

청소 로봇을 위한 특징점 맵 기반의 전 영역 청소 알고리즘

Feature Map Based Complete Coverage Algorithm for a Robotic Vacuum Cleaner

백상훈 · 이태경 · 오세영 · 주광로

Sanghoon Baek, Tae-Kyeong Lee, Se-Young Oh and Kwangro Ju

포항공과대학교 전자전기공학과

요 약

청소 로봇의 중요한 기술 중 하나는 커버리지 성능이다. 대부분의 가정용 청소 로봇들은 로봇의 크기나 제작 비용 때문에 로봇을 구성하는 시스템 구성에 제약이 받게 된다. 이러한 이유 때문에 청소 로봇의 가장 중요한 요소인 커버리지 성능을 높이는데 필요한, 위치 인식이나 맵 구성을 위한 기존의 알고리즘들을 쉽게 적용할 수가 없다. 본 논문에서는 청소 로봇을 위한 두 가지 문제에 초점을 맞추어 이를 해결 할 수 있는 방안을 제시한다. 먼저 계산량을 줄여 저가형 시스템을 구성할 수 있어야 한다. 이를 위해 청소 환경을 단순화 하는 형태로 변화 시켜 위치 인식과 특징점 맵을 구성하는데 필요한 계산량을 줄이는 방법을 제안한다. 두 번째로 청소로봇에 사용하는 센서들의 성능이 매우 제한적이다. 청소 로봇에 가장 많이 사용되는 센서는 초음파 센서와 적외선 센서이다. 초음파 센서의 경우에는 로봇의 크기나 구조적인 문제 때문에 측정 범위가 제한되고, 적외선의 경우엔 비용 문제와 센서 자체가 가지고 있는 측정 범위에 대한 문제에 의해 근거리 측정용 센서만을 사용한다. 이러한 센서들의 성능을 고려한 특징점 추출 방법을 설명하고 이를 이용한 맵 구성과 청소 영역 분할에 대한 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안된 전 영역 청소를 위한 알고리즘들은 실제 판매되는 청소 로봇에 적용하여, 그 성능을 검증한다.

키워드 : 청소 로봇, 셀 분할, 전 영역 청소 알고리즘, 위치 인식, 지도 작성

Abstract

The coverage ability is one of essential techniques for the Robotic Vacuum Cleaner (RVC). Most of the RVCs rely on random or regular pattern movement to cover a target space due to the technical difficulties to implement localization and map and constraints of hardwares such as controller and sensors. In this paper, we consider two main issues which are low computational load and using sensors with very limited sensing capabilities. First, in our approach, computing procedures to build map and detect the RVC's position are minimized by simplifying data obtained from sensors. To reduce computational load, it needs simply presenting an environment with objects of various shapes. Another issue mentioned above is regarded as one of the most important problems in our approach, because we consider that many RVCs use low-cost sensor systems such as an infrared sensor or ultrasonic sensor with limited capabilities in limited range, detection uncertainty, measurement noise, etc. Methods presented in this paper are able to apply to general RVCs equipped with these sensors. By both simulation and real experiment, we evaluate our method and verify that the proposed method guarantees a complete coverage.

Key Words : Robotic vacuum cleaner, cell decomposition, complete coverage algorithm, localization, map building

1. 서 론

청소 로봇은 가정에서 사용되는 대표적인 서비스용 로봇

접수일자 : 2009년 11월 30일

완료일자 : 2010년 1월 20일

본 논문은 본 학회 2009년도 추계학술대회에서 선정된 우수 논문입니다.

감사의 글 : 본 연구는 (포항 공과대학교 고품질로봇비전연구센터를 통한) 지식경제부/한국산업기술진흥원 융복합형 로봇 전문인력 양성사업의 지원으로 수행되었습니다.

이다. 청소 로봇에 대한 소비자의 인지도도 점점 높아져 가고 있고, 이에 따라 여러 기업에서 새로운 형태의 청소 로봇을 개발하고 있다. 이러한 청소 로봇의 개발에 있어, 가장 중요한 기술들 중에 하나가 주어진 영역을 완벽하게 청소를 할 수 있는 기술이다. 이를 위해서는 로봇 스스로가 자신의 위치를 인식할 수 있는 기술과 청소 영역에 대한 지도를 구성할 수 있는 능력을 가져야 한다. 하지만 대부분 저가 형태로 만들어지는 청소 로봇들에게는 이를 위한 기술들을 적용하기가 어렵다. 그래서 일정한 동작을 반복하게 하거나, 랜덤 형태로 청소를 위한 동작을 구성하고 있다. 이러한 방식은 주어진 영역을 완벽히 커버할 수 없다.

본 논문에서는 새로운 동시간 위치 인식과 지도 작성

(SLAM) 알고리즘과 청소를 효율적으로 하기 위하여 셀 분할(cellular decomposition)방식을 제안한다. 이러한 방법을 구현하는데 있어, 우리는 저가형 청소로봇에 기반하여, 두 가지의 제한 사항을 고려하였다. 첫째, 전체 알고리즘이 동작하기 위한 계산 량이 작아야 한다. 일반적으로 널리 알려져 있는 EKF [1,2]나 particle filter[3,4], grid-based discretization[5,6]와 같은 위치 인식 알고리즘들은 계산양이 많아 로봇을 제어하기 위한 저가형 컨트롤러에 그대로 적용하는 것이 불가능하다. 이를 해결하기 위해, 다양한 물건들에 의해 구성되어 있는 실내 환경으로부터 입력되는 정보량을 줄이거나 단순화 시키는 작업이 필요하다. 그래서 우리는 로봇이 청소해야 될 실내 환경들을 수직 형태의 직선들로 표현할 수 있다고 가정한다. 물론 모든 실내 환경이 사각형 형태의 모양을 지니는 것은 아니다. 하지만 작은 실린더 형태의 장애물들은 선분으로 모델링할 수 있고, 일반적인 실내 환경은 이 가정을 만족 한다 [7,8]. 둘째, 저가형 센서들을 사용한다. 여기서 말하는 저가형 센서들이란, 청소로봇에 가장 많이 사용하는 적외선 센서와 초음파 센서를 말한다. 청소 로봇에 사용되는 적외선 센서의 경우 근접한 거리까지 측정을 할 수 있어야 하므로, 실제 측정 거리가 30cm정도나 그 이하를 많이 사용한다. 또한 초음파 센서는 초음파가 가지는 분산되는 특성에 의해 원거리까지 측정할 수 있음에도, 그 거리에 제한을 두게 된다. 이러한 센서를 가지고 특징점들을 추출하고, 특징점들을 이용한 지도를 구성한다. 추출된 특징점들은 지도 구성뿐 아니라 청소를 효율적으로 하기 위한 셀 분할과 청소 중 필요한 위치 인식에도 이용된다. 셀 분할 방식은 크게 세가지 형태로 구분된다 [9]. 세가지 형태의 분할 방식 중, 본 논문에서는 추출된 특징점을 이용한 정확한 셀 분할 방식(Exact cellular decomposition)을 이용한다. 이 방법은 환경을 구성하는 물체의 크기나 형태에 따라 다양한 크기의 셀로 분할 할 수 있다 [10-12]. 청소 로봇의 동작이나 다른 영향 없이 특징점만을 이용하여 영역을 분할할 경우에는 다른 셀 분할 방법들보다 효과적이다.

분할된 영역들은 나선 형태의 동작으로 청소가 이루어지며, 분할된 영역 내에서의 미청소 영역을 찾기 위해 거리 변환(distance transform)방법을 청소용 로봇에 적합하도록 변형 시킨 방식을 이용한다. 로봇이 분할된 모든 영역에 대한 청소가 종료 되었다고 판단할 경우 전체 청소에 임무는 종료된다.

2장에서는 동시간 위치 인식과 지도 구성을 위한 방법에 대한 설명과 구성된 지도를 바탕으로 영역을 구분하는 방법에 대한 설명을 한다. 3장과 4장에서는 본 논문에서 제안한 방법에 대한 정당성을 입증하기 위한 시뮬레이션과 실제 환경에 대한 실험을 보이고 이에 대한 고찰에 대해 언급한다.

2. 전체 영역 청소 알고리즘

본 논문에서 설명하는 전체 영역 청소 알고리즘은 크게 3단계로 구성된다(그림 1). 1단계가 특징점 추출에 의해 지도 구성이다. 로봇이 청소를 시작하면, 먼저 우수법을 이용하여 주어진 영역의 외곽 장애물을 따라 전체 영역을 한 번 돌면서 탐색이 이루어진다. 이 과정에서 특징점을 추출하고, 맵을 구성한다. 2단계가 효율적인 청소를 위한 청소 영역 분할이다. 구성된 지도를 이용하여 청소 영역을 분할하게 된다. 로봇의 위치 보정은 분할된 영역들 사이의 이동 구간

에서만 이루어지기 때문에, 분할된 영역은 로봇의 추측항법(Dead-Reckoning)으로 청소할 수 있는 크기 이내여야 한다. 마지막으로 분할된 영역에서의 청소를 위한 동작이다. 분할된 영역을 사각형 모양의 공간으로 구성되므로, Backtracking Spiral Algorithm (BSA)[13]에서 사용되는 나선형 동작으로 청소를 한다.

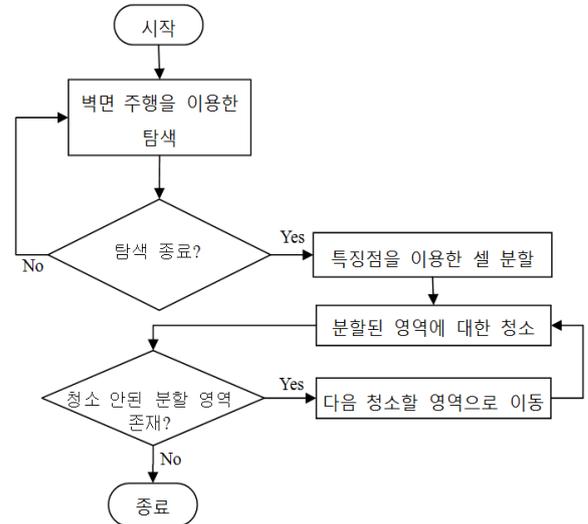


그림 1. 전체 영역 청소를 위한 알고리즘의 흐름도.
Fig. 1. The overall procedure of the proposed algorithm.



그림 2. 특징점들의 예.
Fig. 2. Examples of features

2.1 특징점 추출

본 논문에서 언급하는 특징점은 환경을 구성하는 모서리를 말한다. 여기서 말하는 모서리는 두가지 형태를 지닌다(그림 2). 청소 로봇에 사용되는 초음파 센서와 적외선 센서로부터 얻어지는 환경에 대한 정보는 제한적이다. 본 논문에서 사용되는 청소 로봇에 부착되어 있는 센서는 2개의 적외선 센서와 1세트(송신부 1개와 수신부 2개)의 초음파 센서이다. 두 센서 모두 최대 측정 거리는 30cm다. 이러한 센서 구성으로 로봇이 한 위치에 얻어지는 센서 정보로는 환경이 어떠한 형태로 이루어져 있는지 알 수가 없다. 본 논문에서는 특징점을 추출하기 위해 2가지 과정을 거친다. 먼저, 우수법을 이용한 벽면 주행 중에 로봇의 위치 정보를 이용하여 Least Square Estimation 방식으로 선분을 추출한다. 로봇이 벽면 주행을 하고 있으므로 여기에서 만들어지는 선분은 환경의 형태를 나타낸다. 센서 정보를 이용하여 동일한 작업을 할 수 있지만, 로봇의 위치 정보를 이용하는 것이 센서 오류에 대해 강건하게 대처할 수 있다.

$$\theta_{Diff} = Q [\theta_1 - \theta_2] \quad (1)$$

앞에서 말한 방법으로 추출된 연속된 선분의 관계를 이용하여 특징점들을 추출하게 된다. 로봇이 우수법을 이용하여 벽면 주행을 한다는 조건아래 특징점들을 구별해야한다. 현재 추출된 선분(l_1)과 바로 이전에 추출된 선분(l_2)이 이루는 각도(θ_{Diff})를 양자화 함수 (quantization function) $Q[x]$ (식 (1))로부터 계산해서 각 상황에 맞는 특징점을 추출한다(그림 3).

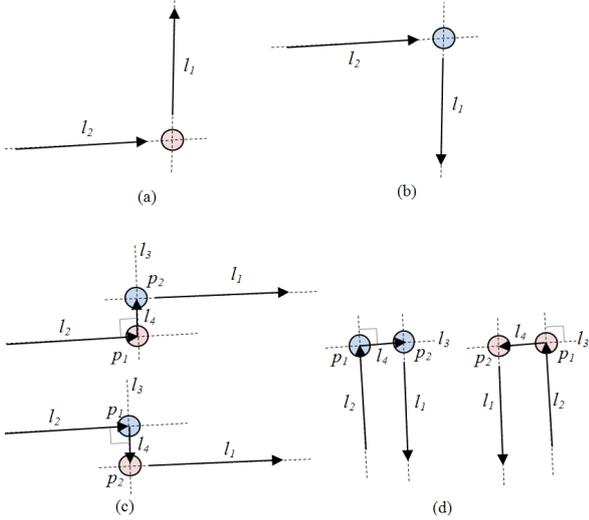


그림 3. θ_{Diff} 값에 따른 특징점들의 위치를 찾는 방법. (a) $\theta_{Diff} = 90^\circ$, (b) $\theta_{Diff} = 270^\circ$, (c) $\theta_{Diff} = 0^\circ$, (d) $\theta_{Diff} = 180^\circ$

Fig. 3. Methods to find corner feature position for different θ_{Diff} values. (a) $\theta_{Diff} = 90^\circ$, (b) $\theta_{Diff} = 270^\circ$, (c) $\theta_{Diff} = 0^\circ$, (d) $\theta_{Diff} = 180^\circ$

2.2 지도 구성

특징점들을 추출하면 이 특징점들을 이용하여 지도를 구성해야 한다. 지도를 구성하는 작업은 앞서 말한 환경은 수직 선분으로 구성되어 있다는 가정 아래에서 이루어진다. 추출된 특징점으로 만들어 지는 모든 선분들이 수직인 위치에 존재해야 하므로 각 특징점 사이의 위치를 식 (2)과 (3)를 이용하여 보정할 수 있다(그림. 4). 특징점의 위치를 보정하게 되면, 보정되어지는 특징점과 로봇과의 상대적 위치도 알 수 있으므로, 로봇의 위치 정보도 함께 수정된다. 그림 4에서의 각 변수는 아래와 같이 정의한다.

$$f_{ref} = \begin{bmatrix} x_{ref} \\ y_{ref} \end{bmatrix}, \quad f_{new} = \begin{bmatrix} x_{new} \\ y_{new} \end{bmatrix}$$

$$l_1 = \{(x_S, y_S)_1, (x_E, y_E)_1\},$$

$$l'_1 = \{(x'_S, y'_S)_1, (x'_E, y'_E)_1\}$$

$$f'_{new} = \begin{bmatrix} x'_{new} \\ y'_{new} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{new} - x_{ref} \\ y_{new} - y_{ref} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{ref} \\ y_{ref} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x'_S \\ y'_S \\ x'_E \\ y'_E \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta & 0 & 0 \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ 0 & 0 & \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_S - x_{ref} \\ y_S - y_{ref} \\ x_E - x_{ref} \\ y_E - y_{ref} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{ref} \\ y_{ref} \\ x_{ref} \\ y_{ref} \end{bmatrix} \quad (3)$$

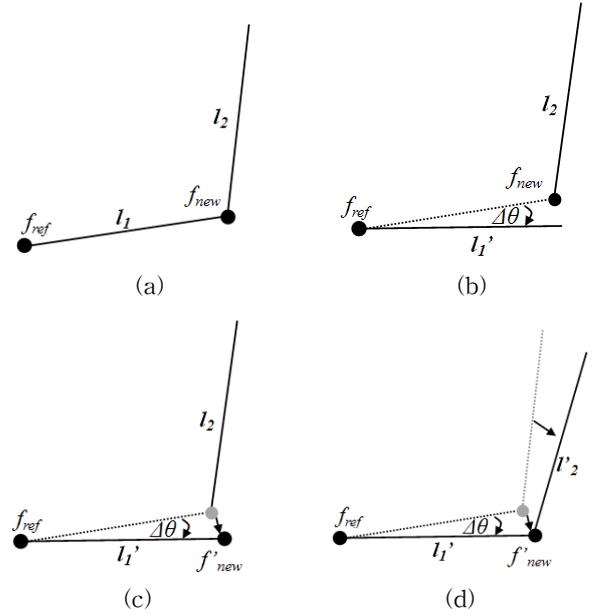


그림 4. 추출된 특징점을 수직 관계를 이용하여 지도를 구성하는 예. (a) 두 선분 l_1 과 l_2 에 의해 추출된 특징점(f_{new}). (b) 수직이라는 가정에 의해 선분 l_1 의 위치 수정. (c) 추출된 새로운 특징점 f_{new} 의 위치 보정 (d) f_{new} 와 l_2 의 상대적인 위치 관계를 이용하여 l_2 의 위치를 수정.

Fig. 4. Example of orthogonalization and mapping of extracted features. (a) Extracting the new feature(f_{new}) from the relationship between line l_1 and l_2 . (b) Correcting the parameters of line l_1 using the assumption of orthogonality. (c) Correcting the position of f_{new} and the feature is included in global map. (d) correcting the parameters of the line l_2 using the relation between f_{new} and l_2 .

2.3 위치 인식(Localization)

위치 인식은 두 과정에서 사용된다. 하나는 지도를 구성하는 과정에서 사용되고, 지도 구성을 마친 후 분할된 영역을 이동하는 과정에서 사용된다. 두 과정에서 사용되어지는 위치 인식 방법의 원리는 같지만 위치 보정 방식에는 차이가 있다. 먼저 지도 구성 중에 사용되는 위치 인식 방법은 2.2장에서 잠깐 언급한 것과 같이 특징점을 수직관계를 이용하여 위치를 보정하는 과정에서 로봇의 위치도 함께 수정된다.

분할된 영역을 이동하는 과정에서 사용되는 위치 인식은 선분을 매칭 하는 방법이다. 분할된 영역 사이에서의 이

동은 벽면 주행을 통해서 이루어진다. 벽면 주행을 하는 과정에서 청소 로봇은 선분을 추출해 내고, 저장되어 있는 특징점 지도를 이용하여 동일한 위치에 존재하는 선분과 매칭을 통해 로봇의 주행 각도와 x 축 또는 y 축의 위치 차이를 구할 수 있다. 이를 이용하여 로봇의 위치 정보를 보정한다.

2.4 루프 클로징(Loop-closing)

지도를 구성하는 마지막 단계인 루프 클로징 단계이다. 이를 위해서는 로봇이 청소 환경의 탐색을 통해 첫 번째로 추출한 특징점과 동일한 위치의 특징점을 발견해야 한다. 특징점의 비교에 있어 위치 정보만을 이용할 경우 다양하고 복잡함을 지닐 수 있는 실내 환경 특성상 다른 위치의 특징점과의 잘못된 판단을 할 수 있다. 그래서 3가지 정도의 요소를 비교해 보아야 한다. 로봇이 우수법을 이용해 주행을 하면서 특징점을 얻기 때문에 이웃하는 특징점들과의 거리, 특징점 자체의 특징(모서리 형태), 비교하는 특징점과의 거리관계 모두를 이용하여 비교한다. 이렇게 루프 클로징이 발생하면 quadratic programming 방법을 이용하여 모든 특징점들의 위치를 보정한다[14].

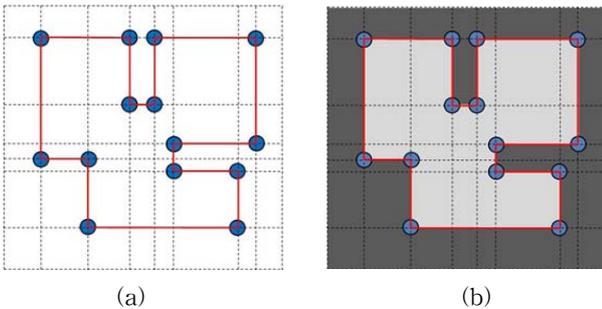


그림 5. (a) 특징점을 이용하여 만들어진 격자 지도. (b) 어두운 부분은 장애물 영역, 밝은 색 부분은 청소 영역을 의미. 파란색 원은 특징점, 붉은 선분은 특징점으로 구성된 다각형, 점선은 분할된 영역을 의미

Fig. 5. (a) Initialization of the grid map. (b) Brighter cells are covered and the darker ones are obstacles.

Blue circles, redlines, and dootted lines represents corner features, plygons, and cell boundaries respectively.

2.5 셀 분할(cellular decomposition)

셀 분할을 위해 지도를 구성하기 위해 추출된 특징점들을 이용한다. 셀 분할은 초기화, 분할, 병합의 3가지 과정을 통해 이루어진다. 초기화 단계에서는 특징점들이 수직 또는 수평 위치에 존재하고 있으므로 이 모든 점들을 연결하여 크기가 다양한 격자 형태로 만든다(그림 5(a)). 이렇게 만들어진 격자 형태의 지도를 가지고, 분할 단계에서 청소할 영역과 청소 외부 영역(그림 5(b))을 구분짓고, 작은 형태의 여러 영역들을 sweep invariant decomposition (SID)[15] 방법을 이용하여 분할한다. 또한 격자 형태의 지도를 바탕으로 하여 분할되는 영역을 구분하게 된다. 분할 단계에서 구분된 영역들은 모든 특징점에서 그어진 선들로 구성된 영역이어서, 아주 작거나 비효율적으로 나누어진 영역들이 존재하게 된다. 또한 이 논문에서 제안하는 알고리즘에서 분할된 영역간의 이동은 로봇이 벽면을 따라 움직이게 되므로 모든 영역들은 하나 이상의 벽면을 접하고 있어야 한다. 이

러한 점들을 고려하여 마지막 병합 단계에서 외곽선에 접해 있는 셀들을 중심으로 해서 작은 셀들은 이웃하는 셀들과 합치게 된다. 단, 합쳐진 영역들은 사각형 형태가 유지되도록 합쳐져야 한다. 합쳐진 후 셀의 모양이 사각형 이상의 다각형 형태가 되어 진다면 그 셀들은 합쳐질 수 없다.

2.6 청소 동작

분할된 영역을 청소하기 위해 우리는 constrained inverse distance transform(CIDT)[16]을 이용한다. 이 방법은 주어진 영역에 대해 동일한 크기의 격자 지도를 구성하고, CIDT를 이용한 나선 동작으로 청소를 하게 된다. 나선형 동작은 BSA에서 사용되는 동작과 비슷하지만 청소 되지 않은 영역을 찾는 방식이 다르다. CIDT에서는 로봇을 중심으로 하여 주위 영역들을 넓혀 가면 미청소 영역들을 찾게 된다. 이렇게 할 경우 사용되어지는 저장 공간을 최소화할 수 있고, 계산량도 줄일 수 있다. 미청소 영역을 발견하면 그 영역으로 이동하기 위해 경로를 설정하고, 로봇이 이동 후에 다시 나선형 동작을 시작한다. 구성된 격자 지도에서 미청소 영역이 없을 때 까지 이를 반복하고, 모든 영역이 청소 되었을 경우에는, 현재 청소를 진행한 분할된 영역(셀)에서 벽면에 접해 있는 위치로 이동한다. 벽면을 찾게 되면, 벽면을 따라 주행하면서 다음 분할된 영역으로 이동한다.

3. 실험

본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능을 시뮬레이션과 실제 판매되고 있는 로봇을 이용하여 테스트 해 보았다. 시뮬레이션에서 사용된 로봇은 실제 실험에서 사용되는 LG전자에서 만들어진 청소로봇인 Roboking을 모델링 하여 사용하였으며, 실험해 보기 어려운 가정내 환경을 구성하여 실험하였으며, 실제 실험에서는 로봇의 이동 궤적에 대한 측정과 청소 영역 측정을 위해 제한된 영역 내에서 청소 환경을 만들어 실험하였다.

3.1 시뮬레이션

시뮬레이션을 위해 사용된 로봇에는 센서의 측정 에러 모델과 초음파의 모호성을 적용하여 모델링된 센서가 적용되어 있다(그림 6). 적외선 센서의 경우 측정 거리에 따라 오차가 생길 수 있도록 하였고, 초음파 센서의 경우에는 측정 각도가 물체의 감지 여부에 영향을 주도록 하였다. 로봇의 위치 정보에 대한 사실성을 높이기 위한 에러 모델도 적용하였다. 위치 정보에 대한 에러는 로봇의 이동 거리를 측정하기 위해 사용하는 엔코더와 회전 각도를 측정하는 자이로 센서를 모델링하여 각 값에 따른 에러 값을 더하는 방식으로 모델링하였다.

로봇의 시뮬레이션에서 사용된 환경은 실제 분할된 아파트의 도면을 참고로 그린 지도에 간단하게 실내 가구형태의 장애물들을 삽입한 것이다(그림 7(a)). 전체 4개의 방과 거실 그리고 부엌으로 구성된 형태이며, 총 넓이는 약 $165 m^2$ 이다. 그림 7(b)에서는 본 논문에서 제안된 셀 분할 방법의 의해 분할된 청소 영역을 보여준다. 특징점이 많이 나오지 않은 방에 대해서는 다른 분할된 영역에 비해 큰 영역이 하나의 영역으로 되어 있음을 알 수 있다. 청소 로봇의 위치 정보에 대한 보정은 분할된 영역사이를 이동하면서 실행되므로, 분할된 영역이 커 질수록 위치 정보의 오류에 따른

미청소 영역이 발생할 수 있는 가능성이 높아진다. 그림 7(c)에서는 청소된 영역에 대한 결과를 알 수 있다. 기본적으로 청소된 영역은 파란색으로 표현되며, 중복 청소에 대한 빈도가 높아질수록 붉은 색으로 표시가 된다. 벽면을 따라 이동하는 경우가 많아 벽면에 인접한 영역들은 붉은 색을 띠는 영역이 많다. 청소에 소요된 총 시간은 약 85분정도이며, 그림 7(d)의 그래프를 보면 99%이상의 커버리지 결과를 나타낸다.

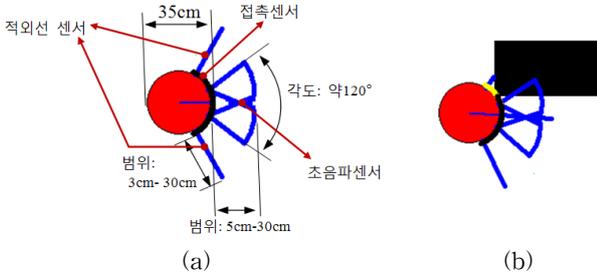


그림 6. 시뮬레이션을 위해 모델링한 청소로봇. (a) 청소 로봇의 센서 구성. (b) 센서의 장애물 감지와 접촉 센서의 동작 모습.

Fig. 6. The modeled RVC in the simulator. (a) sensor configuration of our robot platform. (b) detecting an obstacle of the touch sensor and range sensors.

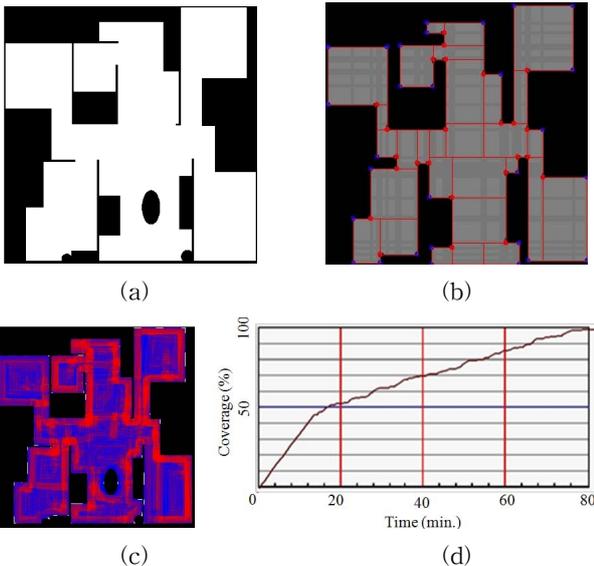


그림 7. 약 165 m^2 크기의 가정 환경에서 청소 실험 결과. (a) 아파트 실내 환경을 그린 지도. (b) 특징점을 이용한 셀 분할 결과. (c) 실험 환경에 대해 커버된 영역을 표시한 결과. (d) 커버된 영역에 대한 그래프

Fig. 7. Experimental results in the environment with the size of about 165 m^2 . (a) the environment map. (b) result of cell decomposition with features. (c) covered area after finishing cleaning. (d) coverage curve.

3.2 실험

실제 청소 로봇을 이용한 실험의 경우 4.3m × 5.0m 크기 환경에 임의로 장애물과 벽을 설치하였으며, 로봇의 실제

위치 정보를 알아내기 위하여 위치 인식 센서인 Star-Gazer((주)하기소닉)를 이용 하였다. 이 실험에 사용된 로봇의 컨트롤러는 DSP2808이며 모든 알고리즘은 이곳에서 실행되었다. 그림 8(a)의 환경에서 실시한 실험에서 전체 청소 소요 시간은 15분 13초이며, 99.7% 이상의 커버리지 성능을 보였다(그림 8(d)). 그림 8(c)에서 볼 수 있는 청소가 이루어진 영역에 대한 특성은 시뮬레이션에서 보인 결과와 비슷함을 알 수 있다.

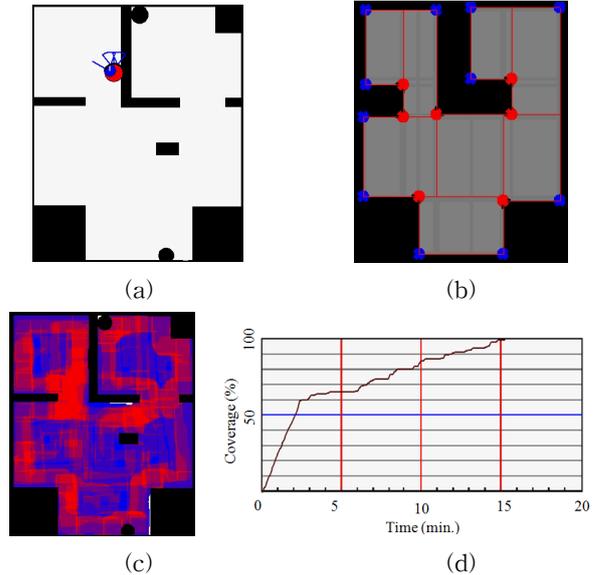


그림 8. 4.3m × 5.0m 크기 환경에서의 청소 실험 결과. (a) 실험 환경. (b) 특징점을 이용한 셀 분할 결과. (c) 실험 환경에 대해 커버된 영역을 표시한 결과. (d) 커버된 영역에 대한 그래프

Fig. 8. Experimental results in the environment with the size of 4.3m by 5.0m. (a) the environment map. (b) result of cell decomposition with features. (c) covered area after finishing cleaning. (d) coverage curve.

4. 결론

본 논문에서는 저가형 청소 로봇을 위한 특징점 기반의 전 영역 청소 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘에 대한 성능은 시뮬레이션 결과에서도 알 수 있듯이 위치 에러가 제공되었음에도 불구하고 약 85분 정도의 시간에 99%이상의 성능을 보였다. 대부분의 청소 로봇이 재충전 없이 운행 가능한 시간이 1시간 ~ 2시간인 것을 감안한다면 일반적인 크기의 가정내 환경에서는 재충전 없이 청소가 가능하다는 것을 알 수 있다. 실제 로봇을 이용한 실험에서는 제약 사항에 의해 넓은 영역에서의 실험은 못했지만, 실험 결과가 시뮬레이션에 의한 결과와 비슷한 양상을 보여줌을 알 수가 있었다. 하지만 실제 환경에서는 예상치 못한 많은 요소들이 존재하고 있고, 시뮬레이션에서는 표현되지 못한 로봇의 물리적인 특성들이 결과에 어떠한 영향을 줄 수 있는지 가늠할 수 없으므로, 실제 가정환경과 같은 넓은 영역에 가정내에 존재하는 수많은 가구와 같은 장애물이 존재한다면, 본 논문에서 제안한 방법이 시뮬레이터에서 보여주는 결과와 다른 결과를 보일 수도 있다. 하지만 실제 로봇을 이용

한 실험이 보여준 결과는 제안한 방법에 대한 가능성을 보여준다고 할 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법을 구현하기 위해, 환경을 수직 또는 수평인 형태의 선분으로 모델링 할 수 있다는 가정을 이용하여, 환경을 단순화 하였다. 이를 이용하여, 전 영역 청소를 보장하기 위해 필요한 위치 인식 기술과 지도 구성 기술이 작은 계산량으로 구현이 될 수 있음을 보였다. 또한 청소용 로봇의 구조적 특성과 비용 문제 때문에 주로 사용되는 저가의 센서를 이용 제안된 알고리즘을 구현할 수 있음을 증명하였다. 좀 더 다양하고 복잡한 실내 환경에서도 빠른 속도로 환경을 간단히 표현할 수 있다면 청소 로봇의 성능은 더욱 더 향상될 것이다. 또한 본 논문에서는 청소 로봇에 초점을 맞추어 설명하였지만, 현재 개발되고 있거나 개발될 가정용 서비스 로봇이 가지는 특성 또한 청소 로봇과 비슷할 것이라 생각이 된다. 따라서 이 연구는 가정 환경 또는 사무실 환경에서 제공되는 서비스용 로봇을 위한 주행 알고리즘으로도 발전할 수 있는 가능성을 지니고 있다.

참 고 문 헌

[1] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: part I," *IEEE Robotics and Automation magazine*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, 2006.

[2] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, "Mobile robot localization by tracking geometric beacons," *IEEE Tran. on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 376-382, 1991.

[3] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "Monte Carlo localization for mobile robots," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 1999.

[4] D. Fox, "Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling," *International Journal of Robotics research*, vol. 22, no. 12, pp. 985-1003, 2003.

[5] D. J. Austin and P. Jensfelt, "Using multiple gaussian hypotheses to represent probability distributions for mobile robot localization," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1036-1041, 2000.

[6] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox, *Probabilistic Robotics*, MIT Press, 2005.

[7] V. Nguyen, A. Harati, A. Martinelli, R. Siegwart, and N. Tomatis, "Orthogonal SLAM: a step toward lightweight indoor autonomous navigation," *Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5007-5012, 2006.

[8] N. L. Doh, C. Kim, and W. Chung, "A practical path planner for the robotic vacuum cleaner in rectilinear environments," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 53, no. 2, pp. 519-527, May 2007.

[9] H. Choset, "Coverage for robotics - A survey of recent results," *Annals of Mathematics and*

Artificial Intelligence, vol. 31, no. 1-4, pp. 113-126, 2001.

[10] H. Choset, "Coverage of known spaces: the boustrophedon cellular decomposition," *Autonomous Robots*, vol. 9, no. 3, pp. 247-253, 2000.

[11] E. Acar and H. Choset, "Critical point sensing in unknown environments," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, vol. 4, pp. 3803-3810, April 2000.

[12] E. Garcia and P. Gonzalez de Santos, "Mobile-robot navigation with complete coverage of unstructured environments," *IEEE Trans. on Robotics and Autonomous Systems*, vol. 46, pp. 195-204, April 2004.

[13] E. Gonzalez, O. Alvares, Y. Diaz, C. Parra, C. Bustacara, "BSA: A complete coverage algorithm," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 2040-2044, 2005.

[14] Goldfarb, D., & Idnani, A., "A numerically stable dual method for solving strictly convex quadratic programs," *Mathematical Programming*, vol. 27, no. 1, pp. 1-33, 1983.

[15] Z. Butler, A. Rizzi, and R. Hollis, "Complete distributed coverage of rectilinear environments," *Int. Workshop on Algorithmic Foundations of Robotics (WAFR)*, pp. 51-61, 2001.

[16] Y. Choi, T. Lee, S. Baek, and S. Oh, "Online complete coverage path planning for mobile robots based on linked spiral paths using constrained inverse distance transform," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 5788-5793, 2009.

저 자 소 개



백상훈(Sanghoon Baek)

2002년 : 경북대학교 전자전기 공학과 졸업(학사)
 2005년 : 포항공과대학교 전자전기 공학과 졸업(석사)
 2005년~현재 : 동 대학원 전자전기 공학과 박사과정

관심분야 : mobile robot, navigation, complete coverage algorithm
 Phone : 054-279-2904
 Fax : 054-279-5594
 E-mail : tkeb100@postech.ac.kr



이태경(Tae-Kyeong Lee)

2006년 : 포항공과대학교 전자전기 공학과 졸업(학사)

2006년~현재 : 동 대학원 전자전기 공학과 석·박사 통합과정

관심분야 : SLAM, coverage path planning, navigation
E-mail : devilee@postech.ac.kr



주광로(Kwangro Joo)

2009년 : 포항공과대학교 기계공학과 졸업(학사)

2009년~현재 : 동 대학원 전자전기공학과 석사과정

관심분야 : SLAM, computer vision, intelligence robotics
E-mail : troll@postech.ac.kr um.net



오세영(Se-Young Oh)

1974년 : 서울대학교 전자공학과 졸업(학사)

1978년 : CaseWestern Reserve Univ. USA 졸업(석사).

1981년 : 동 대학원 졸업(박사)

1981년~1984년 : Illinois Univ. USA, 전자 공학과 & 컴퓨터 공학과 조교수

1984년~1988년 : Florida Univ. USA, 전자 공학과 조교수

1988년~현재 : 포항공과대학교 전자전기 공학과 교수

관심분야 : neural network, service robot, intelligent vehicle

E-mail : syoh@postech.ac.kr