

무인 이동 개체의 경로 생성을 위한 레이저 스캐너와 비전 시스템의 데이터 융합을 통한 장애물 감지

論 文

57-7-22

Obstacle Detection using Laser Scanner and Vision System for Path Planning on Autonomous Mobile Agents

鄭 珍 久* · 洪 錫 教** · 左 東 京†

(JinGu Jeong · Sukkyo Hong · Dongkyoung Chwa)

Abstract - This paper proposes object detection algorithm using laser scanner and vision system for the path planning of autonomous mobile agents. As the scanner-based method can observe the obstacles in only two dimensions, it is hard to detect the shape and the number of obstacles. On the other hand, vision-based method is sensitive to the environment and has its difficulty in the accurate distance measurement. Thus, we combine these two methods based on K-means algorithm such that the obstacle avoidance and optimal path planning of autonomous mobile agents can be achieved.

Key Words : Laser Scanner, Vision System, Obstacle Detection, K-means, Data Fusion

1. 서 론

무인 이동 개체의 자율적인 주행을 위한 장애물 회피 및 경로 생성을 위해서는 장애물의 정확한 인식이 필요하며 무인 이동 개체로부터 장애물까지의 거리 및 장애물의 위치 좌표 등의 데이터에 대한 수집이 필수적이다. 기존의 장애물을 인식하는 방법으로는 적외선, 초음파, 레이저 스캐너, 비전 등의 센서를 사용한 방법이 있다. 이 중에서 적외선 센서는 정확한 위치 측정이 가능하나 감지거리가 짧은 단점이 있으며, 원거리의 측정이 가능한 초음파 센서의 경우 장애물에 대한 정확한 위치 측정이 어렵다는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 무인 이동 개체의 정확한 장애물의 위치 측정을 위해 레이저 스캐너의 정보를 사용하고, 레이저 스캐너가 감지를 못하는 특정한 상황에 대해 비전 시스템을 적용하여 장애물의 정확한 판단을 가능하게 하는 방법을 제시하고자 한다.

기존의 장애물을 인식하기 위한 레이저 스캐너를 이용한 방법으로는 정해진 범위 안에 있는 스캐너의 데이터 분포에 따라 밀도를 구분하여 장애물을 판단하는 클러스터링 방법[1], 위치 데이터에 대한 이동 평균 필터를 적용하여 클러스터를 판단하는 방법[2], 스캐너 데이터의 미분을 통해 장애

물의 개수 및 위치를 파악하는 방법[3], 장애물을 검출하기 위해 위치 데이터를 피팅해서 장애물을 판단하는 방법[4], 빠른 클러스터링 방법을 위한 EM(Expectation Maximization) 알고리즘[5] 등이 있다. 레이저 스캐너를 사용한 방법[1][3]은 외부 환경 변화에 대해 강인성을 가지고 장애물까지의 거리에 대한 검출이 쉽다는 장점을 가지나 이차원적인 측정만이 가능하다는 단점을 가진다. 장애물 인식을 위한 방법 중에서 데이터 분포에 따라 밀도를 구분하여 장애물을 판단하는 방법[1]은 특정한 위치에 대한 데이터의 위치를 판단해야 하므로 계산 시간이 오래 걸리는 단점이 있으며, 이동 평균 필터를 적용하는 방법[2] 또한 계산량이 많아지는 단점이 있다. 스캐너 데이터의 미분을 통해 장애물을 판단하는 방법[3]은 클러스터를 쉽게 파악할 수 있는 장점이 있으나, 잡음이 발생할 경우 민감하게 반응하는 단점이 있다. 데이터의 피팅을 통해 장애물을 판단하는 방법[4]은 다양한 형태에 대한 검출이 어려운 단점을 지닌다. EM 알고리즘 기반의 클러스터링 방법[5]은 숨어있는 정보에 대한 판단이 가능한 장점을 지닌 반면, 초기값의 설정이 임의적으로 이루어지므로 계산 시간의 불균등성을 가지는 단점이 있다.

한편, 비전 시스템을 이용한 장애물의 인식 방법으로는 클러스터 함수를 사용하여 데이터를 분류하고 확률 모델을 이용하여 장애물을 판단하는 방법[6], Bayesian 방법을 바탕으로 물체의 에지 형태에 대한 함수를 작성하여 실제 환경에 적용함으로써 장애물을 검출하는 방법[7], 그리고 비전을 기반으로 EM 알고리즘을 적용하는 방법[8] 등이 있다. 그러나 클러스터 함수 기반의 확률 모델을 사용한 장애물 판단 방법[6]은 장애물의 빠른 인식이 어려운 단점을 가지고 있으

† 교신저자, 正會員 : 亞洲大 電子工學部 助教授 · 工博
E-mail : dkchwa@ajou.ac.kr

* 學生會員 : 亞洲大學 電子工學部 碩士課程

** 正 會 員 : 亞洲大學 電子工學部 教授 · 工博

接受日字 : 2008年 4月 24日

最終完了 : 2008年 6月 9日

며 Bayesian 방법 기반의 물체의 형태를 이용한 장애물 인식 방법[7]은 검출할 수 있는 개체의 수가 한정되어 있고, 많은 개체를 검출하기 위해 방대한 양의 멤버십 함수를 가져야 한다는 단점을 가지며, EM 알고리즘 기반의 장애물 인식 방법[8]은 환경 변화에 따른 장애물의 정확한 위치 감지가 용이하지 못하는 단점을 가진다.

따라서 이러한 단점들을 해결하고 이차원적인 감지만이 가능한 레이저 스캐너와 물체까지의 정확한 거리 측정이 불가능한 비전 시스템의 하드웨어적인 문제점을 해결하기 위해 두 시스템간의 데이터를 융합할 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다. 기존의 레이저 스캐너와 비전 시스템의 데이터 융합을 이용한 방법으로는 융합 벡터를 사용한 방법과 스테레오 비전을 사용한 물체 감지 방법 등이 있다 [9][10]. 그러나 벡터 기반의 융합 알고리즘[9]은 외부 환경 변화에 민감하게 반응하는 단점이 있으며, 스테레오 비전 기반의 매칭 알고리즘을 통한 방법[10]은 다양한 형태의 장애물에 대한 알고리즘 적용이 어려우므로 이러한 문제점을 해결할 수 있는 융합 알고리즘이 필요하다. 센서 데이터의 융합을 통한 장애물 인식 알고리즘은 이동 개체의 경로 생성 시간을 고려해야 하며 장애물의 회피를 위해 장애물에 대한 정확한 위치 측정이 필수적이므로 데이터 처리 시간에 대한 균일성을 가져야 하며, 적은 계산량과 외란에 강인성을 지녀야 한다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 레이저 스캐너의 위치 데이터 미분값을 이용하여 초기 클러스터를 판단하고 설정된 초기 클러스터를 바탕으로 EM 알고리즘 중의 하나인 K-means 알고리즘을 적용하여 K-means 알고리즘에의 초기값 설정 문제를 해결함과 동시에 외란에 강인성을 가지도록 하고, 비전 시스템을 적용하여 특정한 상황에서 발생할 수 있는 장애물 판단의 오류를 최소화 할 수 있는 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문은 총 4개의 장으로 이루어져있으며 2장에서 레이저 스캐너와 비전 시스템을 이용한 장애물의 정보 획득, 전처리, 장애물 결정에 논의한다. 3장에서는 레이저 스캐너만을 이용한 장애물 인식과 특정한 상황에서의 센서 데이터 융합을 통한 장애물 인식의 경우 제안된 클러스터링 알고리즘의 타당성을 실험적으로 검증하고 4장에서는 결론 및 향후 과제에 대해서 논의한다.

2. 본 론

장애물의 감지를 위한 알고리즘은 빠른 계산 시간과 더불어 잡음에 의한 영향을 줄일 수 있어야 한다. 기존의 많은 클러스터링 방법 중 빠른 계산과 정확한 장애물 판단을 위해 EM 알고리즘[5]이 많이 사용되었다. 그러나 EM 알고리즘은 초기값의 선택이 임의적이고 초기값의 선택에 따라 계산의 시간이 가변적인 단점을 가지고 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 특히 EM 알고리즘 중의 하나인 K-means 알고리즘[11]에서의 초기값 선정문제를 해결하고 레이저 스캐너의 감지 범위를 벗어난 곳에 장애물이 존재할 경우 이에 대한 판단이 어려운 단점을 해결하기 위해 레이저 스캐너를 기반으로 비전 시스템을 적용한 장애물 인식 융합 알고리즘을 제안하고자 한다.

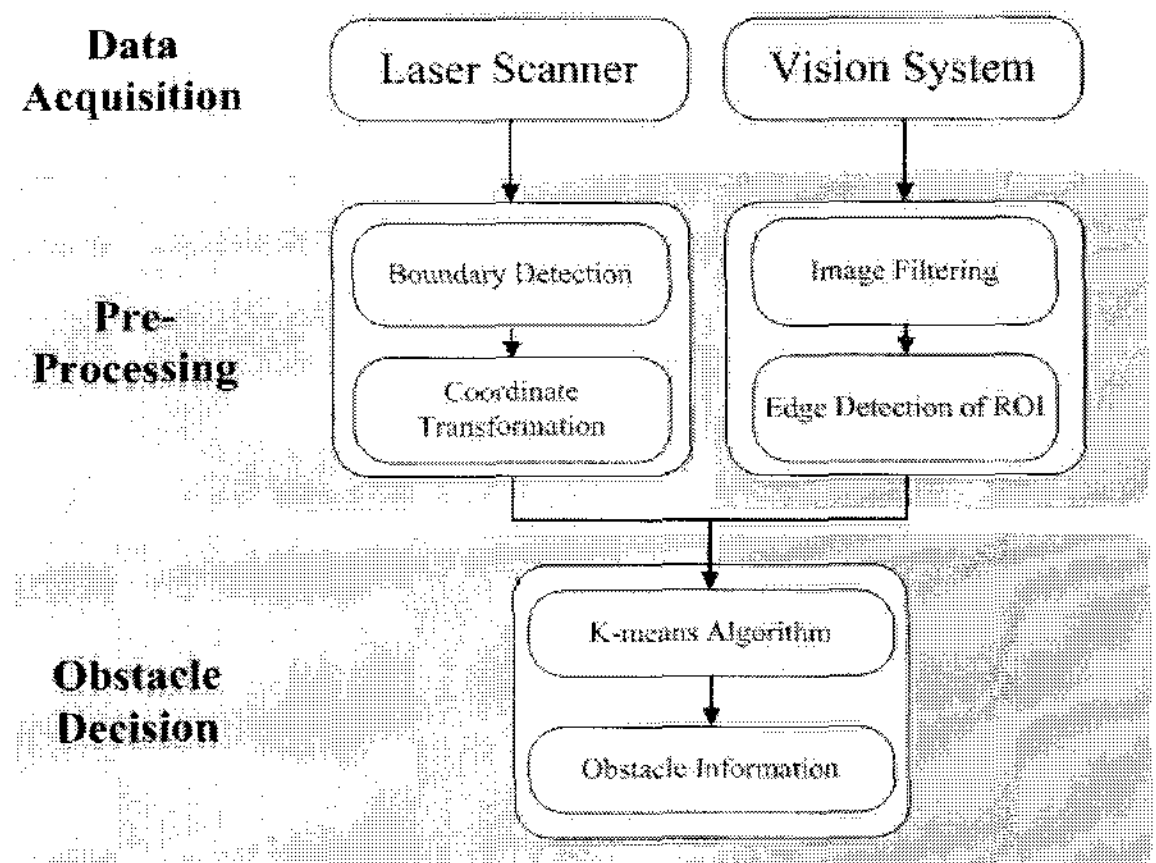


그림 1. 장애물 인식 알고리즘 블록도
Fig 1. Block Diagram of Obstacle Detection Algorithm

장애물 인식 알고리즘은 그림 1에서와 같은 처리 순서를 가진다. 첫째로, 정보 수집 단계(Data Acquisition)에서 레이저 스캐너와 비전 시스템을 이용하여 장애물의 거리 정보 및 환경 정보를 수집한다. 둘째로, 전처리 단계(Pre-Processing)에서 스캐너로부터 발생하는 Raw Data와 비전 시스템의 영상 정보를 바탕으로 클러스터에 대한 정보를 생성한다. 스캐너로부터 나오는 데이터를 바탕으로 거리의 각도에 대한 미분값을 이용하여 클러스터에 대한 대략적인 판단과 함께 중심점을 생성하며 Raw Data를 직교 좌표계로 변환한다. 그와 더불어 비전 시스템의 영상을 바탕으로 영상의 필터링을 통해 외부 환경의 영향을 최소화 하고 특정 관심 영역에 해당하는 ROI(Region Of Interest)를 설정하여 최소한의 계산량으로 에지 검출을 수행한다. 마지막으로, 장애물 판단 단계(Obstacle Decision)에서는 전처리 단계에서 만들어진 클러스터 중심값, 스캐너 데이터, 클러스터의 개수를 바탕으로 K-means 알고리즘을 수행하고 최종적으로 장애물을 판별한다.

2.1 정보 수집(Data Acquisition)

장애물에 대한 정보를 수집하기 위한 수단으로 레이저 스캐너와 비전 시스템을 사용한다. 장애물의 정보를 처리하는 과정에서 물체까지의 정확한 거리 측정이 필수적이다. 적외선, 초음파 센서 등의 거리 측정 센서는 크기가 작아 하드웨어의 공간적인 장점을 가지며 사용이 많이 되고 있지만, 원거리의 물체에 대한 정확한 위치 측정은 어렵다는 것인데 레이저 스캐너를 사용함으로써 이러한 단점을 해결할 수 있다. 또한 레이저 스캐너를 포함한 거리 측정 센서들의 단점은 삼차원적인 측정은 어렵다는 것이다. 이차원적인 측정만이 가능하므로 외란에 의한 위치 변화에 따른 목표 측정 위치의 많은 차이점을 보인다. 따라서 비전 시스템을 사용함으로써 이를 해결하고, 레이저 스캐너의 감지 범위를 벗어나는 지역에 대한 감지를 수행한다.

2.2 전처리(Pre-Processing)

본 절에서는 그림 1의 장애물 인식 알고리즘의 블록도와

같이 각각 레이저 스캐너와 비전 시스템에 대해 전처리를 수행한다. 레이저 스캐너에서의 전처리는 레이저 스캐너를 통해 얻어진 데이터를 바탕으로 직교 좌표계에서의 데이터 위치를 파악하고, 각도에 대한 레이저 스캐너의 거리값을 미분하여 발생하는 값을 추정하여 장애물을 판단하고 클러스터링 알고리즘을 위한 초기값을 산출한다. 그와 더불어 비전 시스템에서의 전처리는 잡음에 대한 강인성을 위해 영상을 그레이화하며 레이저 스캐너의 감지를 통해 얻어진 관심 영역에 대하여 이동 평균 필터를 적용한다. 클러스터링 알고리즘의 초기값 산출을 위해 이동 평균 필터가 적용된 관심 영역에 대하여 화소값의 차이를 파악하여 장애물을 검출한다.

2.2.1 레이저 스캐너

레이저 스캐너의 데이터를 전처리하는 과정은 Raw Data를 기준으로 거리의 각도에 대한 미분을 통해 클러스터의 중심과 개수를 찾는 작업과 직교 좌표로 변환하는 작업이 있다. 미분을 통한 클러스터링 작업은 다음과 같은 식을 따른다. 클러스터링 작업을 위해 우선, 각도에 대한 거리의 미분값을 문턱값 $Threshold_{LS}$ 을 고려하여 $i \geq 1$ 에 대해

$$DerivativeDist(i) = \begin{cases} \text{mod}(Distance(i) - Distance(i+1), 362) & \text{for } |DerivativeDist(i)| > Threshold_{LS} \\ 0 & \text{for } |DerivativeDist(i)| \leq Threshold_{LS} \end{cases} \quad (1)$$

와 같이 구한다. 레이저 스캐너로부터 전방의 0°에서 180°까지의 환경에 대해 0.5°마다 거리를 측정하므로 총 361개의 데이터를 얻으므로 361개의 거리에 대해 $DerivativeDist(i)$ 의 값이 0이 아닌 값을 가지는 경우 클러스터의 가장자리에 해당하므로 시작점과 끝점의 평균값을 통해 클러스터의 중심각 $ClusterCenterAngle(i)$ 를 얻는다. 즉, 클러스터의 중심에 대한 각도는 $DerivativeDist(i)$ 에 대응되는 $DerivativeDistAngle(i)$ 를 이용하여

$$ClusterCenterAngle(i) = \frac{DerivativeDistAngle(i) + DerivativeDistAngle(i+1)}{2} \quad (2)$$

와 같이 얻을 수 있다. 클러스터 중심의 x, y 좌표는 레이저 스캐너와 클러스터 중심 사이의 거리 $Distance$ 를 이용하여

$$ClusterCenter_{LS}(x) = Distance \cdot \cos(ClusterCenterAngle) \quad (3)$$

$$ClusterCenter_{LS}(y) = Distance \cdot \sin(ClusterCenterAngle) \quad (4)$$

와 같이 구할 수 있다. 즉, 식 (1)에서와 같이 거리의 각도에 대한 값을 미분함으로써 장애물의 존재 여부를 판단할 수 있다.

예를 들어 그림 2와 같은 실험 장애물이 존재하는 경우, 레이저 스캐너로부터 그림 3과 같은 장애물에 대한 위치 데이터를 얻을 수 있다.

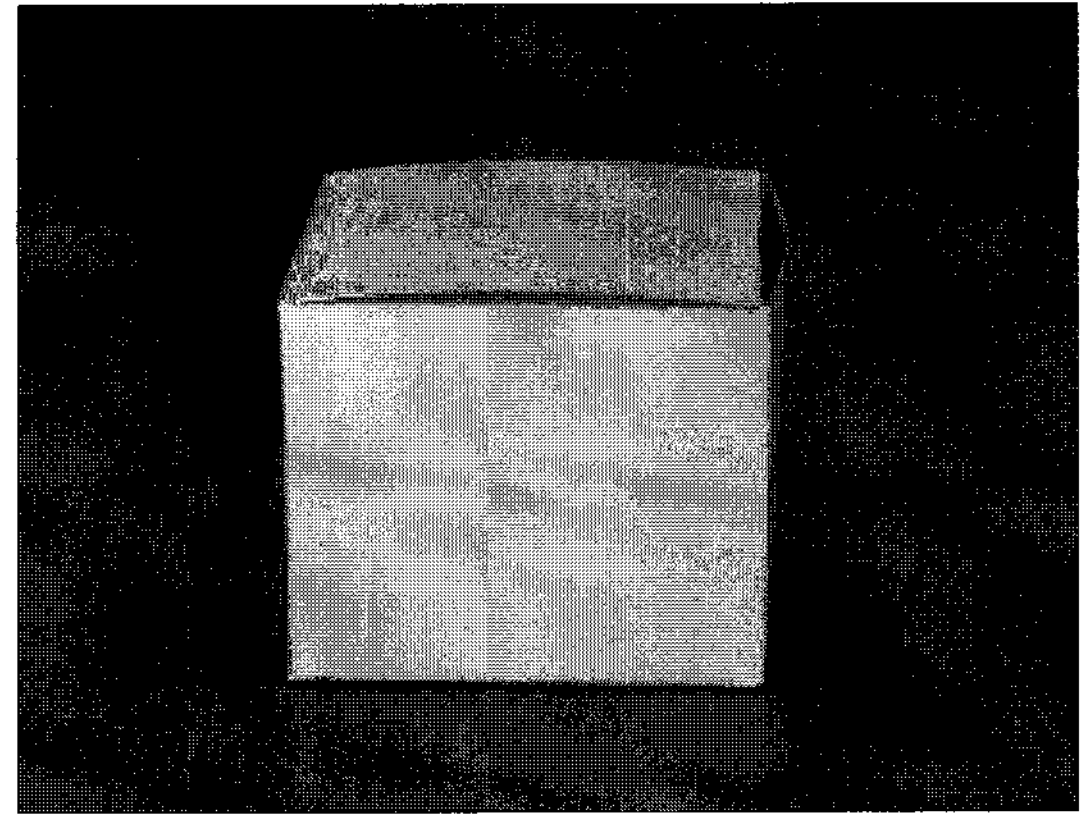


그림 2. 실험 장애물
Fig 2. Experiment Obstacle

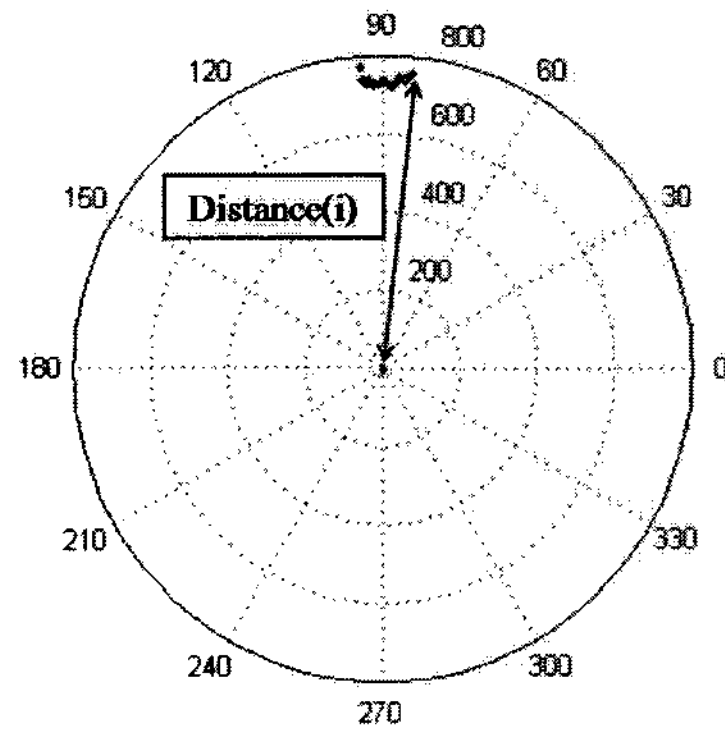


그림 3. 극좌표계 스캐너 데이터
Fig 3. Scanner Data in Polar Coordinates

장애물의 유무는 그림 3에서 나타난 $Distance(i)$ 데이터에 대해 식 (1)을 적용함으로써 얻어지는 그림 4와 같은 데이터를 바탕으로 판단할 수 있다.

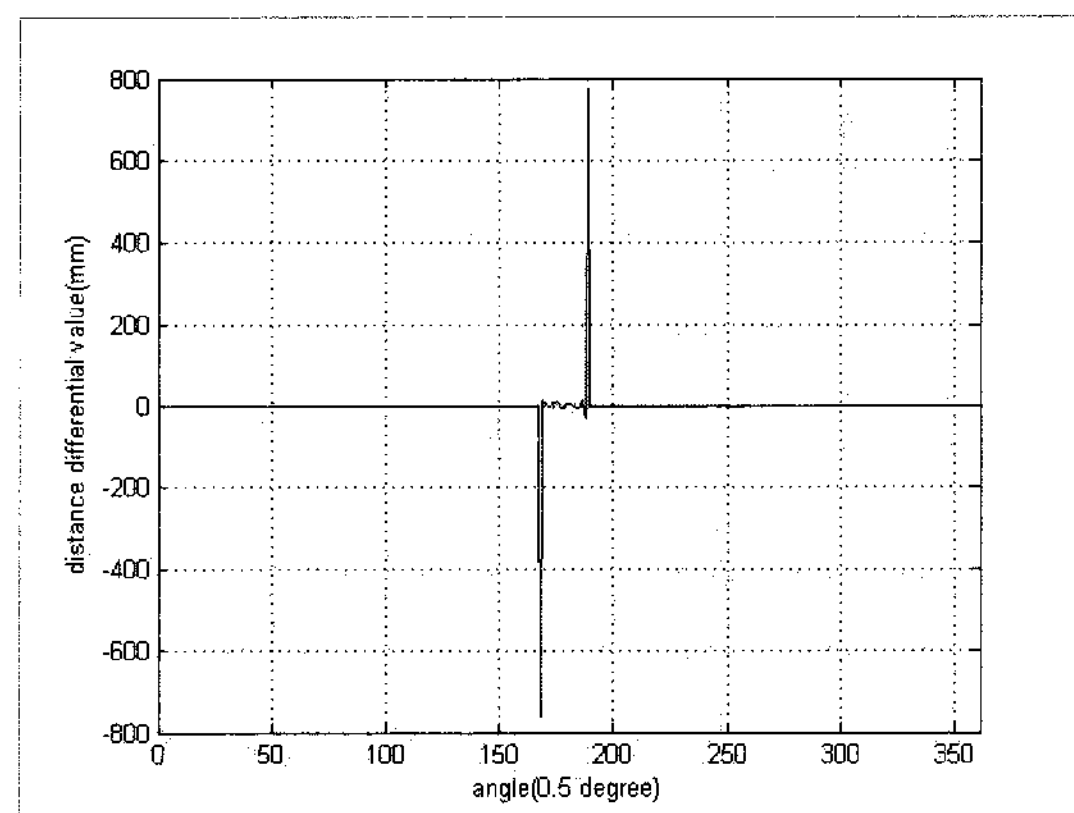


그림 4. 거리값에 대한 DerivativeDist 데이터
Fig 4. DerivativeDist Data for Distance Values

그러나 그림 2에서 나타난 것처럼 실제 물체가 직선의 형태를 띠고 있더라도, 그림 3에서와 같이 레이저 스캐너의 데이터는 정확한 직선의 형태를 띠지 않으므로 각도에 대한 미분값도 불균일하게 나타난다. 그 결과, 그림 4와 같은 데이

터를 바탕으로 장애물에 대한 유무는 판단할 수 있으나 정확한 고려는 불가능하다. 따라서 데이터를 균일화하고 잡음과 같은 원하지 않는 데이터에 대해서는 고려하지 않는 것이 필요하며, 이를 위해 식 (1)과 같이 각도에 대한 미분값에 대해 $Threshold_{LS}$ 를 설정하여 그림 5와 같은 균일화된 데이터를 생성할 수 있다.

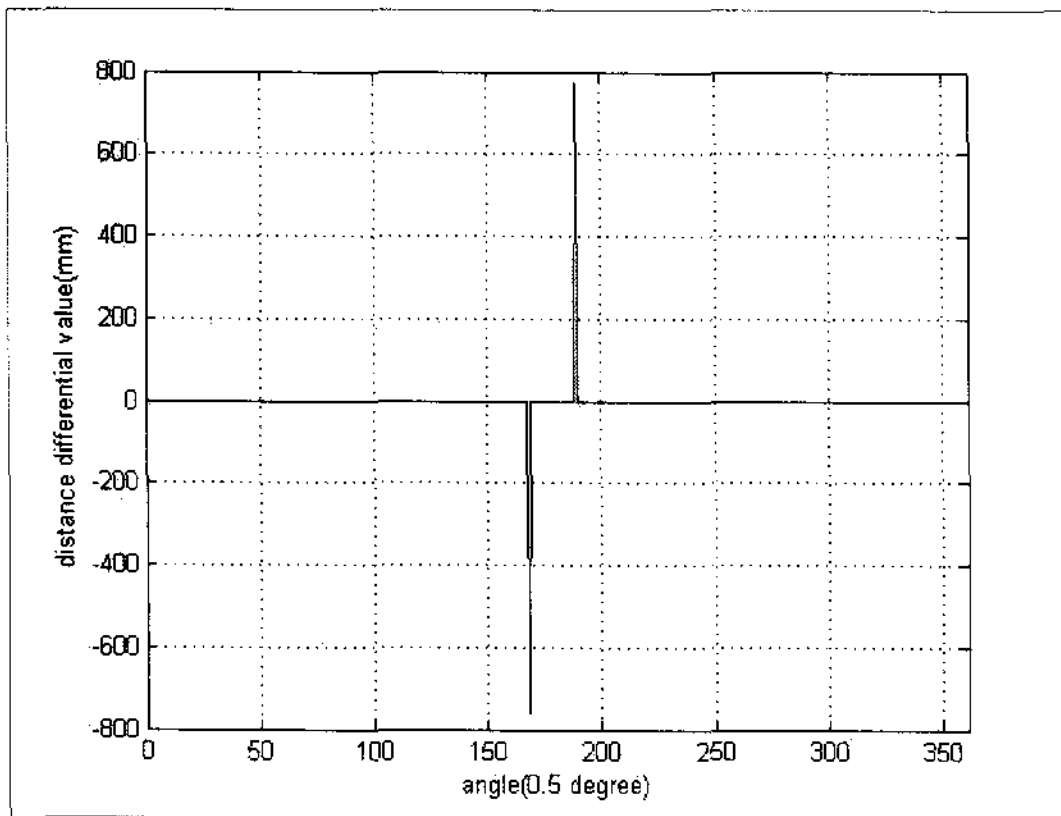


그림 5. DeivativeDist에 대한 $Threshold_{LS}$ 적용
 Fig 5. Application $Threshold_{LS}$ to DerivativeDist Data

균일화된 데이터에 대해 식 (2)을 적용하여 그림 6과 같이 클러스터링 중심각을 얻는다. 얻어진 중심각을 바탕으로 중심각에 해당하는 스캐너의 거리 데이터를 이용하여 식 (3), (4)을 이용하여 클러스터링 중심점의 위치 데이터를 얻을 수 있다.

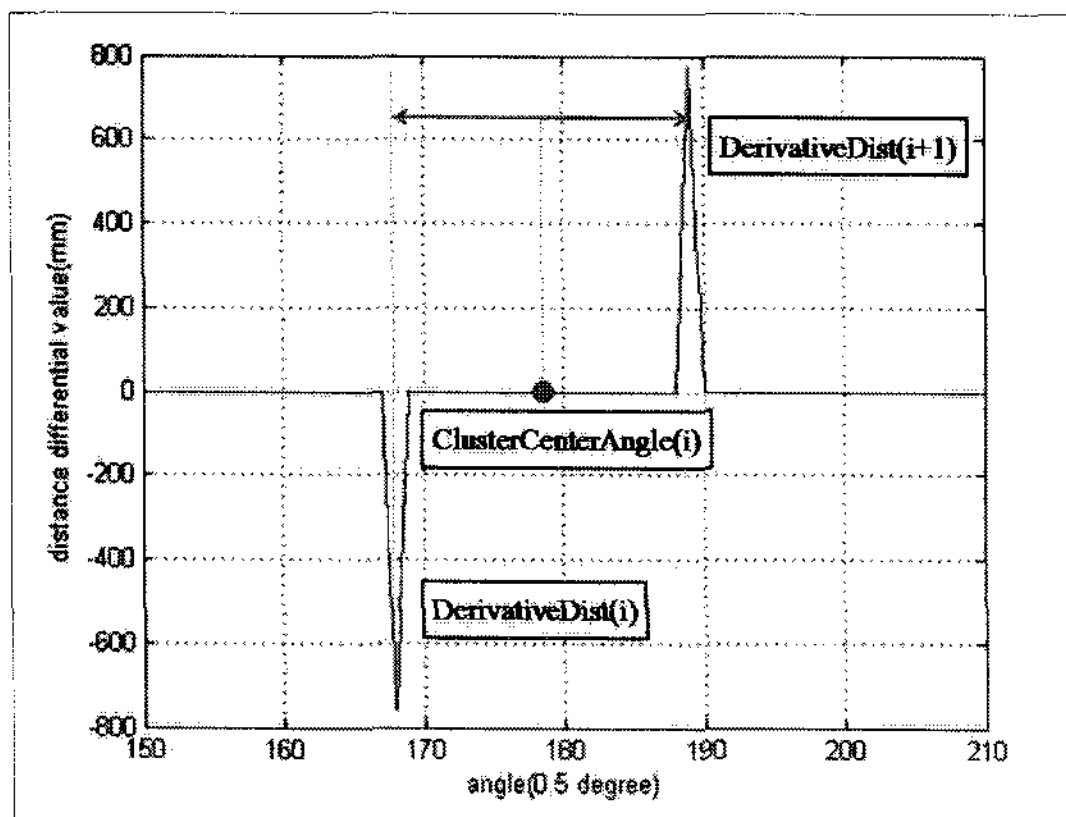


그림 6. 클러스터 중심각
 Fig 6. Center Angle of Cluster

위의 예에서 그림 6을 통해 $ClusterCenterAngle$ 값은 89° 임을 알 수 있는데 $ClusterCenterAngle$ 에 해당하는 $Distance$ 는 그림 3에 나타난 극좌표계 데이터를 바탕으로 $791(\text{mm})$ 임을 알 수 있으며 클러스터링 중심점의 위치 데이터는 식 (3), (4)을 이용하여 $ClusterCenter_{LS}(x)$ 은 $13.79(\text{mm})$, $ClusterCenter_{LS}(y)$ 은 $790.88(\text{mm})$ 과 같이 구할 수 있다.

2.2.2 비전 시스템

비전 시스템의 영상 처리에서의 난점 중 하나는 빛의 간섭으로 인한 장애물의 판단이 어려운 것이다. 이 단점은 추출되는 영상을 그레이 영상으로 변환하고 이동 평균 필터(Moving Average Filter)[12]를 적용함으로써 해결될 수 있다. RGB을 기준으로 한 영상을 그레이 영상으로 변환하는 방법은 계산을 용이하게 할 수 있으며 빛의 간섭을 줄일 수 있는 장점을 지닌다. 그와 더불어 평균 필터를 적용하는 것은 작은 패턴 변화에도 민감하게 반응하는 비전 시스템의 단점을 해결할 수 있다. 평균 필터 차수가 높을수록 영상의 번짐 효과(blurring)가 강해지는데, 이러한 효과는 빛의 간섭을 최소화하고 작은 패턴 변화에 강인함을 가질 수 있게 해준다. 평균 필터의 적용 후 영상에서의 변화가 있는 부분을 검출함으로써 장애물의 개수 및 위치에 대한 판단을 할 수 있는데, 본 논문에서는 각 화소간의 차이값에 대해 $Threshold_V$ 를 적용하여 장애물의 경계선을 검출한다. 그러나 영상의 모든 화소에 대한 필터 적용 및 에지 검출은 연산량의 증가를 가져올 수 있으므로, ROI를 설정하여 에지를 추출하려는 목표 위치에 대해서만 알고리즘을 적용한다.

본 논문에서는 빛에 대한 간섭을 최소한으로 제한하고 색감에 따른 물체의 구분만을 판단하기 위해 영상을 사용하므로, 5×5 의 이동 평균 필터를 사용한 후, $Threshold_V$ 를 적용하여 영상을 재구성함으로써 장애물의 개수를 판단하였다. 이동 평균 필터의 적용은 표 1과 표 2를 바탕으로 이루어질 수 있다.

표 1. 5×5 마스크의 예

Table 1. Example of 5×5 Mask Image

$m(-2,-2)$	$m(-2,-1)$	$m(-2,0)$	$m(-2,1)$	$m(-2,2)$
$m(-1,-2)$	$m(-1,-1)$	$m(-1,0)$	$m(-1,1)$	$m(-1,2)$
$m(0,-2)$	$m(0,-1)$	$m(0,0)$	$m(0,1)$	$m(0,2)$
$m(1,-2)$	$m(1,-1)$	$m(1,0)$	$m(1,1)$	$m(1,2)$
$m(2,-2)$	$m(2,-1)$	$m(2,0)$	$m(2,1)$	$m(2,2)$

표 2. 5×5 마스크에 대응하는 영상의 부분 화소값

Table 2. Partial Pixel of Image Correspond with 5×5 Mask Image

$p(i-2,j-2)$	$p(i-2,j-1)$	$p(i-2,j)$	$p(i-2,j+1)$	$p(i-2,j+2)$
$p(i-1,j-2)$	$p(i-1,j-1)$	$p(i-1,j)$	$p(i-1,j+1)$	$p(i-1,j+2)$
$p(i,j-2)$	$p(i,j-1)$	$p(i,j)$	$p(i,j+1)$	$p(i+2,j+2)$
$p(i+1,j-2)$	$p(i+1,j-1)$	$p(i+1,j)$	$p(i+1,j+1)$	$p(i+1,j+2)$
$p(i+2,j-2)$	$p(i+2,j-1)$	$p(i+2,j)$	$p(i+2,j+1)$	$p(i+2,j+2)$

이동 평균 필터는 설정된 ROI에서 목표 화소에 대해 주위 화소와 함께 평균 처리하는 필터이다. 표 1에서와 같이 5x5 마스크의 경우 화소의 위치 범위가 (-2,-2)에서부터 (2,2)까지로 제한된다. 각 마스크에 해당하는 $m(i,j)$ 의 값을 임의로 설정하여 평균 필터의 결과를 변화시킬 수 있으며 본 논문에서는 번짐효과를 이용한 잡음의 제거를 위해 1의 값으로 설정을 하였다. 마스크의 차수가 5x5로 제한된 경우 대응되는 화소값은 표 2에서와 같이 나타나는 데, 표 2에서 목표 화소는 $p(i,j)$ 로 표시되며, 주위의 5x5 화소에 대해 필터가 적용된다. 목표화소 $p(i,j)$ 의 범위는 영상의 화소에 의해 결정되며 예를 들어 640x480의 화소를 가지는 영상에 대해 5x5 마스크를 적용하는 경우 i,j 는 각각 $2 \leq i \leq 478, 2 \leq j \leq 638$ 의 범위를 가진다.

표 1의 마스크를 사용할 경우 5x5 평균 필터를 적용한 목표 화소 $p(i,j)$ 는 식 (5)과 같이 나타난다. 마스크 $m(s,t)$ 에 대응되는 $p(i+s,j+t)$ 값들의 곱한 총 값을 마스크의 넓이에 해당하는 25로 나누어서 목표 화소값을 얻을 수 있다.

$$p(i,j) = \frac{1}{5 \times 5} \sum_{s=-2}^2 \sum_{t=-2}^2 m(s,t)p(i+s,j+t) \quad (5)$$

$Threshold_v$ 를 이용한 경계선 검출은 다음과 같은 식을 이용한다. 설정된 ROI에 대해 수평 방향으로 화소값을 비교하여 $Threshold_v$ 보다 큰 경우, 이중의 물체가 있다고 판단하여 화소의 위치를 측정한다.

$$Cluster\ Edge_v = \{p(i,j) \mid |p(i,j) - p(i,j+1)| > Threshold_v, i,j = n\} \quad (6)$$

즉, 설정된 ROI에서 수평 방향으로 화소의 데이터를 미분하여 화소간의 차이가 $Threshold_v$ 보다 큰 경우, 물체의 변화를 감지하여 클러스터의 개수를 판단한다. 수직 방향에 대한 장애물의 판단은 레이저 스캐너를 이용하여 이루어지므로 수직 방향으로의 화소 데이터는 미분하지 않는다.

2.3 장애물 결정(Obstacle Decision)

전처리과정에서 얻어진 결과를 바탕으로 장애물을 판단하기 위해서 K-means 클러스터링 알고리즘을 적용한다. 미분에 의한 장애물의 중심점을 판단하는 방법은 장애물에 대한 빠른 판단과 작은 연산량을 가지나 잡음에 민감하게 반응하는 단점을 지니고 있다. 이동 개체의 장애물 회피를 위한 장애물 인식을 위해서는 잡음에 대한 강인성을 가져야 하며 장애물에 대한 정확한 판단이 필요하다. 2.3.1절에서는 기존의 장애물 식별방법을 설명하고 2.3.2절에서는 레이저 스캐너를 이용하여 기존의 장애물 식별방법의 단점을 해결하고 잡음에 강인성을 가지는 장애물 식별방법에 대해 설명한다.

2.3.1 기존의 장애물 식별방법

장애물 판단 단계에서는 전처리 단계에서 얻어진 클러스터의 중심값, 개수, 스캐너 데이터를 바탕으로 K-means 알고리즘을 수행한다. K-means 알고리즘은 EM 알고리즘 중의 하나로서 E(Expectation)-단계에서 숨겨진 정보를 추정하여 해를 얻은 후, 이 추정치를 개선하기 위해서 M(Maximization)-단계에서 해가 수렴할 때까지 번갈아 행

하는 방법이다[13]. 본 논문에서는 스캐너의 데이터 점들이 어느 그룹에 속해있는지 모르기 때문에 이것을 숨겨진 정보로 고려하여 각각의 점이 어느 그룹에 속해있는지를 판단하기 위해 K-means 알고리즘을 사용하였다. 기존의 K-means 알고리즘은 다음과 같은 절차를 따른다.

㉠ 시작 : 데이터 집합 $\{x_1, \dots, x_N\}$ 으로부터 임의의 K개의 벡터를 선택하여 K개의 초기 집합 $\{y_1, \dots, y_K\}$ 을 만든다.

㉡ E-단계 : 만약 데이터 x_n 이 y_i 에 가장 가깝다면 클러스터 X_i 에 속하도록 라벨링한다. 결국 데이터 집합을 K개의 클러스터들 $\{X_1, \dots, X_K\}$ 로 나누어진다.

$$X_i = \{x_n \mid d(x_n, y_i) \leq d(x_n, y_j), j=1, \dots, K\} \quad (7)$$

여기서, $d(x,y)$ 는 x와 y사이의 거리이다.

㉢ M-단계 : E단계에서 구한 새로운 클러스터들에서 각각의 중심을 갱신한다.

$$y_i = center(X_i), i=1, \dots, K \quad (8)$$

㉣ 데이터와 가장 가까운 클러스터 중심들과 거리의 합으로 총 왜곡(distortion)을 구한다.

$$D = \sum_{n=1}^N d(x_n, y_{i(n)}) \quad (9)$$

여기서, $x_n \in X_k$ 이면 $i(n) = k$

㉤ 총 왜곡이 적절하게 변하지 않거나 설정된 반복 횟수에 도달할 때까지 단계 ㉡ - 단계 ㉣을 반복하는데, 단계 ㉢에서 새로 갱신된 중심을 초기 집합을 다시 설정하여 데이터 집합에 대해 라벨링하는 작업을 수행하고 새로운 중심을 설정하고 총 왜곡을 구한다.

2.3.2 제안된 장애물 식별 방법

K-means 클러스터링 방법은 시작 단계에서의 초기 집합의 선택에 따라 계산 시간, 계산량의 변화가 생긴다. 기존의 알고리즘에서는 이 초기 집합을 임의적으로 선택함으로써 계산 시간이 가변적이며 초기 집합을 인위적으로 설정해야 하므로 클러스터의 개수를 초기에 한정시키는 단점이 있다. 특히, 클러스터의 개수를 한정시키는 경우, 다른 물체임에도 불구하고 같은 물체로 인식하는 결과를 야기할 수 있다. 따라서 데이터 집합의 변화에 대응하여 초기값 선정의 변화를 주고 물체에 대한 인식률을 높일 수 있는 알고리즘이 필요하다.

레이저 스캐너를 사용하여 장애물을 인식하는 경우, 2.2.2절에서 제시한 방법을 이용하여 2.3절에서의 초기값 선정 문제를 해결할 수 있다. 초기값을 선정하여 K-means 클러스터링을 수행하는 경우, 기존의 미분에 의한 장애물 판단 방법에 비해 외란에 대한 강인성을 가질 수 있다. 예를 들어 그림 2와 같은 실험 장애물에 대해 제안된 알고리즘을 수행하면 그림 7과 같이 클러스터 중심값이 (12.76, 730.89)인 결과를 얻을 수 있는데,

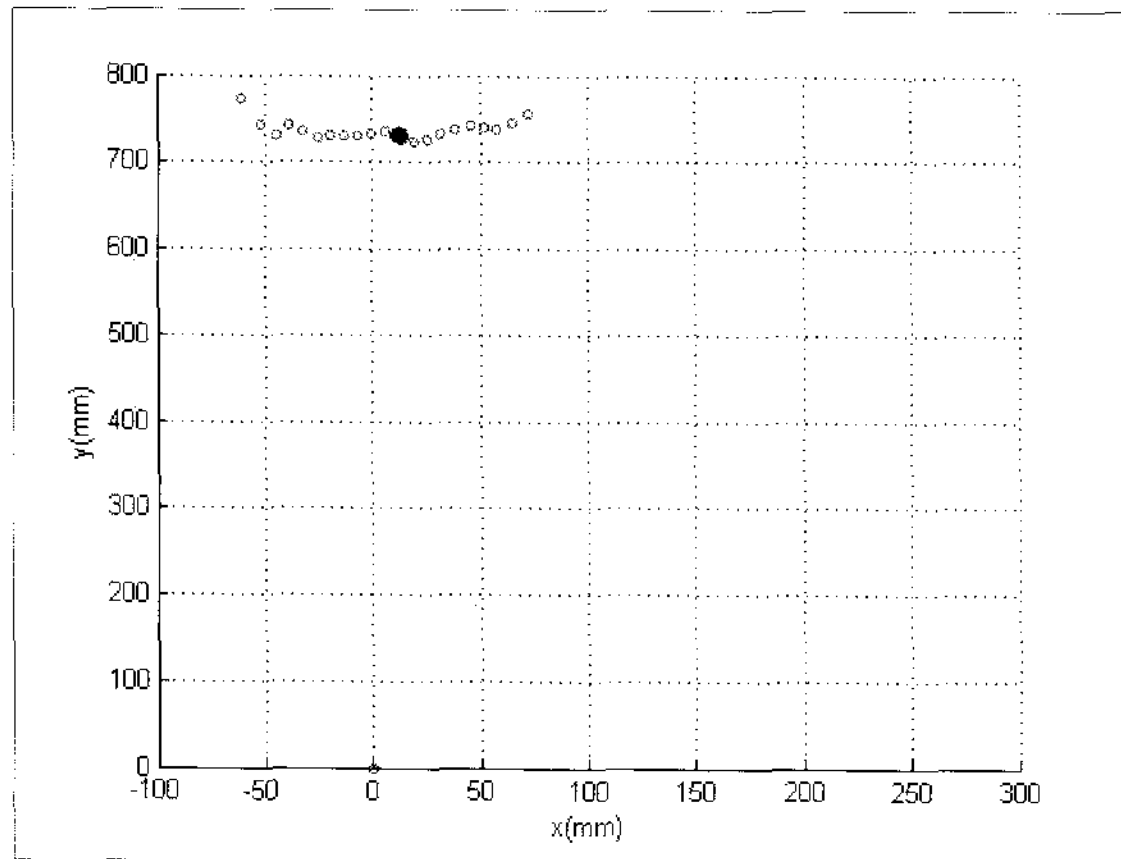


그림 7. 실험 장애물에 대한 클러스터링 결과
Fig 7. Clustering Result about Example Obstacle

기존의 데이터에 대해 (294.53, 428.55) 에 잡음이 발생할 경우 알고리즘을 수행하면 그림 8과 같은 결과를 얻을 수 있으며 잡음이 추가되기 전과 같은 클러스터 중심값을 가짐으로써 외란에 대해 강인함을 가지는 것을 확인할 수 있다.

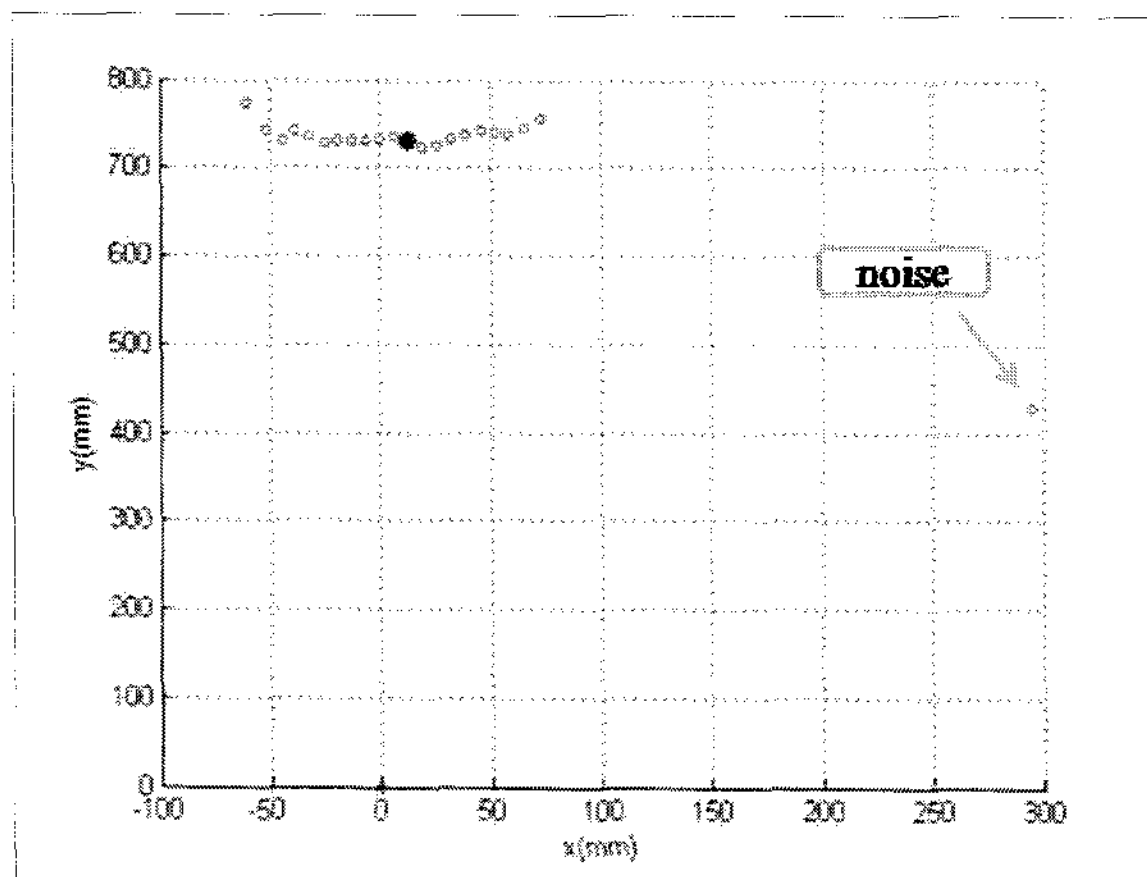


그림 8. 잡음이 추가된 경우 클러스터링 결과
Fig 8. Clustering Result of Noise Addition

그러나 기존의 미분에 의한 클러스터링 방법은 그림 9에서 나타난 것과 같이 클러스터의 개수를 2개로 오판함을 알 수 있다.

클러스터링 알고리즘을 수행하면 외란에 대한 강인성을 가지게 되며 장애물에 대한 판단력이 높아지게 되나 레이저 스캐너만 사용하여 장애물을 인식하는 경우, 레이저 스캐너의 감지가 이차원적으로 이루어지므로 특정 장애물이 다른 장애물에 가려져 있는 특정한 상황에서는 레이저 스캐너가 숨겨진 장애물을 인식하지 못하는 단점이 있다. 이러한 단점은 비전 시스템을 적용하여 숨겨진 장애물을 감지하고 클러스터의 개수와 기존의 초기값을 재선정함으로써 해결할

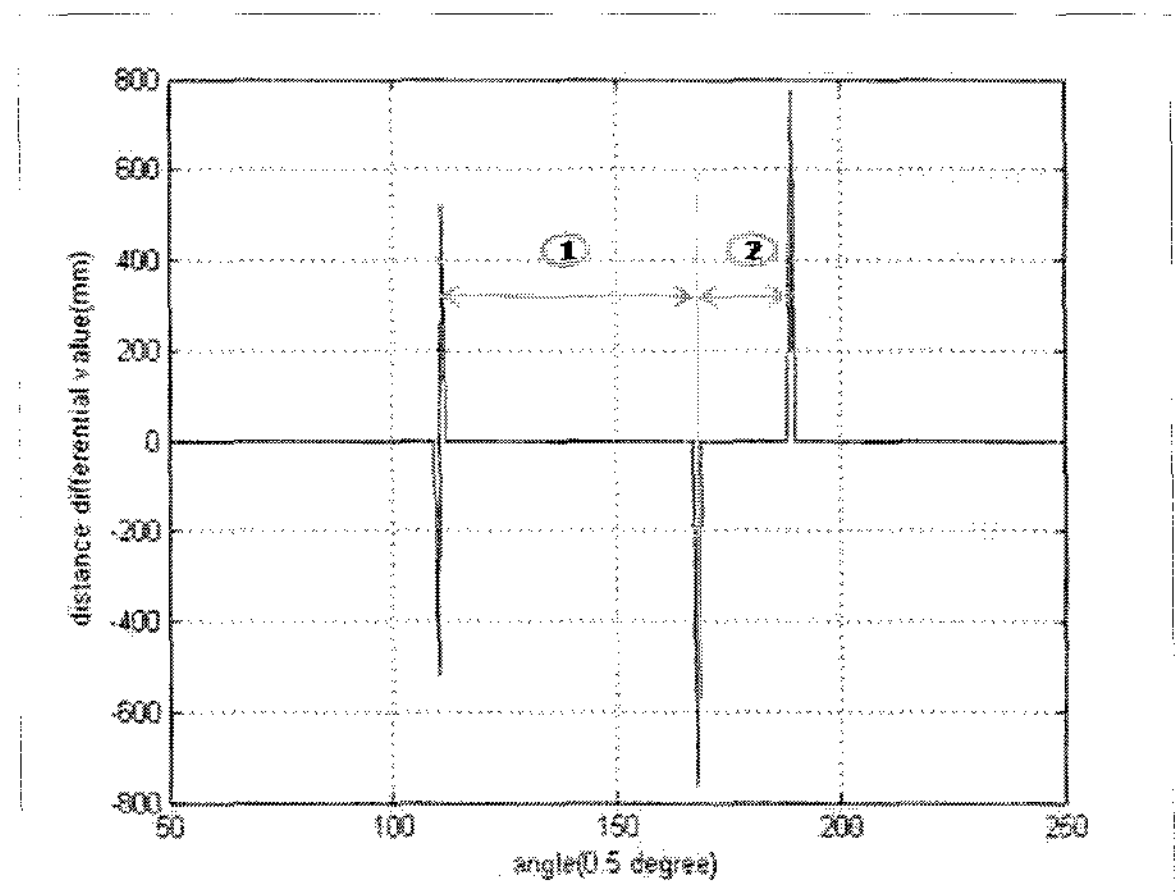


그림 9. 데이터 미분에 의한 장애물 판단
Fig 9. Obstacle Decision using Derivative Distance Data Method

수 있다. 이를 위해 우선 식 (2)을 이용해 레이저 스캐너를 이용하여 얻어진 클러스터 중심각의 개수로부터 클러스터의 개수 $ClusterNumber_{LS}$ 를 식 (10)과 같이 얻는다.

$$ClusterNumber_{LS} = number(ClusterCenterAngle) \quad (10)$$

여기서 $number(\cdot)$ 는 (\cdot) 의 개수를 나타낸다. 또한 식 (6)를 적용하여 비전 시스템에 의해 얻어진 $ClusterEdge_V$ 는 검출된 에지를 나타내므로 $ClusterEdge_V$ 개수에 1을 더함으로써 식 (11)과 같이 장애물의 개수를 파악한다.

$$ClusterNumber_V = number(ClusterEdge_V) + 1 \quad (11)$$

가령 그림 10과 같이 환경이 구성되어 있는 경우

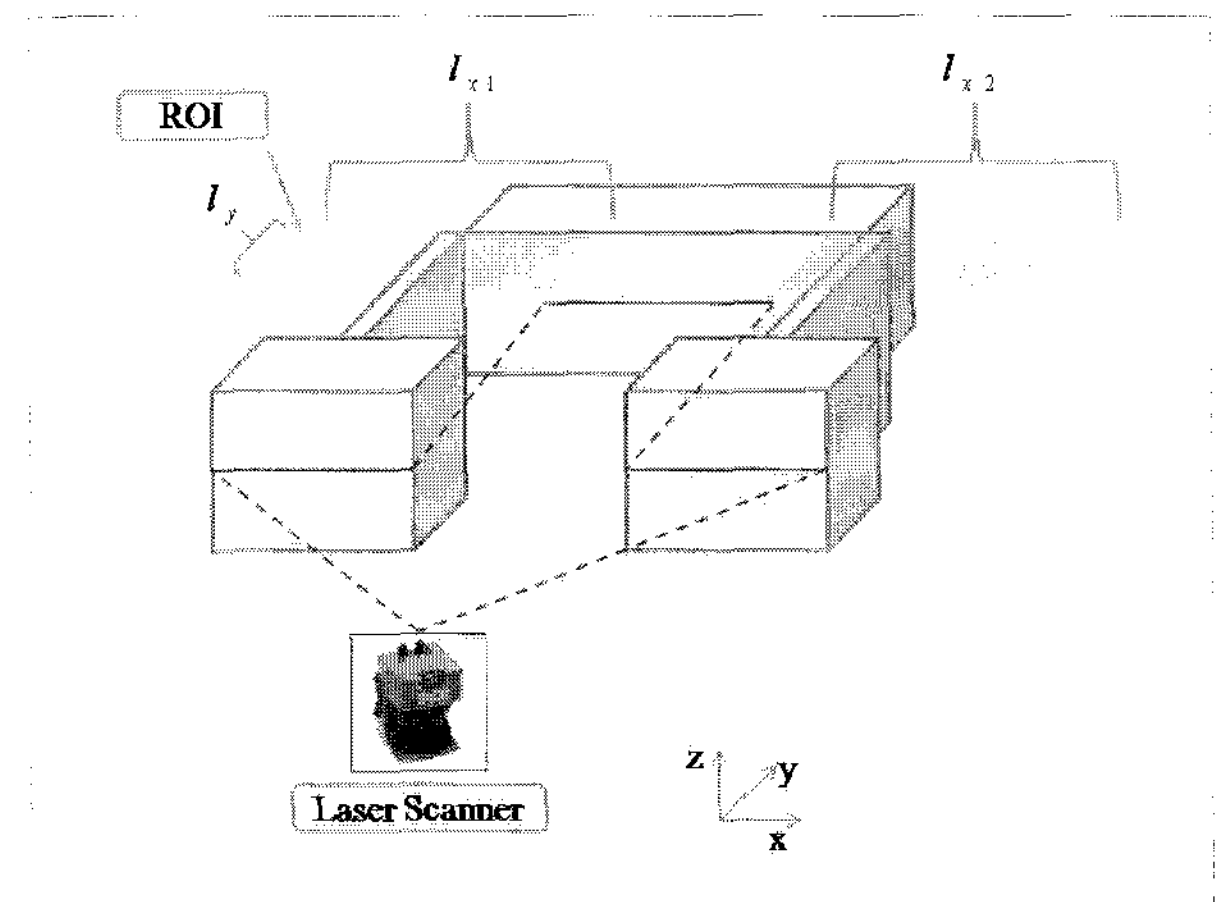


그림 10. 장애물에 대한 ROI 설정
Fig 10. Set Up ROI about Obstacle

$ClusterNumber_{LS}$ 는 3임을 알 수 있고, 개별 ROI에 대한 $ClusterEdge_V$ 의 값이 각각 1임을 알 수 있으며 식 (11)을 통해 총 $ClusterNumber_V$ 의 값은 3임을 알 수 있다. 그림 10에서 보이는 특정 관심 영역 ROI에서의 l_y 의 값은 이동 개체의 진행이 가능하도록 이동 개체의 폭을 고려하여 레이저 스캐너를 통해 감지된 뒤쪽 장애물의 위치에서부터 앞으로 설정한다. 또한 l_{x1} , l_{x2} 의 값은 앞쪽의 장애물에 의해 감지가 불가능한 지역에 대해 고려해야 하므로 앞으로 위치한 장애물의 양 끝 지점을 기준으로 설정한다. 만약 그림 11과 같이 앞쪽의 장애물과 뒤쪽의 장애물간의 x방향 거리가 넓어서 레이저 스캐너의 데이터가 획득이 가능한 경우에는 레이저 스캐너만을 이용하여 장애물의 개수를 판단한다.

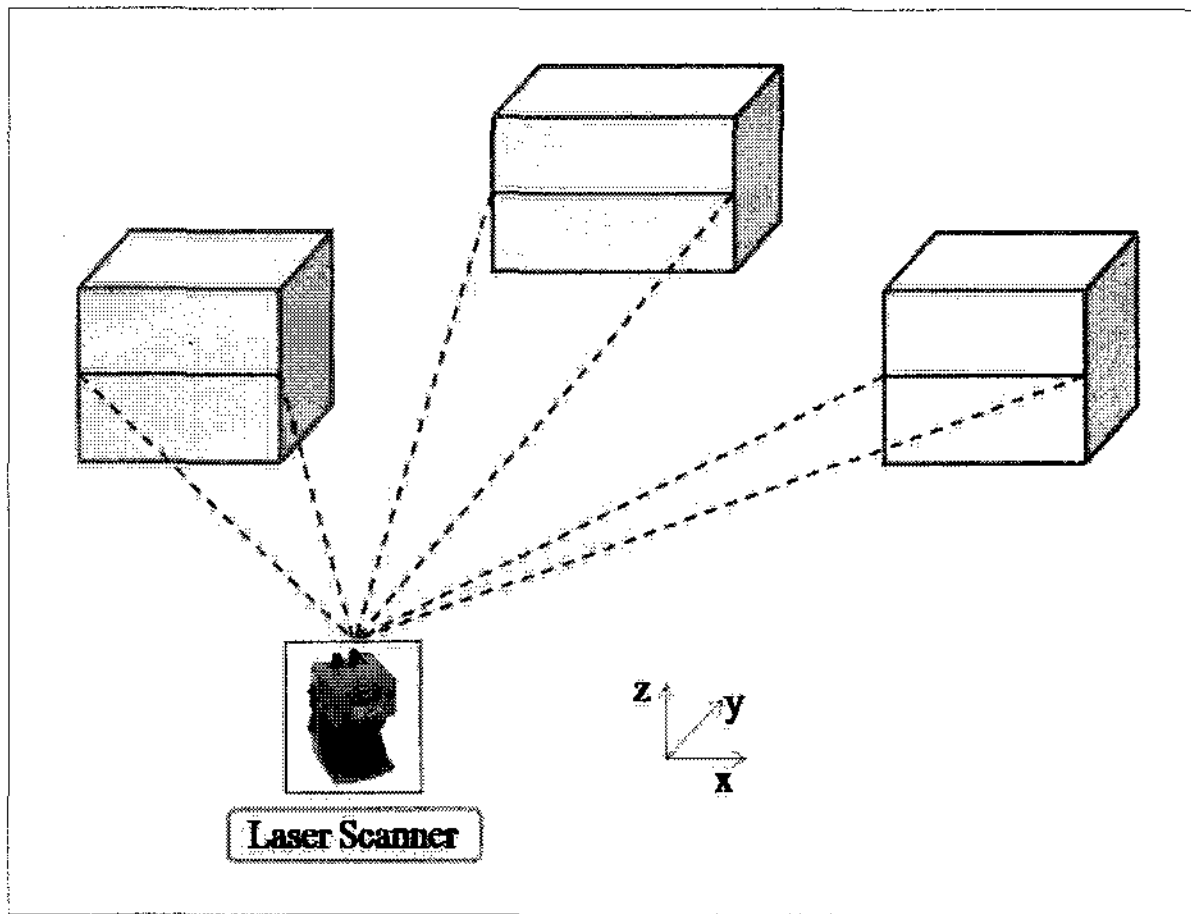


그림 11. 장애물에 대한 ROI 설정이 불필요한 경우
Fig 11. Example for Unnecessary of Set Up ROI

레이저 스캐너와 비전 시스템을 같이 적용하는 경우, 장애물의 연결 유무에 따라 클러스터 중심값을 재산정하기 위해 조건식 (12)을 이용한다.

$$\text{If } ClusterNumber_V \text{ is 1 then obstacle is separated else obstacle is connected} \quad (12)$$

비전 시스템을 이용한 클러스터 개수 $ClusterNumber_V$ 의 값이 1인 경우에는 개별적인 ROI에 대해서 장애물이 검출되지 않았다고 볼 수 있으므로 각각의 장애물이 분리되어 있다고 판단할 수 있다. 그러나 1이외의 값을 가지는 경우에는 개별 ROI 중 한부분에서 장애물이 존재한다고 판단할 수 있으며 장애물이 연결되어 있다고 판단한다. 가령 그림 12에서 볼 수 있는 것처럼 $ClusterNumber_{LS}$ 의 값이 3이고 $ClusterNumber_V$ 의 값이 1인 경우, $ClusterNumber_V$ 의 값이 관심영역에 대한 수평방향의 에지값을 바탕으로 하므로 관심영역에 장애물이 없는 것으로 판단하여 3개의 장애물이 분리되어 있는 것으로 판단할 수 있다.

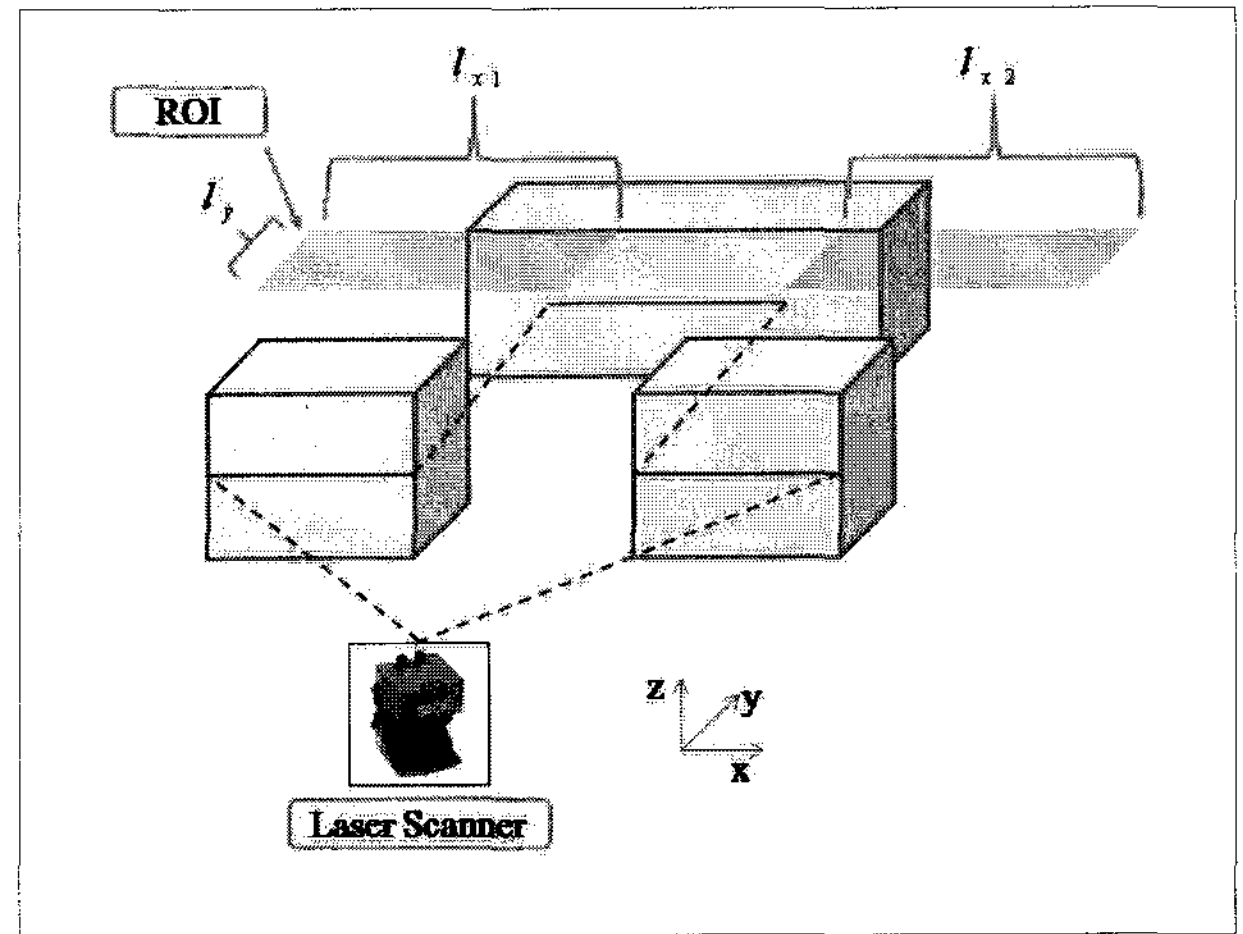


그림 12. 개별 장애물 감지의 예시
Fig 12. Example of Separated Obstacle Detection

만약 그림 13에서와 같이 $ClusterNumber_{LS}$ 의 값이 3이고 $ClusterNumber_V$ 의 값이 2인 경우, 레이저 스캐너는 3개의 장애물로 인식하지만 비전 시스템의 경우 2개의 장애물이 연결되어 있는 것으로 판단할 수 있다.

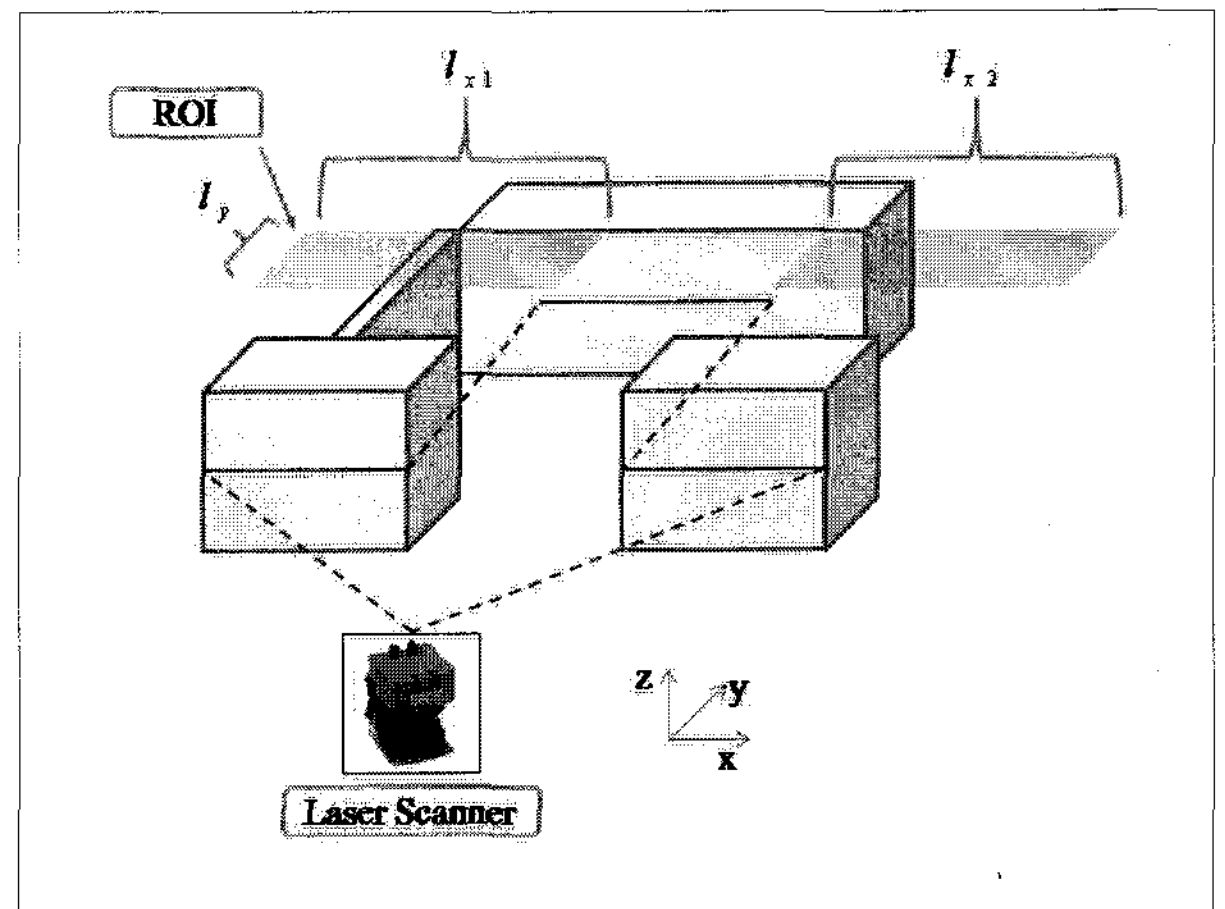


그림 13. 연결 장애물 감지의 예시
Fig 13. Example of Connected Obstacle Detection

장애물에 대한 판단이 끝나면 최종 클러스터의 개수를 판별하기 위해 식 (13)과 같이 $ClusterEdge_V(i)$ 의 값을 제한한다.

$$ClusterEdge_V(i) = 1 \quad (13)$$

for $ClusterEdge_V(i) \geq 2, i = 1, \dots, number(ClusterEdge_V)$

즉, 그림 14와 같이 개별 ROI에 대해 검출되는 에지의 값이 2이상인 경우에는 ROI지역에 대해 장애물의 존재가 명확하

며 에지는 장애물의 존재 유무만을 판단하기 위해 사용하므로 에지의 개수를 1로 제한하여 불필요한 계산을 제한한다.

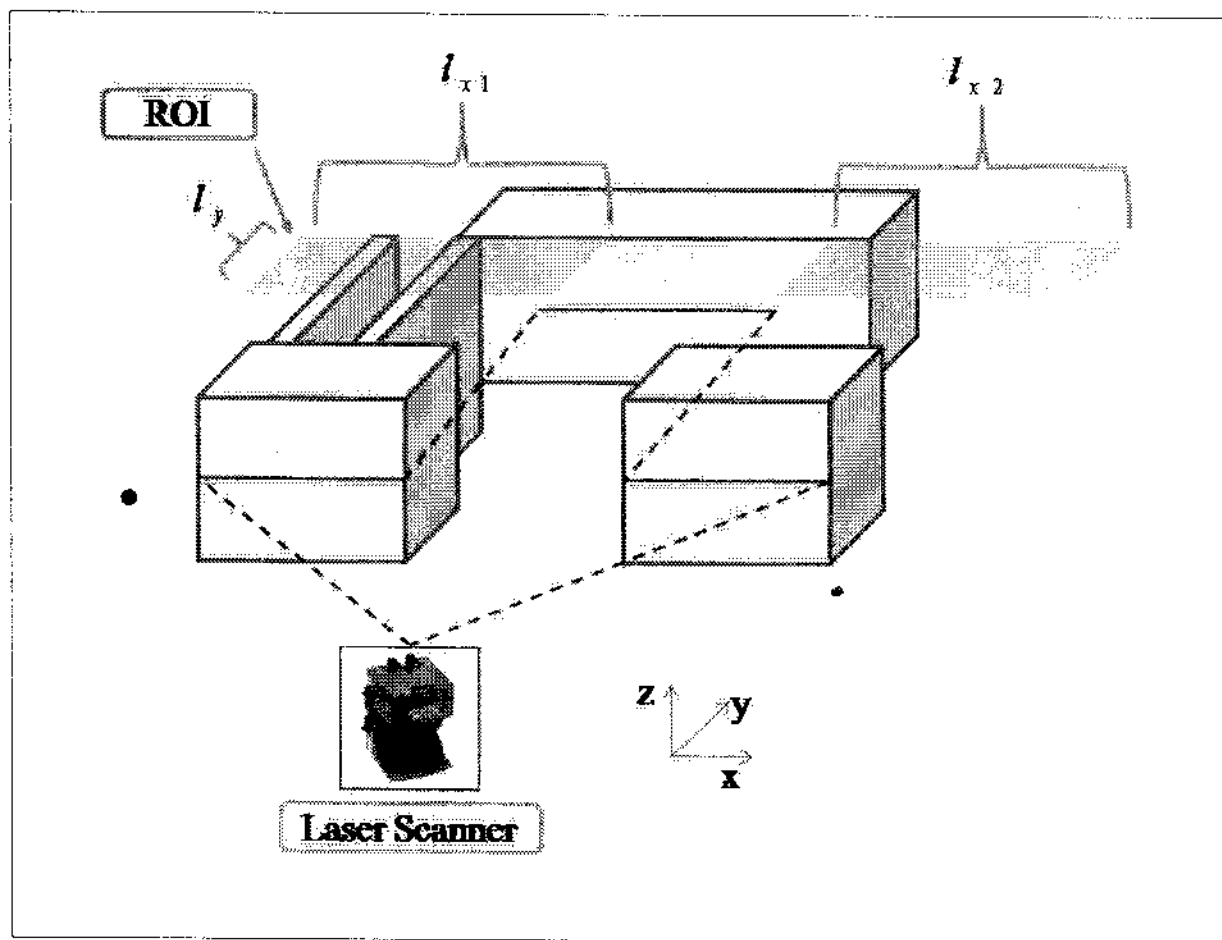


그림 14. ClusterEdge_v의 값이 다중인 경우의 예시
Fig 14. Example of Multiple ClusterEdge_v Value

에지의 개수 ClusterEdge_v의 값을 확인, 제한하여 최종적으로 클러스터의 개수는 식 (14)과 같이 판단한다.

$$ClusterNumber_{final} = \sum_{i=1}^{number(ClusterEdge_v)} ClusterEdge_v(i) \quad (14)$$

레이저 스캐너에 의해 검출된 전방의 장애물 개수가 기준이 되고 장애물의 연결 유무에 따라 최종 장애물의 개수를 결정하게 되므로 ClusterNumber_LS의 값으로부터 ClusterEdge_v의 총합을 제한한다.

최종 클러스터의 개수가 기존의 레이저 스캐너에 의해서 파악된 장애물에 대한 설정된 초기값에 대해 비전 시스템을 적용하여 장애물의 개수의 변화가 있는 경우, 최종적인 클러스터 개수 ClusterNumber_final의 값에 따라서 클러스터의 중심값을 재산정해야 한다. 비전 시스템에 의해 기존의 장애물이 연결되어 있다고 판단되는 경우, 즉 ClusterNumber_final의 값이 ClusterNumber_LS의 값과 다른 경우는 최종 클러스터 중심값 ClusterCenter_final은 식 (15)과 같이 기존의 존재한 클러스터 중심의 평균값으로 얻는다.

$$ClusterCenter_{final}(j) = \frac{\sum_{i=1}^k ClusterCenter_{LS}(i)}{k} \text{ for } k=1, \dots, number(ClusterCenter_{LS}) \quad (15)$$

그러나 장애물이 서로 분리되어 있다고 판단되는 경우, 즉 ClusterNumber_final의 값이 ClusterNumber_LS의 값과 같은 경우는 레이저 스캐너에 의해 설정된 중심값의 변화가 없으므로 최종 클러스터 중심값 ClusterCenter_final은 식

ClusterCenter_final(j) = ClusterCenter_LS(i)와 같게 된다.

최종적으로, 재설정된 클러스터의 중심점 ClusterCenter_final(j)를 식 (16)과 같이 클러스터링 알고리즘의 초기 집합으로 설정하여 K-means 알고리즘을 시작한다.

$$\{y_1, \dots, y_j\} = \{ClusterCenter_{final}(j) | j=1, \dots, number(ClusterCenter_{final})\} \quad (16)$$

3. 실험

본 장에서는 2장에서 언급했던 알고리즘을 적용하여 무인 이동 개체의 장애물 인식에 대한 실험적으로 검증한다. 3.1 절에서는 단일 레이저 스캐너를 이용한 무인 ATV의 장애물 인식을 통해 기존의 클러스터링 알고리즘과 비교하여 제시된 클러스터링 알고리즘의 타당성을 검증한다. 3.2 절에서는 레이저 스캐너와 비전 시스템을 사용하여 특정한 상황에서 제시된 알고리즘을 통한 데이터 융합의 장점을 실험적으로 검증한다.

3.1 레이저 스캐너를 이용한 무인 ATV의 장애물 인식

레이저 스캐너는 SICK사에서 나온 LMS-291모델을 이용하며 RS-232통신을 통해 DSP를 이용하여 스캐너 데이터를 획득한다. 레이저 스캐너는 전방 180°에 대해 측정이 가능하며, 0.5° 간격으로 거리 정보를 얻는다. 본 논문에서는 장애물에 대한 판단을 위해 그림 15와 같이 레이저 스캐너가 장착된 무인 ATV를 이용하여 레이저 스캐너의 정보 데이터를 획득하였다.

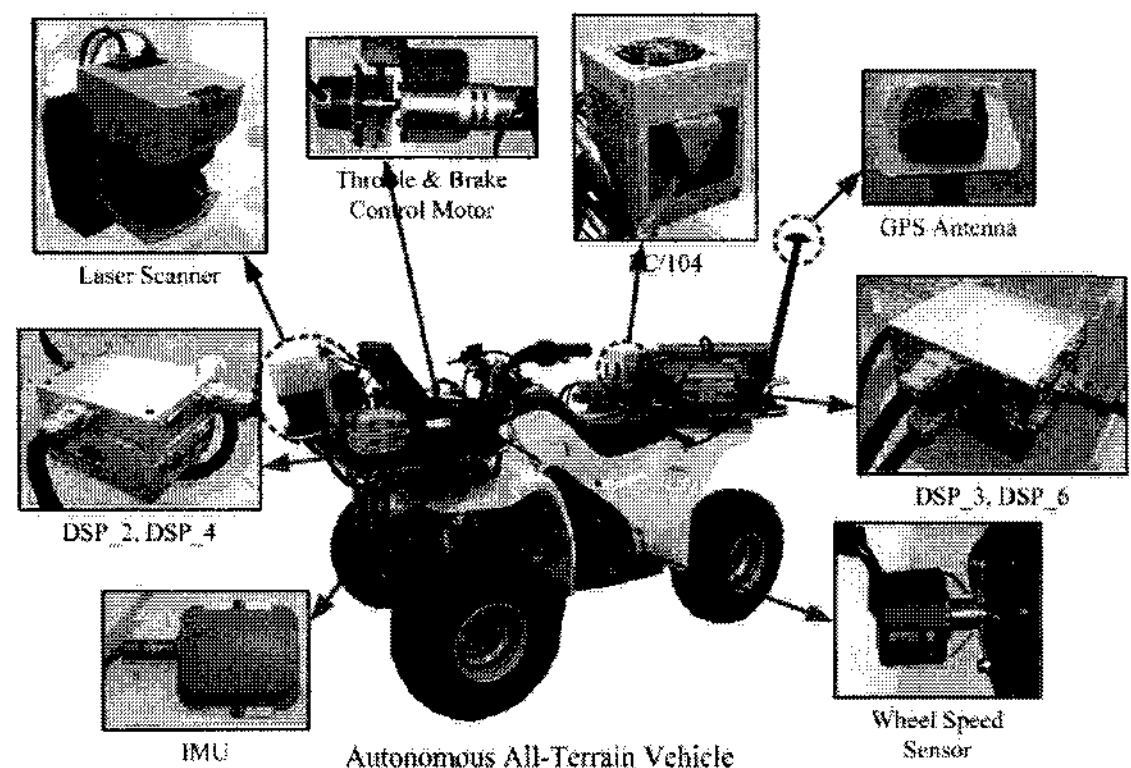


그림 15. 장애물 인식을 위한 무인 ATV 구성
Fig 15. Autonomous ATV for Obstacle Detection

레이저 스캐너는 무인 ATV 전방에 위치하며 최대 80m까지의 거리가 측정 가능하다. 레이저 스캐너의 감지 거리가 멀어지면 물체 형태 변화에 따른 스캐너 데이터의 구분이 어려워므로 본 논문에서는 측정 거리를 10m로 제한하여 실험을 하였다. 스캐너의 데이터만을 이용하는 일반적인 상황에서의 실험을 위해 그림 16과 같이 환경을 구성한 후 레이

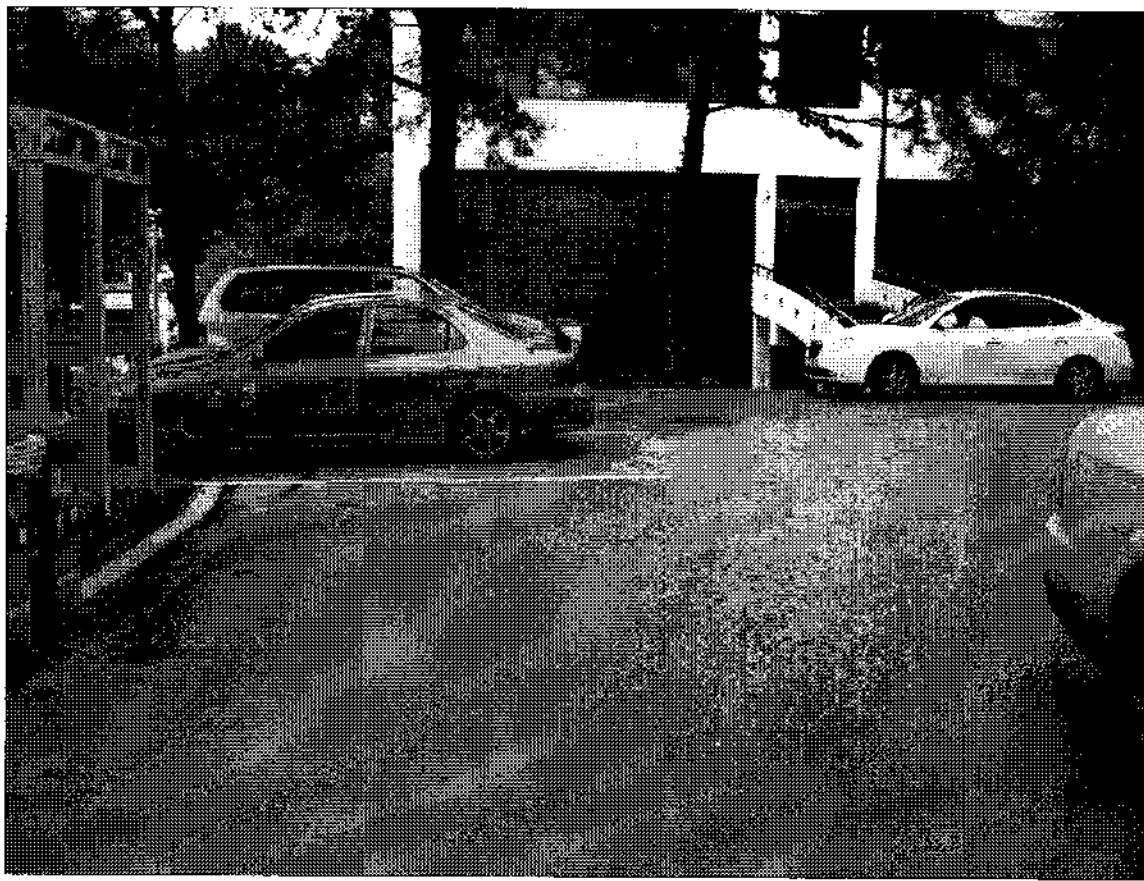


그림 16. 장애물 인식을 위한 실험 환경
Fig 16. Environment for Obstacle Detection

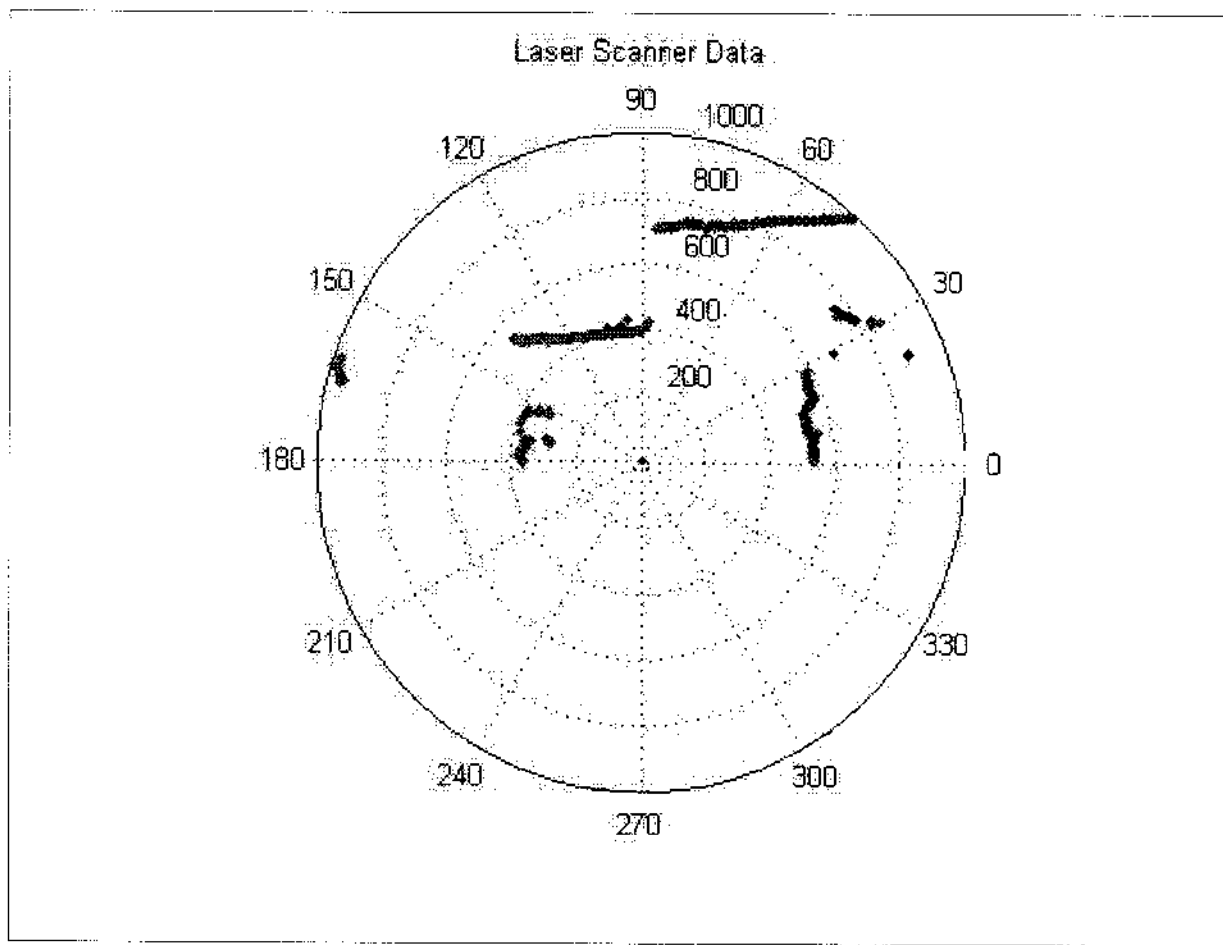


그림 17. 극좌표계 스캐너 데이터
Fig 17. Scanner Data in Polar Coordinate

저 스캐너를 이용하여 그림 17과 같은 Raw Data를 얻었다. 그림 17의 데이터를 바탕으로 각도에 따른 거리의 미분값을 구하면 그림 18과 같은 결과를 얻을 수 있다.

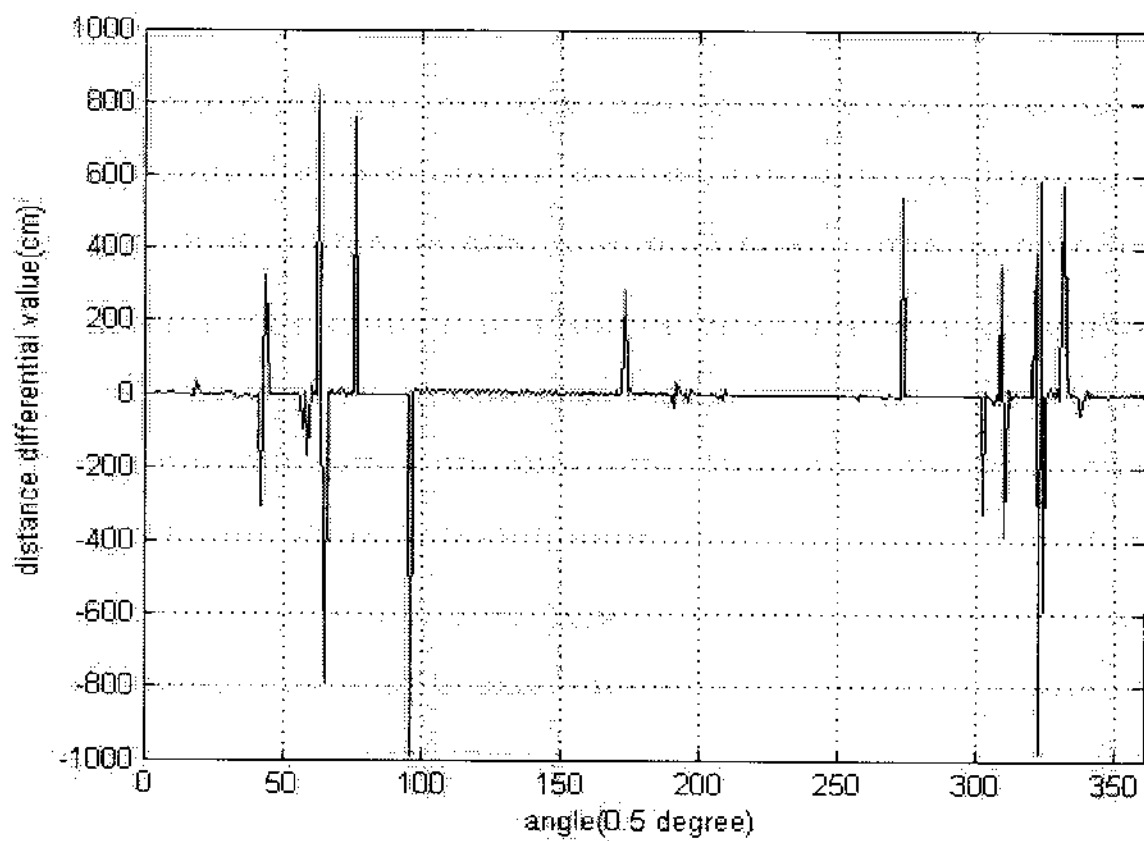


그림 18. $Threshold_{LS}$ 적용 전
Fig 18. DerivativeDist before the Application of $Threshold_{LS}$

그림 18의 미분 데이터에 대해 $Threshold_{LS}$ 를 적용함으로써 잡음을 제거하고 원하지 않는 데이터는 제외시키면, 그림 19와 같은 데이터를 얻을 수 있다. 이 데이터를 바탕으로 미분점이 존재하는 구간에 대해 클러스터의 중심을 얻을 수 있으며, 이를 K-means 알고리즘에 적용하여 클러스터링을 진행한다.

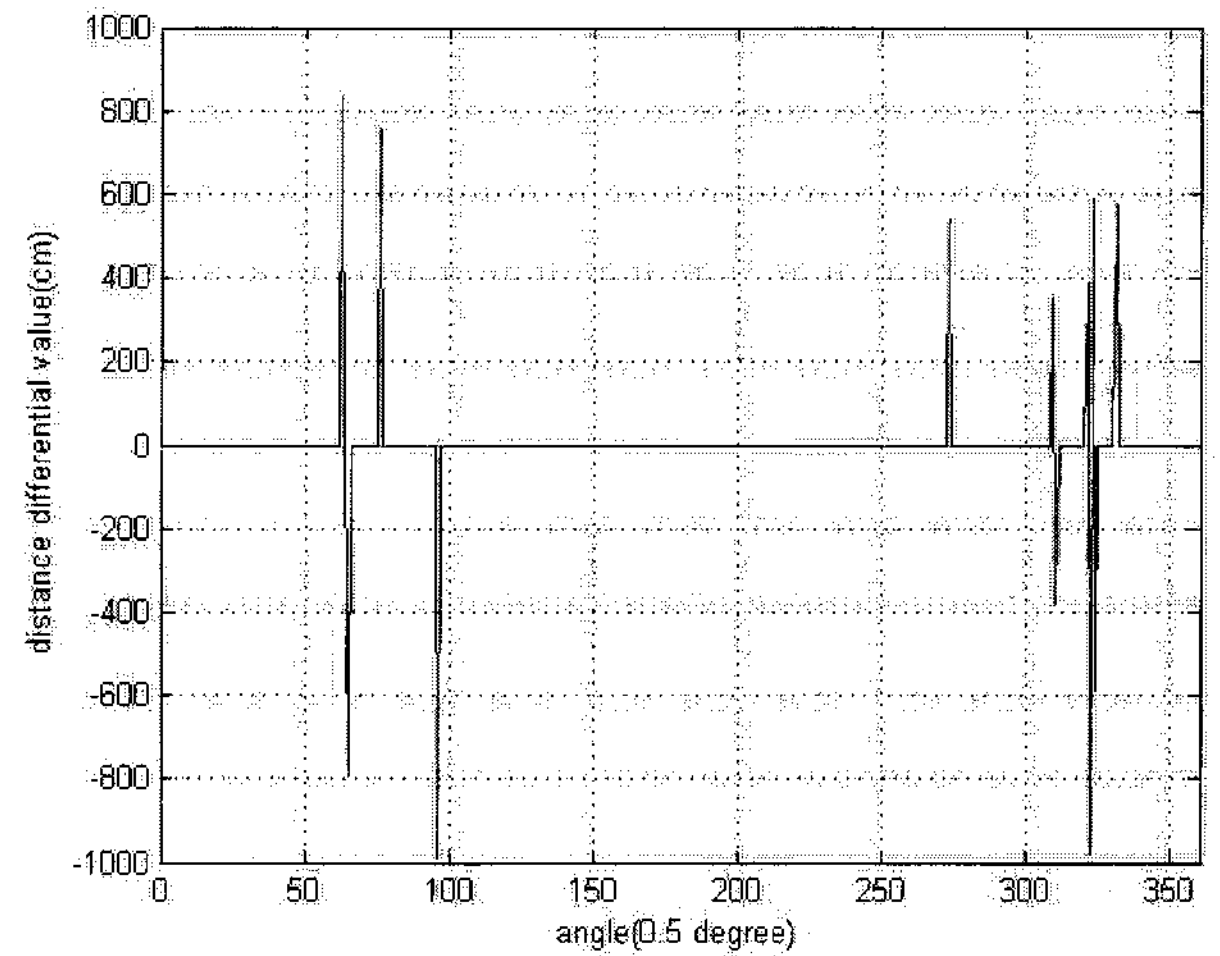


그림 19. $Threshold_{LS}$ 적용 후
Fig 19. DerivativeDist after the Application of $Threshold_{LS}$

한편, 그림 17의 스캐너 데이터에 대해 기존의 K-means 알고리즘을 적용하면 그림 20과 같은 결과를 얻을 수 있다 [14].

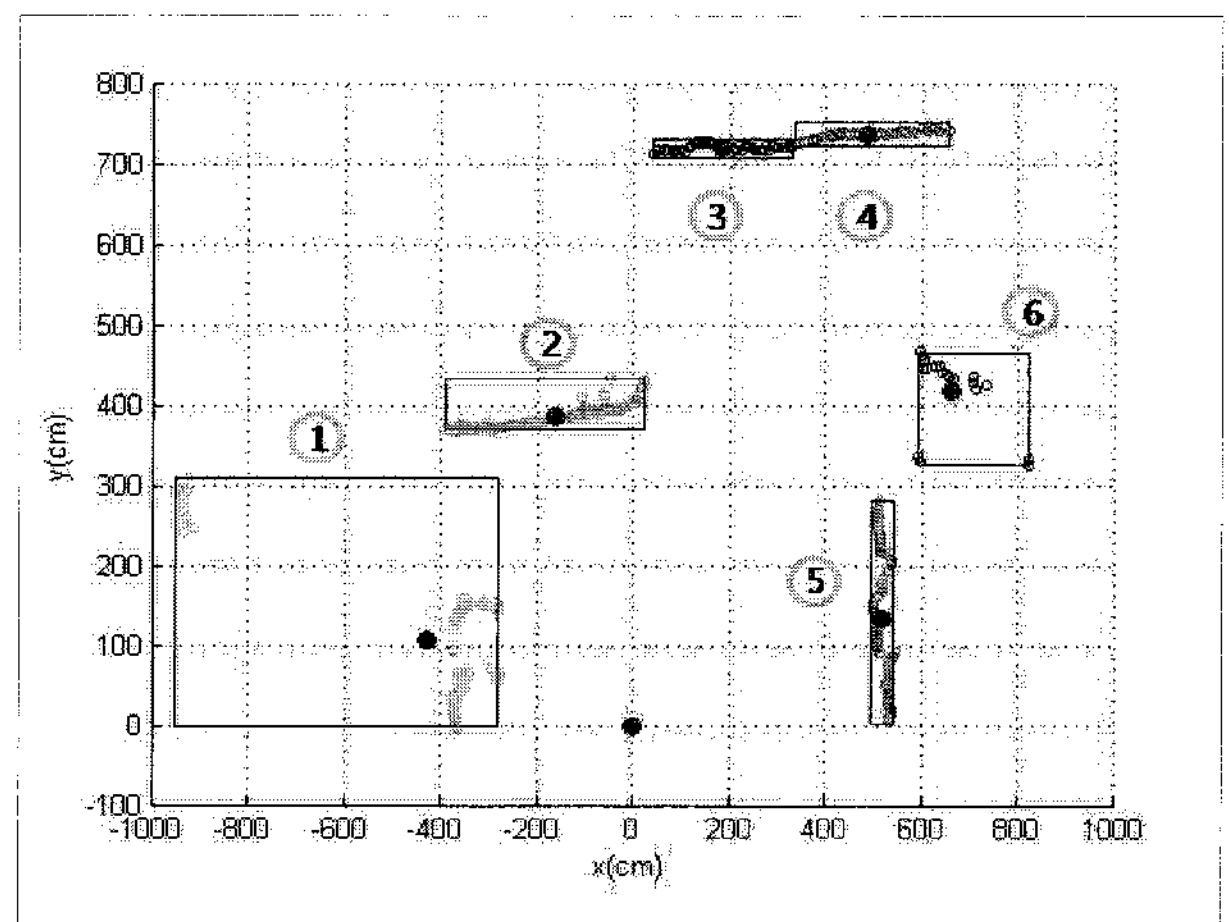


그림 20. 기존의 알고리즘
Fig 20. Result of the Precious Algorithm

그림에서 보는 것과 같이 스캐너 데이터는 총 6개의 클러스터로 구분되는데, 클러스터 1에서 확인할 수 있는 것과 같이 거리가 멀리 떨어져 있는 물체에 대해서도 같은 물체로 묶고, 클러스터 3과 클러스터 4는 같은 물체로 설정되어야 하

지만 임의로 설정된 클러스터의 개수의 영향으로 같은 물체임에도 다른 물체로 감지하는 단점을 보인다.

동일한 스캐너 데이터에 대해 제안된 알고리즘을 적용하면 그림 21과 같은 결과를 보인다.

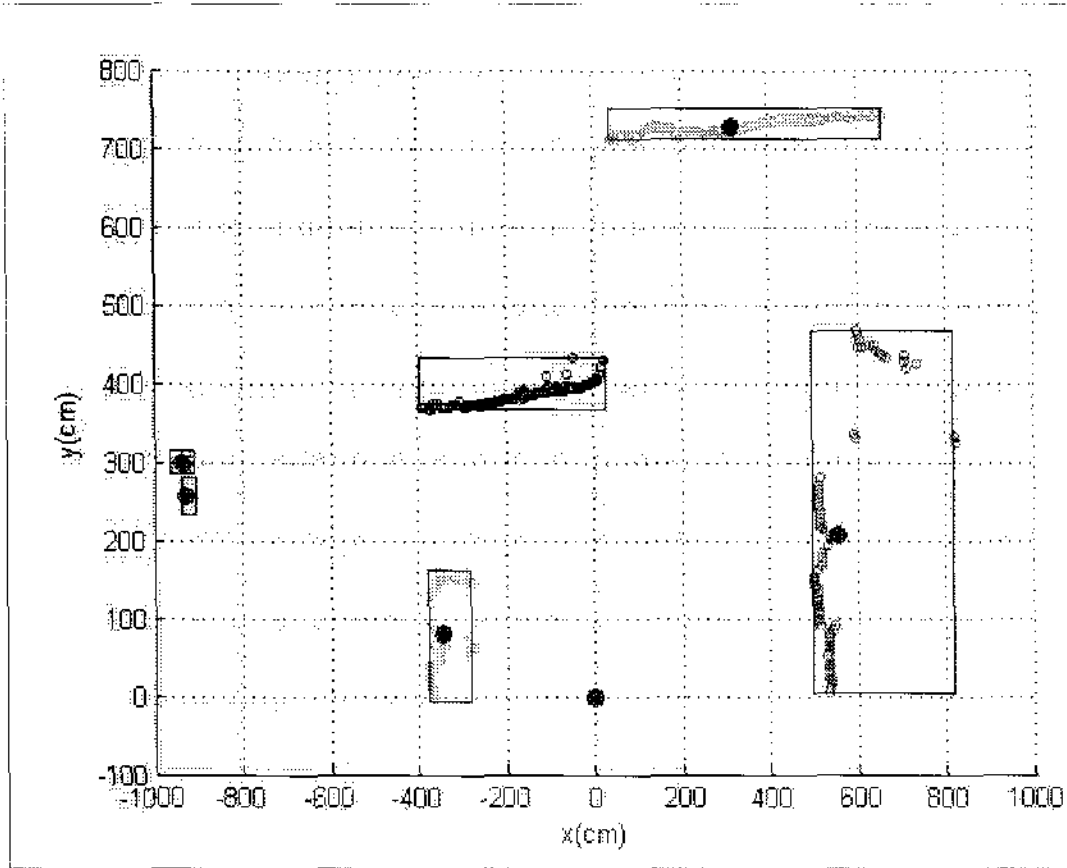


그림 21. 제안된 알고리즘
Fig 21. Result of the Proposed Algorithm

나타난 결과를 기존의 결과와 비교하면 클러스터 1에 대해 세 부분으로 분리되었으며 클러스터 3, 클러스터 4를 같은 물체로 인식함으로써 장애물의 단일 객체에 대한 판단력을 높이고 클러스터 5, 클러스터 6을 같은 물체로 인식하여 클러스터링 하는 것을 알 수 있다.

3.2 특정한 상황에서 데이터 융합을 통한 무인 이동 로봇의 장애물 인식

다음으로 스캐너의 데이터의 감지가 어려운 특정한 상황에서의 비전 사용에 대한 실험 환경을 구성하기 위해 그림 22와 같이 무인 이동 로봇에 레이저 스캐너와 비전 카메라를 장착한다. 비전 시스템을 위한 카메라는 PANWEST사에서 나온 RebecaPlus 모델을 사용한다. 비전 카메라는 USB를 사용하여 정보를 획득한다. 상단부에 있는 카메라는 수평 방향에 대해 25°를 이루고 있으며, 하단부에 있는 레이저 스캐너는 바닥으로부터 22cm의 높이에 위치한다.

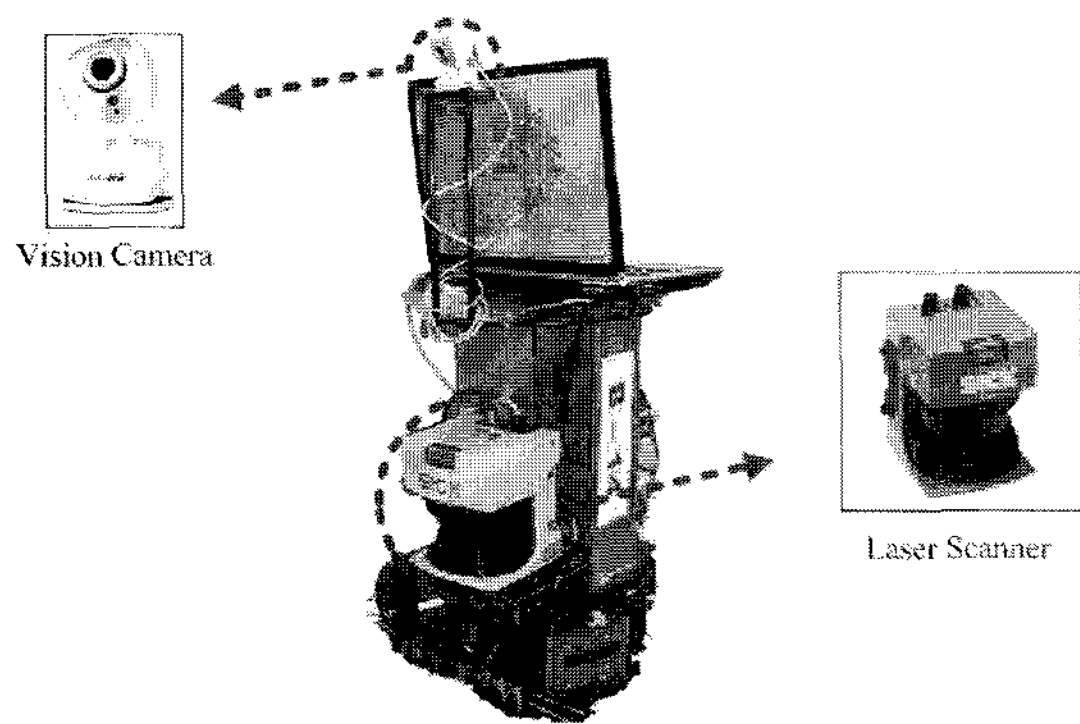


그림 22. 센서가 장착된 무인 이동 로봇
Fig 22. Autonomous Mobile Robot with Sensors

레이저 스캐너의 감지 범위를 벗어난 지역에 대해 비전

시스템을 적용한 경우의 결과를 확인하기 위해 그림 23, 24와 같이 실험 환경을 구성하였다.

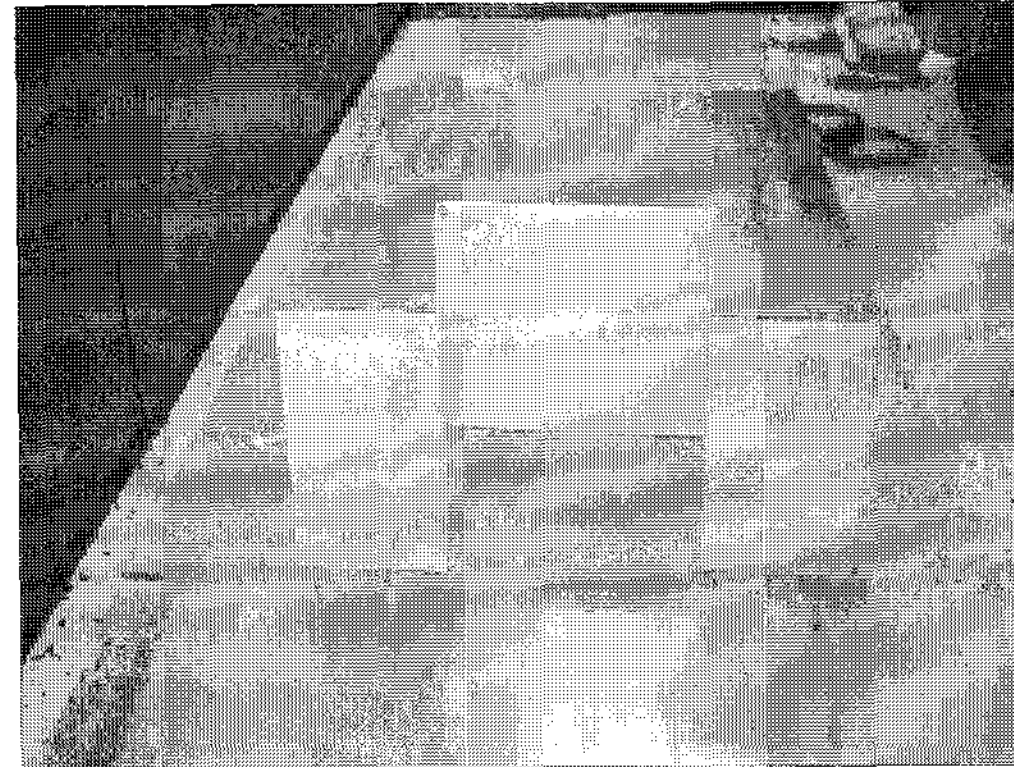


그림 23. 개별 장애물 감지를 위한 환경 구성
Fig 23. Environment for Separated Obstacles Detection

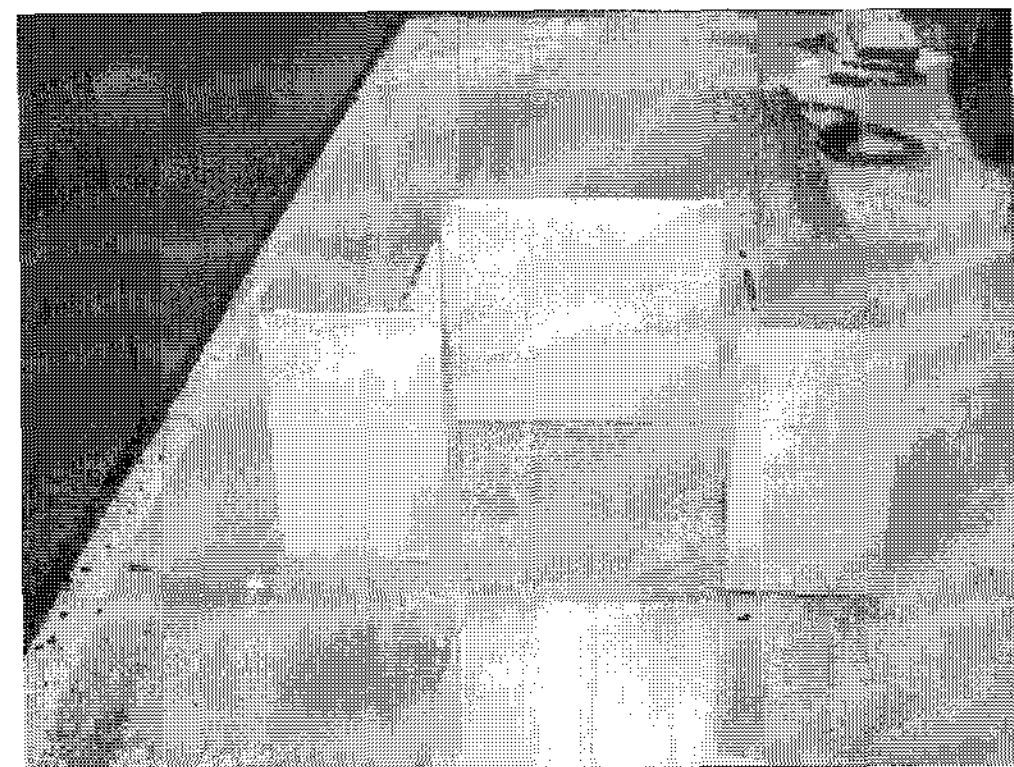


그림 24. 연결 장애물 감지를 위한 환경 구성
Fig 24. Environment for Connected Obstacles Detection

그림 23, 24에 나타난 장애물에 대해 레이저 스캐너만을 이용한 데이터를 바탕으로 K-means 알고리즘을 적용한 경우 그림 25, 26과 같은 결과가 나타난다. 특히 그림 24를 보면 장애물 사이의 간격이 막혀있음에도 막혀있는 부분에 대한 레이저 스캐너의 데이터가 얻어지지 않기 때문에 그림 26과 같이 개별 물체로 판단함을 알 수 있다.

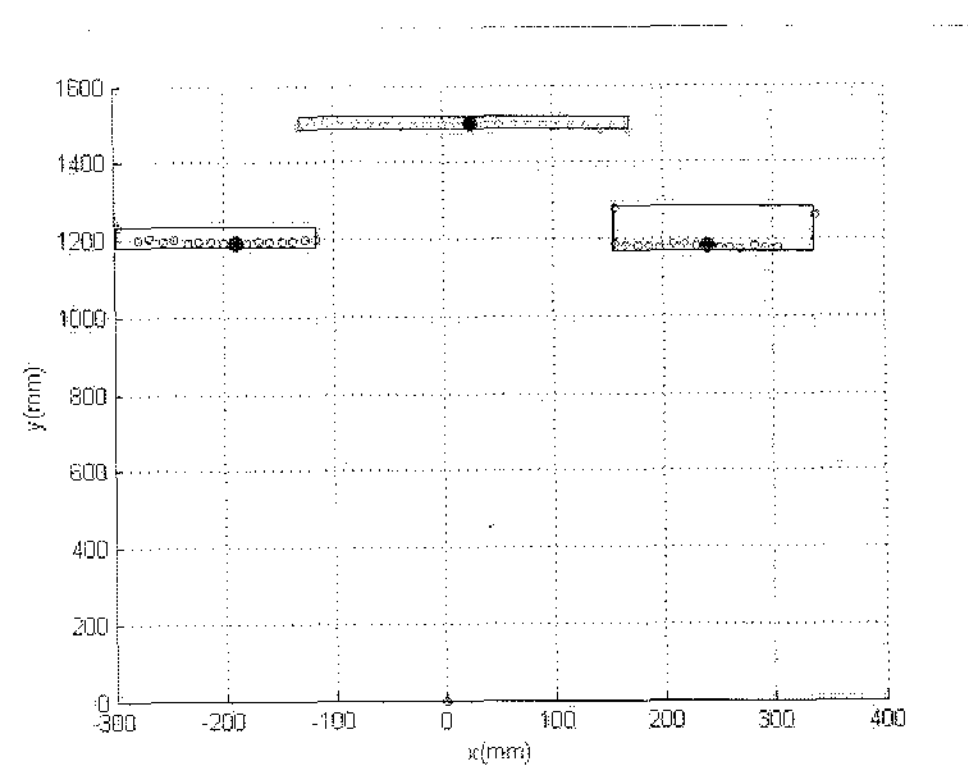


그림 25. 개별 장애물의 기존 K-means 알고리즘 결과
Fig 25. Application K-means Algorithm to Separated Obstacle

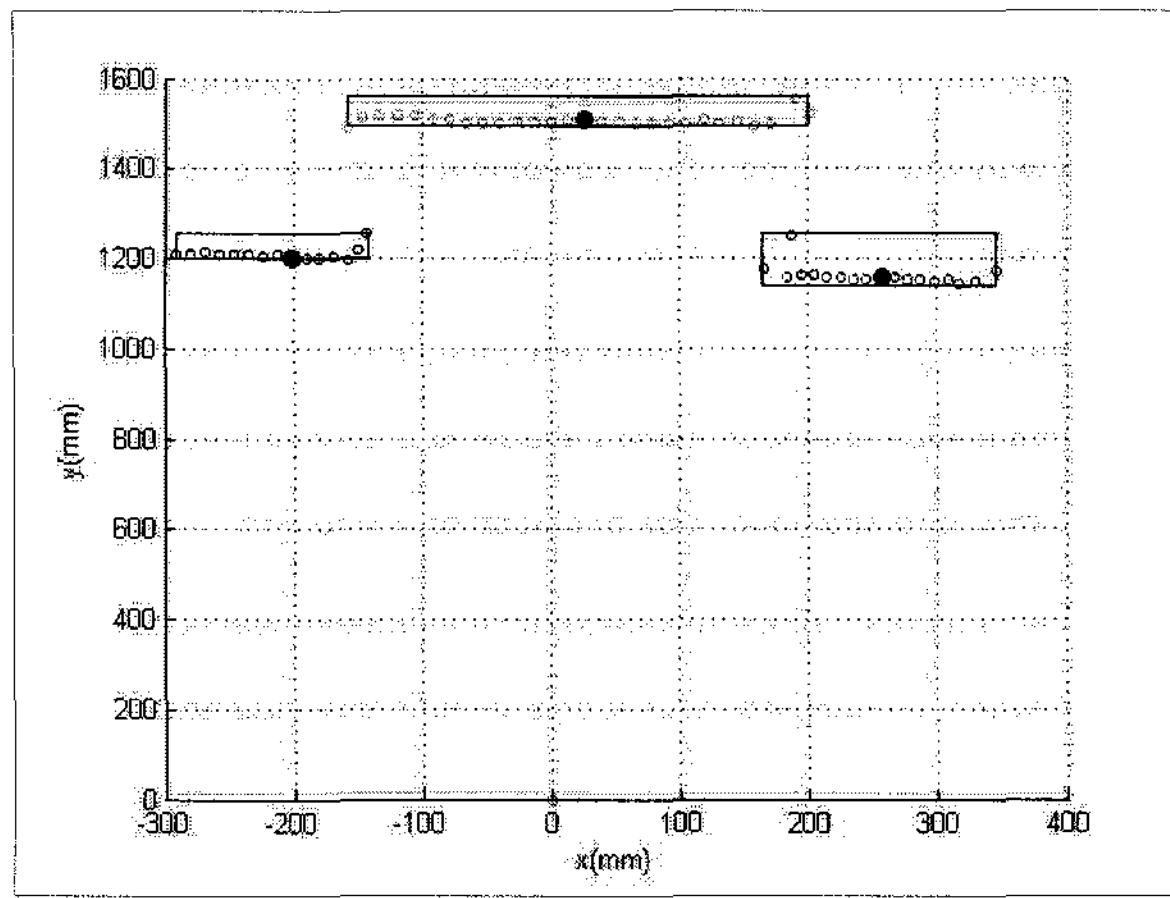


그림 26. 연결 장애물의 기존 K-means 알고리즘 결과
Fig 26. Application K-means Algorithm to Connected Obstacle

따라서 이를 해결하기 위해 앞서 2.2절에서 설명한 바와 같이 비전을 사용하여 그림 27과 같은 매칭 방법을 사용한다.

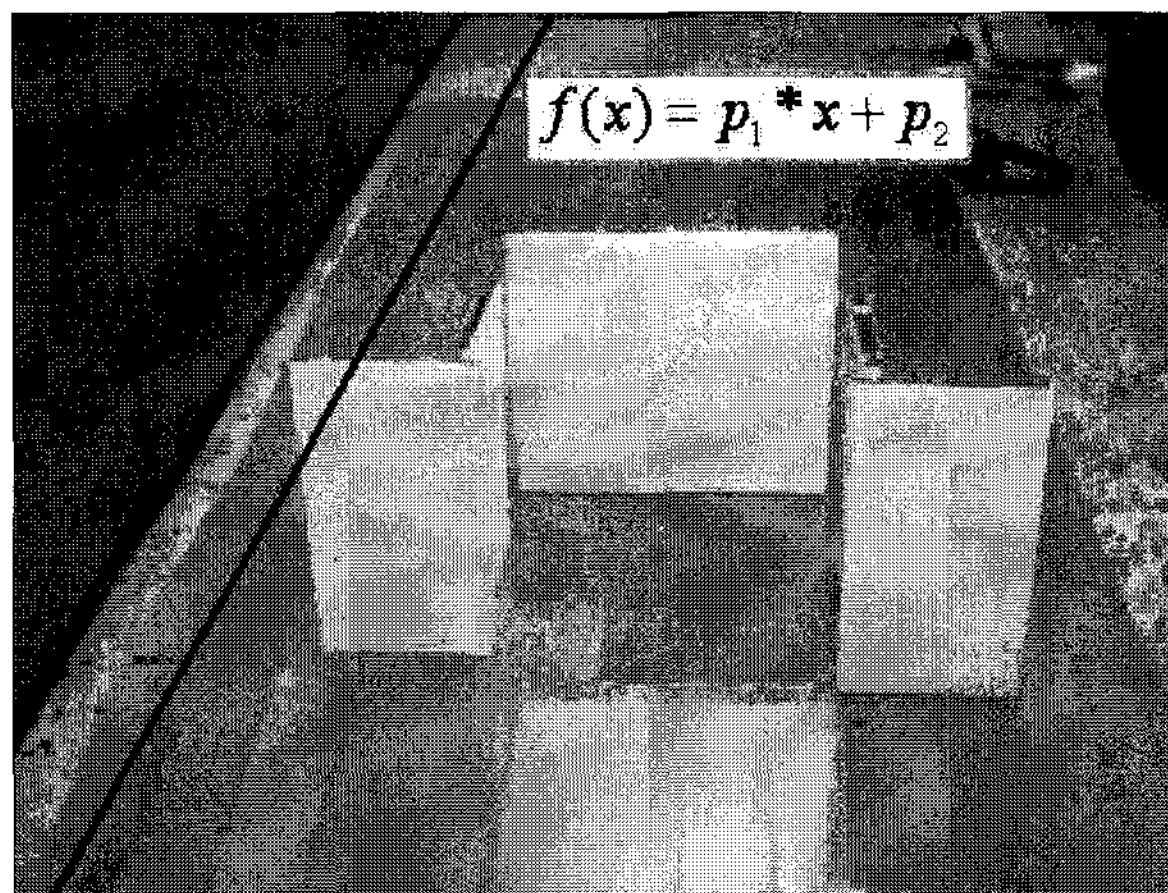


그림 27. 스캐너 데이터와 영상의 매칭
Fig 27. Data Matching with Scanner Data and Image Data

스캐너의 위치가 고정되어 있고, 카메라의 각도가 일정하다면 장애물의 위치에 대한 영상의 화소 위치가 일정하므로 그림 27과 같이 거리에 따른 화소의 위치를 비례적으로 파악할 수 있다. 그림 27에서 나타난 영상의 크기는 640×480으로 실제 측정 거리는 0.45(m)부터 2.965(m)까지이다. 따라서 수직 480의 화소와 총 거리 2.920(m)에 대해 선형적인 관계를 지니고 있다고 가정하여 거리에 따른 화소의 위치를 판단한다. 거리에 따른 화소의 위치를 파악하여 그림 28과 같이 빛에 의한 간섭을 최소한으로 하기 위하여 원영상을 그레이화 하고 최종적으로 ROI를 설정하여 원하는 위치에 대해 필터를 적용한다.

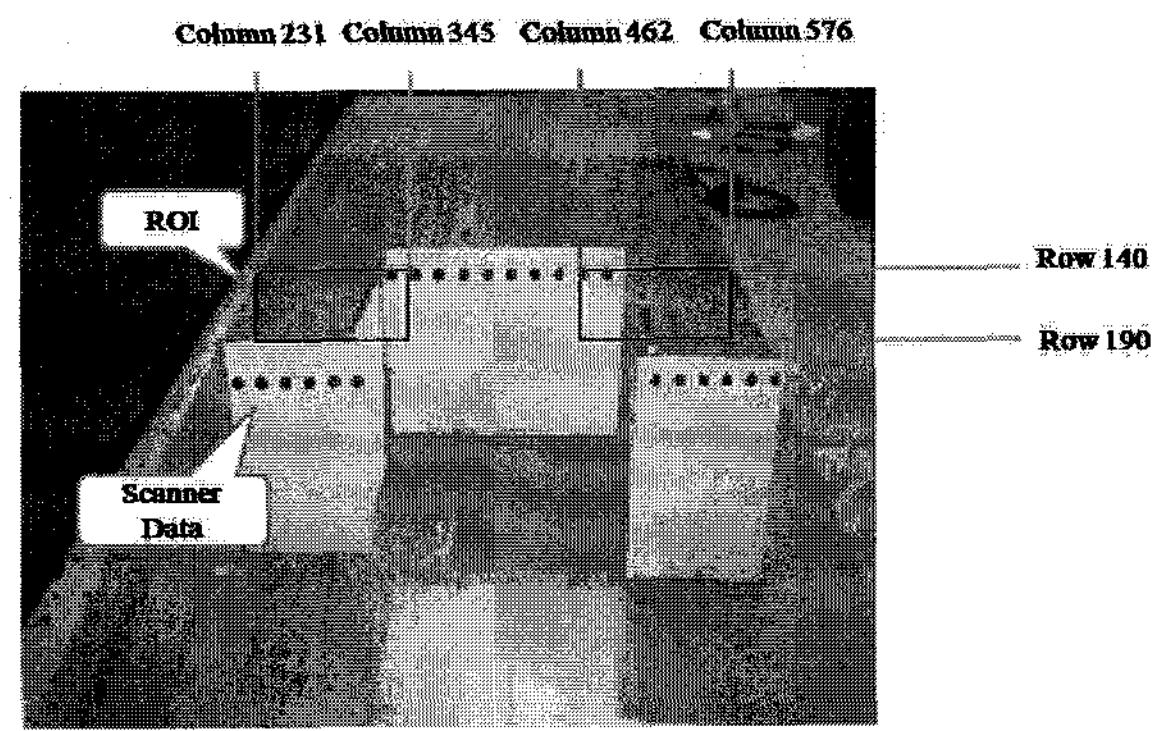


그림 28. 그레이 영상에 대한 ROI 설정
Fig 28. Set Up ROI on Gray Image

이를 통해 영상에 대해 수평적으로 에지를 검출하는 경우 그림 23의 개별 장애물에 대한 에지는 그림 29와 같이 나타나게 되며, 그림 24의 연결 장애물에 대한 에지는 그림 30과 같이 나타난다.

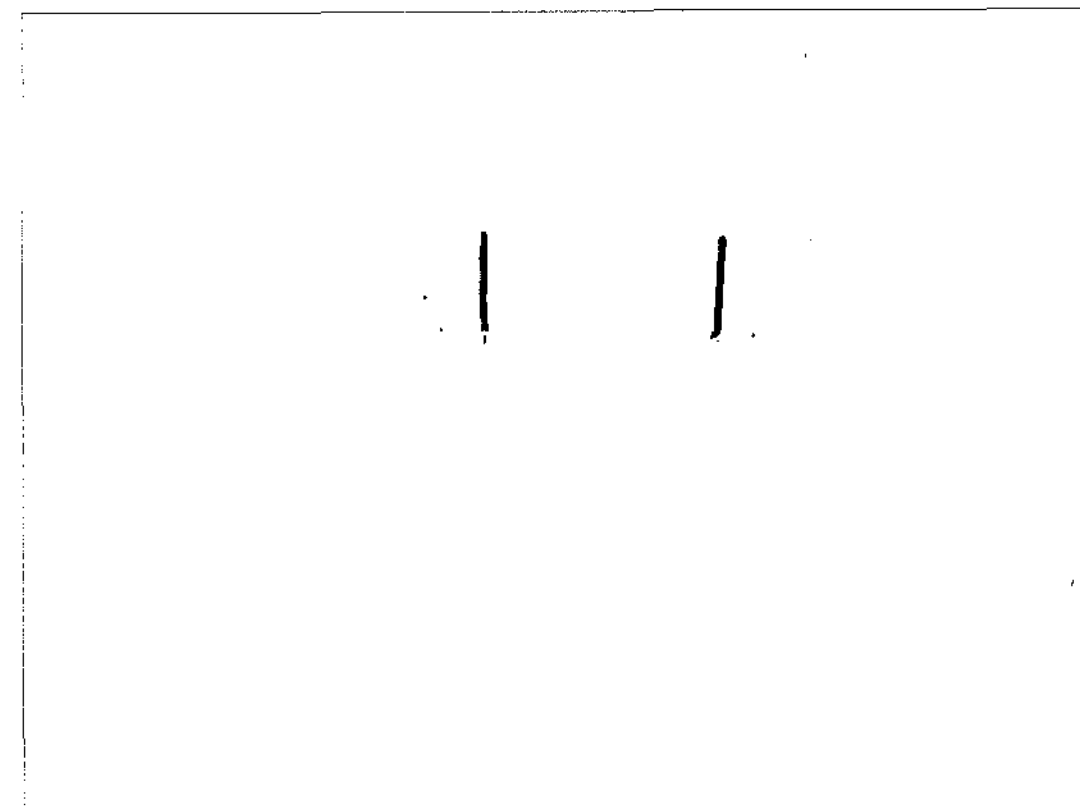


그림 29. Threshold_v를 이용한 개별 장애물 에지 검출
Fig 29. Edge Detection to Separated Obstacle

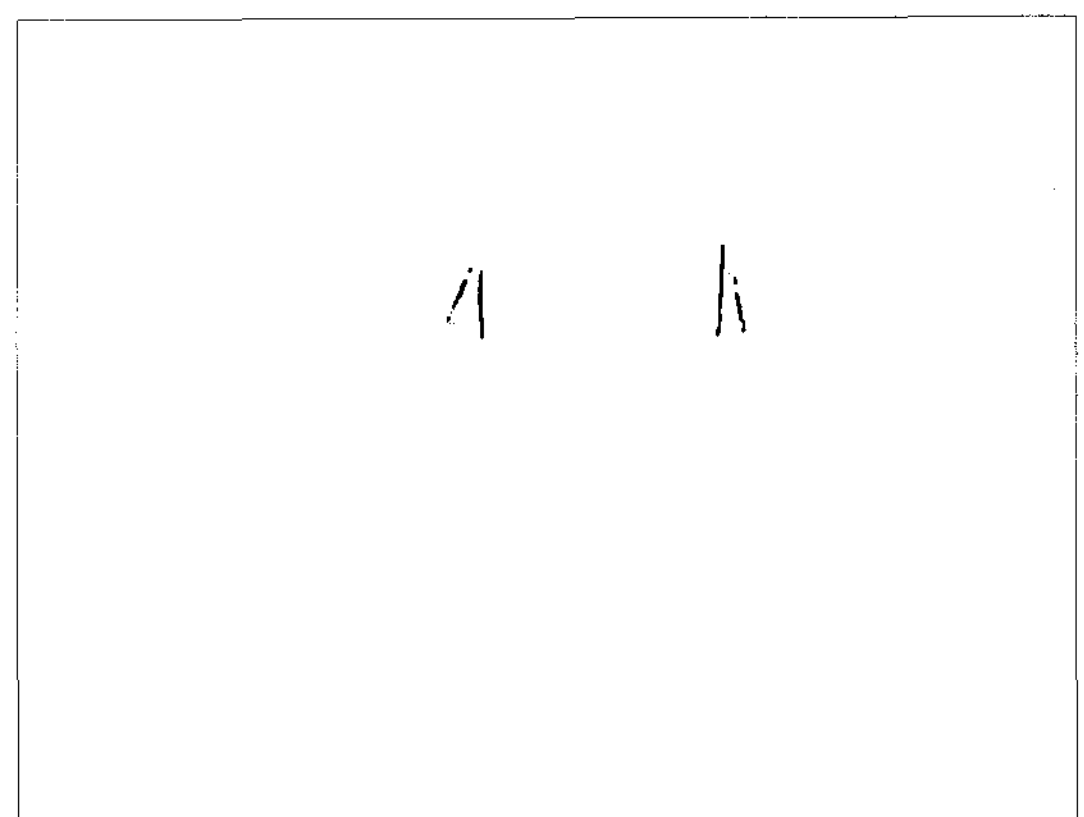


그림 30. Threshold_v를 이용한 연결 장애물 에지 검출
Fig 30. Edge Detection to Connected Obstacle

그림 26에 나타난 레이저 스캐너 데이터에 대해 식 (10)을 적용하면 그림 31과 같이 ROI에 적용되는 ClusterNumber_{LS}의 개수는 3임을 알 수 있다.

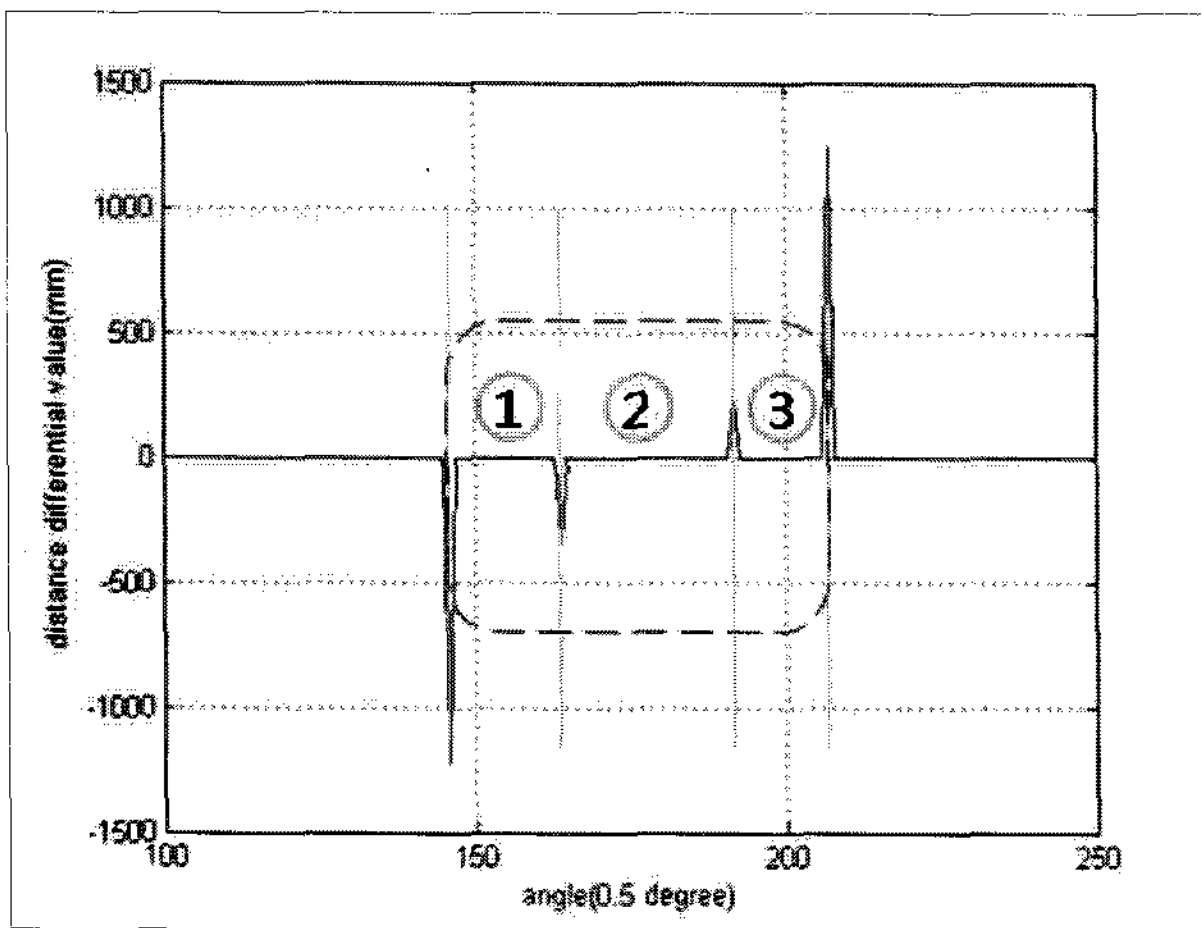


그림 31. 레이저 스캐너를 이용한 클러스터 구분
Fig 31. Cluster Classification using Laser Scanner

또한 그림 32에 나타난 것과 같이 비전 시스템을 이용한 클러스터의 판단은 각 ROI의 $ClusterEdge_V$ 값에 의해 결정되는데 식 (13)을 이용하여 각 ROI의 $ClusterEdge_V$ 값을 1로 판단할 수 있으며 $ClusterEdge_V$ 의 총합은 2임을 알 수 있다.

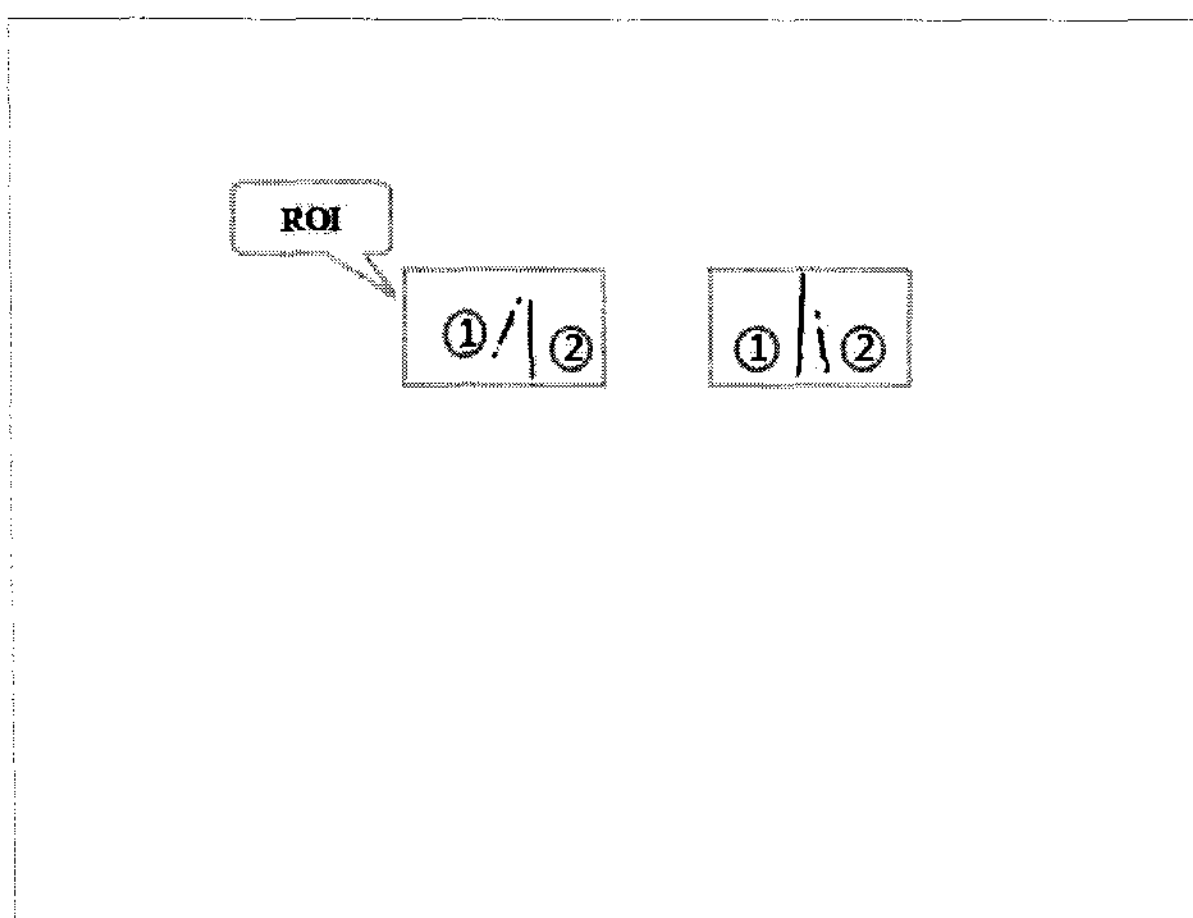


그림 32. 비전 시스템을 이용한 클러스터 구분
Fig 32. Cluster Classification using Vision System

최종적으로 식 (14)를 이용하여 클러스터의 개수 $ClusterNumber_{final}$ 은 1임을 알 수 있으며 식 (15)를 이용하여 그림 31의 클러스터 1, 2, 3에 대한 초기 중심점 (240.24, 1180.8) (26.196, 1500.8) (-198.88, 1188.5)에 대해 갱신된 초기 중심점 (22.52, 1290)을 얻을 수 있다.

갱신된 초기 중심점을 바탕으로 수정된 K-means 알고리즘을 적용하면 개별 장애물에 대해서는 그림 33과 같은 결과를, 그리고 연결 장애물에 대해서는 그림 34와 같은 결과를 얻을 수 있다. 그림 33에서와 같이 개별 장애물에 대해서는 다른 물체로 인식하며 장애물이 연결되어 모바일 로봇

이 지나갈 수 없는 경우, 그림 34와 같이 하나의 물체로 인식하는 것을 확인할 수 있다.

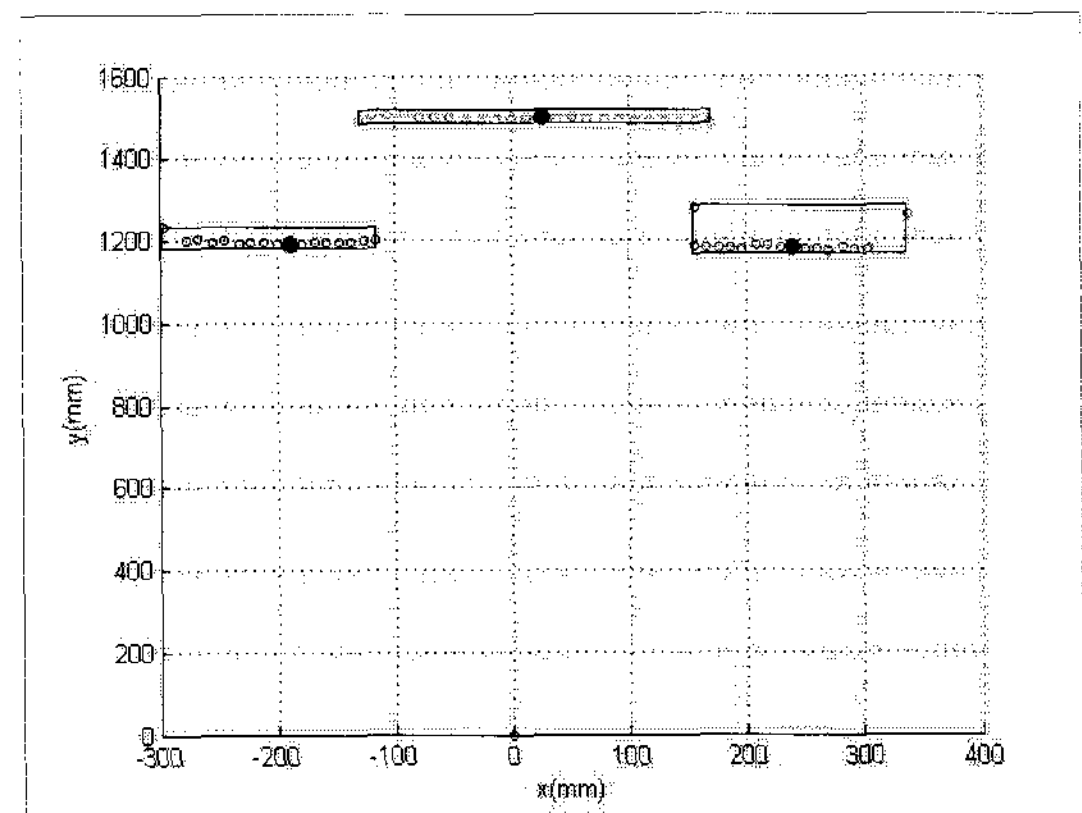


그림 33. 개별 장애물에 대한 제안된 알고리즘 적용
Fig 33. Suggested Algorithm Application for Separated Obstacle

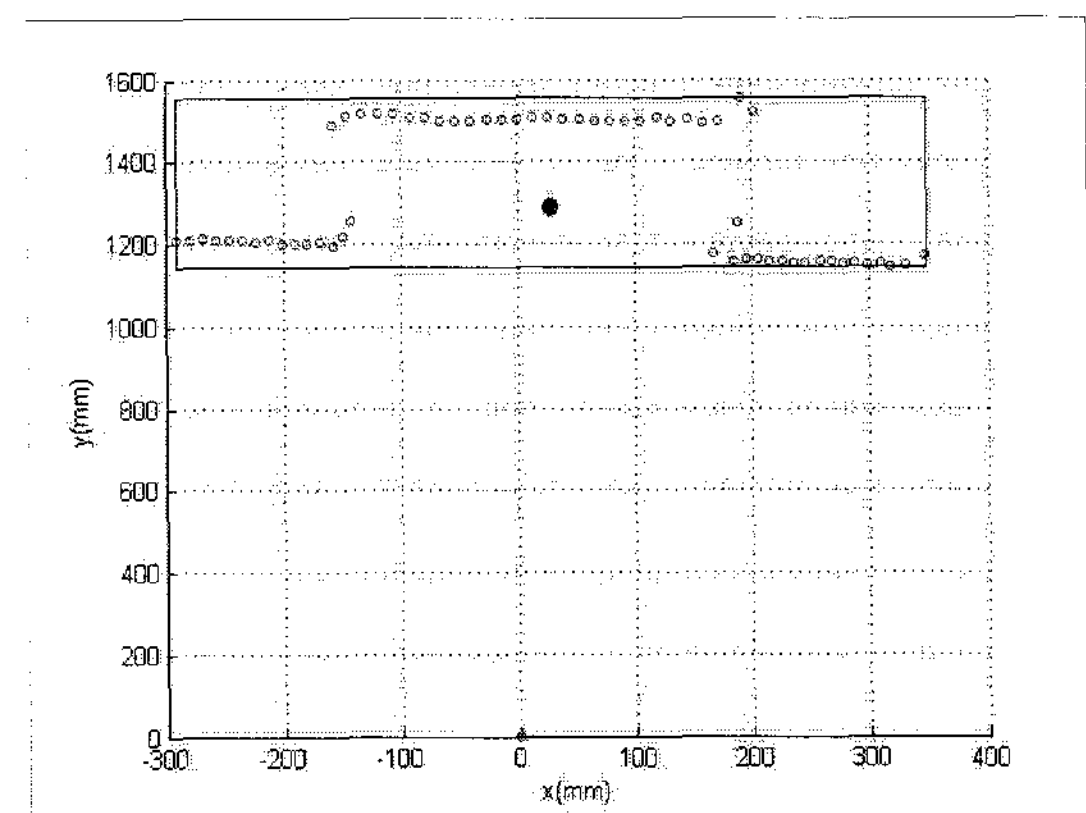


그림 34. 연결 장애물에 대한 제안된 알고리즘 적용
Fig 34. Suggested Algorithm Application for Connected Obstacle

4. 결 론

본 논문에서는 숨겨진 데이터에 대한 정보를 얻기 위해 EM 알고리즘 중의 하나인 K-means 알고리즘을 사용하였으며 기존 알고리즘의 난점인 초기값 선정 문제를 해결하고 레이저 스캐너를 이용하여 장애물을 감지하는 경우 장애물에 대한 판단을 높일 수 있는 클러스터링 방법을 제시하였다. 또한 특정한 상황에서 레이저 스캐너가 감지하지 못하는 장애물에 대한 인식을 위해 비전 시스템을 기반으로 스캐너 데이터와 함께 사용하여 장애물에 대한 판단 능력을 높이는 방법을 제시하였다. 특히 그림 25와 그림 31을 비교해보면 기존의 존재하는 알고리즘의 경우, 단일 장애물임에도 불구하고 같은 물체로 인식하는 단점을 지니고 있으나 제안된 알고리즘의 경우, 숨겨진 장애물에 대한 정보를 습득하고 이중의 데이터와 융합함으로써 장애물에 대한 인식 능

력이 높아졌음을 알 수 있다. 그러나 실외 환경에 대해 알고리즘을 적용하는 경우, 조도에 따른 비전 데이터의 변화가 발생하게 되므로 차후 조도 변화를 고려하여 알고리즘을 수정하고 제안된 알고리즘을 적용한 장애물의 인식을 바탕으로 무인 이동 개체의 경로 생성 및 장애물 회피에 대한 연구를 진행한다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구 R01-2006-000-11373-0 지원으로 수행되었음.

참고 문헌

[1] Xu Z., Zhuang Y., Chen H., "Obstacle Detection and Road Following using Laser Scanner," IEEE Intelligent Control and Automation, pp. 8630-8634, 2006.

[2] Cheng Y., "Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 790-799, 1995.

[3] 이기룡, 좌동경, 홍석교, "단일 레이저 스캐너를 이용한 모바일 로봇의 장애물 탐색 및 분리 알고리즘," 정보 및 제어 학술대회, pp. 385-386, 2007.

[4] A. Fitzgibbon, M. Pilu, Robert B. Fisher, "Direct Least Square Fitting of Ellipses," IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 476-480, 1999.

[5] 김성수, 강지혜, "새로운 고속 EM 알고리즘," 한국정보과학회논문지:시스템및이론, pp. 575-587, 2004.

[6] H. Schneiderman, T. Kanade, "Object Detection Using the Statistics of Parts," International Journal of Computer Vision, pp. 151-177, 2004.

[7] K. Mikolajczyk, B. Leibe, B. Schiele, "Multiple Object Class Detection with a Generative Model," IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 26-36, 2006.

[8] H. S. Lho, J.-W. Kwon, D. Chwa, S.-K. Hong, "Vision-based corridor line detection using K-means algorithm," Int. Conf. on Control, Automation & Systems, pp. 1052-1056, 2007.

[9] H. Takizawa, K. Yamada, T. Ito, "Vehicles detection using sensor fusion," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 238-244, 2004.

[10] M. Perrollaz, R. Labayrade, C. Royere, N. Hautiere, and D. Aubert "Long Range Obstacle Detection Using Laser Scanner and Stereovision," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 182-187, 2006.

[11] 이성환, "패턴인식의 원리 I 권," 홍릉과학출판사, 1997.

[12] A. McAdrew, "맷랩을 이용한 영상처리의 기초," 인더비전, 2007.

[13] 한학용, "패턴인식 개론," 한빛미디어, 2006.

[14] J. S. Lee, J. W. Kwon, D. Chwa, S.-K. Hong, "Object Detection of Mobile Robot Using Data-Mining Algorithm," Int. Conf. on Control, Automation & Systems, pp. 2368-2373, 2007.

저 자 소 개



정진구 (鄭珍久)

1979년 6월 9일생. 2006년 아주대학교 전자공학과 졸업. 2006년~현재 동 대학원 전자공학과 석사과정
Tel : +82-31-219-2489
E-mail : leegr007@ajou.ac.kr



홍석교 (洪錫敎)

1948년 8월 23일생. 1971년 서울대 전기공학과 졸업. 1973년 동 대학원 석사. 1981년 동 대학원 박사. 1976년~현재 아주대학교 전자공학부 교수
Tel : +82-31-219-2478
E-mail : skhong@ajou.ac.kr



좌동경 (左東京)

1971년 12월 23일생. 1995년 서울대 제어계측공학과 졸업. 2001년 동 대학원 전기공학부 졸업(공박). 2005년~현재 아주대 전자공학부 조교수
Tel : +82-31-219-1815
E-mail : dkchwa@ajou.ac.kr