주차보조를 위한 초음파 센서 기반의 주변차량의 주차상태 및 기둥 분류

Classification of Sides of Neighboring Vehicles and Pillars for Parking Assistance Using Ultrasonic Sensors

박 은 수, 윤 용 지, 김 형 래, 이 종 환, 기 호 용, 이 철 희, 김 학 일*
 (Eunsoo Park¹, Yongji Yun¹, Hyoungrae Kim¹, Jonghwan Lee¹, Hoyong Ki², Chulhee Lee¹, and Hakil Kim¹)

¹Inha University

²MANDO-HELLA Electronics

Abstract: This paper proposes a classification method of parallel, vertical parking states and pillars for parking assist system using ultrasonic sensors. Since, in general parking space detection module, the compressed amplitude of ultrasonic data are received, the analysis of them is difficult. To solve these problems, in preprocessing state, symmetric transform and noise removal are performed. In feature extraction process, four features, standard deviation of distance, reconstructed peak, standard deviation of reconstructed signal and sum of width, are proposed. Gaussian fitting model is used to reconstruct saturated peak signal and discriminability of each feature is measured. To find the best combination among these features, multi-class SVM and subset generator are used for more accurate and robust classification. The proposed method shows 92 % classification rate and proves the applicability to parking space detection modules.

Keywords: ultrasonic sensor, parking mode classification, pillar classification, Gaussian fitting, multi-class SVM

1. 서론

최근 운전자의 편의와 안전을 위해 자동으로 평행 주차 및 직각 주차를 수행 할 수 있도록 도와주는 주차 지원 시스템에 대한 요구가 증가하고 있다[1,2]. 국내외 완성 차 및 부품 업체들에서는 적은 비용으로 운전자의 부담을 경감시키고 편의를 증가시킬 수 있는 초음파기반 주차지원 시스템이 다양한 방식으로 활발히 연구개발 되고 있으며 상용화에 성공하였다. 특히 목표 주차공간을 인식하는 방법에 있어서 초음파센서는 경제성과 활용성이 높아 양산 차량에 널리 적용되고 있다[3,4]. 일반적으로 주차지원 시스템은 그림 1과 같이 구성되며 차량의 측방 초음파 센서를 이용하여 거리를 측정하고 주차공간을 인식하여 주차 가능 여부를 판단한다. 다음으로 주차 궤적을 생성하여 차량의 조향 동작을 자동화하여 후진 평행 주차 및 직각 주차를 수행하도록 운전자에게 편의를 제공한다. 또한 HMI (Human Machine Interface) 메시지 및 음성 안내에 따라 운전자가 기어 변속과 브레이크 및 가속 페달을 직접 조작하도록 구성된다[5].

직각주차 및 평행주차가 가능하기 위해서는 그림 1과 같은 측방 장거리초음파 센서를 이용하여 정확한 주차공간의 길이와 폭이 탐색되어야 하는데 이 공간에 위치한 기둥이나

연석과 같은 물체를 자동차로 잘못 인식하여 제대로 된 주차 공간을 검출하지 못하는 경우가 많다[5]. 따라서 주차공간 인식에 있어 초음파센서가 지속적이고 신뢰성 있게 활용되기 위해서는 초음파센서 데이터로부터 단순 공간인식을 넘어 그곳에 존재하는 물체의 종류를 인식할 수 있는 연구가 진행되어야 하지만, 현재의 초음파센서기반 자동 주차시스템은 단순히 초음파센서의 거리 값만을 이용하여 주차공간을 검출하는 수준에 머물고 있다. 또한 초음파 센서 모듈로부터 전송되는 정보는 전송시간과 그 대역폭으로 인하여 단순히 물체에 반사된 거리정보와 그 진폭의 피크(peak), 피크정보를 나타내는 신호의 너비를 전송할 뿐이기 때문에 물체를 분류하는데 필요한 정보가 매우 적어 이를 통한 물체의 분류를 어렵게 하는 원인이 된다. 따라서 현재의 주차지원 시스템은 단순히 차량의 이동정보를 초음파 센서로부터 획득된 거리와 함께 사용하여 주차영역을 획득하는데 그치고 있으며, 그

그림 1. 주차시스템의 시스템 구성.
 Fig. 1. System configuration of parking system.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 8. 17., 수정: 2012. 12. 2., 채택확정: 2012. 12. 4.

박은수, 윤용지, 이종환, 김학일: 인하대학교 정보통신공학과

(espark/yjyun/jhlee/hikim@vision.inha.ac.kr)

김형래: 인하대학교 로봇공학과(hrkim@vision.inha.ac.kr)

기호용: 만도헬라 일렉트로닉스(hyki@mandohella.com)

이철희: 인하대학교 기계공학과(chulhee@inha.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가위원회의 지능형자동차상용화연구기반구축사업의 일환으로 수행하였음 [10040723, 지능형 주차보조 시스템을 위한 장거리 초음파센서 개발].

공간에 존재하는 기둥이나 차량의 주차상태를 얻어내지 못하는 한계를 나타낸다.

따라서 본 논문에서는 차량의 이동정보 없이 기존의 초음파 센서 모듈로부터 획득되는 거리정보와 진폭의 피크 그리고 그 진폭신호의 너비 정보만을 이용하여 목표 주차공간 인근에 존재하는 차량들의 주차상태(평행상태와 직각상태)와 기둥을 분류하기 위한 특징 추출방법과 분류방법을 제안한다.

본 논문의 II 장에서는 초음파센서를 이용한 물체분류의 관련 연구내용을 알아보고, III 장에서는 연구에 필요한 초음파 센서 데이터의 취득방법과 데이터에 대한 분석내용을 살펴본다. IV 장에서는 제안하는 초음파센서를 이용한 물체분류방법을 설명하고 V 장에서 이 방법의 분류성능을 평가하며, VI 장에서 결론을 짓는다.

II. 관련 연구내용

초음파센서를 이용한 물체인식 방법의 경우 대부분의 연구는 복수개의 초음파센서 배열구조를 이용한 경우가 많으며[6-8], 주차공간 인식에 적용되어 물체를 인지하기 위해서 카메라를 이용한 영상정보를 함께 적용한 사례도 있다[9]. 초음파 센서만을 이용하여 물체를 분류하는 방법의 경우 크게 단일 초음파센서를 사용한 경우와 복수의 초음파 센서를 사용한 경우로 나눌 수 있는데 이에 대한 장단점 분석을 표 1에 나타내었다[10].

초음파센서를 이용하여 특정한 공간을 인지하는 방법 중 가장 활발히 연구되고 있는 분야는 소나(sonar) 데이터를 이용하여 해저의 표면을 인식하는 연구이다. Ohtani는 다수의 초음파 센서를 이용하여 배열구조물을 만든 뒤 획득된 센서 데이터진폭의 피크 값을 이용하여 주차공간에 나타날 수 있는 기둥과 같은 형태의 물체를 분류하였다[11]. 분류기로는 신경망을 사용하였으며 사각형, 육각형, 팔각형, 원기둥 형태의 기둥을 분류해 낸다.

국내의 비슷한 연구로는 초음파 센서를 이용하여 연석을 검출하는 방법이 있다[5]. 측방 장거리 초음파 센서를 이용하여 연석과의 거리를 기록하고 이 데이터를 직선과 곡선으로 맞춤(fitting)하여 연석의 모양을 분류하게 된다. 연석은 직선 모양, 오목한 모양, 볼록한 모양의 세가지 상태로 분류되며 단순 맞춤방법을 사용하기 때문에 그 구현이 매우 간단하다.

초음파센서 데이터로부터 물체를 분류하는데 도움을 얻고자 초음파수신을 다중으로 하여 물체표면을 평면과 모서리

로 구분하는 방법도 존재한다[12-14]. 이 방법은 초음파센서를 회전시킬 수 있는 장치를 추가하여 구조적 한계로 인해 측정하기 어려웠던 주차공간 외벽부분도 검출해낼 수 있다.

Martinez는 초음파센서를 이용한 물체분류를 위해 초음파 센서의 진폭모델을 제안하였고 이를 이용한 물체분류를 시도하였다[15]. 이 방법은 초음파센서가 획득한 진폭을 거리에 지수적으로 감소하는 형태로 모델링하고 물체의 반사계수를 도입하여 물체의 분류를 시도한다. 그는 초음파센서와 관련된 연구를 지속적으로 수행하여 추후 로봇에 소나 센서를 부착한 후 벽들을 평면, 코너(corner), 에지(edge)로 분류하는 방법을 제안하였다[16]. 이 방법은 초음파 센서 진폭의 고스트 피크(ghost peak) 분석을 이용하는 것으로 평면이 아닌 코너와 같은 부분에서는 양쪽 벽을 맞고 돌아온 진폭에 대한 분석결과를 활용하는 것이다. 대부분의 단일 초음파 센서를 이용한 물체분류 방법은 분류를 위한 특징으로 거리정보와 함께 피크 값을 많이 이용한다[17-19]. Schweinzer는 두 군데 이상의 위치에서 취득된 초음파센서 데이터를 이용하여 초음파 에코(echo)의 각도를 측정할 수 있는 방법을 제안하였다[20]. 측정된 에코의 각도를 이용하면 물체의 모양을 비교적 더 정확하게 추정해 낼 수 있게 된다. McKerrow는 얼굴을 검출하는데 초음파센서를 이용하였다[21]. 초음파 센서 데이터를 푸리에 변환(Fourier transform)하여 파워스펙트럼 분포를 얻은 뒤 얼굴모델을 이용하여 분류를 수행한다. 이 방법은 정지된 상태에서의 물체 고유의 초음파특성을 얻어낼 때 좋은 접근방법이 될 수 있다.

관련된 대표적인 연구내용들을 종합해 보면 초음파 센서로 물체를 분류하기 위해서는 초음파센서의 배열구조를 주로 활용되며 단일 초음파 센서를 이용하게 될 경우 단순히 물체의 평면이나 코너와 같은 물체의 표면 상태를 기술할 수 있는 경우가 많다. 또한 이 경우도 물체의 분류를 위해 단순히 반사계수를 활용하고 있어 자동차와 같이 비슷한 반사계수를 나타내는 물체의 분류에는 적용할 수 없는 한계를 가지고 있다.

본 연구가 초음파센서를 이용한 주차보조 시스템에서 기여할 수 있는 부분은 현재 상용화된 환경에 적용 가능하다는 점과 주차공간에 나타나는 대표적 물체의 초음파 특성들을 제공하는데 있다. 제안하는 방법은 노이즈가 많이 포함되고 값의 표현 범위를 넘어서게 되는 초음파 센서데이터로부터 비교적 차량과 기둥의 분류에 적합한 데이터들을 재구성하는 과정을 포함한다. 또한 새롭게 재구성된 데이터로부터 거리에 무관한 물체의 특징 정보를 얻어내기 위한 새로운 특징 추출과정을 제안한다. 부족했던 정보가 재구성된 후 특징 선택과정을 거쳐 제안하는 방법은 실제 주차지원 시스템에서 초음파 센서만을 이용한 차량의 주차상태와 기둥인식에 적용될 수 있는 가능성을 보인다.

III. 초음파센서 데이터 취득과 분석

1. 주차보조 시스템에서 초음파센서 데이터의 특성

일반적으로 실제 주차지원 시스템에서는 그림 2에서와 같이 통신 속도를 가속하기 위하여, 초음파센서의 원데이터(raw data)를 가공하여 축약된 형태로 전송한다. 만약 모든 데이터를 받고자 한다면 450 cm까지 측정 가능한 초음파센서

표 1. 물체인식에서 센서구조에 따른 장단점.

Table 1. Pros and cons in object recognition according to sensor configuration.

	단일센서	센서 배열
장점	<ul style="list-style-type: none"> •가격이 저렴 •구현이 비교적 단순함 	<ul style="list-style-type: none"> •거리의 계산이 비교적 정확함 •이동 없이 3차원 정보를 획득가능
단점	<ul style="list-style-type: none"> •거리의 정확도가 부정확 •모양을 인식하기 위해 센서 부착 후 이동정보가 필요함 	<ul style="list-style-type: none"> •센서의 배열구조를 신중히 선택해야 함 •설치 가격이 높음 •구현이 복잡함

그림 2. 주차공간 인식에서 제안하는 물체분류 방법의 위치.
Fig. 2. Position of proposed classification method in parking space detection module.

를 이용하여 약 1.5 cm 측정 거리 분해능으로 데이터를 전송할 경우 LIN (Local Interconnect Network) 통신 인터페이스에서 약 1.5초 정도의 시간이 걸리기 때문에 실제 주차지원 시스템에 적용될 수 없게 된다.

따라서 이 가공되지 않은 데이터로부터 실제 주차공간 인식 시스템으로 보내지는 데이터는 일반적으로 초음파 센서 진폭이 특정 문턱 값을 초과 했을 때의 거리값, 이 신호의 진폭의 피크값, 신호 진폭의 너비 정도이다. 이렇게 전송하게 될 경우 약 40 ms 통신속도로 데이터를 취득할 수 있으며 이는 실제로 상용화된 주차보조 시스템에서 이용하고 있는 전송속도이다. 따라서 물체분류 방법이 주차공간 인식 모듈에서 동작하기 위해서는 이렇게 축약된 데이터만을 이용하여 물체를 분류할 수 있어야 한다. 제안하는 물체분류 방법은 그림 2와 같이 축약된 형태의 데이터만을 이용하며 실제 주차공간 인식 모듈과 통합이 될 수 있도록 구성하게 되며 이 부분이 제안하는 방법의 핵심 부분이 된다.

본 논문에서는 물체의 너비정보는 초음파센서를 이용하여 획득할 수 있는 물체 고유의 특성이 아니라고 가정한다. 물체의 너비 정보는 물체를 분류하는데 중요한 특징이 될 수 있지만 이 데이터는 순수 초음파센서 데이터만을 이용해서는 획득할 수 없다. 실제로 물체의 너비 정보를 획득하기 위해서는 초음파 센서뿐만 아니라 차량의 정확한 속도 정보를 이용하여야 하는데 이는 차량의 CAN (Controller Area Network) 통신 데이터에 접근하여 획득할 수 있다. 본 연구는 주차공간에 나타나는 물체들의 초음파 응답만을 이용하여 물체를 분류해내는 것이 목표이며 이 응답에 맞는 물체들의 데이터 베이스를 구축하는데 도움이 되고자 하기 때문에 물체의 너비 정보는 본 연구에서 사용하지 않는다. 물체의 너비 정보가 존재하지 않아도 순수 초음파센서 데이터만을 이용하여 물체를 분류해 낼 수 있는 알고리즘을 개발해 내는 것이 주요 목표이며 이 결과는 물체고유의 특성으로 간주할 수 있기 때문에 앞으로의 주차보조 시스템에 적절히 활용될 수 있을 것이라 생각한다.

2. 초음파센서 데이터의 취득방법

본 연구의 목표는 주차보조 시스템에서 주차공간 인지에 적용될 수 있는 물체의 특징추출방법과 물체분류 알고리즘을 개발하는 것이다. 이를 위해서 분류 하고자 하는 물체인

그림 3. 초음파 데이터 취득 방법 (기둥).
Fig. 3. Method for ultrasonic data acquisition (Pillar).

그림 4. 차량의 측면(a)와 전면(b)에서의 초음파센서 취득.
Fig. 4. Ultrasonic data acquisition from a side of car (a) and a front of car (b).

차량의 전면, 측면, 기둥으로부터 초음파 센서의 데이터를 취득하는 작업이 선행되어야 한다. 취득될 센서 데이터는 각 물체에 대하여 너비 정보를 표현하지 못하도록 물체의 양쪽 모서리 데이터, 이 모서리부터 왼쪽과 오른쪽으로 각각 50 cm, 100 cm 떨어진 거리의 데이터, 마지막으로 물체의 중심 데이터를 취득한다. 즉, 그림 3과 같이 수평방향으로 7개의 위치에서 데이터를 취득하게 된다. 너비 정보를 표현할 수 없게 측정하는 이유는 앞서 설명한 바와 같이 데이터가 물체 고유의 초음파 특성만을 나타내게 하기 위함이다. 이 취득 방법은 차량과 물체 사이의 거리가 수직으로 50 cm, 100 cm, 150 cm, 200 cm 떨어진 위치에서 반복된다.

그림 3과 같이 물체가 기둥일 경우 작은 원으로 표현된 각 위치에서 차량을 정지 시킨 후 40개의 초음파 데이터를 획득하게 된다. 따라서 최종적으로 수평방향으로 7개의 위치, 수직 방향 4개의, 각 위치에서 40번의 측정으로 총 1,120개의 데이터를 얻는다.

그림 5. 실제 차량의 전면(a), 측면(b), 기둥(c).

Fig. 5. Pictures of front of a car (a), side of a car (b) and pillar (c).

차량의 측면과 전면의 데이터 취득은 그림 4와 같다. 그림 4에서는 표현하지는 않았지만 그림 3과 마찬가지로 수직 방향으로도 4개의 위치(50 cm, 100 cm, 150 cm, 200 cm)에서 데이터를 취득하게 된다. 차량의 경우도 그림 3의 기둥의 경우와 똑같은 실험조건에서 데이터를 취득하였으며 총 1,120개의 샘플을 얻는다.

그림 5는 실제로 사용된 차량의 전면과 측면 그리고 기둥을 나타낸다. 데이터 취득에 사용된 차량은 승용차의 형태를 대표할 수 있으며, 나무 판자로 만든 기둥은 주차장에서 흔히 볼 수 있는 일반적인 기둥을 대표한다.

3. 물체로부터의 초음파 데이터 특성분석

본 논문에서는 주차공간 인식모듈로 전송되기 전의 초음파센서 데이터를 원형데이터라 부르고, 주차공간 인식모듈에서 사용되는 축약된 데이터를 가공데이터로 명하겠다. 이 장에서는 주차인식 모듈에서 공통적으로 발생할 수 있는 이 원형데이터와 가공데이터와의 관계, 그리고 여기서 발생하는 문제들에 대해 알아본다.

그림 6은 수직방향으로는 기둥과의 거리가 50 cm 떨어져 있고, 수평방향으로는 화살표가 위치한 정 가운데 위치에서 취득한 40개의 원형 데이터를 보여준다. 그림 6의 그래프는

그림 6. 기둥과의 거리 50 cm에서의 초음파센서 데이터 40 샘플의 그래프.

Fig. 6. Graph for 40 sample ultrasonic data measured away 50 cm from a pillar.

그림 7. 가공 데이터 Peak, TOF, Width.

Fig. 7. Processed data Peak, TOF and Width.

거리에 따른 초음파센서 에코의 진폭전압을 표현한 것으로 x 축의 단위는 센티미터(cm)이고 y 축은 dB이다. 그림 6의 그래프에서 문턱치(Threshold values)는 이 크기를 넘어서 값들만 본래의 원형데이터에서 가공데이터가 될 수 있기 때문에 함께 표시하였다. 이 그래프가 복잡하지만 각 선분이 비슷한 형태로 나타나는 것은 40개의 원형데이터를 한 곳에다 그려 넣었기 때문이다. 그림 7은 이 40개의 원형데이터 중 하나를 선택하여 추상적으로 표현한 것이다. 원형데이터가 측정 가능한 모든 거리에 대한 초음파 에코의 진폭을 표현한 것이라면 가공데이터는 그림 7과 같이 하나의 원형 데이터부터 3개의 값, 즉 문턱치를 넘는 초음파에코가 도달한 비행시간(Time of Flight), 이 신호의 최대 진폭(Peak amplitude), 이 진폭 신호의 너비(width) 정보만을 가지고 있다. 따라서 데이터의 수가 대폭 감소하게 되며 이 감소된 정보를 이용하면 빠른 통신속도로 정보를 전달할 수 있게 된다.

초음파가 도달한 시간으로부터 물체와의 거리는 수식 (1)을 통하여 계산한다. 따라서 이 도달한 시간과 거리를 분류의 특징으로 사용하게 될 경우 굉장히 높은 상관관계를 갖는다.

$$Dist = \frac{ct_0}{2} \quad (1)$$

식 (1)에서 c 는 20°C 에서 343 m/s를 의미하며 t_0 는 초음파가 도달한 시간이며 측정된 거리는 $Dist$ 이다. 본 논문에서는 가공데이터에 대한 표현의 편의를 위하여 맨 처음 문턱치를 넘는 초음파가 도달한 시간을 TOF로, 이로부터 측정된 거리를 $Dist$ 로, 첫 번째로 문턱치를 넘는 에코의 최대진폭을 $Peak$ 로, 이 신호의 너비를 $Width$ 로 표기하겠다.

처리 해야 할 가공데이터는 두 가지 분류를 어렵게 하는 요인들을 포함하고 있는데 이는 가깝고 평평한 물체에서는 $Peak$ 값에 포화상태가 발생한다는 점과 문턱치 값으로 인한 데이터에 불균일성이 발생한다는 점이다. 이는 현재 상용화되어 있는 대부분의 주차공간 인식을 위한 초음파센서에서 공통적으로 발생하는 현상이다. 첫 번째 문제인 $Peak$ 값에 포화상태가 발생한다는 점은 그림 6의 그래프를 통해서 확인할 수 있다. 그림 6의 그래프에서 $Peak$ 값은 63 dB로 포화값을 보이는데 이로 인해 실제의 측정값을 알 수 없게된다.

두 번째 문제점인 문턱치에 의한 데이터의 불균일성은 그림 8을 통해 확인할 수 있다. 그림 8(a)는 차량이 기둥의 왼쪽 모서리로부터 50 cm 떨어졌을 때의 초음파센서의 원형데이터 결과를 보여준다. 결과를 살펴보면 약 70 cm 부근에서 점선 박스로 표현된 작은 진폭이 솟아있지만 이 값은 문턱치

그림 8. 문턱치를 넘지 못한 신호(a); 문턱치를 넘은 신호(b).

Fig. 8. Signals smaller than threshold value (a); larger than threshold value (b).

를 넘지 못하여 가공데이터로 변환될 때 Peak 값이 0이 된다. 그러나 그림 8(b)의 경우 약간의 크기로 그 값을 초과하였으며 이때 가공데이터에서 Peak 값은 약 40 dB 정도가 된다. 이렇듯 가공데이터로 변환될 때 물체의 모서리 부근에서 발생하는 데이터의 어떤 측정값은 0이 될 수도 있고, 어떤 측정값은 본래의 Peak 값을 그대로 간직할 수 있다. 따라서 같은 위치에서도 값의 Peak 값은 문턱치를 넘는지 여부에 따라 큰 차이 값을 나타내게 된다. 이 두 가지 문제는 주차공간 인지 모듈에서 가공데이터를 이용하여 물체인식을 시도할 때 굉장히 안 좋은 영향을 미치게 된다. 제안하는 방법은 이 두 가지 경우를 전처리 과정을 통해 극복해 낸다.

IV. 초음파 센서를 이용한 물체분류

1. 전체적인 처리과정

제안하는 방법은 4개의 가공데이터 중 기본적으로 Dist와 상관도가 높은 TOF를 제거한 3개의 특징 Dist, Peak, Width를 이용한다. 전체적으로 보다 간단한 표현을 위하여 측정될 특징들을 각 분류기준에 맞게 인덱스화하는 작업이 필요하다. 전체적인 인덱스화 방법은 그림 9와 같다.

그림 9의 표현을 이용하여 초기의 가공된 초음파 센서의 특징은 식 (2)와 같이 표현 할 수 있다.

$$x_{ijkl} = \{\text{Dist}_l, \text{Peak}_l, \text{Width}_l\}, 1 \leq l \leq 40 \quad (2)$$

식 (2)에서 i 는 분류 클래스의 종류를 나타내며 $i = \{P, F, S\}$ 의 값을 가질 수 있다. 여기서 P는 기동을 F는 차량의 전면을 S는 차량의 측면을 나타낸다. $j = \{50, 100, 150, 200\}$ 의 값을 가질 수 있는데 그림 9에서 보는 것과 같이 수직방향의 센티미터 단위의 거리를 의미한다. $k = \{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$ 의 값을 가질 수 있고 수평방향의 위치 인덱스를 의미한다. ijk 를 이용하여 그림 9의 한 점에서의 가공데이터를 표현 할 수 있다.

이 실험에서는 그림 9의 한 점에서 40 샘플을 취득하기 때문에 최종적으로 이 취득 개수를 나타내기 위한 l 의 인덱스를 이용하여 가공데이터에 대한 모든 정보를 표현할 수 있게 되며 이를 l 에 관한 하나의 벡터형태로 표현하면 식 (3)과 같다. 이 식 (3)의 특징은 제안하는 물체분류 알고리즘이 처

그림 9. 데이터의 인덱스화.

Fig. 9. Data indexing.

리할 가정 원시적 형태의 가공데이터이다.

$$x_{ijk} = [x_{ijk1}, x_{ijk2}, \dots, x_{ijk40}], 1 \leq l \leq 40 \quad (3)$$

주차인식 모듈에 적용 가능한 기동, 차량의 전면, 측면 분류 방법은 그림 10과 같은 절차를 갖는다. 이 방법은 크게 잡음제거(noise filtering), 특징추출(feature extraction), 특징선택과 학습(feature selection and training), 분류(pattern classification)의 과정으로 나눌 수 있다. 잡음제거 과정에서는 앞 절에서 언급한 Peak 값 포화상태 및 문턱치에 의한 불균형 데이터를 보상하는 방법을 제안하며, 특징추출 과정에서 가공데이터 Dist, Peak, Width를 이용하여 데이터를 개수를 효과적으로 줄이면서 분류 가능한 특징을 추출하는 방법을 설명한다. 특징선택 및 학습 단계에서는 최적의 특징 선택방법과 다중 부류 SVM (Multi-class Support Vector Machine)을 이용한 학습방법을 이용하였으며, 분류과정에서는 교차검증(cross validation)을 통하여 분류 성능을 측정하였다.

그림 10. 전체 처리과정.

Fig. 10. Overall processes.

2. 잡음제거

잡음제거 단계는 그림 10에서 보는 것과 같이 잘못된 데이터의 제거, 데이터의 평균화, 대칭변환의 과정을 포함한다. 식 (3)의 가장 원시적 형태의 가공데이터 x_{ijk} 에 속한 특징 중 $Dist_l$ 이 450 cm를 넘는 특징들 x_{ijkl} 을 제거한다. 450 cm는 실험에 사용된 센서의 한계측정 거리이다.

데이터의 평균화 과정은 이 제거된 샘플들의 평균을 취하는 것이다. 원형데이터에서 문턱치를 넘지 못한 데이터들의 가공데이터 형태는 전부 0이다. 즉 식 (2)의 $x_{ijkl} = \{0,0,0\}$ 과 같다. 따라서 이 과정에서 단순한 평균을 취한다면 문제가 발생할 수 있음을 알 수 있을 것이다. 이는 그림 8에서 나타난 현상과 비슷하며 그림 11은 이러한 현상을 명확하게 설명해 준다. 그림 11은 데이터의 제거과정을 통해 얻어진 샘플 40개의 특징 x_{ijkl} 들 중 몇몇은 문턱치를 넘지 못하여 모든 특징이 $x_{ijkl} = \{0,0,0\}$ 의 값을 가질 수 있고 몇몇은 문턱치를 초과하여 실제 측정된 값을 가질 수 있음을 나타낸다. 원형데이터를 활용한다면 문턱치 계산을 거치지 않기 때문에 단순한 평균계산도 의미가 있을 테지만 문턱치 보다 낮은 값의 데이터는 전부 0으로 표현되기 때문에 단순 평균을 취할 수는 없는 것이다. 따라서 제안하는 방법은 샘플들의 0의 개수를 세어 이 값이 0이 아닌 측정값보다 많다면 이 샘플은 평균값을 취하지 않고 단순히 $x_{ijk} = \{0,0,0\}$ 로 나타낸다. 그렇지 않을 경우 0을 제외한 값들에 대해서만 평균을 취한다. 이는 식 (4)와 같이 표현될 수 있다.

$$\bar{x}_{ijk} = \begin{cases} \left[\frac{\sum_{l=NZ} Dist_l}{CNZ}, \frac{\sum_{l=NZ} Peak_l}{CNZ}, \frac{\sum_{l=NZ} Width_l}{CNZ} \right] & \text{if } \frac{CZ}{CNZ} \leq 1 \\ [0, 0, 0] & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

식 (4)에서 CNZ는 벡터 x_{ijk} 의 요소 벡터인 x_{ijkl} 에 대하여 $Dist_l$ 이 0인 것의 개수이다. 특징샘플 벡터 x_{ijk} 에서 특징을 0으로 표현하는 특징벡터의 개수가 값을 표현하는 특징벡터의 개수보다 적다면 이 특징샘플벡터는 0-벡터를 제외한 데이터들의 평균 벡터가 되며 그 반대의 경우는 0-벡터가 된다. 이 과정을 통해 40개의 특징벡터로 표현되었던 x_{ijk} 는 평균 계산을 통해 하나의 특징벡터인 $\bar{x}_{ijk}$ 로 변환되어 인덱스 l 을 사용할 필요가 없게 된다.

그림 11. 문턱치 계산에 따른 평균연산의 부적합 예.

Fig. 11. Example of inappropriateness of averaging due to thresholding.

그림 12. 기둥의 특징 중 - Dist (a); Peak (b).

Fig. 12. Features of the Pillar - Dist (a); Peak (b).

측정된 3가지 특징 Dist, Peak, Width 중 Dist와 Peak를 그림 12에 표현해 보았다. 그림 12(a)를 보면 기둥의 모서리는 가로축 방향 인덱스 -1과 1이기 때문에 이를 제외한 부분에서는 0으로 나와야 좋은 분류가 가능하겠지만 불균일한 데이터 측정으로 인해 -3, -2의 위치에서는 0인 반면, 2와 3 위치에서는 거리가 측정되어 있음을 알 수 있다. 이것은 기둥의 측면에서 반사된 초음파와 에코의 거리가 측정된 것이다. 명백히 기둥, 차량의 전면과 후면은 모두 좌우로 대칭형태임이 분명하지만 실제 측정 할 때는 문턱치 연산 및 측정잡음에 의하여 그림 12와 같이 대칭형태로 나타나지 않음을 확인할 수 있다. 따라서 이 과정에서 대칭변환을 수행하여 좌우의 데이터를 같게 만들어준다. 대칭변환은 $\bar{x}_{ijk}$ 에서 가로축 인덱스 k 에 관하여만 수행되며 k 값의 범위는 $[-3,3]$ 이므로 수식 (5)와 같이 표현될 수 있다. 즉, 원본과 그 원본의 뒤집힌 신호의 기하평균을 취하면 대칭변환이 완료된다.

$$\bar{x}_{ijk} = \sqrt{\bar{x}_{ijk} \times \bar{x}_{ij(-k)}} \quad (5)$$

그림 13은 그림 12의 대칭변환 결과를 보여준다. 대칭변환을 통해서 특징의 수를 줄일 수 있으며, 측정잡음에 의한 영향을 줄일 수 있게 된다.

3. 특징 추출

특징추출 단계에서는 잡음제거 과정을 거친 가공데이터로부터 효과적으로 물체의 특징을 규정할 수 있는 특징추출 방법을 제안한다. 이를 위하여 초음파 센서 데이터로부터 물체의 특성을 규정할 수 있는 4가지 성질을 가진다.

그림 13. 대칭변환을 그림 12에 적용한 결과.

Fig. 13. Result of applying symmetric transform to the data in figure 12.

첫 번째는 기동은 그 크기가 작고 차량에 비해 평편하기 때문에 차량의 전면과 측면에 비해서 그 측정되는 거리 값의 범위가 비교적 균일하게 나타날 것이라는 가정이다. 두 번째는 물체의 가운데서 측정된 초음파 센서의 진폭은 그 물체의 모양 때문에 가장 평편한 기동에서 가장 높은 Peak를 보일 것이며 차량의 측면은 두 번째로 높은 값, 가장 평편하지 않은 차량의 전면부에서 가장 낮은 Peak 값을 보일 것이라는 가정이다. 세 번째는 두 번째 가정의 성질에 의하여 가로방향으로 연속적으로 측정된 초음파 값의 표준편차의 크기가 기동, 차량의 측면, 차량의 전면의 순서로 나타날 것이라는 가정이다. 마지막 가정은 Width의 값이 물체 모양의 굴곡에 의하여 앞선 가정과 마찬가지로 기동에서 가장 작고 차량 측면 그리고 전면 순서로 나타날 것이라는 가정이다. 제안하는 방법은 이 4가지 가정 조건을 만족하기 위한 4가지의 특징을 만들어내는데 이는 Dist의 표준편차, 재구성된 Peak, 재구성된 Peak 신호의 표준편차, Width의 합 이렇게 4가지이다.

그림 14는 기동, 차량전면, 차량 측면에 대한 Dist 결과를 보여준다. 4개의 그래프는 각각 수직방향 인덱스인 j 에 대하여 각각 50 cm, 100 cm, 150 cm, 200 cm일 때 측정된 결과들이다. 그림에서 확인할 수 있는 점은 차량에서의 Dist의 값들은 측면에서 반사된 초음파와 에코로 인해 각각의 수평 방향의 측정에서 비교적 높은 편차를 나타내지만 기동에서는 균일하게 나타나는 것을 확인할 수 있는데 이는 첫 번째 가정과 일치한다. 실제의 데이터는 그림 12에서처럼 기동도 측면에서 발생하는 초음파와 에코의 거리로 인해 그 크기가 균일하지 않지만 잡음제거 과정에서 수행한 대칭변환에 의해 균일한 형태를 보이게 된 것이다.

첫 번째 특징인 Dist 표준편차는 σ^{Dist} 로 표현하였으며 수식 (6)을 통하여 얻는다. $ExtDist_k$ 함수는 $\overline{x_{ijk}}$ 의 k 인덱스에

그림 14. Dist의 결과.

Fig. 14. Result of Dist.

해당하는 특징들 Dist, Peak, Width 중에서 Dist 값만을 추출하며 STD는 이 데이터들에 대하여 표준편차를 계산한다.

$$\sigma^{Dist}_{ij} = \text{STD}(\text{ExtDist}_k(\overline{x_{ijk}})) \quad (6)$$

그림 15. Peak의 결과.
Fig. 15. Result of Peak.

두 번째 특징은 재구성된 Peak 값이다. 가공데이터 중 Peak 값은 63 dB가 포화값이며 실제로 그림 15에서 보이는 것과 같이 가까운 거리에서는 많은 수의 Peak가 포화 값으로 측정된다. 거리 200 cm에서는 포화값이 발생하지 않기 때문에 표현하지 않았다. 그림 15를 보면 일반적으로 물체의 측면에서 측정된 데이터에 비해 가운데 부분에서 가장 강한 Peak 값이 발생하며 포화상태이기 때문에 이 값을 재구성해 낼 필요가 있음을 확인할 수 있다. 제한하는 방법은 이 데이터에서 포화상태의 값을 제거 한 뒤 실제로는 이 데이터가 가우시안 형태를 나타낸다는 가정을 사용하며 가우시안 피팅(Gaussian fitting)을 수행하는 것이다.

가우시안 모델은 수식 (7)과 같다. 수식 (7)의 $\text{ExtPeak}_k(\bar{x}_{ijk})$ 함수는 $\bar{x}_{ijk}$ 로부터 Peak 특징 중 포화값만을 제거하고 추출하는 함수이다. k 는 수평방향 위치 값 [-3, 3]을 나타낸다. 수식 (7)을 가장 잘 표현 할 수 있는 가우시안 모델 파라미터들을 추출한 후 이 진폭을 두 번째 특징으로 간주하는데 이는 수식 (8)의 RP_{ij} 로 표현하였다.

세 번째 특징인 재구성된 Peak의 표준편차는 수식 (7)의 c_{ij} 값을 그대로 사용하며 수식 (9)의 σ^{RP} 로 표현하였다.

$$\text{ExtPeak}_k(\bar{x}_{ijk}) \approx a_{ij} e^{-\left(\frac{k-b}{c_{ij}}\right)^2} \quad (7)$$

그림 16. Width의 결과.
Fig. 16. Result of Width.

$$RP_{ij} = a_{ij} \quad (8)$$

$$\sigma^{RP}_{ij} = c_{ij} \quad (9)$$

네 번째 특징은 Width의 합이다. 실험에 사용된 초음파센서의 Width 값 기본단위는 $12.8\mu s$ 로 Width가 1일때의 값을 의미한다. Width 값 역시 주차공간 인식 모듈에서는 63의 포화값으로 표현되는데 이는 대부분의 실제 초음파센서 모듈에서도 마찬가지이다.

그림 16은 각 거리에 대한 초음파 센서의 Width 값을 표현한다. Width 값은 그림 16에서 보듯이 기둥을 제외하고는 차량의 측면과 후면에서는 비슷한 특성을 보임을 알 수 있다. Width의 특징 개수를 줄이고 분별력을 갖는 특징을 추출하기 위해서 각 위치 k 에 해당하는 Width의 합을 이용한다. 그림 16에서 200 cm의 거리에서 측정된 데이터를 제외하고 각 위

치에서 측정된 Width의 합을 취하면 기둥, 차량 측면, 차량 전면의 순서로 크기가 증가함을 알 수 있다. 따라서 수식 (10)과 같이 이 데이터들의 합을 특징으로 사용하며 이를 SW 로 표현한다.

$$SW_{ij} = \text{Sum}(\text{ExtWidth}_k(\overline{x_{ijk}})) \quad (10)$$

ExtWidth_k 함수는 이전과 마찬가지로 $\overline{x_{ijk}}$ 에서 k 인덱스에 해당하는 Width 특징만을 추출하며 Sum 함수는 이 값들의 합을 취하는 함수이다. 이제 추출된 4개의 특징들을 이용하여 새롭게 특징벡터와 부류벡터를 수식 (11)과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} X_{ij} &= \{\sigma^{Dist}_{ij}, RP_{ij}, \sigma^{RP}_{ij}, SW_{ij}\} \\ i &= \{P, F, S\} \\ j &= \{50\text{cm}, 100\text{cm}, 150\text{cm}, 200\text{cm}\} \end{aligned} \quad (11)$$

수식 (11)에서 X 는 특징벡터를 의미하며 i 는 이전과 마찬가지로 부류벡터 P (Pillar), F (Front), S (Side)를 나타내며, 인덱스 j 는 수직 방향 거리인 50 cm, 100 cm, 150 cm, 200 cm를 의미한다. 추출된 특징 X 는 수평방향의 인덱스 k 를 포함하지 않기 때문에 초기의 특징에 비해 많은 차원이 줄어들었다.

추출된 특징 집합은 그 값의 범위가 서로 다르기 때문에 정규화 과정을 필요로 한다. 정규화 과정은 수식 (12)와 같다. 수식 (12)의 X_{ij} 는 정규화 될 특징 벡터이며 $\overline{X}$ 는 이 특징들의 평균벡터, σ 는 이 특징벡터의 분산들을 의미한다. 최종적으로 $\widetilde{X}$ 는 정규화된 벡터를 의미하게 된다.

$$\widetilde{X}_{ij} = \frac{x_{ij} - \overline{X}}{\sigma} \quad (12)$$

제안하는 특징들의 분별력을 측정해 보기 위해 부류간 퍼짐(between-class scatter)과 부류내 퍼짐(within-class scatter)을 계산하였다. 부류내 퍼짐은 수식 (13)과 같이 계산하였다.

$$\begin{aligned} m_i &= \frac{1}{N_i} \sum_j \widetilde{X}_{ij} \\ bc_{ik} &= |m_i - m_k|^2 \quad (i \neq k) \end{aligned} \quad (13)$$

수식 (13)의 m_i 는 부류 i 에 속한 특징의 평균벡터를 의미하며 bc_{ik} 는 단순히 서로 다른 부류 i 와 k 의 각 특징간의 거리를 의미한다. 부류내 퍼짐은 식 (14)로 계산되는데 여기서 m_i 는 수식 (13)에서와 같고 결과적으로 각 부류내 거리를 계산한 후 이에 대한 다른 부류내 거리와의 합을 의미한다.

$$\begin{aligned} s^2_i &= \sum_j (\widetilde{X}_{ij} - m_i)^2 \\ wc_{ik} &= s^2_i + s^2_k \quad (i \neq k) \end{aligned} \quad (14)$$

일반적으로 부류간 퍼짐이 크고 부류내 퍼짐이 작을수록 좋은 특징이다. 따라서 개별 특징의 분별력을 수식 (15)로 표현가능하고 이 값이 클수록 좋은 특징이라고 말할 수 있으며 이 값이 1보다 클 경우 부류간 퍼짐이 부류내 퍼짐보다 큰 경우이다.

$$DC_{ik} = \frac{bc_{ik}}{wc_{ik}} \quad (15)$$

표 2. 개별 특징의 분별력.

Table 2. Discriminability of each feature.

	σ^{Dist}	RP	σ^{RP}	SW
DC_{PF}	10.544	0.250	2.354	7.588
DC_{FS}	0.0687	0.066	0.216	0.018
DC_{PS}	2.296	0.249	2.012	21.474

그림 17. 특징선택의 방법.

Fig. 17. Method for feature selection.

개별 특징의 분별력을 표 2에 나타내었다. 표 2의 아랫첨자는 앞의 설명과 마찬가지로 부류를 표시하는 {P=Pillar, F=Front, S=Side}를 의미하며 부류를 표시하는 DC_{PF} 의 경우 기둥과 차량 전면의 개별 특징에 대한 분별력을 나타낸다. 개별 특징의 분별력의 경우 재구성된 Peak인 RP 는 좋은 특징으로 보기 어려운데 이는 가까운 거리에서의 측정된 초음파 진폭에서 상당히 많은 수의 포화상태 값이 발생하였고, 이로 인해 재구성된 RP 의 값에 큰 부류내 분산이 발생하였기 때문이다. 또한 전체적으로 DC_{FS} , 즉 개별 특징만을 비교했을 경우 차량간의 구분은 매우 힘든 것으로 예상할 수 있다. 이를 극복하기 위해 제안하는 방법은 개별 특징이 아닌 최적의 특징벡터를 적절하게 선정하고 부류간 퍼짐이 작아도 좋은 성능을 보일 수 있는 SVM 방법을 적용하였다.

4. 특징선택과 학습

개별특징의 분석으로 각 특징의 분별력을 판단해 볼 수 있지만 실제 분류기에서도 이런 판별이 최적이라는 보장은 없다. 주어진 훈련집합의 특징 벡터에 대하여 각 특징이 갖을 수 있는 모든 조합을 취한 후 이에 대한 분류기에서의 성능 측정을 곧바로 분별력으로 사용할 수 있다. 이런 특징선택 방법이 가능한 이유는 특징 선택과정에서 상당히 많은 수의 데이터를 하나의 특징으로 만들어서 단지 4개의 특징만을 분류기에 적용할 수 있기 때문이다. 실제 제안하는 특징선택 방법은 다중 부류 SVM 방법을 이용하며 부분집합 생성함수를 통해 모든 가능한 조합에 대한 최적 특징조합을 찾아내게 된다. SVM은 기본적으로 이진 분류를 위해 설계되었지만 다중 부류에 대한 분류도 가능하다[22]. SVM의 가장 큰 장점은 결코 지역 최적점에 빠지지 않는다는 점과 커널(kernel)사용을 통한 비선형 분류가 가능하다는 점이다. 추출된 특징의 수가 매우 작으므로 제안하는 방법은 그림 17과 같은 특징 부분집합 생성과정과 반복을 통해 최적 특징의 부분집합을 결정하게 된다.

V. 분류성능평가

분류 성능을 평가하기 위해서 실험에는 총 12개의 샘플들이 사용되었다. 각각 분류를 위한 3개의 물체 기둥, 차량의

표 3. 교차검증 결과 - 모든 특징사용.

Table 3. Cross validation result - Using all features.

Test \ Result	Pillar	Front	Side
Pillar	4	0	0
Front	0	1	3
Side	0	3	1

전면, 차량의 측면에 대해 수직 방향으로 50 cm 100 cm, 150 cm, 200 cm의 거리에서 측정한 초음파 센서 데이터를 이용한다. 따라서 각 물체 3부류는 4개 다른 거리를 갖고 있는 초음파 센서 특징을 보유하며 총 12개가 된다.

생성된 특징 4개에 대한 분별력을 교차검증을 하지 않고, 즉 훈련집합에 테스트를 위한 샘플을 포함 시킨 후 SVM 분류기를 이용하여 분류를 수행한 결과 100 % 분류율로 12개의 샘플이 분류됨을 확인하였다. 그러나 테스트를 위해 하나의 샘플을 뺀 학습결과에 대하여 교차 검증을 통해 성능을 측정하였을 때는 50 %의 성능만을 보였다. 이에 대한 분석을 표 3에 나타내었다. 표 3의 숫자가 의미하는 것은 세로축 테스트 데이터가 가로축 결과로 인식된 숫자를 보여준다. 각 샘플은 4개의 데이터로 이뤄져 있으므로 같은 쌍에 4가 있다면 이 샘플은 완전한 분류를 수행하였음을 의미한다. 교차 검증 시 이 결과는 개별 특징의 분별력 측정에서 알 수 있었듯이 차량의 전면과 측면 구분에 좋지 않은 성능을 나타냄을 알 수 있다. 결과는 차량의 전면을 측면에 대해 3개씩 잘 못 분류 한 것을 보여준다.

특징 선택방법을 통해 이전 장에서 설명한 모든 가능한 부분집합에 대한 교차검증 결과를 표 4에 나타내었다. 표 4의 Subset이 의미하는 숫자는 이전 수로 변환 했을 때의 4자리 특징 선택을 의한 수를 의미한다. 즉, 4개의 특징 $\{\sigma^{\text{Dist}}, \sigma^{\text{RP}}, \sigma^{\text{SW}}\}$ 에 대하여 Subset의 숫자가 10이라면 이는 이전 수 [1 0 1 0] 이 되고 $\{\sigma^{\text{Dist}}, \sigma^{\text{RP}}\}$ 가 특징으로 선택 되었음을 의미한다. 가장 높은 분류결과는 모든 특징이 사용 되었을 때가 아니라 $\{\sigma^{\text{Dist}}, \sigma^{\text{RP}}\}$ 의 두 개의 특징만이 사용 됐을 때이다. 각 개별 특징이 선택 된 경우는 Subset 1, 2, 4, 8을 의미하는데 개별 특징의 분별력을 부류간과 부류내 퍼짐에서 예측 가능했던 것과 마찬가지로 RP가 가장 좋지 않은 성능을 보임을 알 수 있다. 또한 가장 높은 개별 특징 2개인 Subset 1과 2의 조합이 아닌 2와 8에서 가장 높은 분류율을 나타낸 것을 보면 단순히 높은 개별 특징조합이 SVM 분류기에서 높은 성능을 나타내지 못할 수 도 있음을 확인할 수 있다. 실험을 통해 주차공간의 인식에 필요한 기둥, 차량의

표 4. 모든 특징 부분집합에 대한 교차 검증결과.

Table 4. Cross validation result on all possible subset combinations.

Subset	Classification rate (%)	Subset	Classification rate (%)
1	75	9	67
2	83	10	92
3	75	11	67
4	50	12	58
5	67	13	50
6	83	14	75
7	67	15	50
8	67		

표 5. 교차검증 결과 - $\{\sigma^{\text{Dist}}, \sigma^{\text{RP}}\}$ 사용.Table 5. Cross validation result - Using $\{\sigma^{\text{Dist}}, \sigma^{\text{RP}}\}$.

Test \ Result	Pillar	Front	Side
Pillar	4	0	0
Front	0	4	0
Side	0	1	3

전면, 차량의 측면을 분석할 때 좋은 특징 조합으로 활용 될 수 있는 것은 거리의 표준편차인 σ^{Dist} 와 재구성된 Peak의 표준편차인 σ^{RP} 임을 알 수 있다. 이는 다른 특징에 비해 거리에 민감하게 반응하지 않는 물체의 모양에 관계된 특성임을 볼 때, 직관과도 어느 정도 일치함을 확인할 수 있다. 표 5는 최적 특징 $\{\sigma^{\text{Dist}}, \sigma^{\text{RP}}\}$ 를 사용했을 때 잘 못 분류된 결과를 보여주는데 이전의 결과들과 마찬가지로 차량의 주차 상태를 분류하는데 실패하였다. 이는 차량의 재질에 대한 초음파의 반사특성이 같기 때문인 것으로 사료된다.

VI. 결론

본 논문에서는 단일 장거리 초음파 센서를 이용하여 주차 인식 공간에 적용될 수 있는 물체분류 방법을 제안하였다. 주차공간 인식 모듈로 전송되는 초음파센서 데이터는 전체 초음파 진폭이 아닌 압축된 결과의 형태이기 때문에 이를 분석하는데 기본적으로 많은 어려움이 따른다.

이를 해결하기 위해 압축된 데이터의 전처리 과정에서 문턱치 값으로 인해 발생하는 데이터의 불균일성을 해결하기 위한 평균방법과 물체 고유의 속성인 대칭을 이용하기 위한 대칭변환을 수행하였다. 특징추출 과정에서는 특징의 개수를 줄이고 물체특성을 보다 명확히 규정짓기 위한 특징을 제안하였는데 이는 Dist의 표준편차, 재구성된 Peak, 재구성된 Peak 신호의 표준편차, Width의 합 4가지이다. 재구성된 Peak와 표준편차를 얻기 위해 가우시안 모델을 적용하였으며 각 구성된 특징의 개별 분별력을 측정하였다. 이 특징 중 보다 정확한 인식과 최적 특징 조합을 찾기 위하여 다중 부류 SVM 방법과 부분집합 생성기를 이용한 특징선택 방법을 적용하였다. 실험 결과 교차검증을 통해 92 %의 인식률을 얻을 수 있었으며 가장 높은 분류성능을 나타내는 특징은 Dist의 표준편차와 재구성된 Peak 신호의 표준편차임을 확인할 수 있었다.

앞으로 이 실험결과를 통해 주차공간 인식 모듈에서 초음파 센서 데이터만을 이용한 주차상태 및 공간 인식에 활용될 수 있을 것으로 생각하며 높은 분별력의 특징을 선별할 때 좋은 참고자료가 될 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] M. Wada, K. S. Yoon, and H. Hashimoto, "Development of Advanced Parking Assistance System," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 50, no. 1, pp. 4-17, 2003.
- [2] J. Pohl, M. Stehsson, P. Degerman, and J. Larsson, "A semi-automated parallel parking system for passenger cars," *Proceedings of IMechE, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 220, pp. 53-65, 2006.
- [3] D. Kim, H. Jung, C. Choi, and P. Yoon, "Parallel parking lot

- detection with long range ultrasonic sensor," *Proc. of KSAE (in Korean)*, vol. 3, pp. 1621-1626, 2006.
- [4] B. Kim, W. Park, D. Seo, K. Lee, and D. Kim, "Corner detection of parking lot using multiple echo ultrasonic," *KSAE (in Korean)*, vol. 16, no. 2, pp. 66-73, 2008.
- [5] S. Kim, D. Lee, S. Park, and J. Kwon, "Curbstone detection algorithm of parking space detection with ultrasonic sensor," *Proc. of KSAE (in Korean)*, pp. 1282-1292, 2011.
- [6] I. Serrano, A. Lazaro, and J. P. Oria, "A new method for object identification in ultrasonic systems using neural nets," *Proc. of CIRA97*, pp. 152-157, 1997.
- [7] K. Ohtani and M. Baba, "Ultrasonic robot eye for shape recognition employing a genetic algorithm," *Proc. of IMEKO*, pp. 2021-2025, 2003.
- [8] K. Ohtani, M. Baba, and S. Omori, "Target classification of a pillar-like object located at any free position by ultrasonic sensor array," *SICE Annual Conference*, pp. 6-10, 2011.
- [9] F. Abad, R. Bendaha et al., "Parking space detection," *14th World Congress on Intelligent Transportation Systems and Services*, Oct. 2007.
- [10] E. Park, Y. Yun, H. Kim, R. Zhang, J. Lee, and H. Kim, "Research trends on object classification using ultrasonic sensors for free space detection," *Proc. of IEKK (in Korean)*, 2012.
- [11] K. Ohtani, M. Baba, and S. Omori, "Target classification of a pillar-like object located at any free position by ultrasonic sensor array," *SICE Annual Conference*, pp. 6-10, 2011.
- [12] W.-J. Park et al., "Parking space detection using ultrasonic sensor in parking assistance system," *Proc. of Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 1039-1044, 2008.
- [13] Z. S. Lim, et al., "Multi-object identification for mobile robot using ultrasonic sensors," *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 589-593, 2012.
- [14] S. B. Kim and H. B. Kim, "Optimally overlapped ultrasonic sensor ring design for minimal positional uncertainty in obstacle detection," *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 8, no. 6, pp. 1280-1287, 2010.
- [15] M. Martinez et al., "Using the amplitude of ultrasonic echoes to classify detected objects in a scene," *Proc. of ICAR*, pp. 1136-1142, 2003.
- [16] M. Martinez and G. Benet, "Wall-corner classification using sonar: a new approach based on geometric features," *Sensors 10*, no. 12, pp. 10683-10700, 2010.
- [17] Ö. Bozma and R. Kuc, "Building a sonar map in a specular environment using a single mobile sensor," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 12, Dec. 1991.
- [18] H. J. Jeon and B. K. Kim, "Feature-based probabilistic map building using time and amplitude information of sonar in indoor environments," *Robotica*, vol. 19, pp. 423-437, 2001.
- [19] J. D. Tardos et al., "Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 21, pp. 311-330, 2002.
- [20] H. Schweinzer and P. Krammer, "Scene analysis with ultrasonic sensors," *Proc. of ETFA*, vol. 1, pp. 219-226, 2005.
- [21] P. McKerrow and K. K. Yoong, "Classifying still faces with ultrasonic sensing," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 55, no. 9, pp. 702-210, 2007.
- [22] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for

pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 8, pp. 75-85, 1992.

박 은 수

2007년 인하대학교 정보통신공학부 졸업(공학사). 2010년 인하대학교 정보통신공학과 석사. 2010년~현재 인하대학교 정보통신공학과 박사과정. 관심분야는 병렬영상처리, 자동차비전.

윤 용 지

2011년 인하대학교 정보통신공학부 졸업. 2012년~현재 인하대학교 대학원 정보공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 지능형 자동차, 컴퓨터비전.

김 형 래

2011년 목원대학교 지능로봇공학과 졸업. 2011년~현재 인하대학교 대학원 로봇공학전공 석사과정. 관심분야는 로봇 비전, 자동차비전.

이 종 환

2012년 인하대학교 정보통신공학부 졸업(공학사). 2012년~현재 인하대학교 정보통신공학과 석사과정. 관심분야는 병렬영상처리, 자동차 비전, 무인자동차, 스마트 카 (커넥티드 카).

기 호 용

2005년 강원대학교 컴퓨터공학과 졸업. 현재 만도헬라일렉트로닉스 연구소 근무. 관심분야는 Advanced Driver Assistance System.

이 철 희

1994년 인하대학교 기계공학과 졸업(공학사). 1996년 인하대학교 기계공학과 석사. 2006년 일리노이주 어바나 샴페인(미) 기계공학과 박사. 2007년~현재 인하대학교 공과대학 교수. 관심분야는 최적설계, 해석 및 트라이볼로지.

김 학 일

1983년 서울대학교 제어계측 공학과 졸업(공학사). 1985년 퍼듀대학교(미) 전기컴퓨터 공학과 석사. 1990년 퍼듀대학교(미) 전기컴퓨터 공학과 박사. 1990년~현재 인하대학교 공과대학 교수. 관심분야는 생체인식, 생체인식 표준화, 컴퓨터비전.