

## SOM을 이용한 복합지식의 3D 가시화 방법

## 3D Visualization of Compound Knowledge using SOM(Self-Organizing Map)

김귀정\*, 한정수\*\*

건양대학교 의공학과\*, 백석대학교 정보통신공학부\*\*

Gui-Jung Kim(gikim@konyang.ac.kr)\*, Jung-Soo Han(jshan@bu.ac.kr)\*\*

## 요약

본 연구는 복합지식 객체를 기반으로 다차원적인 관계를 쉽게 식별하고 검색할 수 있도록 복합지식의 3D 가시화방법을 제안한다. 이를 위해 복합지식을 네트워크 형태의 의미화된 링크와 노드로 구조화하고 3차원 형태로 보여줄 수 있도록 SOM을 이용한 가시화방법을 제안하였다. 또한, 3D 공간상에서 복합지식을 배치하고 사용자에게 제공함으로써 보다 실감적이고 직관적인 정보검색의 기회를 제공하기 위해서 객체 유사도를 이용한 복합지식의 3D 클러스터링 방법을 제안하였다. SOM을 이용한 복합지식의 3D 가시화와 클러스터링은 복합지식의 맥락과 연계성을 시공간에 가시화하는데 최적의 방법이 될 수 있다.

■ 중심어 : | 3D 가시화 | 자기조직화지도 | 3D 클러스터링 |

## Abstract

This paper proposes 3D visualization method of compound knowledge which will be able to identify and search easily compound knowledge objects based the multidimensional relationship. For this, we structurized a compound knowledge with link and node which become the semantic network. and we suggested 3D visualization method using SOM. Also, to arrange compound knowledge from 3D space and to provide the chance of realistic and intuitional information retrieval to the user, we proposed compound knowledge 3D clustering methods using object similarity. Compound knowledge 3D visualization and clustering using SOM will be the optimum method to appear context of compound knowledge and connectivity in space-time.

■ keyword : | 3D Visualization | SOM(Self Organizing Map) | 3D Clustering |

## I. 서론

정보 가시화 기술은 하드웨어 및 소프트웨어의 컴퓨터 그래픽 기술의 발전과 함께 지속적으로 발전할 것으로 예상되고 있다. 특히 GPU(Graphic Process Unit) 기술의 발전으로 더욱 화려한 3D 그래픽 서비스를 제공할 수 있게 되었으며, 복합지식 가시화에 있어 다양한

스케일 변화 및 고속 내비게이션을 지원할 수 있게 되었다. 또한, HMD(Head Mount Display) 등의 몰입화 장치의 가격이 급격히 떨어지고 있으며, 3D 가시화 기술의 발전으로 3D TV, 3D 영화 등의 다양한 하드웨어 기반 몰입화 기술을 활용할 수 있으므로 보다 몰입감이 배가된 검색 내비게이션 서비스가 가능해 질것으로 예상된다[1]. 또한, 기존의 방대한 데이터, 정보 및 지식과

\* "이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임. (No.2010-0024128)"

접수번호 : #110420-004

접수일자 : 2011년 04월 20일

심사완료일 : 2011년 05월 09일

교신저자 : 김귀정, e-mail : gikim@konyang.ac.kr

최근 증가하고 있는 집단지성 등의 사용자 지식의 검색, 발견, 내비게이션을 효율적으로 지원하는 가시화 도구가 필요하다[5][6]. 지식이 단순히 표시되는 일차원적인 가시화에서 그치는 것이 아니라 지식 활용자가 실제 진행하고 있는 업무, 학습, 또는 생산 활동에서의 맥락에 맞는 지식을 표시하고 실시간 활용되어 생산성 향상을 도모할 수 있는 몰입형 지식 가시화 기술이 필요하다[1].

이러한 고도의 지식기반 활동을 가능하게 하는 지식의 개발, 생성, 관리 도구가 필요하고, 이를 3D, HCI 등의 진보된 기술을 사용하여 경쟁력 있는 지식활동을 유도할 수 있는 툴의 개발과 이를 활용한 서비스 제공이 필요하다. 이를 위해 복합지식의 복합계를 명시적이며 직관적으로 조망하고, 세부적인 단위지식보다 지식의 연결성, 맥락성 등을 빠르게 인식할 수 있는 가시화 방법이 절실히 요구된다[7][8]. 또한, 지식의 새로운 발견 및 생성을 직관적으로 인터랙션할 수 있는 몰입형 혼합 현실 기반의 지식 내비게이션 기술을 통해 새로운 지식의 창출효과를 기대할 수도 있다[2].

이에 본 연구는 이러한 복합지식 객체를 기반으로 다차원적인 관계를 쉽게 식별하고 검색할 수 있도록 복합지식의 3D 가시화방법을 제안한다. 이를 위해 복합지식을 네트워크 형태의 의미화된 링크와 노드로 구조화하고 3차원 형태로 보여줄 수 있도록 SOM을 이용하였다[3][4]. 또한, 3D 공간상에서 복합지식을 배치하고 사용자에게 제공함으로써 보다 실감적이고 직관적인 정보검색의 기회를 제공하기 위해서 객체 유사도를 이용한 복합지식의 3D 클러스터링 방법을 제안하였다. SOM은 기존의 시공간 데이터 마이닝 연구에서 일반적으로 많이 사용되어 온 알고리즘으로써 복합지식의 맥락과 연계성을 시공간에 가시화하는데 최적의 방법이 될 수 있다.

## II. 연구배경

SOM(Self-Organizing Map: 자기조직화지도)은 1979년에서 1982년 사이에 코호넨에 의해 개발되었다[3].

SOM를 개발한 코호넨과 상당히 밀접한 연구를 한 월쇼우 그리고 스테픈 그로스버그 등은 SOM 연구의 선구적인 말스버그의 영향을 많이 받았다[9]. 역사적으로 볼 때, SOM은 1980년대 중반부터 불기 시작한 신경망의 새로운 붐이 시작되기 전에 연구된 매우 중요한 신경망 중의 하나이다.

코호넨의 SOM은 매우 간단하다. backpropagation 네트워크와는 달리 일반적으로 계층적인(hierarchical) 시스템이 아니며 2개의 층으로 이루어져 있다. 이 네트워크의 첫 번째 층은 입력층(input layer)이고 두 번째 층은 경쟁층(competitive layer)인데 2차원의 격자(grid)로 되어 있다. 모든 연결들은 첫 번째 층에서 두 번째 층의 방향으로 되어 있으나 두 번째 층은 완전 연결(fully connected) 되어 있다. 이 뉴런들은 경쟁층에서 고밀도로 연결되어 있다.

코호넨 네트워크를 만들 때 다른 신경망들에서는 일반적으로 필요하지 않는 두 가지 일을 해야 한다. 하나는 층내의 뉴런의 연결강도 백터가 임의값을 가지면서 적합하게 초기화되어야 한다. 다른 하나는 연결강도 백터와 입력백터가 통상 0에서 1사이의 정규화된(normalized) 값을 사용한다. 이런 두 가지 요인은 코호넨 네트워크에 있어서 매우 중요하다.

코호넨의 학습에서 각 뉴런은 연결강도 백터와 입력 백터가 얼마나 가까운가를 계산한다. 그리고 각 뉴런들은 학습할 수 있는 특권을 부여받으려고 서로 경쟁하려는데 거리가 가장 가까운 뉴런이 승리하게 된다. 이 승자 뉴런이 출력신호를 보낼 수 있는 유일한 뉴런이다. 또한 이 뉴런과 이와 인접한 이웃 뉴런들만이 제시된 입력백터에 대하여 학습이 허용된다. 이것은 학습에 있어서 전혀 새로운 접근 방식이다. 이 모델이 있기 이전에는 네트워크에 있는 모든 뉴런들이 반복되는 훈련 과정에서 연결강도를 조정한다.

코호넨 네트워크의 학습 철학은 '승자 독점(winner take all)'이다. 승자만이 출력을 낼 수 있으며, 승자와 그의 이웃들만이 그들의 연결강도를 조정할 수 있다. 생물학적 모델로 디자인된 코호넨의 시스템은 층내에서 경쟁하는 복잡한 스킴인 '측면제어'를 사용한다. 이웃 반경의 정확한 크기는 바로 인접한 뉴런들에게만 해

당되도록 제한될 필요는 없다. 이웃 반경의 크기는 학습하는 도중에도 변할 수 있다. 처음에는 층내의 모든 뉴런들을 포함하다가 점차로 줄어들어 승자와 바로 인접한 뉴런들만이 포함된다. 승자 뉴런의 연결강도 벡터는 입력벡터의 가장 가까운 것이다. 이 뉴런과 그의 이웃 반경 안의 뉴런들은 연결강도를 조정해가면서 학습을 한다.

코호넨의 SOM은 여러 가지 장점들을 가지고 있다. 첫째, 이 네트워크는 구조상 수행이 상당히 빠른 모델이다. 이것은 훈련 단계에서도 그러하다. 이 네트워크는 backpropagation 모델과는 달리 여러 단계의 피드백이 아닌 단 하나의 전방 패스 (feedforward flow) 를 사용한다. 그러므로 코호넨 시스템은 잠재적으로 실시간 학습 처리를 할 수 있는 모델이다. 둘째, 이 네트워크는 연속적인 학습이 가능하다. 그러므로 만약 입력 데이터의 통계적 분포가 시간에 따라 변하면 코호넨 네트워크는 자동적으로 이러한 변화에 적응하게 된다. 셋째, 코호넨 네트워크는 자기조직화를 통한 정확한 통계적 모델이다.

### III. SOM 기반의 3D 가시화

#### 1. 3D 네트워크 구성

본 연구는 SOM 알고리즘을 이용하여 객체(복합지식) 간의 유사도를 추론하고 유사 객체를 3D 공간에 배치함으로써 연관 객체와 그 맥락적 정보를 직감적으로 알 수 있도록 하고자 한다. SOM은 기존의 시공간 데이터 마이닝 연구에서 일반적으로 많이 사용되어 온 알고리즘으로써 복합지식의 맥락과 연계성을 시공간에 가시화하는데 최적의 방법이 될 수 있다.

본 연구에서 제안한 SOM은 3개의 입력벡터를 가지는 입력층과 이들과 완전 연결되어 3차원 공간에 위상으로 표시되는 경쟁층의 두 층으로 구성하였다. 이때 모든 연결들은 첫 번째 층에서 두 번째 층의 방향으로 되어 있으며 층 사이가 완전 연결되어 입력 패턴을 모든 출력층 노드가 소유한다. 출력층의 각 노드들은 연결 강도 벡터와 입력 벡터의 차를 계산하여 서로 경쟁

을 통해 승자 노드를 결정한다. 입력패턴은 3차원 벡터로써 각 엔트리는 0에서 1까지의 숫자이며 균등 분포 (uniform distribution)에서 선택된다. network의 초기 연결강도는 0.4 에서 0.6 사이의 임의값을 사용하였다. [그림 1]은 초기의 연결상태를 나타내고, [그림 2]는 3차원 위상을 갖는 경쟁층에서의 두 개의 인접한 객체의 연결을 보여준다.

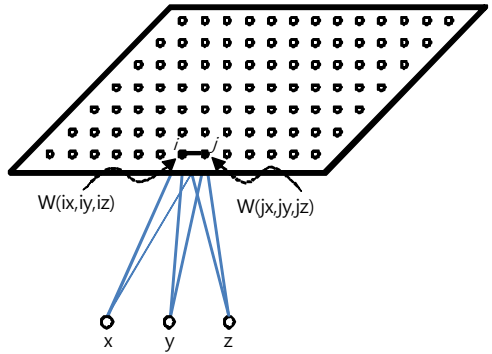


그림 1. 네트워크의 연결상태

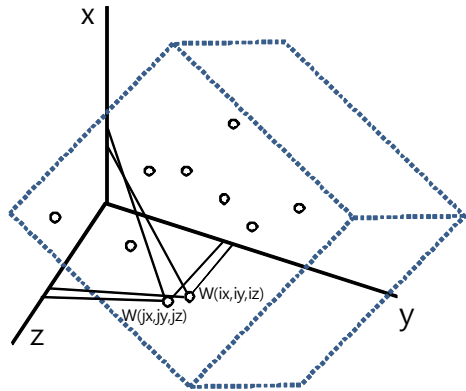


그림 2. 경쟁층에서 인접한 복합객체

#### 2. 경쟁학습

본 연구의 SOM 기반 3D 클러스터링은 두 개의 작동 모드를 가진다. 하나의 map이 만들어지는 training process 동안에, 네트워크는 경쟁과정(competitive process) 을 통해 스스로를 조직화 한다. 그 네트워크는 second phase 동안에 기대되는 벡터의 종류를 대표할

수 있을 정도로 가능한 많은 수의 입력벡터가 주어져야 한다. 그렇지 않으면 모든 입력벡터는 여러 차례 적용되어야 한다. 하나의 새로운 입력벡터가 네트워크상의 위치를 빠르게 얻게 되는 mapping process 동안에, 그 입력벡터는 자동적으로 분류되고 범주로 나뉜다. 거기서는 가중치벡터가 입력벡터에 가장 가까이 위치하는 단 하나의 승리객체가 있을 것이다. 이것은 식 (1)과 같이 입력벡터와 가중치벡터 사이의 Euclidean distance 를 계산하여 쉽게 결정될 수 있다.

$$\text{승자} = \min(\| \text{입력 벡터} - \text{출력층 뉴런의 가중치} \|) \quad (1)$$

이를 위해 각 뉴런은 연결강도 벡터와 입력벡터가 얼마나 가까운가를 계산한다. 그리고 각 객체들은 학습할 수 있는 특권을 부여받으려고 서로 경쟁하려는데 거리가 가장 가까운 객체가 승리하게 된다. 이 승리객체가 출력신호를 보낼 수 있는 유일한 객체이다. 또한 이 객체와 이와 인접한 이웃 객체들만이 제시된 입력벡터에 대하여 학습이 허용된다.

이웃 반경의 정확한 크기는 바로 인접한 객체들에게만 해당되도록 제한될 필요는 없다. 이웃 반경의 크기는 학습하는 도중에도 변할 수 있다. 처음에는 층내의 모든 객체들을 포함하다가 점차로 줄어들어 승자와 바로 인접한 객체들만이 포함된다. 이웃의 크기  $N_i(t_k)$  는 시간  $t_k$  가 경과함에 따라 서서히 축소된다. SOM은 층내에서 경쟁하는 복잡한 스킴인 측면제어를 사용하며, 전체적인 측면제어 효과는 맥시칸 모자와 유사하다. 승리객체와 일정한 이웃 집합 안에 있는 객체들에 대해서는 측면 활성화(activity)값이 존재하는데 이 값은 [그림 3]과 같이 맥시칸 모자의 형태를 취하며 활성화 법칙은 식 (2)와 같다.

$$\dot{Y}_i = -R_i(Y_i) + \sum_j NET_{ij} Y_j \quad (2)$$

여기서  $R_i(Y_i)$ 는 누수 효과(leakage effect)를,  $Z_{ij}$ 는 객체 사이의 측면 연결 가중치를 나타낸다.

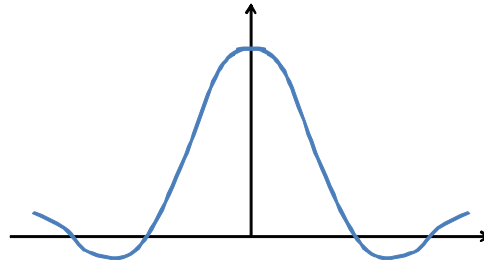


그림 3. 측면제어효과

### 3. 학습규칙

승자 뉴런을 결정하고 난 후에는 학습 규칙에 따라 뉴런의 연결강도를 조정해야 한다. 학습 법칙은 입력과 가중치간의 거리에 학습 상수를 곱해줌으로써 반경 안에 속하는 객체들의 가중치가 입력 패턴에 점진적으로 가까이 가는 형태를 취한다. 이에 대한 학습규칙은 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} M_i(t_{k+1}) &= M_i(t_k) + \alpha(t_k)[X(t_k) - M_i(t_k)], \text{ for } i \in N_i(t_k) \\ M_i(t_{k+1}) &= M_i(t_k), \text{ for } i \notin N_i(t_k) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $X(t_k)$ 는 입력 벡터,  $M_i(t_k)$ 는 출력층 객체  $i$ 의 가중치,  $N_i(t_k)$ 는 이웃 집합,  $\alpha(t_k)$ 는 학습 상수를 나타낸다. 학습 상수는 0과 1사이의 값을 가지는 이득항(gain term)으로서 학습 횟수가 증가함에 따라 점차 감소하여 출력층 객체 가중치들의 입력을 향한 유동을 완화시켜 네트워크가 평형 상태(equilibrium state)에 도달하도록 하는 역할이다.

복합지식의 3D 가시화를 위한 SOM 기반의 학습규칙 알고리즘은 다음과 같다.

- ▶ 단계 1 : 연결 강도를 초기화 한다.  
3개의 입력으로부터 M개의 출력 객체간의 연결 강도를 작은 값의 임의의 값으로 초기화 한다. 초기의 이웃 뉴런의 크기는 모든 객체들이 포함될 수 있도록 충분히 크게 잡았다가 점차 줄여 나간다.
- ▶ 단계 2 : 새로운 입력 벡터를 제시한다.
- ▶ 단계 3 : 입력 벡터와 모든 객체들 간의 거리를 계

산한다.

입력 벡터와 모든 출력 객체  $i$  간의 거리  $d_i$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$d_i = \sum_{j=0}^{N-1} (x_j(t_k) - M_{ij}(t_k))^2$$

여기서  $x_j(t_k)$ 는 시간  $t_k$ 에서의  $j$ 번째 입력 벡터이고,  $M_{ij}(t_k)$ 는 시간  $t_k$ 에서  $j$ 번째 입력 벡터와  $i$ 번째 출력 객체 사이의 연결 강도이다.

▶ 단계 4 : 최소 거리에 있는 출력 객체를 선택한다. 거리를 나타내는  $d_i$ 의 값중 최소값을 갖는 출력 객체

$i^*$ 를 선택한다.

▶ 단계 5 : 뉴런  $i^*$ 와 그 이웃 객체들 간의 연결 강도를 재조정한다.

객체  $i^*$ 와 그 이웃 집합 내의 객체들 간의 연결 강도를 다음식과 같이 조정한다.

$$M_{ij}(t_{k+1}) = M_{ij}(t_k) + \alpha(t_k)[x_j(t_k) - M_{ij}(t_k)]$$

여기서  $i$ 는 이웃 집합 내에 있는 객체이고  $j$ 는 0에서 N-1까지의 정수값이다.  $\alpha(t_k)$ 는 0과 1사이의 값을 갖는 이득항으로서 시간이 경과함에 따라 점차 감소한다.

▶ 단계 6 : 단계 2로 가서 반복 수행한다.

#### IV. 복합지식 3D 클러스터링

본 연구는 3D 공간상에서 복합지식을 배치하고 사용자에 제공함으로써 보다 실감적이고 직관적인 정보 검색의 기회를 제공하기 위해서 SOM을 이용한 복합지식의 3D 클러스터링 방법을 제안한다. 본 연구 개념은 공유 환경에서 정보가 단지 정보로 존재하는 것이 아니라 사람과 함께 일을 수행하며 서로 상호작용함으로써 사용자로 하여금 몰입감을 높이고 실제 체험하는 효과를 주어 실감적이고 직관적인 작업을 가능하게 하는 것이다. 전형적인 데이터베이스는 상당히 잘 구축된 질의 시스템을 지니고 있으나, 사람에게 데이터의 전부 혹은 일부(Zoom In, Zoom Out의 기능), 그리고 그들 사이의 다차원적인 관계를 보여주는 기능은 매우 취약하다. 특

히, 객체 간의 여러 맥락과 관계를 가지는 다차원적인 구조를 가지고 있는 복합지식의 구조를 효율적으로 표현하기 위해서는 3D 공간에서의 객체 표현 방법이 무엇보다 중요하다. 이에 실감형, 몰입형 3D 기술을 응용해서 이를 보완하는 것이 필요하다.

표 1. 복합지식에 대한 객체 속성

속성	의 미	
외부속성	물체의 위치(X, Y, Z 또는 시간) - 3D 공간상의 좌표	
내부속성	객체의 성질(색상, 모양, 크기)	
	색상	복합지식의 Component를 구분
	모양	비정형/정형 지식을 구분
	크기	검색 순위 또는 추천 순위에 따른 크기의 차별화
연결선	복합지식의 맥락성 - 각 맥락과 속성을 표현	
	선 모양	구조적 맥락, 행위적 맥락, 사회적 맥락을 구분
	색상	각 맥락에서의 속성

본 연구에서는 데이터베이스 데이터를 display 객체(복합지식)로 매핑하기 위하여 맵핑되는 객체의 속성을 복합지식의 메타데이터에 근거하여 외부속성과 내부속성으로 나누어서 이를 나타내었다[10]. [표 1]에서처럼 외부속성은 표시되는 물체의 위치(X, Y, Z 또는 시간)를 표시하고, 내부속성은 그 객체의 성질(색상, 모양, 크기)을 표시하기 위해 사용된다. 객체간의 연결선은 복합지식의 맥락성을 표현하기 위해 사용된다.

이러한 객체의 속성을 바탕으로 객체를 3D로 표현한 모형은 [그림 4]와 같이 복합지식에 대한 3D 클러스터링 구조로 나타난다. 질의를 통해서 얻은 결과를 가상 공간에 배치할 때, 이들의 의미적인 연관 관계를 고려해서 각각의 객체를 클러스터링하여 배열하는 방식은 사용자로 하여금 쉽게 자료를 선택할 수 있는 기준을 제공한다[10]. 이에 본 연구는 복합지식을 검색할 때 여러 개의 키워드를 사용할 수 있고 이 키워드들을 가상 공간에 배치하고 검색된 각 결과 객체들을 이 키워드들과의 관련정도에 따라 거리를 계산해서 이를 가상공간에 배치할 수 있도록 하였다.

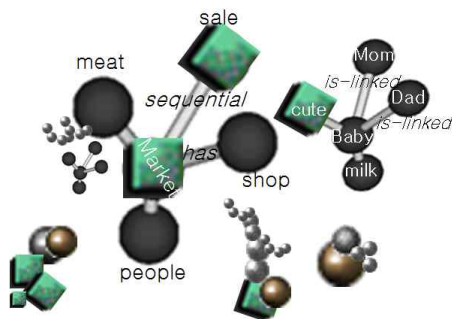


그림 4. 복합지식 3D 클러스터링

이 시스템에서 여러 사용자들은 동시에 공간을 내비게이션하면서 자신이 관심을 갖는 객체를 선택하여 살펴보고, 다른 사용자와 통신을 할 수 있다. 근본적인 개념은 가상공간에 정보들이 존재하고 또한 사용자들도 존재하는데, 이 사용자들도 똑같이 데이터베이스에서 하나의 객체처럼 취급하는 동시에 지식 내비게이션의 주체가 되어 내비게이션 상황을 가상공간 안에서 실감하게 되는 것이다. 즉, 사용자들을 공유 데이터베이스의 환경에 직접 포함시켜서 객체나 사용자들 간의 통신에 투명성을 부여하는 것이다.

## V. 결론

기존의 전통적인 텍스트 기반의 문서 나열방법은 검색 정보간의 시맨틱 연계성 등의 맥락적 정보 표현이 쉽지 않은 단점이 있다. 그리하여 콘텐츠를 하나의 노드 또는 객체 등으로 표시하고 각 객체간의 시맨틱 연계성을 가시적으로 표현하는 방법이 필요하다. 이에 본 연구는 SOM(Self-Organizing Map)을 이용하여 복합지식의 맥락적 정보를 3D로 가시화하고, 객체 유사도를 이용한 복합지식의 3D 클러스터링 방법을 제안하였다.

복합지식을 의미망 형태로 정보를 분류 저장하고, 3D 정보의 가시화 기술을 개발하기 위하여 지식의 검색 및 탐색을 지원하고 협업을 통해 다차원 맥락을 구성할 수 있도록 하였다. 또한 복합지식의 상호관계 (relationship), 물리적 공간과의 연계성, 시각화 법칙 등

일련의 객체에 대한 메타구조를 이용하여 지식의 위상 (topology)간의 내비게이션을 정의하였다.

## 참고 문헌

- [1] G. Lee, C. Nelles, M. Billinghurst, and G. Kim, "Immersive Authoring of Tangible Augmented Reality Applications," ISMAR '04 Proceedings of the 3rd IEEE/ACM International Symp. on Mixed and Augmented Reality, pp.171-182, 2004(11).
- [2] B. Shelton and N. Hedley, "Using Augmented Reality for Teaching Earth-Sun Relationships to Undergraduate Geography Students," Proc. of First IEEE Int'l Augmented Reality Toolkit Workshop, Darmstadt, Germany, 2002.
- [3] T. Kohonen, "Self Organization and Associative Memory," third edition, Springer-Verlag, 1990.
- [4] T. Kohonen, "The Self-Organizing Map," Proceedings of the IEEE, pp.1464-1480, 1990.
- [5] H. J. Suh, Y. H. Kim, S. W. Lee, and J. S. Lee, "e-learning Technology Based on Mixed Reality," Electronics and Telecommunications Trends, Vol.24, No.1, 2009.
- [6] ACM, "The Full Computing Reviews Classification System," ACM, New York, 1992.
- [7] Z. P. Fan, Y. Feng, Y. H. Sun, B. Feng, and T. H. You, "A Framework on Compound Knowledge Push System Oriented to Organizational Employees," LNCS 3828, pp.622-630, 2005.
- [8] M. J. Walker, R. D. Hull, and S. B. Singh, "CKB - the compound knowledge base: a text based chemical search system," J. Chem. Inf. Comput. Sc., Vol.42, No.6, pp.1293 - 1295, 2002.
- [9] von der Malsburg, C. *Self-organization of*

*orientation sensitive cells in the striate cortex*  
Neurocomputing: foundations of research, MIT  
Press Cambridge, MA, USA. 1988

- [10] 김귀정, 김봉한, 한정수, "복합지식 기반 개인 맞춤형 지능화시스템", 한국콘텐츠학회논문지, 제 10권, 제8호, pp.26-31, 2010.

#### 저 자 소 개

김 귀 정(Gui-Jung Kim)

정회원



- 1994년 : 한남대학교 전자계산 공학과(공학사)
- 1996년 : 한남대학교 전자계산 공학과(공학석사)
- 2003년 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학박사)

▪ 2001년 ~ 현재 : 건양대학교 의공학과 교수

<관심분야> : CRM, CASE 도구, 컴포넌트 검색

한 정 수(Jung-Soo Han)

종신회원



- 1990년 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학사)
- 1992년 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학석사)
- 2000년 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학박사)

▪ 2001년 ~ 현재 : 백석대학교 정보통신학부 교수

<관심분야> : 컴포넌트 관리, UML, 3D 모델링, 소프트웨어 아키텍처