

# VRML 영상오버레이기법을 이용한 로봇의 Self-Localization

## VRML image overlay method for Robot's Self-Localization

손은호\*, 권방현\*\*, 김영철\*\*\*, 정길도\*\*\*

(Eun-Ho Sohn, Bang-Hyun Kwon, Young-Chul Kim, Kil-To Chong)

**Abstract** - Inaccurate localization exposes a robot to many dangerous conditions. It could make a robot be moved to wrong direction or damaged by collision with surrounding obstacles. There are numerous approaches to self-localization, and there are different modalities as well (vision, laser range finders, ultrasonic sonars). Since sensor information is generally uncertain and contains noise, there are many researches to reduce the noise. But, the correctness is limited because most researches are based on statistical approach.

The goal of our research is to measure more exact robot location by matching between built VRML 3D model and real vision image. To determine the position of mobile robot, landmark-localization technique has been applied. Landmarks are any detectable structure in the physical environment. Some use vertical lines, others use specially designed markers. In this paper, specially designed markers are used as landmarks. Given known focal length and a single image of three landmarks it is possible to compute the angular separation between the lines of sight of the landmarks. The image-processing and neural network pattern matching techniques are employed to recognize landmarks placed in a robot working environment. After self-localization, the 2D scene of the vision is overlaid with the VRML scene.

**Key Words** :Robot localization, VRML, landmark navigation

### 1. 서론

최근 이동 로봇은 다양한 분야에 사용되고 있고, 특히 원자로나 폭발물 처리 등과 같이 인간의 접근이 어려운 위험한 환경 내에서 그 역할은 증대되고 있다. 이동 로봇이 복잡한 작업 환경 내에서 정확하고 안전하게 원하는 작업을 수행하기 위해서는 자기 위치 파악 능력이 필요하다.

이동 로봇 위치 인식 기술은 크게 실내 환경과 실외 환경에서 자기 위치 파악 기술이 연구되고 있으며, 실외 환경의 경우 실내 환경에 비하여 많은 불확실성이 존재함으로 로봇 위치 인식이 떨어진다. 실내에서 로봇의 자기 위치 인식은 실제 이미지와 목표 이미지 사이의 모델 매칭 기술을 활용한 맵 기반 이동(Map-Based Navigation), 맵 형성 기반 이동(Map-Building-based Navigation), 맵없는 이동(Mapless Navigation) 방법 등이 연구되어 지고 있다[1][2].

맵 기반 위치 인식 기술은 로봇 이동 중에 CCD 카메라를 통해 입력되는 Landmark의 정보와 실제 영상 정보와의 오차를 비교하여 위치 인식을 수행하나, 카메라와 Landmark사이의 거리, 조명의 밝기 등에 의하여 위치 오차가 커지는 문제점과 Landmark의 잘못된 인식이나 Landmark 사이 각의

잘못된 추정으로 인해 로봇 위치 계산결과에 항상 에러를 포함하고 있다[3].

따라서 본 논문에서는 선형방정식의 최소제곱법을 적용한 Linear Position Estimation 기법을 도입하여 기존의 제안된 Triangulation 알고리즘의 계산 시간 문제를 해결하고, 최적의 Landmark의 정보를 얻기 위하여 신경망 패턴인식 방법을 적용한다. 또한, 실제 비전영상과 가상현실 공간 내의 이미지 정보를 비교 분석하여 이동로봇의 위치 인식오차를 최소화하기 위하여 가상현실 구현 언어인 VRML(Virtual Reality Modeling Language)을 사용하여 가상공간을 구축하고, 입력 영상과 가상공간과의 오버레이를 통한 이동 로봇의 효율적인 위치보정 알고리즘을 제안한다.

### 2. 이동로봇 위치 인식 시스템의 구성

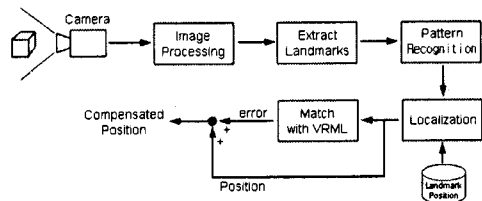


그림 1. 로봇 Localization 시스템 다이어그램

이동 로봇 위치 인식 시스템의 전체적인 구성은 그림 1과

\* 孫恩浩 : 全北大學校 制御計測學科 碩士  
 \*\* 權芳鉉 : 全北大學校 制御計測學科 碩士  
 \*\*\* 金榮喆 : 君山大學校 機械工學部  
 \*\*\* 丁吉道 : 全北大學校 電子情報工學部

같다. CCD카메라로부터 획득한 영상으로부터 다양한 영상처리 기법을 통해 Landmark를 추출하고 신경망 패턴인식 기법을 통하여 인식된다. 이 Landmark는 로봇의 자기 위치 결정에 사용되며, 이 때 사용하는 위치 인식 알고리즘은 기존에 많이 사용되었던 Triangulation 알고리즘 대신 Linear Position Estimation 기법[3]을 적용하여 구현하였다.

전체적인 시스템은 Visual C++ 6.0언어를 이용하여 구현하였고, Visual C++과 VRML의 연동을 위해 Java와 Java Script를 사용하였다.

### 3. 패턴인식과 이동 로봇의 위치추적

이장에서는 이동로봇의 위치추적과 구현내용에 대해서 설명한다. 비전 시스템을 이용한 자가추적을 위해서는 먼저 주위 Landmark의 식별이 선행되어야 한다. 이를 위해 영상처리 기법과 신경망 패턴인식 기술이 적용되었다.

#### 3.1 영상처리

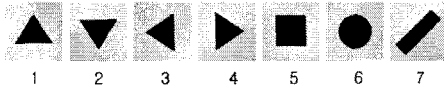


그림 2. 적용된 Landmark

Landmark는 그림 2와 같이 채도가 높은 배경위에 식별 마크를 표시하였다. CCD 카메라로부터 얻어진 영상으로부터 Landmark의 배경색 영역을 추출하고, 이 영역으로부터 Landmark를 분리해 낸다. 이 과정에 적용된 영상처리 절차는 다음과 같다.

- 1) 컬러 히스토그램 스트래칭,
- 2) 컬러 영상 이진화,
- 3) Salt, Pepper 노이즈 제거,
- 4) 경계추적 알고리즘을 이용한 영역추출,
- 5) 원래 이미지로부터 Landmark 분리,
- 6) 중앙의 마크만 추출, 이를 지정된 크기로 변환

#### 3.2 Landmark 인식을 위한 신경망 패턴인식

추출된 Landmark는 신경회로망 패턴 인식을 위하여 분리된 마크로부터 feature 값들을 찾아낸다. 하나의 마크 당 총 17개의 feature가 정의되며 마크의 회전은 고려되지 않았다. 17개의 feature 값 중 처음 8개를 찾기 위해 경계추적 알고리즘을 사용한다.

현재 추적 중인 픽셀과 전 단계에서 추적된 픽셀의 위치 관계를 8-방향(→↘↓↙↖↗↘↙)으로 정의하고, 이들 각 8 방향에 속하는 픽셀들의 수를 처음 8-특징으로 한다. 표 1에 포함된 이미지를 예로 들면, 첫 8-특징은 b, a+c, 0, 0, d+f, 0, e, g로 정의 된다. 여기서 알파벳 기호는 같은 방향으로 연속된 픽셀들의 개수를 나타낸다.

그러나 앞의 8개 특징만으로 모든 마크를 구별하기에는 불충분하다. 실제로 삼각형(▲)과 역삼각형(▼)은 같은 결과 값을 갖기 때문에, 다른 특징을 나타내는 값들이 필요하다. 나머지 9개의 특징은 표 안의 아래 그림과 같이 이미지 상단

으로부터 마크까지의 픽셀 수로 정의된다. 따라서 예제에서 제시된 마크의 특징 값은 다음과 같이 정의된다.

$$feature = [b, a+c, 0, 0, d+f, e, g, F_9, F_{10}, F_{11}, \dots, F_{16}, F_{17}] \quad (1)$$

이 특징 값은 0과 1사이로 정규화 되어 신경망에 입력된다.

표 1. 특징 정의 예

번호	픽셀 수
1(→)	b
2(↘)	a+c
3(↓)	0
4(↙)	0
5(←)	d+f
6(↖)	0
7(↑)	e
8(↗)	g

#### 3.2.2 신경망

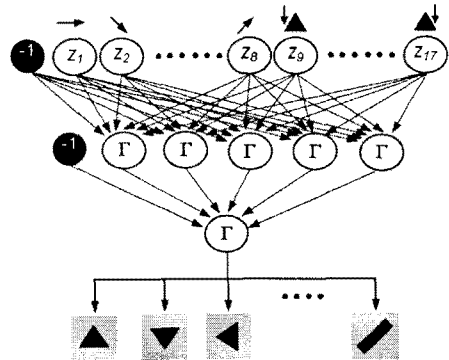


그림 3. 패턴 인식을 위한 신경망 구조

패턴인식을 위해 다층퍼셉트론 구조의 역전파(back-propagation) 알고리즘을 적용하였다[5]. 신경망은 그림 3과 같이 18개의 입력층과 6개의 은닉층 1개의 출력층으로 구성한다. Bias는 -1로 설정하고, 활성화 함수는 다음 식을 사용한다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(x)} \quad (2)$$

#### 3.2.3 위치추적

Linear Position Estimation Algorithm은 Margrit Betke와 Leonid Gurvits에 의해 이동 로봇 위치 인식(self-localization)을 위해 제안[3]되었고, 기존에 사용한 triangulation 알고리즘이 비선형 방정식들의 최소 제곱해를 이용하기 때문에 연산시간이 오래 걸리는 단점을 극복하기 위하여 제안된 방법이다. 이 방법은 Landmark를 복소평면

