에 곡면영상, 색상 정보가 없는 명암도 영상, 배경이 목표물보다 밝은 영상, 배경이 목표물보다 어두운 영상 등에 대한 실험을 수행한 결과 모두 원하는 목표물을 제대로 탐지하였다.

2) 제안하는 방법은 복잡한 실영상에도 잘 적용된다.

제안하는 방법은 간단한 인공영상 뿐 아니라 그림 14 및 그림 15에서 사용된 실험영상과도 같은 표지판 영상, 신호등 영상, 음식물 영상, 동물 영상, 자연 영상 등 여러 다양한 복잡한 컬러 및 명암도 실영상에 적용되었다. 이러한 종류의 많은 영상들은 제안하는 방법을 적용한 결과가 좋은 결과인지 아닌지를 평가하는 것은 쉬운 일

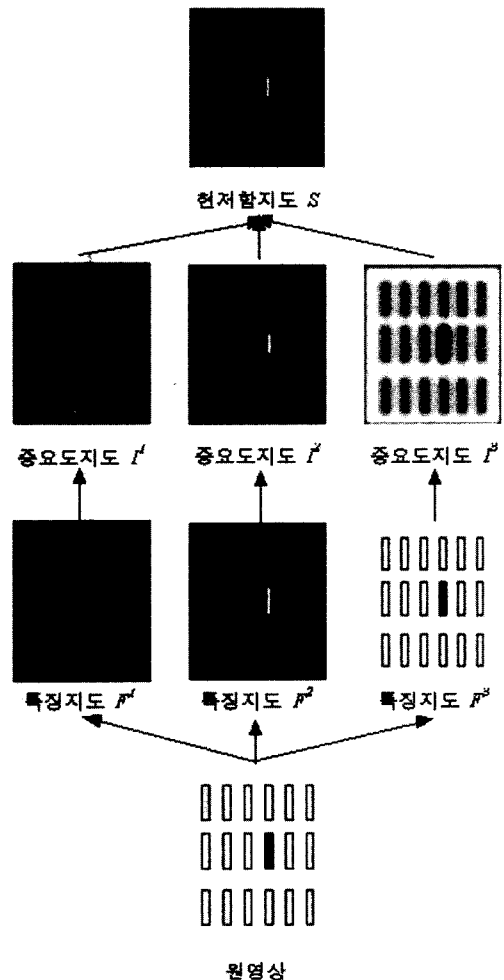


그림 12 인공영상에 대한 실험결과(1) : 색상이 가장 다른 막대바 탐지 (가운데 : 청색, 왼쪽위와 오른쪽아래 : 밝은 녹색, 나머지 : 황색)

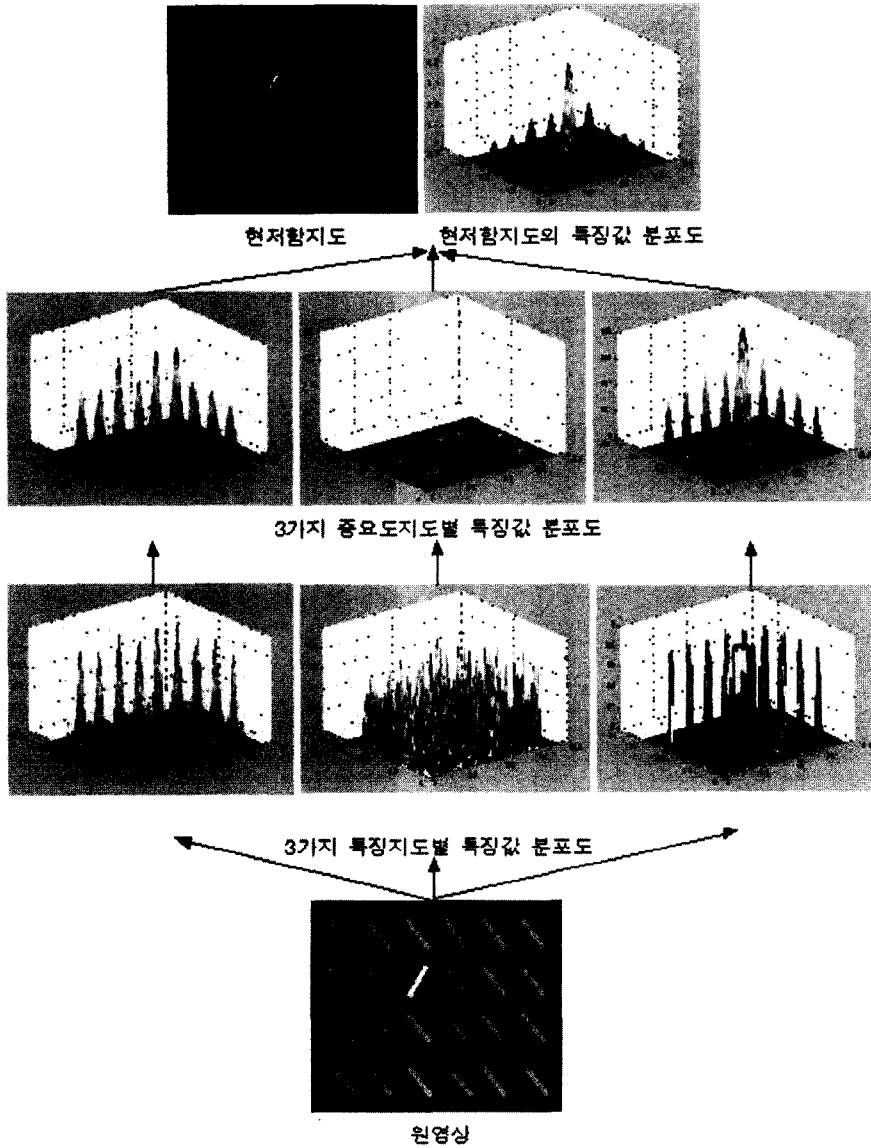


그림 13 인공영상에 대한 실험결과(2) : 방위가 다른 막대바 탐지(검은 배경, 회색의 막대바)

이 아닌데, 그 이유는 비교할 만한 적절한 참고자료가 없으며, 피험자들마다 서로 다른 영역을 가장 현저한 영역이라 할 수 있기 때문이다. 하지만, 대체적으로 이러한 영상들에 있어 주의가 가는 현저한 영역은 대부분 사람, 간판, 건물 등과 같은 흥미있는 객체라고 알려져 있으므로 이러한 사실을 바탕으로 한다면 제안하는 방법으로 탐지한 영역은 현저한 영역이라 할 수 있으며, 따라서 만족스러운 결과를 내었다고 할 수 있다.

3) 제안하는 방법은 잡영에 매우 강하다.

제안하는 방법은 잡영이 상당히 많이 끼어있는 인공

영상(예. 그림 15)과 실영상(예. 그림 16)에 대해 실험을 수행한 결과, 잡영에 매우 강한 방법임을 알 수 있었다. 특히 첨가된 잡영은 백색, 흑색, 또는 색상에 관계가 없으며, 이러한 잡영이 탐지하고자 하는 영역의 주 특징과 직접적으로 혼선을 일으키지 않는다.

5. 결론

본 논문에서는 입력되는 전체 영상 정보 중에서 그 순간 우리가 가장 필요로 하는 원하는 부분에 해당되는 정보만 찾아서 그 부분을 따로 분리해내는 새로운 정보

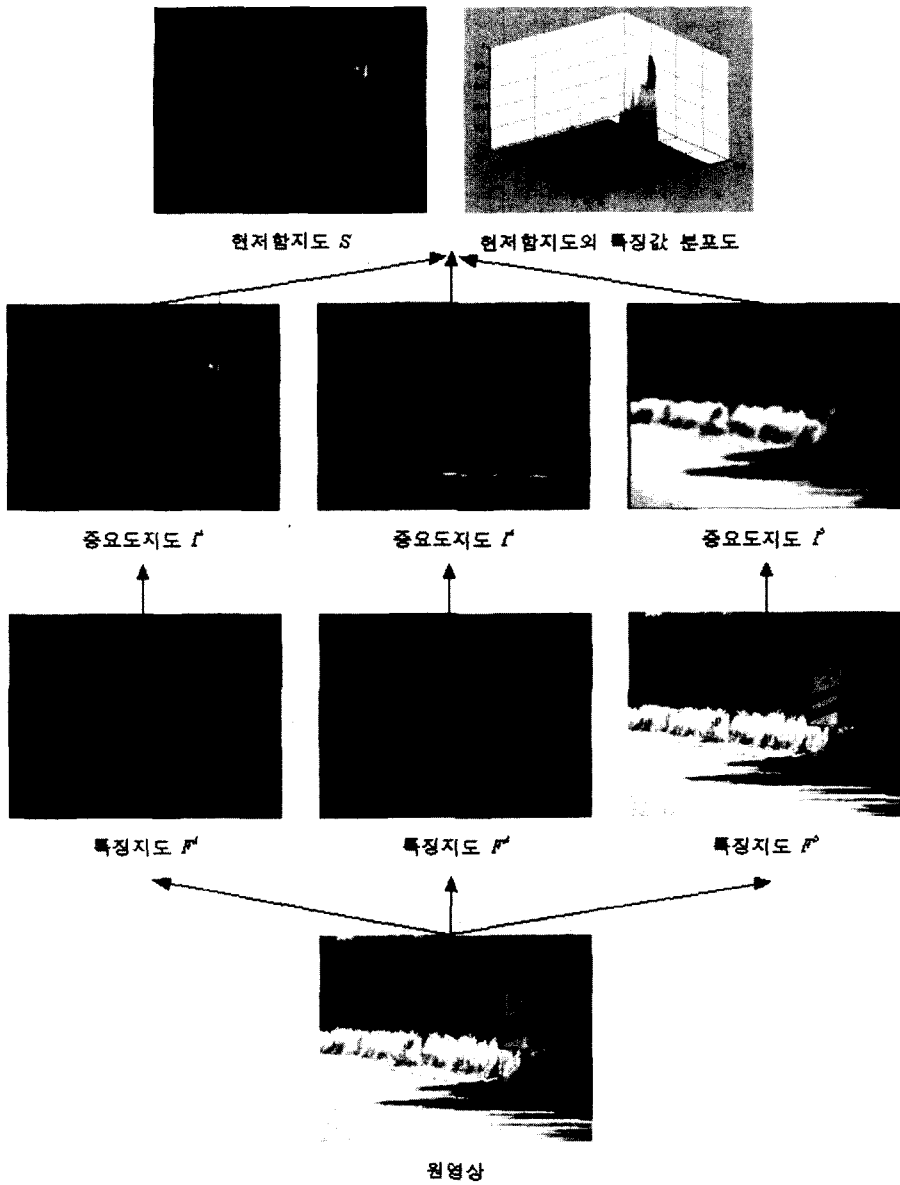


그림 14 실영상에 대한 실험결과 : 일반도로에서의 황색 교통 표지판 탐지

선택 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 인간의 시각적 주의 기능에 기본 바탕을 두고 있으며, 주의의 상향식 제어 방식을 채택하고 있다. 기본적으로 인간의 시각적 주위에 영향을 미친다고 알려져 있는 영상의 여러 기본특징들을 추출하여 이를 바탕으로 입력되는 영상에서 지각적으로 가장 중요하다고 생각되는 현재한 영역을 탐지한다. 실험결과에서도 보았듯이, 색상 정보와 명암도 정보만을 특징으로 사용하는 아주 간단한 구조를

가지고 있으면서도 복잡한 실영상에서도 영상내의 지각적으로 중요하다고 여겨지는 주요영역을 만족스럽게 탐지해 냄을 알 수 있었다. 또한 제안하는 방법은 제공되는 특징지도를 쉽게 변형시킴으로써 원하는 목표물 탐지 문제에 효율적으로 적용할 수 있다.

앞으로 제안된 방법이 실질적인 여러 응용분야에서 효과적으로 적용할 수 있도록 여러 다양한 문제에 대한 성능분석이 진행되어야 할 것이다. 또한 제안하는 방

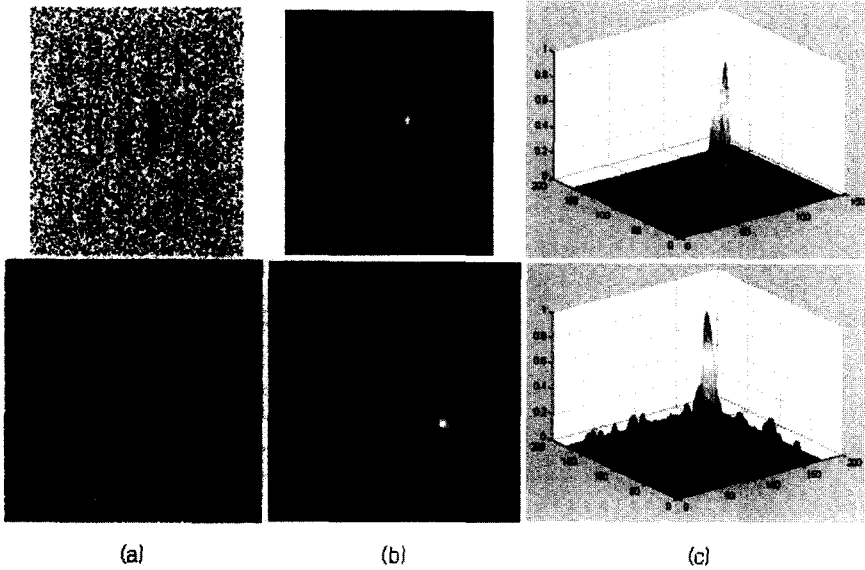


그림 15 잡영이 존재하는 인공영상에 대한 실험결과 : (a) 원영상(위 : 그림 12의 영상에 잡영 첨가한 영상으로써 현저한 부분은 청색의 눈에 띄는 막대바이다, 아래 : 검은 배경에 녹색 전경으로 이루어진 영상으로써 현저한 부분은 다른 전경과 모양 및 크기가 현저히 다른 원이다) (b) 현저함 지도 (c) 현저함 지도의 특징값 분포도

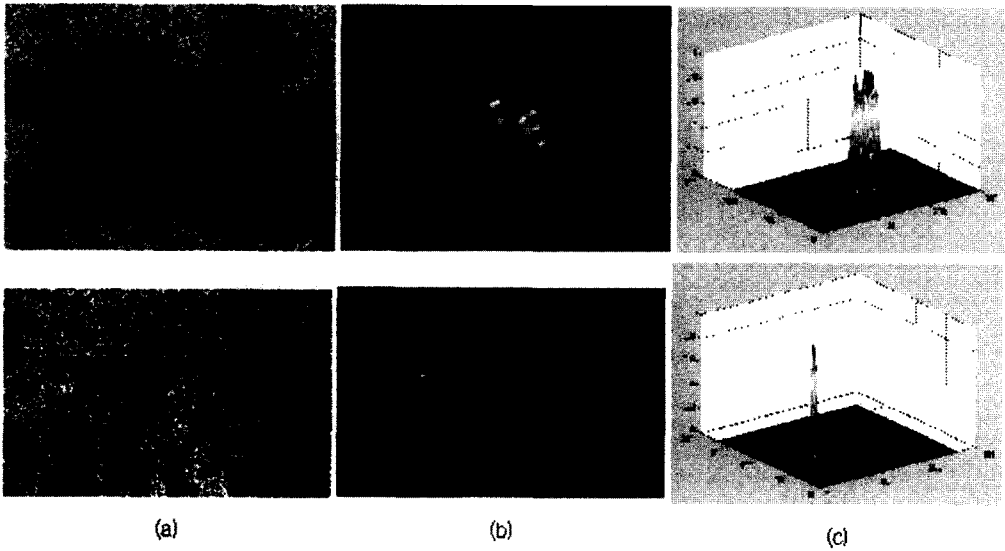


그림 16 잡영이 존재하는 실영상에 대한 실험결과 : (a) 원영상(위 : 황색배경에 녹색 나뭇잎위에 적색의 횃조각이 있는 영상으로써 현저한 부분은 적색의 횃조각이다, 아래 : 적색의 교통신호등이 켜져 있는 영상으로써 현저한 부분은 적색의 신호등이 켜져 있는 부분이다) (b) 현저함지도 (c) 현저함지도의 특징값 분포도

법은 상향식(bottom-up) 방식만을 고려하였지만, 실제 인간은 하향식(top-down) 방식과 상향식 방식에 모두 의존하기 때문에 하향식 방식에 의해 제공되는 정보를 제안하는 방법과 결합시키는 방법에 대한 연구가 수행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] B.Stewart, I.Reading, M.Thomson, C.Wan and T.Binnie, "Directing attention for traffic scene analysis," *5th Intl. Conference on Image Processing and Its Applications*, pp.801~805, 4-6 July, 1995.
- [2] A. Treisman and G.Gelade, "A Feature-integration Theory of Attention," *Cognitive Psychology*, Vol.12, pp.97~136, 1980.
- [3] C.Koch and S.Ullman, "Shifts in Selective Visual Attention : Towards the Underlying Neural Circuitry," *Human Neurobiology*, Vol.4, pp.219~227, 1985.
- [4] R.Milanese, H.Wechsler, S.Gil, J.Bost and T.Pun, "Integration of Bottom-up and Top-down Cues for Visual Attention Using Non-Linear Relaxation," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.781~785, June, 1994.
- [5] L. Itti, C.Koch and E. Niebur, "Model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence(PAMI)*, pp.1254~1259, 1998.
- [6] S.Ahmad, "VISIT : An Efficient Computational Model of Human Visual Attention," Ph.D. Thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign. Also as Technical Report TR-91-049, International Computer Science Institute, Berkely, CA, 1991.
- [7] K.Cave and J.Wolfe, "Modeling the Role of Parallel Processing in Visual Search," *Cognitive Psychology*, Vol.22, pp.225~271, 1990.
- [8] K.Cave, "The featuregate model of visual selection," *Psychological Research*, Vol.62, pp.182~194., 1999.
- [9] D.Chapman, "Vision, Instruction, and Action," Ph.D.Thesis, AI Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Technical Report AI-TR-1204, April, 1990.



이 일 병

1976년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업
1980년 5월 University of Illinois, Urbana-Champaign Dept. of Computer Science(M.S.). 1985년 2월 University of Massachusetts, Amherst Dept. of Computer & Information Science(Ph.

D.). 1985년~현재 연세대학교 정보산업공학 교수



최 경 주

1996년 2월 충북대학교 컴퓨터과학과 졸업. 1998년 2월 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과(M.S.). 2002년 8월 연세대학교 대학원 컴퓨터과학·산업시스템공학과(Ph. D.). 2002년 7월~현재 LG CNS 연구개발센터(과장)