

## 지식베이스를 이용한 화상이해 시스템 구현에 관한 연구

正會員 金栢起\*, 李大寧\*\*

A study on the implementation of image understanding system using knowledge base

Baek Ki Kim\*, Dae Young Lee\*\* Regular Members

### 要 約

본 논문은 지식베이스를 이용한 영역이해에 관한 것으로 영역지식원과 제어 지식원을 분리, 영역지식원에 대해서 특정량을 기준으로 계층적 모델링과정을 통하여 화상이해 시스템을 구현함으로써 화상의 이해율 및 지식원의 정합율을 향상시키고 검증처리속도를 개선하였으며 전문적인 경험적 지식의 집적화와 갱신이 가능하도록 하였다.

### ABSTRACT

In this paper, we present a region understanding method using a knowledge base. We split domain knowledge sources and control knowledge sources and implimented an image understanding system modeled on domain knowledge sources hierarchically according to minutia.

The contributions of this paper are to improve the understanding rate for images and the matching rate of knowledge sources and to reduce the processing times for verification. Therefore, it is possible to integrate and renovate the technical heuristic-knowledge.

### I. 서 론

인간의 인지구조가 눈과 귀등의 감각기를 통하여 입력되는 데이터를 무엇인가의 처리과정을 거쳐서 의식단계까지 진행되는 데이터추진형(Data-driven)방식과 정보기억메카니즘에 의한 개념추진형(Top-down) 방식으

로 구성됨에 따라 데이터처리 주체인 컴퓨터로부터 지식처리 주체인 생각할 수 있는 컴퓨터에 대한 연구가 진행되어 보다 인간에게 가까운 지능형 컴퓨터에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다.<sup>(1),(2)</sup>

일반적으로 지문화상에 대한 연구는 절차적 형식을 중심으로 연구됨으로써 화상처리기술의 적용성이 낮아지는

\*원주전문대학 전자통신과

\*\*경희대학교 전자공학과

論文番號 : 94313

接受日字 : 1994年 11月 11日

문제점이 대두되고 있으며 대상화상은 채취방법, 채취장소 등 여러요인에 의해서 다양다종한 형태로 존재하므로 이에 대응한 적응성이 저하되는 문제점을 갖고 있다.<sup>(13),(14),(15)</sup> 또한 명암값정보와 같은 저급정보를 중심으로 하는 연구는 추론기능을 갖지 못하는 문제점을 갖고 있다.<sup>(6)</sup>

이와같은 상황에서 본 논문에서는 다양한 형태의 방법론을 축적시킬 수 있는 자료구조를 바탕으로 경험적 지식을 계층적 구조화하여 지식베이스 화상이해 시스템의 구현을 목표로 하였으며 경험적 지식을 모델링하여 사용하였다. 이 과정에서 영역지식원과 제어지식원을 분리<sup>(1)</sup>, 영역지식원에 대해서는 구조지식을 이용하여 계층적으로 모델링하였으며 기존의 방법과 비교하여 화상이해율의 향상, 지식원의 정합율 향상, 처리속도를 개선하였으며 또한 지식베이스를 구축함으로써 전문적인 경험적 지식의 집적화, 갱신이 가능하도록 하였다. 이를 모델링 과정에 대한 수학적 검증과정과 실험결과를 통하여 효율성을 검증하였다. 화상이해율의 향상을 위해서 기존의 인접영역에 대한 지식을 사용하는 방법을 대신하여 처리영역을 중심으로 인접영역, 좌측영역, 우측영역, 상측영역, 하측영역으로 분리하고<sup>(3)</sup>, 각각에 대한 지식을 논리합의 형식으로 적용하는 방법을 제안하였다. 본 논문의 연구내용은 아래의 연구과정중 2)의 과정에 관한 것이다.

- 1) 지식원 생성과정<sup>(3)</sup>
- 2) 지식원을 이용한 물체 이해과정

## II. 지식베이스 모델설계

지식의 표현방법은 프레임(Frames), 규칙(Rules), 흑판시스템(Blackboard system), 논리-베이스 언어(Logic-based language)등이 대표적이다.<sup>(2)</sup> 본 논문에서는 규칙베이스 모델과 흑판 시스템을 결합시킨 형태를 선택하였다.

먼저, 처리하는 개체 전체를 다음과같이 집합 X로 정의한다.

$$\begin{aligned} X &= \{x_i | i=1, 2, 3, \dots, n, x_i \in x\} \\ &= \{x_k | k=1, 2, 3, \dots, l, x_k \in x\} \\ &\quad + \{x_m | m=1+1, 1+2, 1+3, \dots, n, x_m \in x\} \\ &= X_1 + X_2 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} i, k, m : \text{화상에 존재하는 개체 수} \\ X_1 : \text{지식원에 대한 정합 집합} \\ X_2 : \text{지식원에 대한 비정합 집합} \end{array} \right.$$

지식원에 대한 정합율을 P, 비정합율을  $\bar{P}$ 라고 가정하면

$$\begin{aligned} P &= X_1/X \times 100(\%) \\ \bar{P} &= X_2/X \times 100(\%) = 100 - P \end{aligned} \quad (2)$$

라 할 수 있다.

지식원에 대한 정합율 P와 비정합율  $\bar{P}$ 를 알고 있을 때 기존의 방법은

$$\begin{aligned} P(A) &= X_{1A}/X = 86.1(\%) \\ P(\bar{A}) &= X_{2A}/X = 100 - P(A) = 13.9(\%) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{1A} : \text{인접영역 지식원을 사용하는} \\ \quad \text{경우의 정합 집합} \\ X_{2A} : \text{인접영역 지식원을 사용하는} \\ \quad \text{경우의 비정합 집합} \end{array} \right.$$

구조지식인 상측영역에 대한 지식원을 사용하는 경우

$$\begin{aligned} P(B) &= X_{1B}/X = 91.3(\%) \\ P(\bar{B}) &= X_{2B}/X = 100 - P(A) = 8.7(\%) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{1B} : \text{상측영역에 대한 지식원을} \\ \quad \text{사용하는 경우의 정합 집합} \\ X_{2B} : \text{상측영역에 대한 지식원을} \\ \quad \text{사용하는 경우의 비정합 집합} \end{array} \right.$$

구조지식인 하측영역에 대한 지식원을 사용하는 경우

$$\begin{aligned} P(C) &= X_{1C}/X = 78(\%) \\ P(\bar{C}) &= X_{2C}/X = 100 - P(C) = 22(\%) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{1C} : \text{하측영역에 대한 지식원을 사용하는} \\ \quad \text{경우의 정합 집합} \\ X_{2C} : \text{하측영역에 대한 지식원을 사용하는} \\ \quad \text{경우의 비정합 집합} \end{array} \right.$$

구조지식인 좌측영역에 대한 지식원을 사용하는 경우

$$\begin{aligned} P(D) &= X_{1D}/X = 85.3(\%) \\ P(\bar{D}) &= X_{2D}/X = 100 - P(D) = 14.7(\%) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{1D} : \text{좌측영역에 대한 지식원을 사용하는} \\ \quad \text{경우의 정합 집합} \\ X_{2D} : \text{좌측영역에 대한 지식원을 사용하는} \end{array} \right.$$



이상으로부터 영역정보를 다중으로 사용하는 경우 식 (10)은 최고의 신뢰성을 보장하지만 지식의 정합율은 38.6(%)의 최저 정합율을 나타내며 식(11)의 경우는 최저 신뢰성을 나타내지만 최고의 정합율을 갖으며 그값은 99.9(%)이다.

다음에는 본 지식원과 종래의 지식원에 대한 상관정도를 산출하기 위해서 두 방법을 양변수 X,Y로 하고 결합확률분포(Joint probability distribution)를 구하였다. 두 변수에 대한 결합확률분포함수  $f(x_i, y_j)$ 는 식 (12)로 정의된다.

$$f(x_i, y_j) = P(X=x_i, Y=y_j) \tag{12}$$

식(12)에서 상관관계는

$$f(x_i, y_j) = P(3 \leq x_i \leq 11, 1 \leq y_j \leq 5) = 0.3484 = 34.8(\%) \text{이다.}$$

즉, 종래의 방법과 본 논문의 방법에서 사용하는 지식원의 상관정도는 34.8(%)를 차지하게 된다. 그러므로 약 65(%)의 정보량은 본 논문에서 사용하는 지식원이 기존의 지식원에 대해서 추가되고 있음을 확인할 수 있다.

### III. 화상이해

#### 1. 기하학적 영역관계

영역사이에 존재하는 공간적 구조지식을 추출하기 위한 과정으로 기존의 Cutting 알고리즘에 의한 영역들의 끝점을 활용하는 방법이 제안되었으나<sup>[11]</sup> 본 논문에서는 대상화상만이 갖는 방향성특징을 효과적으로 나타낼 수 있는 공간적 구조정보를 추출하기 위한 개선방법을 제안한다.

먼저 화상에 대한 방향을 추출한 후, 여기서 얻어진 결과를 기초로 화상을 상하형태와 좌우형태로 분할하여 공간적 구조지식을 추출한다. 상하관계의 경우는 그림 1(a) 그리고 좌우관계는 (b)와같이 나타내며, 식(13)은 상하관계, 식(14), (15)는 좌우관계를 갖는 영역을 추출하기 위한 것이다.

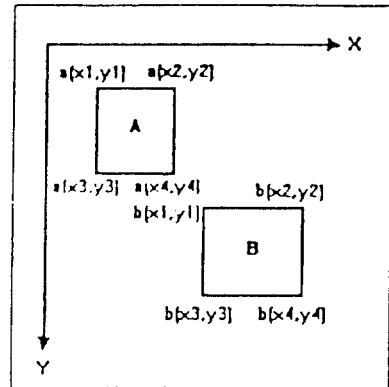
$$\begin{aligned} Ay_1 &\geq By_1 \\ Ay_2 &\geq By_2 \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{cases} R_{ab} = \{R_{min} = d | d = 1, 2, \dots\} \\ d = \text{SQR}((Ax_1 - Bx_3)^2 + (Ay_1 - Bx_3)^2 + (Ax_2 - Bx_4)^2 + (Ay_2 - By_4)^2) \end{cases}$$

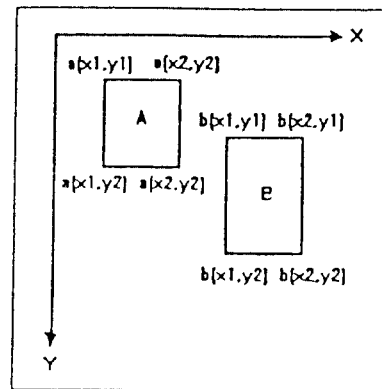
$$\begin{aligned} Ax_{min} > Bx_{min} \ \& \ Ax_{max} > Bx_{avg} \wedge \\ By_{min} &\leq Ay_{min} \ \& \ Ay_{min} < Bx_{max} \vee \\ By_{min} &< Ay_{max} \ \& \ Ay_{max} \leq Bx_{max} \vee \\ Ay_{min} &\leq By_{min} \ \& \ Ay_{max} \geq Bx_{max} \end{aligned} \tag{14}$$

$$\begin{aligned} Ax_{min} &< Bx_{min} \ \& \ Ax_{max} < Bx_{avg} \wedge \\ By_{min} &\leq Ay_{min} \ \& \ Ay_{min} < Bx_{max} \vee \\ By_{min} &< Ay_{max} \ \& \ Ay_{max} \leq Bx_{max} \vee \\ Ay_{min} &\leq By_{min} \ \& \ Ay_{max} \geq Bx_{max} \end{aligned} \tag{15}$$

$$\begin{cases} R_{lr} = \{R_{min} = d | d = 1, 2, 3, \dots\} \\ d = \text{SQR}((Ax_2 - Bx_1)^2 + (Ay_1 - By_1)^2 + (Ax_2 - Bx_2)^2 + (Ay_2 - By_2)^2) \end{cases}$$



(a)



(b)

그림 1. 상하좌우 관계  
Fig. 1. Relation of above to below and left to right

2. 특징베이스 분류

2.1 초기가설시스템

초기가설시스템은 화상이해시스템 설계에 있어 작업영역(Working area)의 모든 개체에 대해서 지식베이스 영역에 저장되어 있는 객체모델지식을 이용하여 해석 가능한 모든 가설(Hypothesis)과 이에 대응하는 신뢰도값(Confidence value)을 할당시키게 된다.<sup>[4][5]</sup>

만일 작업영역에 존재하는 영역 Ri의 q번째 특징량을  $F_{Ri}(q)$ , 객체  $I_x$ 의 q번째 평균특징량을  $F_{Ix}(q)$ , 지식베이스영역에서 객체  $I_x$ 에 대한 허용치를  $d_{Ix}(q)$ 라고 가정하자 그리고 객체특징량  $f_i$ 의 k번째 객체특징량의 가중치함수를  $W_i(k)$ 로 가정하면 초기가설 시스템은 4단계로 구성된다.

1단계 : 객체  $I_x$ 에 대한 q번째 객체특징량에 대해서 정합이 이루어지면  $M(k)=1$ , 정합이 이루어지지 않는 경우에는  $M(k)=0$ 가 된다. 이를 식(16)에서 나타내었다.

$$M(k)=1 \text{ ---만일 } |F_{Ix}(q)-F_{Ri}(q)| \leq d_{Ix}(q)$$

$$M(k)=0 \text{ ---만일 } |F_{Ix}(q)-F_{Ri}(q)| > d_{Ix}(q) \quad (16)$$

2단계 : 각각의 가설에 대한 비정규화 신뢰도값(Non-normalization confidence value)을 산출하게 된다. 이를 나타낸것이 식(17)이다.

$$C^*_{R_i(I_x)} = \frac{\sum_{k=1}^m M(k) \cdot W_k(k)}{\sum_{k=1}^m W_k(k)} \quad (17)$$

3단계 : 1, 2단계를 지식베이스영역에 존재하는 모든 객체가설에 대해서 반복처리하게 된다. 그 결과 영역  $R_i$ 에 대한 객체  $I_x$ 로서의 일련의 초기가설 - 객체가설  $I_x : I_1, I_2, I_3 \dots I_n$ 에 대해서 신뢰도값  $C^*_x : C^*_1, C^*_2, C^*_3, C^*_m$ 이 대응되는 -을 생성시킨다.

4단계 : 3단계에서 생성된 결과에 대해서 정규화(Normalization)처리를 수행시킨다. 정규화를 위한것이 식(18)이다.

$$C^*_i = \frac{C^*_x}{\sum C^*_x} \quad (18)$$

단,

$$\begin{cases} \sum C^*_i = 1 \\ 0 \leq C^*_i \leq 1 \end{cases} \text{ 를 만족해야 한다.}$$

지금까지 초기가설의 생성과정을 수행하기 위해서 객체모델지식을 사용하였는데 객체모델지식은 음선, 곡,

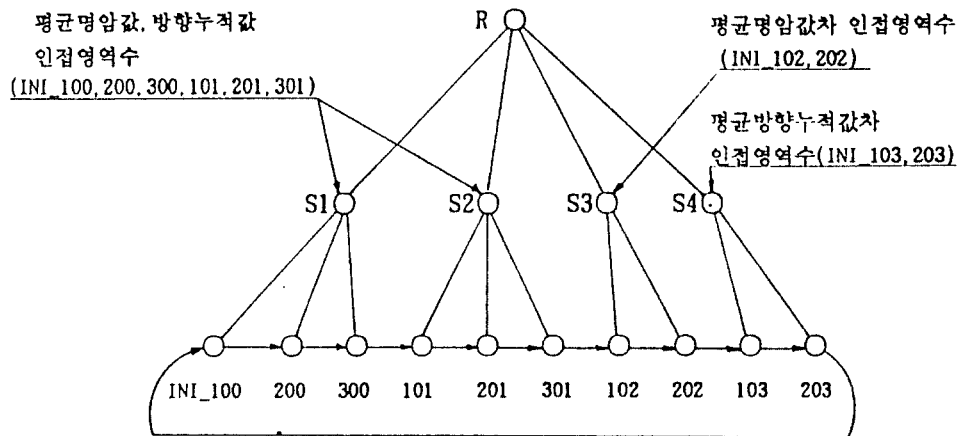


그림 2. 초기가설에 대한 계층적 지식원과 활성화그래프  
Fig. 2. Hierarchical structure of knowledge source & inference graph for IHS

배경이라는 3개의 객체로 설정하고 지식을 생성하였다.

모든 모델지식은 명암값특징량, 방향성특징량, 구조적 특징량을 사용하였으며 각각의 특징량에 대한 가중치는 경험적으로 설정하여 앞의 두개의 특징량에 대해서는 동일 가중치를 마지막 특징량에 대해서는 앞의 경우에 비교해서 상대적으로 작은 가중치를 할당하였다.

이와같은 객체모델지식은 그림2에 지식원의 계층구조와 추론그래프로 나타내었다.

S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub>, S<sub>3</sub>, S<sub>4</sub>는 논리합 노드로서 각각 용선영역, 곡영역, 배경영역을 나타내는 객체지식원을 자노드로 갖는 상위노드이다. S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub>노드는 평균명암값, 방향누적값, 인접영역수를 각각의 변수로 사용하고 있으며 S<sub>3</sub>, S<sub>4</sub> 노드는 각각 평균명암값, 인접영역수 그리고 방향누적값, 인접영역수를 변수로 사용하게 된다.

제어흐름은 INI100)에서 시작하여 INI203)까지 순서적으로 모든 영역에 대해서 적용하게 된다. 이 과정은 전체 개체에 대해서 반복적으로 수행된다.

2.2. 가설검증 시스템

가설검증기는 지식베이스상에 저장되어 있는 객체모델 지식, 작업영역에 저장되어 있는 영역특징지식, 구조적 지식, 방향성지식, 현재 단계에서 각각의 영역에 대한 객체가설과 이에 대응한 신뢰도값을 사용해서 새로운 신뢰도추정값을 산출시킴으로서 객체가설에 대한 검증과 갱신처리과정을 수행하는 것이다.<sup>(4)(5)</sup>

이같은 목적의 가설검증기는 경쟁(Competition), 상호작용(Cooperation)이라는 2가지 기본 개념을 근간으로 하는데 특정영역에 대한 가능성있는 가설사이에 경쟁관계를 사용하고, 화상전체에 대해서 가설이 성립될 수 있도록 인접하는 영역 사이에 존재하는 상호작용 관계를 사용하게 된다. 이러한 특성을 갖는 방법으로 컴퓨터비전 분야에서 연구되어 온것이 이완법을 이용한 라벨링방법론이다.<sup>(12)</sup> 여기서 화상에 존재하는 객체가설을 어떻게 설정하고 이 가설에 대한 모델지식을 어떻게 지식 베이스화 하는가의 문제가 가장 중요하다.<sup>(4)(5)</sup>

임의의 개체에 대한 하나의 객체가설이 I<sub>x</sub>, I<sub>x</sub>∈I라는 조건을 만족한다고 가정하면 I는 지식베이스에 저장되어 있는 모든 객체의 집합이며 C<sub>k</sub><sup>\*</sup>(I<sub>x</sub>)는 k번째 반복 처리 과정에서 영역 Ri에 대한 객체가설 I<sub>x</sub>의 신뢰도 값으로 정의한다. 여기서 C<sub>k</sub><sup>\*</sup>(I<sub>x</sub>)는 다음 조건식(19)를 만족해야 한다.

$$0 \leq c_i^* \leq 1$$

$$\sum_{i \in A} c_i^*(I_x) = 1 \tag{19}$$

그리고 영역 R<sub>i</sub>에 대한 인접영역의 집합을 A라고 가정하면 R<sub>j</sub>∈A는 영역R<sub>i</sub>에 대한 j번째 인접영역이 된다. 가중치 D<sub>ij</sub>는 영역 R<sub>i</sub>와 R<sub>j</sub>에 대한 방향일치도로 정의하고 이를 식(20)에 나타냈으며 조건식(21)을 만족해야 한다.

$$\text{가중치 함수} = \frac{4 - |D_i - D_j|}{4} \tag{20}$$

$$\begin{cases} 0 \leq D_{ij} \leq 1 \\ \sum_{j \in A} D_{ij} = 1.0 \end{cases} \tag{21}$$

∴ D<sub>i</sub> D<sub>j</sub>는 영역에 대한 방향성부호또한 인접영역 R<sub>j</sub> ∈A의 서로다른 가설에 대한 양립성을 나타내는 양립성 함수 δ<sub>ij</sub>(I<sub>x</sub>, I<sub>y</sub>)를 식(22)로 정의하였다.

$$\delta_{ij}(I_x, I_y) = \begin{cases} +1 & \text{영역 } R_i, R_j \text{가 객체가설 } I_x, I_y \text{에} \\ & \text{대해서 양립하는 경우} \\ -1 & \text{영역 } R_i, R_j \text{가 객체가설 } I_x, I_y \text{에} \\ & \text{대해서 양립하지 않는 경우} \end{cases} \tag{22}$$

식(21), (22)를 이용해서 영역 R<sub>i</sub>에 대한 객체가설과 이에 대응하는 신뢰도값을 증가 또는 감소시키는 과정이 수행되는데 이를 나타낸것이 식 (23)이다.

$$C_i(I_x) = \frac{C_i(I_x)[1 + \Delta C_i(I_x)]}{\sum C_i(I_x')[1 + \Delta C_i(I_x')]} \tag{23}$$

$$\begin{cases} \text{여기서 } \Delta C_i(I_x) = \sum_{j \in A} D_{ij} \sum_{j \in A} \delta_{ij}(I_x, I_y) * C_j(I_y) \\ \delta_{ij}(I_x, I_y) = 1 \text{ 만일 } R_i \text{와 } R_j \text{가 양립성이} \\ \text{존재하는 경우} \\ = -1 \text{ 만일 } R_i \text{와 } R_j \text{가 양립성이} \\ \text{존재하지 않는 경우} \\ \text{단, } C_i(I_x) = 1 \\ I_x \in I \end{cases}$$

식(20)~(23)으로 표현되는 이완법을 이용한 라벨링 방법을 기초로 상관도계산을 위한 영역집합 A를 식(24)에 나타낸것과 같이 2부분으로 분리, 사용하였다.

$$S = A_{Neg} + A_{pict} \quad (24)$$

- ┌ A<sub>Neg</sub> : 영역 Ri에 인접영역 집합
- └ A<sub>pict</sub> : 영역 Ri에 상측, 하측, 좌측, 우측 영역의 집합

이를 바탕으로 식(23)을 다시 표현하면 식(25)와 같다.

$$C_i(\text{ridge}) = \frac{C_i(\text{ridge}) [ 1 + \sum_{j=1}^n D_{ij} \sum \delta_{ij}(\text{ridge}, I_x) C_j(I_y) ]}{\sum_{I_x} C_i(I_x) [ 1 + \sum_{j=1}^n D_{ij} \sum \delta_{ij}(I_x, I_y) C_j(I_y) ]} \quad (25)$$

$$C_i(\text{valley}) = \frac{C_i(\text{valley}) [ 1 + \sum_{j=1}^n D_{ij} \sum \delta_{ij}(\text{valley}, I_x) C_j(I_y) ]}{\sum_{I_x} C_i(I_x) [ 1 + \sum_{j=1}^n D_{ij} \sum \delta_{ij}(I_x, I_y) C_j(I_y) ]}$$

- ┌ n=인접영역 수
- ┌ D<sub>ij</sub>=가중치함수
- └ δ<sub>ij</sub>=상관함수

식(25)를 대상영역 전체에 대해서 반복 수행시킨다. 검증시스템의 지식원에 대한 계층적구조와 제어흐름을 나타낸것이 그림 3이다.

그림 3에서 본 시스템의 제어흐름은 구조정보를 중심으로 이루어졌다. 즉, 구조정보의 관계성을 중심으로, 객체지식원을 배치시키고 객체지식원의 활성화를 순서적으로 실행시킴으로서 시스템 효율성을 증가시키고자 하였다. S<sub>1</sub>, S<sub>2</sub>, S<sub>3</sub>, S<sub>4</sub>, S<sub>5</sub>는 구조정보 상하, 하상, 좌우, 우좌, 인접에 대응하는 부노드로서 논리합 노드이다. 이 부노드는 각각 3개의 자노드를 갖는데 이것이 객체 관계성을 나타내는 앞노드이다. 하위 앞노드에서 객체지식은 (음선, 음선), (음선, 곡), (음선, 배경)에 대한 양립성을 나타내고 있으며 화살표 방향은 영역지식원의 활성화방향을 의미한다.

#### IV. 실험 및 결과고찰

본 논문의 실험과정은 5 bit 디지털이저와 프리즘을 이용한 입력장치를 사용해서 크기가 60×60이며 32 그레이스케일의 저화된 지문화상 84(개)를 실험대상으로 C, 어셈블리언어를 사용하여 모의실험을 하였다.

지식원 생성과정에서 국부적 히스토그램을 사용한 영역분할 처리과정은 지식베이스 구축에 있어서 기본적인 과정으로<sup>[9]</sup> 실험화상은 저화된 여러가지 형태의 화상으로서 왜곡현상은 국부적이며 다양하므로 이에 적합한 방법론의 결정은 매우 어렵다고 판단된다.

본 논문에서는 국부적 왜곡을 최소화하는데 중점을 두고 화상에서 추출될 수 있는 갭(gap)처리를 효율적으로

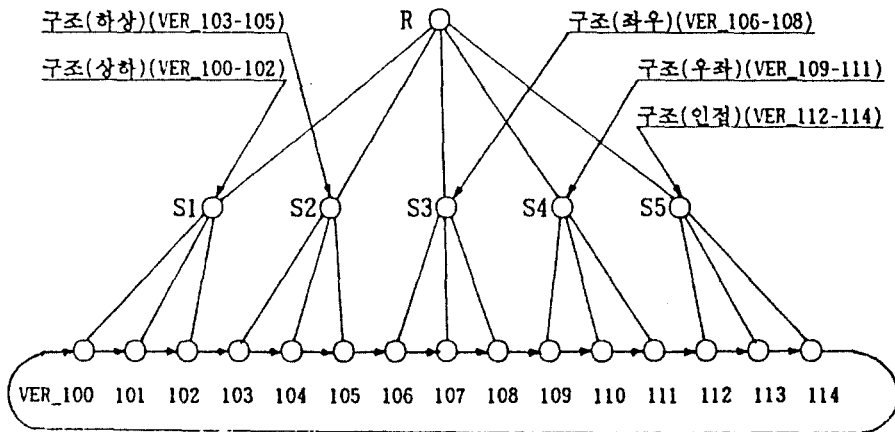


그림 3. 검증시스템에 대한 계층적 지식원과 활성화그래프  
Fig. 3. Hierarchical structure of knowledge source & inference graph for VHS.

하기 위해서 윤곽이 보존되면서 평활화(Smoothing) 효과를 얻을 수 있도록 하였다. 이를 위해서 3×3 윈도우를 기본 처리영역으로 설정하고 가중치함수는 0°, 45°, 90°, 135°에 대해서 각각 산출하였으며 상관함수(Correlation function)는 경험론적 방법을 사용하였다.

60×60×32 화상을 20×20 크기로 분할하여 적용하였으며 5회 반복처리하여 최대 확률값을 갖는 라벨로 화상을 재구성시켰다.<sup>(3)</sup>

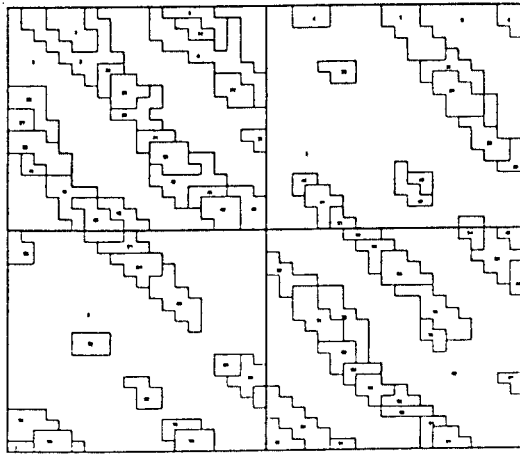


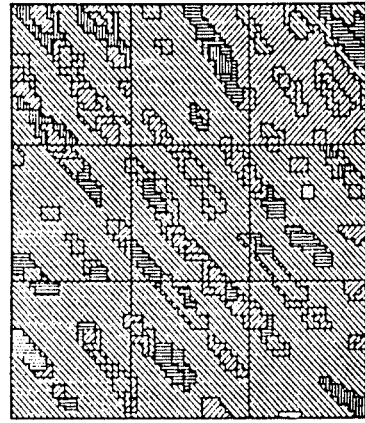
그림 4. 라벨링 화상  
Fig. 4. Labeling Image

본 실험에서는 부-영역의 크기를 16×16으로 설정하고 인접경계부분에 대해서 처리대상영역 16×16의 25(%)인 4×4를 확장하여 20×20 크기의 부-영역에 대해서 히스토그램을 구성함으로써 보상처리를 수행하였다.<sup>(10)</sup>

초기가설시스템 실험과정은 그림 5에서 알수 있듯이 초기신뢰도할당값은 0.5를 중심으로 집중되어 있는 것을 알수 있다. 이것은 가설에 대한 애매성이 높기 때문에 또다른 가설검증 처리과정의 필요성이 요구된다는 것을 의미한다.

초기가설 실험결과, 평균명암값과 방향능적값에 대한 영향이 가장 큰것으로 나타났으며 인접영역수는 상대적으로 낮은 영향력을 미치는 것으로 판단되어 이를 기초로 지식에 대한 가중치를 결정하였다.

객체지식에서 명암값, 방향성특징량에 대해서는 가중



(a) 초기가설

기호	신뢰도	분포(개)
	0.0 - 0.1	0
	1.1 - 0.2	0
	0.2 - 0.3	0
	0.3 - 0.4	2
	0.4 - 0.5	61
	0.5 - 0.6	42
	0.6 - 0.7	21
	0.7 - 0.8	6
	0.8 - 0.9	1
	0.9 - 1.0	0

(b) 신뢰도 분포

그림 5. 초기가설과 신뢰도 분포  
Fig. 5. Initial hypothesis Distribution for confidence value

치 0.3을 각각 할당하고 구조지식에 대해서는 0.25, 0.15를 할당, 실험을 수행하였다. 그림 5에 본 실험 결과를 나타낸 것으로 각각의 영역에 대한 가설과 신뢰도 값의 분포를 나타낸 것이다.

영역 1, 42, 10 등의 경우는 인접영역의 수가 많고 영역의 크기가 크기 때문에 상대적으로 명암값, 방향성 특징량이 폭에 집중되는 것으로 판단되며 영역 크기가 작은 영역의 경우 즉, 영역 6, 7, 51, 91, 83, 85의 경우는 프레임영역에 위치하는 관계로 방향성, 명암특징량의 영향이 낮기 때문에 각각의 객체에 대한 신뢰도 값이 0.5에 집중화되는 것으로 판단된다.

가설검증 실험과정은 지식베이스 상에 저장되는 모델



지식의 생성과정에서 출발하게 되는데 객체지식은 고전적 방법을 통해서 실험적으로 얻어낸 결과를 사용하게 된다. 이를 위해서 본 논문에서는 84개의 실험화상을 대상으로 영역 명암값특징량, 방향특징량, 명암값누적특징량을 산출하였다. 이때 각각의 특징량은 구조적 특성인 상측, 하측, 좌측, 우측, 인접, 포함영역으로 구분하여 실험을 수행하였다. 각 특징량에 대한 결과를 표 2에 나타내었다.

표 2의 평균명암값차에 있어서는 인접영역과 비교해서 구조정보인 상하좌우의 경우가 상대적으로 집중되는 경향이 있기 때문에 모델지식으로서의 신뢰성이 저하되는 것을 알 수 있다. 이에 반해서 구조정보를 이용하는 경우

는 앞에서 언급한것과 비교해서 상대적으로 분포 집중도가 효과적임을 알 수 있다.

표 3의 방향부호차에 있어서는 인접영역의 경우가 구조정보를 사용하는 방법과 비교해서 상대적으로 집중화된 경향을 나타내고 있다.

표 4의 명암값변동누적차에 대한 데이터는 인접의 경우가 상대적으로 구조의 경우와 비교해서 양호한 것으로 나타났다.

표 5의 명암값변동누적분포를 보면 인접과 구조의 경우가 10에서 15사이에 집중적으로 분포되어 있음을 알 수 있으며 인접(용곡)의 경우가 가장 효과적인 객체지식 원으로 사용 가능하다고 판단된다.

표 2. 평균 명암값차에 대한 분포  
Table 2. Distribution for difference of average gray value

(단위:%)

구조정보										
포함영역		20.0	40.0		20.0	20.0				
인접영역 (용배경)	75.0		25.0							
인접영역 (용곡)	12.2	7.4	12.8	12.8	10.1	8.8	11.5	8.8	3.4	12.2
인접영역 (용용)	20.8	8.9	9.9	11.9	23.8	10.9	6.9	1.0	4.0	2.0
우측영역	22.8	19.6	10.7	9.8	8.7	2.2	17.4	2.2	5.4	2.2
좌측영역	23.2	22.0	9.8	14.6	13.4	2.4	6.1	3.7	4.9	
하측영역	23.0	9.9	8.8	8.8	15.4	12.1	11.0	2.2	5.5	3.3
상측영역	20.6	17.3	10.8	10.8	20.6	8.7	2.2	2.2	4.3	
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9

평균명암

표 3. 방향부호차에 대한 분포  
Table 3. Distribution for difference of directional code

(단위:%)

구조정보							
포함영역	16.7	16.7	33.3	16.7		16.7	
인접영역 (용배경)	50.0	25.0	25.0				
인접영역 (용곡)	20.8	16.1	22.8	22.1	9.4	8.1	
인접영역 (용용)	41.6	21.8	5.9	11.9	10.9	6.9	1.0
우측영역	25.0	21.7	7.6	16.3	12.0	9.8	7.6
좌측영역	24.7	23.5	11.1	14.8	9.9	9.9	6.2
하측영역	36.3	24.2	9.9	7.7	7.7	8.8	5.5
상측영역	41.3	23.9	9.8	1.1	10.9	6.5	6.5
	0	0.25	0.5	0.75	1.0	1.25	1.5

방향부호

표 4. 명암값변동누적차에 대한 분포  
Table 4. Distribution for difference of accumulated data

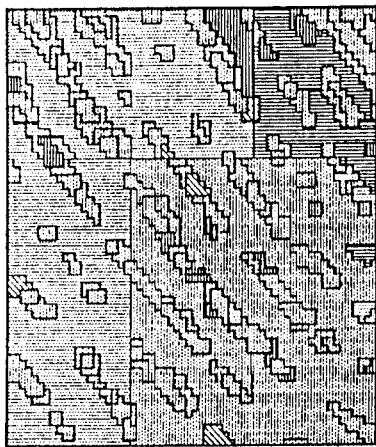
구조정보	(단위:%)											
포함영역	16.7					33.3	16.7	16.7				
인접영역 (용배경)	25.0	50.0	25.0									
인접영역 (용폭)	8.1	4.1	6.8	8.8	10.8	12.8	10.8	11.5	12.8	6.8	0.6	6.0
인접영역 (용융)	34.7	15.8	16.8	12.9	10.9	3.0		1.0	2.0		3.0	
우측영역	26.1	20.0	13.0	13.0	10.9	12.0	3.3			2.2		
좌측영역	24.4	14.6	12.2	19.5	11.0	12.2		1.2		3.7	1.2	
하측영역	31.9	11.0	12.1	16.5	13.2	8.8	1.1	2.2	1.1	1.1		1.1
상측영역	39.1	8.7	18.5	16.3	9.8	3.3						
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

누적차

표 5. 명암값변동누적에 대한 분포  
Table 5. Distribution for accumulated data

구조정보	(단위:%)													
포함영역		16.7	41.7						25.0				16.7	
인접영역 (용배경)		37.5	25.0	37.5										
인접영역 (용폭)	2.4	25.0	23.6	6.4	1.3	6.1	5.4	6.4	3.4	8.8	7.1	0.6	3.4	
인접영역 (용융)	1.0	1.4	6.9	1.0	4.9	13.4	10.4	10.9	6.4	17.3	14.9	0.5	11.3	
우측영역	5.4	1.6	6.0	2.7	3.8	11.4	7.6	15.2	5.4	15.8	17.4	1.1	8.7	
좌측영역	3.7	3.7	8.5	3.0	3.0	8.5	8.5	15.2	9.1	13.4	15.2		7.9	
하측영역	1.6	2.2	3.3	2.2	3.3	9.3	11.5	12.6	7.1	13.2	22.5	1.6	9.3	
상측영역	1.6	1.6	4.3	2.7	1.6	6.5	10.9	16.3	8.7	15.8	19.0	1.6	9.2	
	0	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	

누적



(a) 초기가설

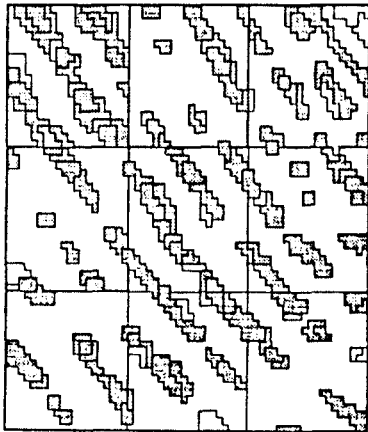
기호	신뢰도	분포(개)
	0.0 - 0.1	0
	1.1 - 0.2	0
	0.2 - 0.3	0
	0.3 - 0.4	0
	0.4 - 0.5	0
	0.5 - 0.6	5
	0.6 - 0.7	3
	0.7 - 0.8	16
	0.8 - 0.9	13
	0.9 - 1.0	101

(b) 신뢰도 분포




그림 6. 5회 처리후 결과  
Fig. 6. Result after 5's processing

표 2~5의 실험데이터를 사용해서 검증처리과정에서 사용하는 지식원을 생성하였다.

검증처리과정의 반복수행에 따른 영역에 대한 가설과 신뢰도값 분포를 나타낸것이 그림 6 7이다.



(a) 초기가설

기호	객체	분포(개)
	용선영역	111
	곡영역	20
	배경영역	0

b) 신뢰도 분포

그림 7. 검증결과  
Fig. 7. Result of verification

그림 7의 최종결과에서 곡영역으로 1, 8, 10, 12, 13, 16, 25, 28, 42, 61, 74, 78, 91, 92, 100, 104, 116, 118, 119, 132 라벨영역<sup>(3)</sup>이 추출되었으며 나머지는 용선영역으로 판정되었다.

### V. 시스템 평가

시스템 평가방법으로 첫째, 지식원에 대한 정합율, 둘째, 기존의 방법<sup>(4)</sup>과 본 방법의 지식원에 대한 이해율을 비교평가, 셋째, 두 방법론에서 사용하는 지식원을 이용하여 이완법을 실행, 객체가설의 수렴율을 비교평가하는 방법을 사용하였다.

지식원의 정합율에 있어서 제2장에서 언급한 바와같

이 기존의 방법론과 비교해서 본 방법론의 정합율이 86.1(%) 대 99.9(%)로서 약12(%)의 정합율 향상을 기대할 수 있으며 두방법의 상관관계는 34.8(%)로 기존의 지식원에 대해 본 방법에서 사용하는 지식원이 65(%)정도 새로운 지식원천으로 추가되고 있음을 확인 하였으며, 이 결과는 이해율과 수렴속도에 영향을 미친다.

또한 이해율을 산출하였다. 이해율은 주관적 판단에 의해서 용과 곡영역에 대한 가설을 설정하고 이에 대응 관계로 정의하였다.

$$\text{이해율}(\%) = \frac{\text{정영역수} - \text{검증결과에 의한 영역수}}{\text{정영역수}} \times 100(\%) \quad (26)$$

정의 곡영역을 1, 8, 10, 12, 15, 16, 42, 61 로 정의하면 기존의 방법에서는 검증결과에 의한 영역수가 46개로 추출되므로 69.6(%)의 이해율을 나타내며 본 방법에서는 23개의 영역추출과 88(%)의 이해율을 갖게 된다. 따라서 지식원에 대한 타당성을 증명할 수 있었다.

처리시간에 있어서는 고려되어야할 2가지 요소가 있다. 첫째는 나무깊이와 패스길이에 대한 영향과 둘째는 정합율에 의한 이해율의 영향이다. 실험결과 전체노드수의 증가에 대응하여 처리시간이 증가되지 않는것으로 나타났다. 이것은 객체 이해율의 영향으로 판단된다. 그림 8에 나타난 것과 같이 20회 반복 수행결과, 본 방법의 경우 객체가설의 수렴율이 기존 방법과 비교하여 향상된 것으로 판단된다.

이것은 처리시간과 지식원의 정합율에 의한 객체 이해율관계를 나타내는 것으로 지식원의 수가 증가해도 이에 비례한 처리시간의 증가는 되지 않는다는 결론을 얻어냈다. 즉, 객체 지식원의 이해율을 향상시켜 객체가설에 대한 수렴율을 증가시킬수 있으며 처리시간도 개선시킬 수 있다.

그림 8은 종래의 지식원과 본 논문에서 사용한 지식원을 이용해서 검증시스템에 대한 수렴속도를 비교평가함으로써 본 논문의 지식원의 타당성을 검증하였다.

종래의 인접영역을 사용하는 경우 수렴속도는 반복횟수에 대응해서 완만한 형태로 수렴되고 있음을 알 수 있다. 매회 처리과정에 대해서 1회~10회까지는 약

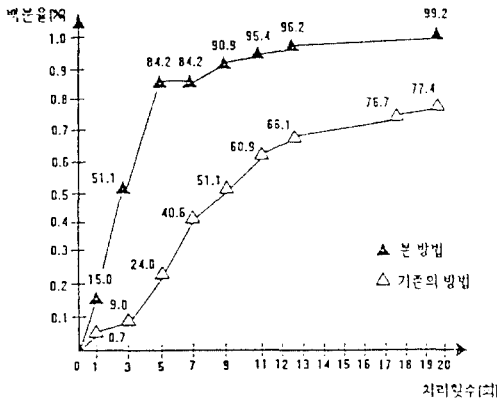


그림 8. 반복횟수에 대한 실험결과  
Fig. 8. Result for time of processing

10(%)의 증가율을 나타내고 있으며 10회 이상의 경우에는 수렴속도가 완만하다.

이에 반해서 본 논문의 경우는 10회 반복처리시 거의 90(%)이상의 수렴속도를 나타내고 있다. 그 결과 본 논문의 지식원을 이용함으로써 이완법의 반복횟수를 줄일 수 있었다. 또한 처리시간에 대한 데이터를 그림 9에 나타내었다.

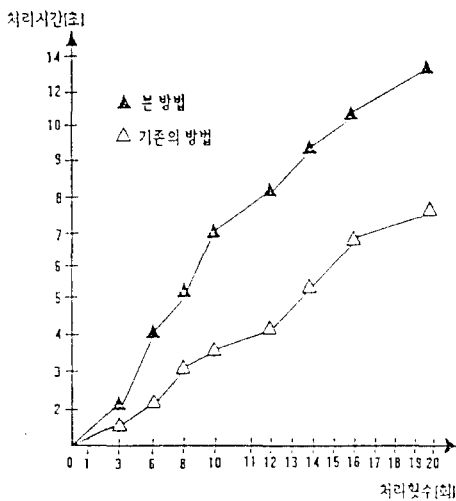


그림 9. 검증처리시간  
Fig. 9. Processing time for verification

본 논문에서 제안한 방법의 단위 처리시간이 기존의 방법과 비교하여 약 100(%)증가 되지만 제안방법의 정합율 향상에 의한 처리횟수의 감소에 따라 처리시간은 약 30.1(%)가 개선된다.

본 과정은 정합율을 향상시켜 객체가설에 대한 수렴율을 개선하고 이해율을 향상시키는것이 목적이다. 여기서 수렴속도와 이해율사이의 관계를 적절히 설정하는 것이 가장 중요한 문제이다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 지식베이스 화상이해시스템 구현을 목표로 기존의 절차적 알고리즘과 달리 전문적인 경험적지식을 바탕으로 추론기능이 가능한 지식베이스를 구축하였으며 영역지식원과 제어지식원을 분리, 영역지식원에 대해 구조지식을 이용하여 계층적으로 구성시킴으로써 화상 이해율과 지식원의 정합율 향상 그리고 처리시간을 개선하였다.

초기가설시스템에서 사용하는 지식원은 4개의 변수를 이용, 각각에 대한 가중치를 실험적인 결과를 바탕으로 0.3, 0.3, 0.15, 0.15를 할당하였다. 또한 검증시스템에 사용되는 지식원의 경우 기존의 방법에서는 개체에 인접하는 영역에 대한 지식원을 사용하는 것과 비교해서 본 방법에서는 화상이 갖는 특성을 효과적으로 사용할수 있도록 기존의 방법에 추가해서 대상영역에 대해 상측 하측 좌측 우측의 영역에 대한 지식원을 추출, 적용하였다.

인접영역에 대한 지식원을 단독으로 사용하는것과 구조지식을 단독으로 사용하는 방법에서는 정합율이 최고 91.3(%), 최저 73.9(%)로 나타나 기존의 방법론과 본 방법론의 평가가 거의 유사한 것으로 판단되나 지식원을 다중으로 사용할 때 신뢰성과 정합율을 산출한 결과, 지식원을 논리적(AND)형식으로 사용하여 신뢰성을 확보할 수 있지만 정합율이 38.6(%)로 낮았으며 논리합(OR)형식으로 사용하면 신뢰성은 낮지만 정합율을 99.9(%)까지 확보할 수 있었다.

지식원의 효율성을 판정하기 위해서 결합확률분포를 산출하여 34.8(%)의 상관도를 나타냄으로써 기존의 지식원에 대해 약 65(%)이상 새로운 지식원천이 추가되었음을 확인하였으며, 이 결과 이해율과 객체가설의 수렴속도를 개선시킬 수 있었다.

참고문헌

1. D.H.Ballard, and C.M.Brown : Computer Vision, New Jersey : Prentice - Hall, 1982
2. 上野晴樹外 : 知識の表現と利用, オーム社, 1988
3. 郭允植, 李大寧, "映像理解를 爲한 知識抽出에 關한 研究", 韓國通信學會論文誌, pp. 757-772, May, 1993.
4. Martin D. Levine and Samir I. Shaheen : A modular computer vision system for picture segmentation and interpretation, IEEE Trans., Vol. PAMI-3, No. 5, pp. 540-556, Sept., 1981
5. Samir I. Shanbeen and Martin D. Levine : Some experiments with the interpretation strategy of a modular computer vision system, Pattern Recognition, Vol. 14, No 1-6, pp. 87-100, 1981
6. E.M.Riseman and M.A.Arbib : Survey : Computational techniques in visual segmentation of static scenes, CGIP Vol. 6, pp 221-276, 1977
7. P. A. Nagin, A. R. Hanson and E. R. Riseman : Segmentation, evaluation and natural scenes, Proc. IEEE Conf. on Pattern Recognition and Image Processing, IEEE Computer society, pp. 515-522, August 1979
8. Yasuyuki HATTORI and Toshi MINAMI and Osamu NAKAMURA : A footprint image processing expert system with friendly user interface, SPIE Vol. 1360, Visual Comm. and Image Processing 90, pp. 1705-1718, 1990
9. C. Weems, S. Leviten, A. Hanson, E. Riseman, D. Shu, G. Nash : The Image Understanding Architecture, Computer Vision, Vol. 2, No. 3, January 1989
10. Edward. M. Riseman et : Segmenting image using localized histograms and region merging, International Journal of Computer Vision. 2, pp. 311-347, 1989
11. J. M. Tenenbaum and H. G. Barrow : Experiments in interpretation-guided segmentation, Artificial Intell., Vol. 8, No. 3, pp 241-274, 1977
12. S. W. Zucker, Y. G. Leclerc : Analysis of probabilistic relaxation labeling processes, IEEE Conf. Image Processing and Pattern Recognition, Chicago, 1978
13. 中村 納, 長岡 楨紘, 南 敏 : 指紋濃淡畫像의 復元處理, 電子通信學會 論文誌 D 1985/5 Vol. J68-D No. 5 pp. 1133-1140
14. 笹川 耕一, 池端重樹 : 個人確認用 指紋照合技術의 現狀と動向, システム/制御/情報, Vol. 35, No. 7, pp. 390-397, 1991.
15. J. A. Ratkovic, F. W. Blackwell, H. H. Bailey : Concepts for a next generation automated fingerprint system, The Reand Corporation Santa Monica, California, 90406. pp. 157-162



**金 栢 起 (Baek Ki Kim)**      정희원  
 1962년 5월 8일생  
 1981년 3월~1985년 2월 : 경희대학교  
 공과대학 전자공학과 졸업  
 1985년 9월~1987년 8월 : 경희대학교  
 대학원 전자공학과 석사

1989년 3월~1992년 2월 : 경희대학교 대학원 전자공학과 박사과정수료  
 1990년 9월~현재 : 원주전문대학 전자통신과 조교수

**李 大 寧 (Dae Young Lee)**      정희원  
 1940년 3월 18일생  
 1968년 9월~1970년 3월 : 캘리포니아 주립대학원(공학석사)  
 1976년 9월~1979년 9월 : 연세대학교 대학원 전자공학과(공학박사)  
 1971년 9월~현재 : 경희대학교 공과대학 전자공학과 교수  
 1988년 1월~1994년 12월 : 본 학회이사  
 1995년 1월~현재 : 본학회 부회장