

## 퍼지 소속 함수에 기초한 원전 증기발생기 검사용 실시간 비전시스템

# Real Time Vision System for the Test of Steam Generator in Nuclear Power Plants Based on Fuzzy Membership Function

왕 한 홍\* (경남대 대학원), 한 성 현 (경남대)

H. H. Wang(Graduate School, Kyungnam Univ.), S. H. Han(Kyungnam Univ.)

### ABSTRACT

In this paper, it is proposed a new approach to the development of the automatic vision system to examine and repair the steam generator tubes at remote distance. In nuclear power plants, workers are reluctant of works in steam generator because of the high radiation environment and limited working space. It is strongly recommended that the examination and maintenance works be done by an automatic system for the protection of the operator from the radiation exposure. Digital signal processors are used in implementing real time recognition and examination of steam generator tubes in the proposed vision system. Performance of proposed digital vision system is illustrated by experiment for similar steam generator model.

**Key Words** : Steam Generator(증기 발생기), Fuzzy Membership Function(퍼지 소속 함수), Digital Signal Processor(디지털 신호 처리기), Knowledge Source(지식원), Real Time Vision System(실시간 비전 시스템)

### 1. 서론

원자력 발전소에서는 핵연료 및 관련 설비의 오염으로 인한 방사능 방출 때문에 인간이 유지 보수 작업을 행하기에는 많은 어려움이 있다. 특히 원자력 발전소의 스팀제너레이터는 고온 고압의 방사선 물질을 함유한 유체 분위기에서 운전되며, 사용중 스트레스에 의한 튜브 침식, 튜브 진동에 의한 응력부식 파손, 제작 시의 가공 잔류 응력(residual stress)에 의한 파손 및 기동, 정지의 반복으로 인한 열피로

응력(thermal fatigue stress)등으로 스팀제너레이터 tubesheet와 tube의 접합 부위에 응력부식 파손이 발생하고 있다. 이렇게 파손된 튜브는 plugging되거나 sleeving되어야만 방사선 누출 없이 열효율을 떨어뜨리지 않고 계속 사용할 수 있게 된다. Plugging이나 sleeving 공정은 좁은 입구를 통해 폐공간내에서 작업이 이루어져야 하기 때문에 보수 작업의 정확성을 보장할 수가 없고 작업 시간이 길어져 관련 작업자의 피로량이 커지는 등 많은 문제점이 대두되고 있다. 그래서 최근에는 로봇을 개발하여 이러한 문제를 해결하는 것이 원자력 발전소의 유지 보수에 필수적인 요소가 되고 있다. 이런 용도의 활용을 위한 로봇은 기존의 산업 현장에서 운용되고 있는 로봇과 같은 단순 반복 작업이 아닌 보다 능동적인 태스크(task)를 요구하고 있다. 스팀제너레이터 세관 검사 및 보수에 필요한 태스크는 정해진 반복 작업이 아니라 폐공간 내에서 스팀제너레이터 하부에 있는 18,000여개의 홀(hole) 중에서 결함이 있는 홀의 위치를 찾아낸 후, 그 홀에 대해 plugging이나 sleeving 작업이 행해져야 한다. 로봇이 폐공간내에서 18,000여개의 홀 중에서 결함이 있는 홀에 대해서 plugging이나 sleeving 작업을 수행할 때, 결함이 있는 홀의 정확한 공간적인 위치 정보 전달과 함께 이 작업의 정확성과 신뢰성을 보장하기 위해서는 이 태스크에 맞는 비전 시스템의 개발이 필수적이라 할 수 있겠다.

로봇 매니플레이터가 세관 보수 작업을 수행하기 위해서는 스팀제너레이터 세관 홀의 파손 유·무, 파손의 정도, 파손된 홀의 공간적인 위치 등을 측정할 수 있는 비전 시스템의 개발이 요구되고 있다. 일반

적으로 홀의 정확한 공간 위치를 측정하기 위해서는 두대의 카메라를 사용하는 스테레오 비전(stereo vision)이 적용되어야 하지만, 계산 과정의 복잡성과, 많은 계산 시간의 소요 그리고 경우에 따라서는 잘못된 해를 구하거나 전혀 구하지 못할 수도 있다. 하지만 대상체가 원형 홀이고 수직 하방향에서 검사가 시행되는 특성을 고려한다면 한대의 카메라만 사용하여도 정확한 위치 측정이 가능할 수 있다.

본 연구에서는 이와 같은 목적을 위하여 로봇 매니퓰레이터가 보수 작업시 필요한 정보인 원자로 내의 스팀제너레이터 세관의 파손 유·무 검사, 파손된 홀의 경우 파손의 정도 측정, 파손된 홀의 공간적인 위치 측정, 파손의 정도에 따른 보수작업의 종류 결정 등에 퍼지 소속 함수(fuzzy membership function, FMF)의 개념을 도입하고, 영상 처리용 CPU로 고속의 디지털 신호 처리기(digital signal processors)인 TMS320C30을 사용하여 원자로 스팀제너레이터 홀의 인식·검사를 위한 비전 시스템을 개발하고자 한다.

## 2. 시스템 구조와 제어

본 연구에서 인식 목적을 위해 사용한 지식 베이스 시스템<sup>(1)</sup>은 모델 베이스, 블랙보드, 제어 요소 그리고 지식 소스로 구성되어 있다. 블랙보드는 다른 종류의 지식과 문제 해결 방법을 함께 결합할 수 있는 유연성을 제공한다. 블랙보드는 인식데이터, 피사체 해석의 부분적인 결과, 검증 계획 그리고 후보 모델의 4가지 부분으로 구성된다. 더구나, 피사체 해석의 부분 결과는 아래와 같이 6단계로 나누어진다.

- (1) 태스크(task)
- (2) 함수
- (3) 구조적인 복잡성
- (4) 기본요소와 피사체의 구조
- (5) 주요요소들의 유형
- (6) 주요요소의 재료

이들 6가지 레벨에 대응해서, 피사체 분석에 대한 요소들과 통신을 할 수 있게 하는 지식 소스(knowledge source)를 나열하면 다음과 같다.

- (1) 태스크 해석자
- (2) 함수 예언자
- (3) 구조적인 복잡성 해석자와 근사적인 크기

발견자

(4) 기본요소 선택자, 위치 발견자, 관계 해석자 그리고 유사성 해석자

(5) 주요요소 선택자, 대칭 해석자 그리고 유형 해석자

(6) 밝기 해석자

제어 요소는 지식 소스중의 한 단계가 실행된 후 그 다음 실행될 단계를 선택 결정하고 이를 실행시키는 역할을 수행한다. 부류 분류(class taxonomy)에서, 먼저 모델들은 그것들의 함수에 따라서 분류되고, 다음으로 그것들의 구조적인 정보에 따라서 분류된다. 피사체의 수가 많기 때문에, 다음의 탐색 전략은 인지된 피사체의 수용할 만한 이해가 합리적인 시간 내에 도달할 수 있도록 하기 위해서 수행된다. 피사체 모델의 검색 속도를 향상하기 위해서, 모든 피사체 모델들은 많은 집합으로 분할된다. 모델 포커서는 기초적인 피사체 종류로부터 모델들을 검색하기 위한 중요한 인덱스로 구조적인 복잡성과 크기를 사용한다. 피사체의 표현에서, 기본 요소는 프리미티브가 될 수도 있고 하부구조가 될 수도 있는데 이 기본 요소가 인지된 피사체의 가장 뚜렷한 요소이다.

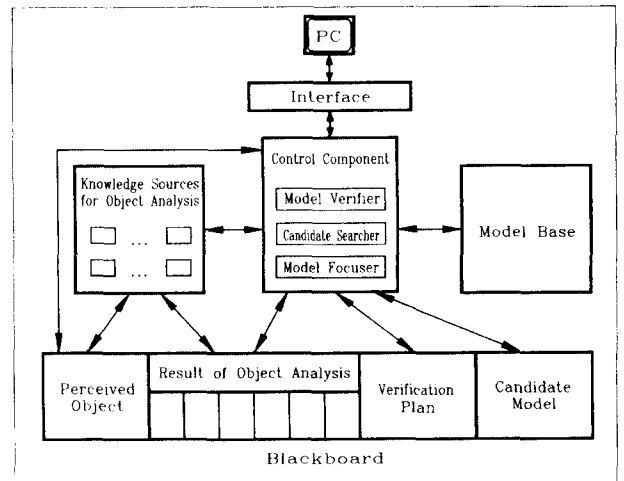





Fig. 1. The overview of the knowledge-based recognition system.

피사체 유사성 해석자는 (a)기본 요소들의 수와 유형, 그리고 (b) 피사체와 모델 사이의 유사성을 계산하기 위한 피사체들의 구조적인 복잡성 등의 정보를 사용한다. 대부분의 뚜렷한 기본적인 종류들은 후보 모델 탐색자에 의해서 확인된다. 후보 부류가 검색을 위해서 사용될 때, 모델 검증자는 후보자의 구조

에 따라서 검증 계획을 생성해 낸다. 검증 계획은 일반적으로 첫째로 기본 요소들 사이의 관계, 둘째로 기본 요소들과 주요 요소 사이의 관계 그리고 마지막으로 주요 요소들 사이의 관계를 검증한다.

피사체가 부분들로 분해될 때, 그 부분들은 프리미티브에 의해서 표현되고, 기본 곡선, 돌출 곡선, 홈을 가진 곡선 그리고 돌출과 홈을 함께 가진 곡선으로 분류 가능하다. 기본 곡선을 제외한 이런 유형의 곡선들은 다시 각각의 세부 유형들로 분류된다. 이런 분류 작업은 지식원 유형 해석자에 의해서 행해진다.

Table 1. The basic types of a perceived components in low level vision.

Types		
Parts	기본 곡선	돌출 곡선
Types		
Parts	홈을 가진 곡선	돌출과 홈을 함께 가진 곡선

인식 처리에서, 기본 요소는 인식된 피사체를 다른 피사체와 구별하기 위한 주요한 특징으로 사용된다. Table 1.에 나타내어진 요소들을 기본 요소로 정의하고 그 이외의 요소들을 주요 요소라 부르며, 지식원의 주요 요소 선택자에 의해서 선택되어진다.

### 3. 구조적인 복잡성과 유사성

피사체의 구조적인 복잡성은 피사체 구성의 복잡성 정도를 가리키는 척도이다. 두 피사체 사이의 구조적인 유사성은 이런 두 피사체가 피사체 분류에서 얼마나 가까운가를 가리키는 척도이다. 피사체의 구조적인 복잡성은 다음의 인자들에 근거한 퍼지 소속 함수에 의해서 계산된다.

- 기본 요소들의 수
- 주요 요소들의 수
- 주요 요소들 중의 관계의 수와 종류
- 구조적인 레벨들의 수
- 피사체 구조의 비대칭 특성

단순한 하부구조는 전체 형태가 기본 곡선, 돌출 곡

선, 홈을 가진 곡선 그리고 돌출과 홈을 함께 가진 곡선과 같은 구조이다. 다른 하부 구조들은 복잡한 하부구조로서 고려된다. 어떤 피사체의 한 요소는 프리미티브 부분, 단순한 하부구조 혹은 복잡한 하부구조 중에서 어느 하나일 수 있다. 한 요소의 구조적인 복잡성을 계산하기 위해서는 그 요소의 형이 고려되어야 한다. 복잡성의 정도는 프리미티브 부분, 단순 하부구조 그 다음으로 복잡한 하부구조의 순으로 증가된다. 기본 요소와 주요 요소들 중에서 다른 종류의 관계는 최대 8 가지 이하라고 가정한다. 많은 요소들, 요소들 사이의 관계들 그리고 관계들의 종류가 생길 때, 이에 대응하는 퍼지 소속 함수 값 ( $M_{lc}$ ,  $M_{nc}$ ,  $M_{lk}$  그리고  $M_{nk}$ )은 1로 정의된다.  $M_{lc}$ 는 한 개의 기본 요소의 구조적인 복잡성에 관련된 퍼지 소속 함수를 나타내고,  $M_{nc}$ 는 전체의 기본 요소의 구조적인 복잡성에 관련된 퍼지 소속 함수이며,  $M_{lk}$ 는 한 개의 주요 요소의 구조적인 복잡성에 관련된 퍼지 소속 함수이고,  $M_{nk}$ 는 전체의 주요 요소의 구조적인 복잡성에 관련된 퍼지 소속 함수를 나타낸다. 이것들의 정의는 각각 다음과 같다.

$$M_{lc}(T_c(O)) =$$

$$\begin{cases} 0.2, & T_c(O) \text{가 프리미티브인 경우} \\ 0.25, & T_c(O) \text{가 단순한 하부구조인 경우, 혹은} \\ & T_c(O) \text{가 복잡한 하부구조}(M_{co}(S) < 0.25) \\ M_{co}(S), & T_c(O) \text{가 복잡한 하부구조}(M_{co}(S) > 0.25) \end{cases} \quad (1)$$

여기서,  $O$ 는 피사체(object)를 나타내고,  $S$ 는 하부구조(substructure)를 나타내며,  $T_c$ 는 피사체의 기본 요소의 유형을 나타내고, 그리고  $M_{co}(S)$ 는 하부구조의 구조적인 복잡성을 나타낸다.

$$M_{nc}(N_c(O)) =$$

$$\begin{cases} N_c(O) * M_{lc}(T_c(O)), & N_c(O) * M_{lc}(T_c(O)) < 1 \\ 1, & N_c(O) * M_{lc}(T_c(O)) \geq 1 \end{cases} \quad (2)$$

여기서,  $N_c$ 는 기본 요소들의 수를 나타낸다.

$$M_{lk}^i(T_k^i(O)) =$$

$$\begin{cases} 0.08, & T_k^i(O) \text{가 프리미티브인 경우} \\ 0.1, & T_k^i(O) \text{가 단순한 하부구조인 경우} \\ 0.8 * M_{co}(S), & T_k^i(O) \text{가 복잡한 하부구조인 경우} \end{cases} \quad (3)$$

여기서,  $T_k^i$ 는 피사체의  $i$ 번째 주요 요소의 유형을 나타낸다.

$$M_{nk}(N_k(O)) = \begin{cases} \sum M_{ik}^i(T_k^i(O)), \sum \mu_{ik}^i(T_k^i(O)) < 1 \\ 1, \sum M_{ik}^i(T_k^i(O)) \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

여기서,  $N_k$ 는 주요 요소들의 수를 나타낸다.

피사체 구조의 비대칭 특성과 관련된 퍼지 소속 함수는 간단하게 다음과 같이 정의된다.

$$M_{ass}(O) = \begin{cases} 1, \text{ 피사체가 비대칭인 경우} \\ S(8 - X; 0, 4, 8), X \text{가 대칭 동등 평면과} \\ \text{중심 대칭의 총 수} \end{cases} \quad (5)$$

완전한 피사체의 구조적인 복잡성은 다음의 퍼지 소속 함수에 의해서 계산된다.

$$M_{co}(O) = M_{ass}(O) * [W_1 * M_{nc}(N_c(O)) + W_2 * M_{nk}(N_k(O))] \quad (6)$$

$W_i$ 는 가중치로서 시스템이 피사체의 인식으로부터 충분한 학습이 이루어질 때 조정될 수 있다.

두 피사체들 사이의 구조적인 유사성의 측정은 그것들의 기본 요소들의 수, 그것들에 대응하는 기본적인 요소들의 차이 그리고 그것들의 구조적인 복잡성의 차이에 관련되어 있다. 두 기본 요소들의 퍼지 차이 함수  $M_{dcc}$ 는 기본적인 유형과 좌우의 비대칭 등과 같은 피사체들의 형태 특성에 관련되어 있다. 그것은 다음과 같이 정의된다.

$$M_{dcc}(O1, O2) = 0.6 * M_{dnc}(O1, O2) + 0.4 * M_{dcs}(O1, O2) \quad (7)$$

$M_{dnc}$ 는 두 피사체들 사이의 기본 요소 수들의 차이와 관련 있는 퍼지 차이 함수이고 다음과 같이 정의된다.

$$M_{dnc}(O1, O2) = 1/3 * |N_c(O1) - N_c(O2)| \quad (8)$$

$M_{dcs}$ 는 한 쌍의 대응하는 기본 요소들 사이의 형태 속성과 연관 있는 퍼지 차이 함수이다. 그것은 다음과 같이 정의된다.

$$M_{dcs}(O1, O2) = 1 - 0.5 * M_{cbl}(O1, O2) - 0.05 * M_{csa}(O1, O2) \quad (9)$$

$M_{cbl}$  그리고  $M_{csa}$ 는 각각 부분 유형 그리고 단면의 대칭성 등의 유사성과 관련 있는 퍼지 유사성 함수이다. 그것들은 다음과 같이 계산된다.

$$M_{cbl}(O1, O2) = \begin{cases} 1, \text{ 두 피사체의 유형값이 같은 경우} \\ 0.2, \text{ 두 피사체의 유형값이 다른 경우} \end{cases} \quad (10)$$

$$M_{csa}(O1, O2) = \begin{cases} 1, \text{ 두 피사체의 좌·우 대칭성이 같은 경우} \\ 0.2, \text{ 두 피사체의 좌·우 대칭성이 다른 경우} \end{cases} \quad (11)$$

퍼지 소속 함수의 위와 같은 정의에 근거하여, 두 피사체들 사이의 구조적인 유사성은 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$M_{sim}(O1, O2) = 1 - U_1 * [M_{dcc}(C(O1), C(O2))] - U_2 * [M_{co}(O1) - M_{co}(O2)] \quad (12)$$

$U_1$  과  $U_2$ 는 가중치로서 피사체 인식 단계에서 학습에 의해서 조정될 수 있다.

## 4. 실험

### 4.1 실험장치

본 연구에서 실험에 사용한 영상처리용 하드웨어는 FARA MVB-02로서, 이 영상 처리용 보드는 TMS320C30 디지털 신호 처리기를 CPU로 채택하여 내부적으로 32bit 병렬 통신하고 디지털 영상을 고속으로 처리 가능하기 때문에 처리 대상 데이터가 방대한 영상 처리용 CPU로 적합하다.

그림 2는 비전 시스템의 전체 구조를 나타내는 것으로, 카메라로부터 취득된 아날로그 영상은 video 멀티플렉서에서 4:1로 멀티플렉싱 되어 A/D 변환기를 거쳐 입력 LUT(look up table)로 입력된다.

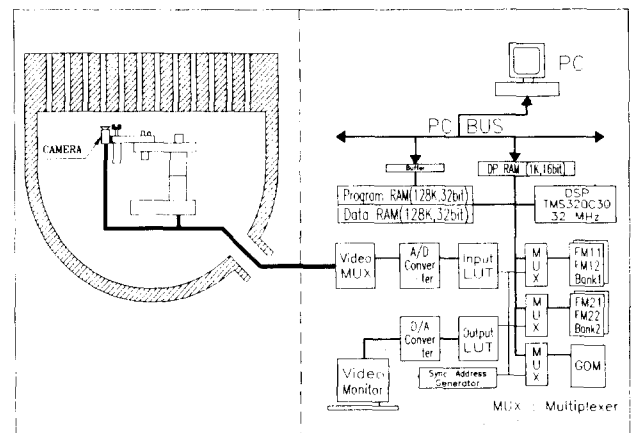


Fig. 2. The block diagram of vision system.

LUT를 통과한 영상 데이터는 비전 버스에 연결되며, <BANK1> 또는 <BANK2>의 프레임 메모리(frame memory, FM)에 입력되기 위해 MUX를 통과하게 된다. 출력 LUT를 통과한 영상 데이터는 D/A변환기를 통과함으로써 아날로그 비디오 신호로 변환되어 모니터에 출력된다. LUT는 디지털로 변환된 데이터를 프레임 메모리에 저장하기 전에 하드웨어적으로 일차적인 처리를 하기 위해서 메모리로 구성된 변환 테이블로서, 이 LUT를 적절히 사용함으로써 DSP가 프레임 메모리에 저장된 영상 데이터를 처리하여 필요한 정보를 추출할 때 영상 처리 시간을 단축시켜 비전 시스템의 실시간 구현을 가능할 수 있게 한다. PC와 영상 처리용 비전 보드사이의 통신은 1K x 16bit 크기의 듀얼 포트 램(dual port ram)을 통하여 이루어진다. 제안된 방법의 타당성을 입증하기 위하여 실 영상에 의한 실험을 수행하였다. 그림 2와 같은 시스템의 전체 구성중 실험 대상체 부분은 모형을 제작하여 실험을 수행하였다. 이 모형은 가로x세로의 크기가 1500x1000mm 두께 20mm인 철판에 직경 40mm인 180개의 홀을 제작하였다. 각 홀 중심간의 거리는 100mm로 정삼각형 배열로 위치시켰다. 조명은 카메라와 같은 방향에서 300w의 섬유 광학 조명기를 사용하였고 렌즈는 16mm렌즈를 사용하였다.

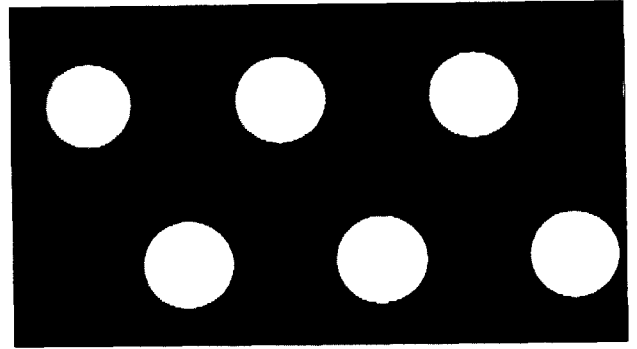


Fig. 3. The acquired image from model made.

Fig. 3은 Fig. 2와 같은 구성을 갖는 모형으로부터 취득된 영상을 보여주고 있으며, Fig. 4는 본 연구에서 제시된 방법을 Fig. 3에 적용하여 얻어진 결과를 보여주고 있다.

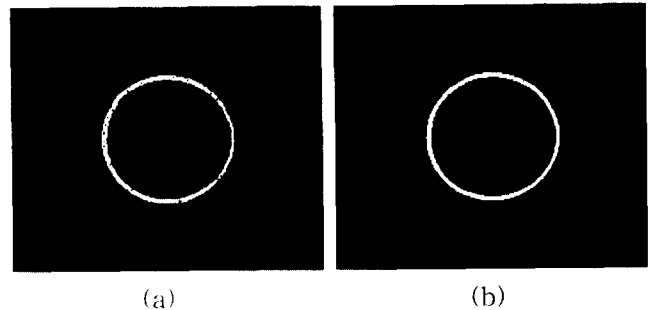


Fig. 4. The recognition result of holes.

#### 4.2 실험방법 및 결과

제작된 모형을 CCD카메라의 상부에 장착하고 CCD카메라로 홀의 수직 하방향에서 영상을 취득하여 처리하는 방식의 모의 실험을 수행하였다.

카메라로부터 영상을 취득할 때 LUT에서 하드웨어적인 처리를 거쳐 1차적인 필터링을 수행한다. 취득된 영상으로부터 카메라가 위치한 홀만을 선택하고, 선택된 홀을 확대하여 그레디언트와 라플라시안의 크기를 이용하여 경계를 검출함과 동시에 2진 영상으로 만든다. 경계 추출된 영상으로부터 홀의 중심점 좌표를 구하고 그 점을 지나는 수직 스캔라인을 기준으로 중심점을 중심으로 경계를 따라 원 방향으로 회전하면서 10도 단위로 홀을 총 36개로 분할한다. 이 분할된 부분들을 기준으로 앞의 2절과 3절에서 제시된 방법으로 각 퍼지 소속 함수 값들을 구하고, 최종적으로 방정식(12)를 사용하여 모델 베이스의 값들과 비교함으로써 검사를 수행한다.

제시된 방법을 사용하여 홀들을 검사한 결과, Fig. 4 (a)는 불량 (b)는 정상 판정받은 홀을 나타내고 있다. 실험에서는 제안된 방법을 사용하여 180개의 홀만을 검사하였다. 이때 1개 홀을 검사하는데 소요된 시간은 9초 였으며, 180개 홀을 모두 검사하는데 소요된 시간은 27분이 소요되었다. 검사 결과는 25개의 불량 홀중에서 1개를 정상 판정하였다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 디지털 신호 처리기인 TMS320C30을 사용하여 워자로 스티프제너레이터 세관에 대한 파손 유·무의 자동 검사를 위한 디지털 비전 시스템 개발에 관한 연구를 수행하였다. 퍼지 지식 베이스 인식 시스템의 활용으로 스티프제너레이터 홀의 파손 및 결손에 대한 형상 인식의 실시간 실현 가능성을

제시할 수 있었다. 유사 모델에 대한 실험 결과 제안된 디지털 비전 시스템이 스팀제너레이터 홀의 파손 및 변형 상태등의 자동인식 성능이 보다 더 정밀하고 신속하게 처리됨을 확인함으로써 원자로 방사선 누설로 인한 사고 예방에 크게 기여하리라 사료된다.

향후 연구방향은 원자로 스팀제너레이터의 실시간 원격 제어용 디지털 통합 제어 시스템에 대한 연구를 수행하고자 한다.

## 참 고 문 헌

- (1) J. S. Shieh, "Relational Fuzzy Model : A representation for object identification", Proc. IEEE/RSJ. Conf. Intelligent Robots and System, Yokohoma, Japan, July 1993, pp. 965-971.
- (2) K. S. Fu, R. C. Gonzalez, and C. S. G. Lee, Robotics : Control, Sensing, Vision and Intelligence, McGraw-Hill, 1987.
- (3) Parrick Gros, "Matching and Clustering: Two Steps Toward Automatic Object Modeling in Computer Vision", Int. Jour. of Robotics Research, Vol. 14, No. 6, pp. 633-642, 1993.
- (4) R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- (5) S. W. Wijesoma, D. F. H. Wolfe, and R. J. Richards, "Eye-to-Hand Coordination for Vision-Guided Robot Control Application", Int. Jour. of Robotics Research, Vol. 12, No. 1, pp. 65-77, 1993.