

통계적 회귀 기법을 활용한 초음파 센서 기반의 기둥 및 차량 분류 알고리즘

Pillar and Vehicle Classification using Ultrasonic Sensors and Statistical Regression Method

이 충 수, 박 은 수, 이 종 환, 김 종 희, 김 학 일*
(Chung-Su Lee¹, Eun-Soo Park¹, Jong-Hwan Lee¹, Jong-Hee Kim¹, and Hakil Kim^{1,*})

¹Department of Information & Communication Engineering, Inha University

Abstract: This paper proposes a statistical regression method for classifying pillars and vehicles in parking area using a single ultrasonic sensor. There are three types of information provided by the ultrasonic sensor: TOF, the peak and the width of a pulse, from which 67 different features are extracted through segmentation and data preprocessing. The classification using the multiple SVM and the multinomial logistic regression are applied to the set of extracted features, and has achieved the accuracy of 85% and 89.67%, respectively, over a set of real-world data. The experimental result proves that the proposed feature extraction and classification scheme is applicable to the object classification using an ultrasonic sensor.

Keywords: ultrasonic sensor, object classification, logistic regression, multiple SVM

I. 서론

현재 자동 주차 보조 시스템은 빠른 속도로 보편화되고 있다. 국내에서는 운전면허 시험이 간소화 되면서 면허가 있더라도 주차에 어려움을 겪는 운전자들로 인해 그 수요가 계속 증가하고 있는 추세이다. 자동주차 보조를 위한 주차공간 탐색에는 현재 초음파 센서가 가장 많이 활용되고 있다. 초음파 센서는 가격이 저렴하고 소모전력이 낮으며, 낮은 대역폭을 갖는다는 장점이 있다. 반면에 그 측정값은 온도에 의한 영향을 받으며 지향각(beam angle)이 넓어서 대상 물체와의 사잇각을 측정하기 어려운 단점이 존재한다. 이러한 단점에도 불구하고 초음파 센서는 낮은 가격과 허용 가능한 수준의 거리 측정오차로 인해 자동 주차 보조 시스템에서 가장 널리 활용되고 있으며 초음파센서를 이용한 주차공간 및 물체 분류에 관한 많은 연구가 진행되었다.

Degerman [1]은 주차공간 검출 방법의 정확도를 향상시키기 위해서 초음파 센서의 개수를 늘리고 초음파의 지향각을 줄인 후 허프변환을 적용하여 높은 성능의 주차공간을 검출하는 방법이 제안하였다. 이 방법은 초음파 센서의 물리적 성능을 향상시킨 방법이다. 완성차 업체인 도요타에서는 초음파 센서를 이용하여 주차공간에 위치한 차량의 앞면과 옆면을 인식하는 방법을 제안하였고 이를 통해 자동 후방주차 수행하는 시스템을 구현하였다[2]. 이 방법은 차량의 주차

상태를 구분할 수 있지만 주차공간에 존재하는 기둥을 분류하지 못하는 단점이 있다.

주차공간에 존재하는 것과 비슷한 형태의 기둥을 분류해내기 위해 Ohtani [3]와 Kim [4]은 센서의 배열 구조를 이용하였다. Ohtani의 방법은 기둥의 모양을 분류하기 위해 신경망 방법을 적용하였다. 이 두 가지 방법은 센서의 배열 구조를 이용하기 때문에 자동 주차보조 시스템에 적용되기 어려운 단점이 있다.

Martinez [5,6]는 초음파 센서의 진폭모델을 이용한 물체분류 방법을 제안하였다. 이 방법은 초음파 센서로 획득한 펄스(pulse)의 진폭을 거리에 지수적으로 감소하는 형태로 모델링하고 물체의 반사계수를 도입하여 물체의 분류를 시도한다. 센서들은 로봇에 장착되어 벽의 상태를 평면, 코너, 에지로 분류할 수 있다. 이 방법의 경우 반사계수가 비슷한 차량들을 분류하기 어려우며 실내의 로봇환경에서 실험하였기 때문에 실외의 다양한 환경에서 적용 가능한지는 확인할 수 없다. 유사한 방법으로 로봇에 적용되어 평면과 에지 등을 구분하는 방법으로 초음파 수신을 다중으로 하는 연구도 진행되었다[7]. 이 방법의 센서 구조는 차량에 적용하기 어렵다.

주차공간에 존재하는 물체들을 보다 정확하게 인식하기 위하여 Abad [8]는 초음파 센서와 영상정보를 함께 이용하였다. 이 방법은 초음파 센서 데이터의 한계를 극복할 수 있지만 카메라를 따로 설치해야 하기 때문에 설치 비용과 소모전력이 증가한다는 단점이 존재한다.

Park [9]은 주차공간에 존재할 수 있는 기둥과 차량의 주차상태를 구분하는 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 비교적 정확한 성능을 보이고 있지만 물체의 모양 정보를 이용하지 않기 때문에 실제 차량에 적용하기 어렵고 적은 특징으로 물체를 분류하려다 보니 전처리 과정에서 많은 계산량을 필요로 하는 단점이 존재한다.

* Corresponding Author

Manuscript received September 9, 2013 / revised January 2, 2014 / accepted January 22, 2014

이충수, 박은수, 이종환, 김종희, 김학일: 인하대학교 정보통신공학과 (cslee@vision.inha.ac.kr/espark@vision.inha.ac.kr/jhlee@vision.inha.ac.kr/jhkim@vision.inha.ac.kr/hikim@inha.ac.kr)

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

이와 같은 방법들은 지하주차장과 같은 공간에서 기둥을 차량이나 다른 너비가 큰 장애물로 잘못 인지할 수 있다. 이로 인해 주차가 가능한 지역을 불가능한 지역으로 잘못 분류하는 경우가 발생한다[10,11]. 정확한 주차가능 공간을 인식하고 그 한계를 극복하기 위해서는 주차공간 내의 차량 형태와 기둥을 분류 할 수 있어야 한다.

제안하는 방법은 Park의 연구를 개선하고 보다 다양한 데이터를 활용하기 위해 두 개의 초음파와 에코(echo) 펄스 정보를 활용하며 물체의 모양 정보를 추출해 낸다. 또한 기존의 방법은 기둥과 차량 전면, 차량 옆면에 대한 분류를 수행하였지만 본 논문에서는 물체 분류의 대상을 기둥, 차량 전면, 차량 후면, 차량 옆면으로 확장하여 같은 너비를 갖는 다른 물체에 대한 분류까지 수행하였다. 특징 추출 후에 물체 분류 과정에서는 특징 조합과 선택 과정을 통해 보다 효과적인 물체 분류 방법을 제안한다.

본 논문의 II 장에서는 초음파와 데이터의 취득 방법과 데이터의 구성에 관해 논한다. III 장에서 특징 추출과 물체 분류 방법을 설명하고 IV 장에서 성능을 평가하며 마지막으로 V 장에서 결론을 맺는다.

II. 초음파 데이터

1. 초음파 데이터 취득

본 연구는 초음파 펄스로부터 각기 다른 물체를 분류하는데 목적이 있다. 분류하고자 하는 물체는 기둥, 차량 전면, 차량 후면, 차량 옆면이며 그림 1의 차량과 기둥을 사용하였다. 초음파 데이터를 이용한 물체 분류를 위하여 우선 각 물체 별로 데이터를 취득하였다. 다양한 경우의 데이터를 취득하기 위하여 두 가지 요소를 조절하였는데 첫 번째는 차량과 센서간의 거리, 두 번째는 차량의 속도이다.

차량과 센서간의 거리는 50cm, 100cm, 150cm로 차량 속도는 5kph, 15kph로 조절하였고 각 경우에 5회씩 데이터를 취득하였다. 그림 2에 데이터 취득 방법을 나타내었으며 각 물체 별로 30개의 데이터, 총 150개의 데이터를 취득했다. 그림 2의 Dist 는 차량에 장착된 센서와 물체간의 수직 거리이고 Vel은 차량의 이동 속도이다. 이때 센서가 장착된 차량은 모든 물체와 수직된 방향으로만 주행하였다.

2. 펄스의 구성 요소 및 분석

초음파 데이터는 그림 3과 같이 센서로부터 펄스를 발진시키고 시간의 흐름에 따라 되돌아오는 펄스의 세기를 측정하여 나타낼 수 있다. Ultrasonic pulse는 시간에 따른 펄스이며 x축은 시간을 나타내고 y축은 펄스의 세기이다. 시간에 따라 유효한 펄스임을 구분할 수 있는 Threshold는 점선으로 나타



그림 1. 실험에 사용한 차량과 기둥.

Fig. 1. Vehicle and Pillar.

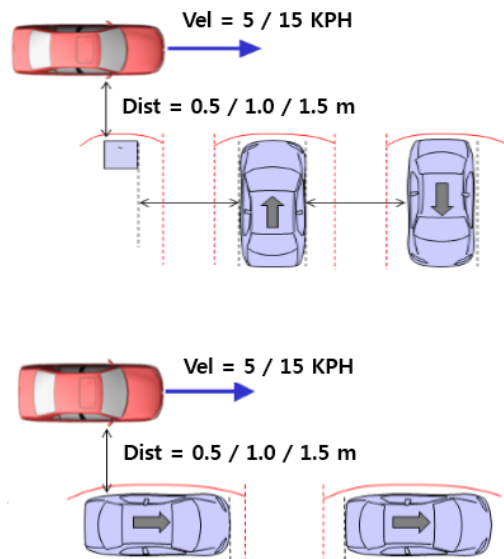


그림 2. 초음파 데이터 취득.

Fig. 2. Ultrasonic data acquisition.

내었다. 그림 3과 같은 형태의 데이터는 시간의 흐름에 따른 모든 펄스가 표현되기 때문에 데이터 전송 시간을 고려하면 실시간 처리에 적합한 형태라고 볼 수 없다. 본 논문에서는 초음파 펄스에서 필요한 데이터를 선택적으로 사용한다.

초음파 펄스가 임계 곡선을 초과하는 지점부터 다시 떨어지는 지점까지를 에코 펄스라 하는데 본 논문에서는 첫 번째와 두 번째 에코 펄스를 사용하며 각 에코 별로 그림 3에 표현된 세 가지 정보를 추출하여 사용한다. 추출하는 정보는 비행 시간(time of flight), 펄스의 최대 진폭(peak), 펄스의 너비(width)이다. 비행 시간은 식 (1)을 통해 센서로부터의 거리 값(distance)으로 변환될 수 있다.

$$Distance = \frac{CT}{2} \tag{1}$$

이때 C는 초음파 펄스의 매질인 공기에서의 음파 속도이며 20℃에서 343m/s를 갖는다. T는 초음파 펄스 발진 후 펄스 세기가 임계 곡선을 처음 넘어서는 시간 즉, 첫 번째 펄스의 TOF이다.

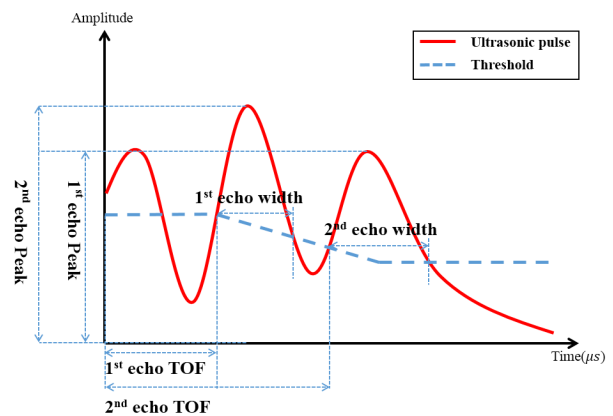


그림 3. 시간 도메인 초음파 데이터.

Fig. 3. Time domain ultrasonic data.

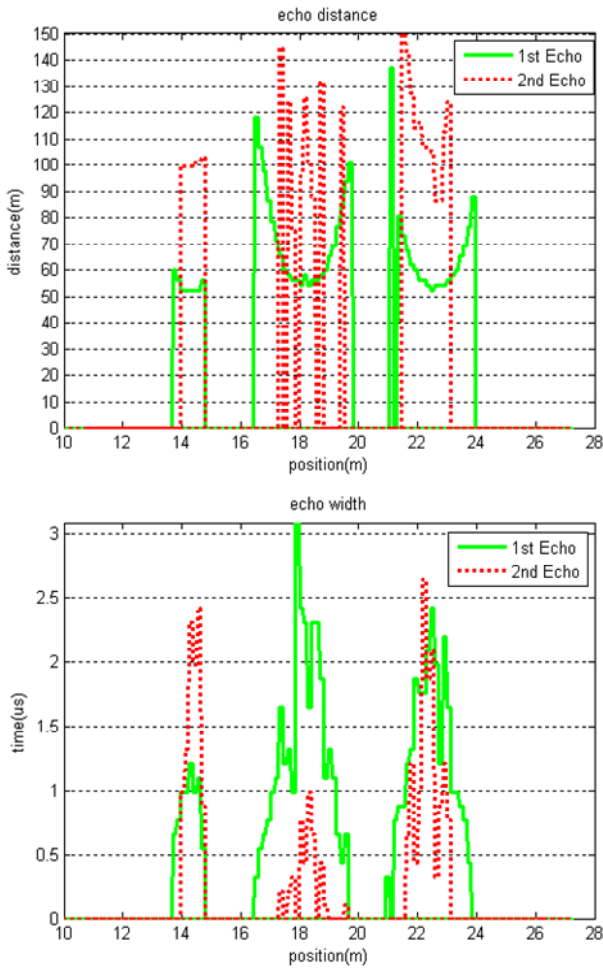


그림 4. 공간 도메인 초음파 데이터.
Fig. 4. Spatial domain ultrasonic data.

거리 값으로의 변환 과정을 거치고 최종적으로 센서로부터 취득한 원형 데이터를 그림 4에 나타내었다. 해당 데이터는 센서와 물체 간의 거리 50cm, 차량의 이동 속도 5kph인 경우에 추출한 데이터이다. 실제로 나타낸 1st Echo는 첫 번째 에코 펄스이며 두 번째 에코 펄스 2nd Echo는 점선으로 나타내었다. 두 가지 그림 모두 세 가지 군집된 펄스를 나타내는데 왼쪽부터 기둥, 차량 전면, 차량 후면에 관한 데이터이다. 이때의 x 축은 데이터를 취득한 차량의 수평 위치를 나타내며 y 축은 각각 거리(m)와 시간(us)이다.

초음파 데이터에서 추출한 거리 값은 센서와 물체간의 거리이다. 그림 4의 첫 번째 그래프를 살펴보면 두 가지 에코 모두 거리 값이 일정하지 않고 U자 형태를 띄게 되는데 이는 초음파 센서의 지향각 때문이다. 초음파 펄스는 센서의 지향각에 따라 방사형태로 발진되기 때문에 이동하는 차량이 물체에 도달하지 않았더라도 물체가 지향각에 포함되는 위치에서는 대각선 길이의 거리 값이 측정된다. 또한 첫 번째 에코 펄스는 실제 거리와 유사한 값을 나타내는 반면 두 번째 에코 펄스는 실제 거리의 약 두 배 값을 나타낸다. 그 이유는 두 번째 에코의 경우 물체의 표면에서 반사된 펄스가 센서에서 한번 더 반사되어 왕복된 펄스가 감지되기 때문이다.

펄스의 너비는 시간 도메인상에서 에코의 너비와 같다. 각 에코가 임계 곡선을 넘어선 시간을 측정 한 것으로 너비가 클수록 물체가 초음파 펄스를 더 강하게 반사했다고 볼 수 있으며 그림 4의 두 번째 그래프에 나타나있다.

마지막으로 최대 진폭 값은 그림 3과 같은 시간 도메인 상에서 각 에코 별로 펄스의 최대 값을 추출한 것이다. 펄스의 너비와 마찬가지로 진폭 값이 클수록 초음파 펄스가 물체에서 더 강하게 반사했다고 볼 수 있다. 펄스의 너비와 최대 진폭 값은 비례 관계를 보이기 때문에 본 논문에서는 물체 분류에서 최대 진폭 값을 사용하지 않는다. 이와 같이 정의한 펄스를 바탕으로 각 물체 별 데이터를 살펴보면 몇 가지 성질을 발견할 수 있다.

- 1) 물체의 너비는 기둥, 차량의 전/후면, 차량의 옆면 순으로 크게 나타난다.
- 2) 두 번째 에코 펄스는 실제 거리의 약 두 배에 해당하는 값을 나타내지만 기둥을 제외하고 나머지 물체들은 불규칙한 값을 나타낸다.

이 두 가지 특성에 따라 다음 단락에서는 물체의 너비를 활용할 수 있는 특징과 두 번째 에코 펄스를 이용한 특징을 정의한다.

III. 초음파 데이터를 이용한 물체 분류

1. 전체적인 물체 분류 과정

본 논문에서 제안하는 전체적인 물체 분류 과정 크게 세 단계로 나뉘어지는데 그림 5에 나타난 것과 같이 전처리 과정(preprocessing), 특징 추출(feature extraction), 물체 분류(classification) 세 단계이다.

전처리 과정에서는 전체 데이터를 물체 단위로 세분화하고 세 가지 방법에 의해 원 데이터를 가공 한다. 결과적으로 서로 다른 8가지의 가공 데이터가 생성되며 해당 데이터를 이용해 특징 추출을 수행한다. 특징 추출 단계에서는 세 가지 특징을 정의하는데 물체 너비, 에코 펄스의 분산, 에코 펄

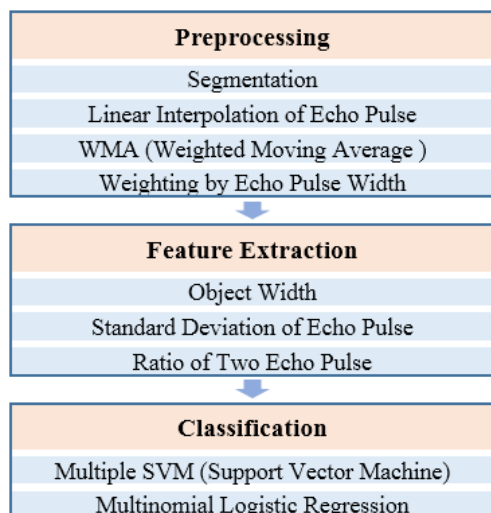


그림 5. 초음파데이터를 이용한 물체 분류 과정.
Fig. 5. Object classification process using ultrasonic data.

스의 비율이다. 물체 분류에서는 가능한 모든 특징 조합을 이용해 네 가지 물체를 분류한다. 물체 분류에는 두 가지 분류 방법을 적용했는데 하나는 다항 SVM (Support Vector Machine), 또 다른 하나는 다항 로지스틱 회귀(multinomial logistic regression)이다.

2. 전처리 과정

초음파 데이터를 이용한 물체 분류의 첫 번째 단계는 에코 펄스의 군집화이다. 각 물체에 해당하는 데이터를 추출하기 위해서는 차량이 주행하면서 취득한 전체 데이터로부터 각 물체에 해당되는 펄스를 따로 추출해야 한다. 초음파 데이터를 구성하는 펄스 중에서 첫 번째 에코 펄스는 두 번째 에코 펄스에 비해 물체의 유무에 따라 극명한 차이를 나타낸다. 따라서 첫 번째 에코 펄스를 군집 데이터 추출의 기준으로 사용한다.

공간 도메인 상에서 첫 번째 에코 펄스가 특정 임계 값을 초과하는 지점부터 임계 값 이하로 떨어지는 지점까지를 물체의 군집 데이터로 정의한다. 이때 물체가 존재하는 구간에서 펄스 값이 0으로 떨어지는 경우가 발생하는데 이 때문에 한 물체임에도 불구하고 여러 개의 집합으로 나뉘지게 된다. 이와 같은 오류를 피하기 위하여 공간 도메인 거리 값으로 10cm 이내에서 0으로 떨어지는 에코 펄스는 하나의 집합으로 처리한다.

첫 번째 전처리 과정을 거쳐 획득한 군집 데이터를 살펴 보면 물체의 종류에 따라 유사한 형태를 띄게 된다. 그러나 물체 분류에 있어서 정확도를 떨어뜨리는 불안정 요소가 두 가지 발생한다. 첫 번째 불안정 요소는 데이터 취득 이상으로 인해 펄스가 일시적으로 중단되는 경우이고 두 번째는 주변 값들에 비해 상대적으로 매우 높거나 낮은 잡음이다.

첫 번째 불안정 요소를 제거하기 위하여 본 논문에서는 보간 처리를 활용한다. 군집화된 데이터 안에서 공간 도메인을 기준으로 일정 거리 내에서 중단된 펄스를 보간 처리한다. 그림 6은 에코 펄스 데이터를 보간 처리로 재구성한 데이터이다. 식 (2)는 선형 보간에 해당하는 과정이며 펄스 값이 중단되기 직전의 좌표를 (x_a, y_a) , 중단된 이후에 처음으로 0 이

상의 펄스가 검출된 좌표를 (x_b, y_b) 라 정의하고 그 사이의 좌표 (x, y) 값을 연산한다.

$$y = y_a + (y_b - y_a) \frac{(x - x_a)}{(x_b - x_a)} \tag{2}$$

본 논문에서는 군집화한 데이터를 크게 두 가지로 분류했는데 첫 번째는 원 펄스(original pulse)이고 두 번째는 앞서 서술한 보간 펄스(interpolated pulse)이다. 이렇게 크게 분류한 두 가지 펄스를 세 가지 방식으로 다시 한번 가공하게 되며 최종적으로 총 8가지의 서로 다른 펄스를 추출하게 된다.

세 가지 방식은 첫 번째 평균화(averaging) 펄스, 두 번째 가중치(weighted) 펄스, 마지막 세 번째는 평균화와 가중치를 동시에 수행한 펄스이다. 평균화 펄스란 식 (3)과 같이 가중 이동 평균을 취함으로써 생성된다.

$$N = 1 + 2 + \dots + n$$

$$M_t = \frac{1}{N} P_t + \frac{1}{N} P_{t-1} + \dots + \frac{1}{N} P_{t-n+1} \tag{3}$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{n-1} (k+1) P_{t-k}$$

이때 n 은 이동 평균 구간의 크기으로써 공간상에서 거리 10cm에 해당하는 인덱스 15이다. P_t 는 거리 t 에서의 에코 값이며 M_t 는 거리 t 에서의 가중 이동 평균 값으로 원 펄스를 대체하는 평균화 펄스 값이다. 단순 이동 평균과 가중 이동 평균의 차이점은 가중 이동 평균의 경우 각각의 거리 값에 가중치를 부여하여 현재 거리 t 에 가까울수록 평균값에 미치는 영향력이 증가한다는 점이다. 그림 7에 평균화 과정을 거친 데이터를 나타내었으며 적용 후에 앞서 정의한 불안정 요소 중 두 번째 요소가 일부 제거되었음을 확인할 수 있다. 또한 평균화 과정을 통해 같은 물체간의 자기 상관도가 높아질 것으로 예상된다.

다음으로 가중치 펄스는 에코 펄스에 다른 펄스를 조합하여 물체 간의 차이를 극대화 시키는 방법이다. 공간 도메인 상에서 서로 다른 물체가 유사한 형태의 에코 펄스를 나타낼

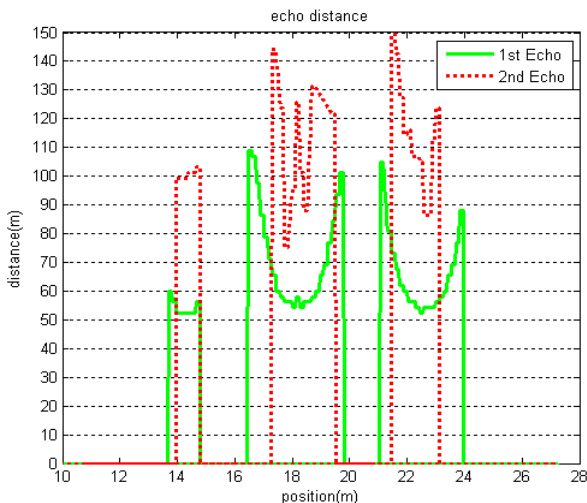


그림 6. 보간 처리된 초음파 데이터.
Fig. 6. Interpolated ultrasonic data.

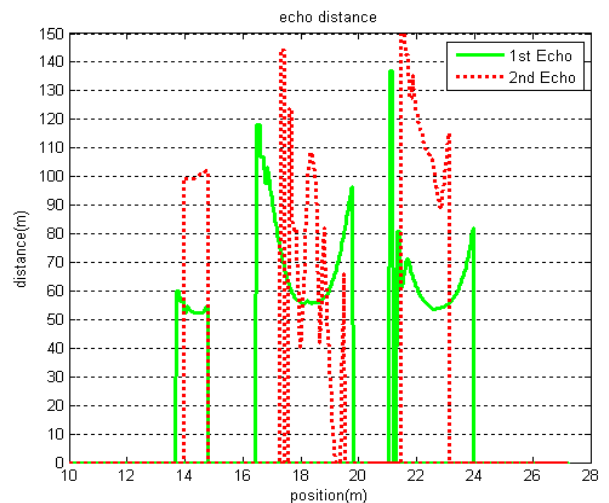


그림 7. 평균 처리된 초음파 데이터.
Fig. 7. Averaging ultrasonic data.

때 이를 구분할 수 있는 요소는 펄스의 너비이다. 예를 들어 같은 크기를 갖는 서로 다른 두 에코 펄스가 있을 때 에코의 너비가 더 넓은 펄스는 더 강하게 반사했다고 볼 수 있다. 이를 이용해 기존의 에코 펄스에 너비 값을 곱한 형태의 데이터를 가중치 펄스로서 활용할 수 있다. 그림 8에 가중치 처리 데이터를 나타내었다. 마지막으로 평균화와 가중치를 동시에 수행하여 그림 9과 같은 펄스가 만들어진다.

이와 같은 전처리 과정을 거치면 최종적으로 표 1에 표현된 것처럼 서로 다른 8개의 펄스가 만들어지는데 해당 펄스들의 타당성을 검증하기 위하여 표 2와 표 3에 각각 자기 상관 계수와 상호 상관 계수를 제시한다.

자기 상관 계수는 같은 물체들간의 상관도를 측정한 값이며 큰 값을 가질수록 물체 분류에 적합하다고 볼 수 있다. P, F, R, S는 각각 기둥, 차량 앞면, 차량 뒷면, 차량 옆면을 나타내며 표 2에 나타난 것처럼 원형 펄스보다 보간 펄스에서 자기 상관 계수가 더 높게 측정되었다. 또한 예상한 바와 같이 평균화 처리를 통해서 자기 상관 계수가 증가했음을 알 수 있다.

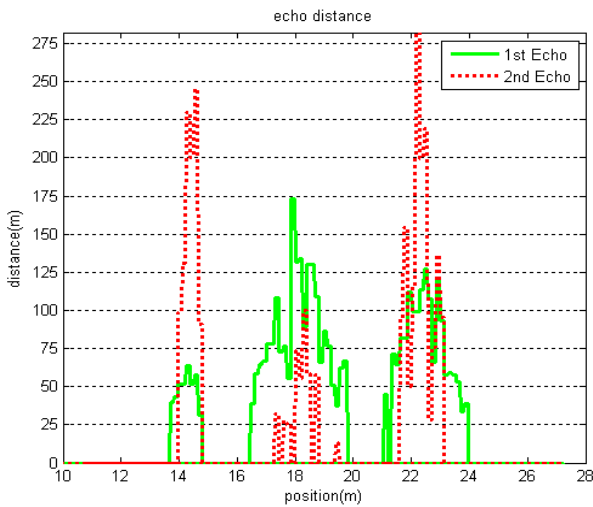


그림 8. 가중치 처리된 초음파 데이터.
Fig. 8. Weighted ultrasonic data.

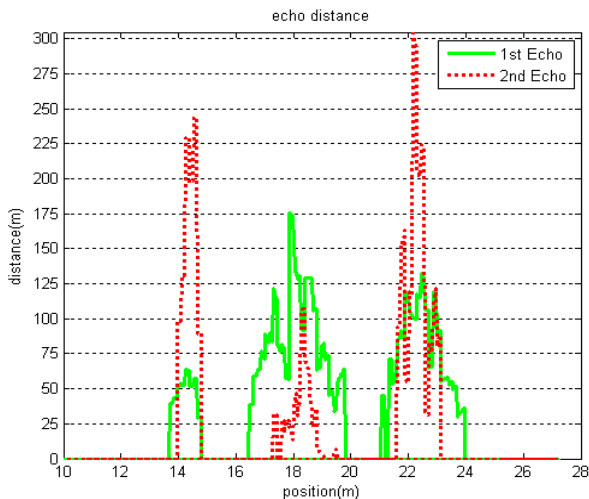


그림 9. 평균, 가중치 처리된 초음파 데이터.
Fig. 9. Weighted averaging ultrasonic data.

표 1. 전처리 에코 펄스.

Table 1. Index of preprocessing echo pulses.

		Averaging	Weighted	Weighted averaging
Original Pulse	1	2	3	4
Interpolated Pulse	5	6	7	8

표 2. 전처리 에코 펄스의 자기 상관 계수.

Table 2. Auto correlation coefficient of preprocessing echo pulses.

	Preprocessing echo pulse							
	1	2	3	4	5	6	7	8
P	0.770	0.775	0.662	0.660	0.775	0.780	0.662	0.662
F	0.761	0.780	0.620	0.624	0.774	0.792	0.625	0.631
R	0.770	0.786	0.676	0.678	0.778	0.794	0.678	0.682
S	0.761	0.786	0.677	0.679	0.765	0.786	0.677	0.679

표 3. 전처리 에코 펄스의 상호 상관 계수.

Table 3. Cross correlation coefficient of preprocessing echo pulses.

	Preprocessing echo pulse							
	1	2	3	4	5	6	7	8
PF	0.639	0.657	0.444	0.453	0.643	0.662	0.447	0.454
PR	0.633	0.648	0.481	0.485	0.646	0.663	0.488	0.491
PS	0.488	0.513	0.331	0.333	0.497	0.516	0.335	0.337
FR	0.753	0.769	0.644	0.641	0.769	0.787	0.651	0.654
FS	0.636	0.665	0.509	0.511	0.647	0.672	0.512	0.515
RS	0.632	0.661	0.531	0.533	0.637	0.661	0.531	0.533

이와는 반대로 상호 상관 계수는 서로 다른 물체간의 상관도를 나타내기 때문에 값이 작을수록 물체 분류에 유리하다고 볼 수 있다. 표 3의 PF는 기둥과 차량 전면의 상호 상관 계수이며 나머지 PR, PS, FR, FS, RS도 각 물체들간의 상호 상관 계수를 나타낸다. 측정된 값을 살펴보면 가중치 처리에 의해서 상호 상관 계수가 낮아지며 물체 분류에 긍정적인 효과를 발휘할 수 있다고 보여진다.

이후의 특징 추출 과정에서는 보간 처리와 평균 처리 그리고 가중치 처리된 펄스를 활용할 수 있으며 해당 펄스들의 적절한 조합을 통해 분류에 사용할 특징을 생성한다.

3. 특징 추출

데이터로부터 특정 패턴을 학습하고 인식하는 과정에서 가장 중요한 단계는 특징 추출이라고 볼 수 있다. 본 논문에서는 서로 다른 네 가지 물체를 분류하기 위해 초음파 데이터로부터 세 종류의 특징을 추출하며 간단히 정리하면 다음과 같다.

- 1) 물체의 너비: 기둥, 차량 전/후면, 차량 옆면을 구분할 수 있는 가장 강력한 특징이다.
- 2) 에코 펄스의 분산: 물체 표면의 상태를 나타낼 수 있는 특징이다.
- 3) 에코 펄스의 비율: 물체의 형태나 재질에 따른 반사 특성을 나타낼 수 있는 특징이다.

첫 번째로 사용한 특징은 물체간에 가장 큰 차이를 보여주며 센서와의 거리에 독립적으로 추출할 수 있는 물체 너비이다. 물체 너비는 군집화된 펄스에서 에코의 시작점과 끝점간

의 거리를 계산함으로써 추출할 수 있다. 이때 첫 번째 에코를 활용했는데 상대적으로 펄스의 세기가 약한 두 번째 에코의 경우 앞서 정의한 두 가지 불안정 요소가 빈번하게 나타나기 때문이다.

첫 번째 에코 펄스의 시작점과 끝점은 앞서 수행한 군집화 과정을 통해 취득할 수 있으며 이를 이용해 추출한 물체의 너비를 그림 10에 나타내었다. x축은 데이터 종류를 나타낸다. 총 30개의 데이터로 구성되는데 취득 방법에 따라 처음 10개는 센서와의 거리 50cm일 때 두 가지 속도에 관한 데이터이고 다음 10개는 100cm, 마지막 10개는 150cm 일 때의 데이터이다. 첫 번째 그림에서 PillarW로 나타낸 것이 기둥의 너비이며 VehicleFrontW는 차량 전면의 너비, VehicleRearW는 후면의 너비이다. 두 번째 그림에는 차량의 양쪽 옆면에 대한 너비를 나타내었다.

물체의 너비는 기둥, 차량 전/후면, 차량 옆면 순으로 크게 측정된다. 이는 실제 예상과도 일치하는 부분이며 해당 특징이 물체 분류에 효과적으로 사용될 수 있음을 보여준다. 그러나 차량의 전면, 후면과 같이 비슷한 너비를 갖는 다른 물체의 경우 물체의 너비 특성만으로는 분류가 어렵다는 것을 알 수 있다.

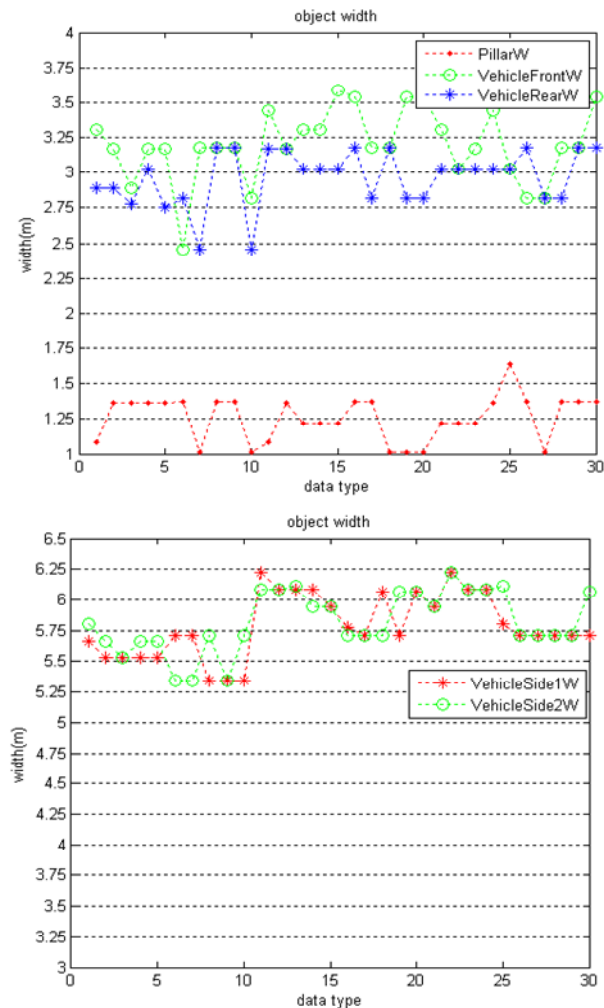


그림 10. 물체의 너비.
Fig. 10. Object width.

물체 분류에 사용된 두 번째 특징은 에코 펄스의 분산이다. 에코 펄스란 초음파 펄스가 물체 표면에서 반사된 펄스이기 때문에 물체 표면의 특성에 따라 큰 차이를 보인다. 네 가지 물체 중에서 상대적으로 매끄러운 표면을 가지고 있는 기둥의 경우 에코 펄스가 비교적 일정하게 나타나지만 불규칙한 표면을 갖는 차량은 그렇지 않다. 이와 같은 특징을 측정하는 요소로써 에코 펄스의 분산을 활용한다.

분산 특징은 두 가지로 추출할 수 있는데 첫 번째 에코 펄스를 사용한 데이터를 그림 11에 표현하였다. 첫 번째 그림에서 Pillar1STD1으로 나타낸 것이 기둥의 첫 번째 에코 분산이며 VehicleFront1STD1, VehicleRear1STD1은 각각 차량의 전면, 후면을 나타낸다. 두 번째 그림의 Side1STD1, Side2STD1은 차량의 양쪽 옆면을 나타낸다.

추출된 결과를 살펴보면 기둥의 경우 예상대로 에코의 분산 값이 낮게 나타났다. 기둥을 제외한 차량 전면, 후면과 두 번째 그림의 차량 옆면은 기둥보다는 큰 분산을 나타내지만 다소 불규칙한 형태를 보인다.

세 번째 특징은 물체의 반사 특성을 다룬다. 물체의 형태 및 재질에 따라 두 번째 에코 펄스의 특징이 달라지는데 이를 이용하여 반사 특성을 정의할 수 있다. 두 번째 에코 펄

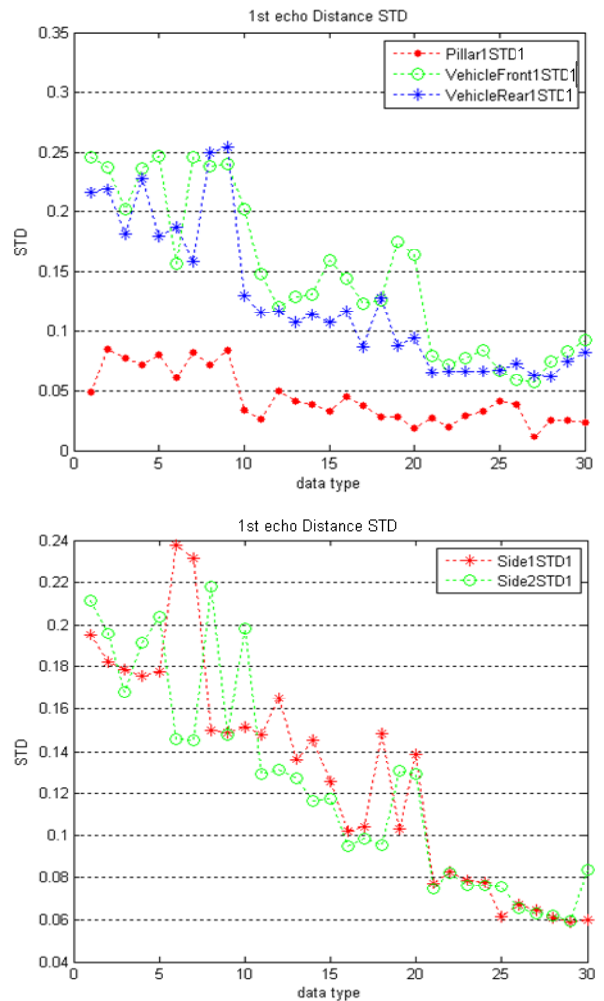


그림 11. 첫 번째 에코 펄스의 분산.
Fig. 11. Variance of first echo pulse.

스는 물체에 따라 각기 다른 형태로 나타나는데 간단히 정리하면 다음과 같다.

- 1) 물체가 매끄러운 표면을 갖는 경우 두 번째 에코 펄스는 일정한 값을 나타내며 물체의 반사계수에 따라 감지 횟수의 차이가 발생한다.
- 2) 물체의 표면이 불규칙한 경우 두 번째 에코 펄스는 불규칙한 값을 나타내며 물체의 반사계수에 따라 감지 횟수의 차이가 나타난다.

예를 들어 초음파 펄스가 매끄러운 표면을 갖고 반사 계수가 높은 물체로 발진된다면 두 번째 에코의 크기는 원 거리의 두 배 값을 갖는다. 이는 물체에서 반사된 펄스가 센서에서도 반사되어 왕복된 펄스로 다시 한번 감지되기 때문이다. 그러나 초음파 펄스가 매끄러운 표면을 갖지만 반사 계수가 낮은 물체로 발진된 경우는 두 번째 에코가 감지되지 않거나 감지되더라도 그 횟수가 상대적으로 적다. 반사 계수가 작기 때문에 초음파 펄스가 왕복 후 다시 센서까지 도달할 확률이 더 작아지기 때문이다.

또 다른 경우 물체의 표면이 매끄럽지 않다면 매끄러운 경우에 원 거리라고 표현했던 기준 거리 값이 불규칙한 표면으로 인해 의미를 잃게 되고 두 번째 에코의 크기는 다양한 값을 나타낼 것이다. 하지만 물체의 표면 형태와 관계없이 재질의 반사 계수가 높을수록 두 번째 에코가 감지되는 횟수는 증가할 것이다. 결국 두 번째 에코는 물체 표면의 형태에 따라 원 거리의 두 배 값이 감지되거나 불규칙한 값이 감지되고 물체의 반사 계수에 따라 감지되는 횟수가 증감한다.

이러한 특성을 활용하고 물체 표면의 형태 그리고 반사 계수까지 포함할 수 있는 특징을 생성하기 위해 군집화된 데이터 내의 두 번째 에코의 총합을 추출한다. 이때 정규화를 위해 군집화 펄스의 첫 번째 에코 대비 두 번째 에코의 펄스 비율을 세 번째 특징으로 정의한다. 전처리 과정에서 각 에코가 서로 다른 8 가지 펄스로 가공되었기 때문에 세 번째 특징은 총 64가지로 구성할 수 있다.

식 (4)에 64가지 에코 비율 특징의 생성 방법을 나타내었다. $E_{c,p}^k$ 는 k 번째 에코의 c 번째 전처리 펄스를 의미한다. 이때의 p 는 물체 별 시작점과 끝점을 의미하며 $b=\{P, F, R, S\}$ 로써 각각 기둥, 차량 전면, 후면, 옆면을 나타낸다. 이에 따라 S_c^k 는 k 번째 에코, c 번째 전처리 펄스의 총 합을 의미하며 이로부터 두 에코의 비율 $r(t, s)$ 가 생성된다. 각 에코 별로 전처리 펄스가 8 가지 이므로 t 와 s 는 1부터 8까지 변화하며 에코 비율 특징의 인덱스는 t, s 를 이용해 idx 로 64가지가 표현된다.

$$S_c^k = \sum_{p=sb}^{eb} E_{c,p}^k$$

$$R_{idx} = r(t,s) = \frac{S_t^2}{S_s^1} \tag{4}$$

$$idx = (t - 1) \times 8 + s$$

그림 12에 대표적으로 원 펄스로부터 추출한 에코 비율을 나타내었다. 예상과 유사하게 첫 번째 그림에서 PillarRatio로

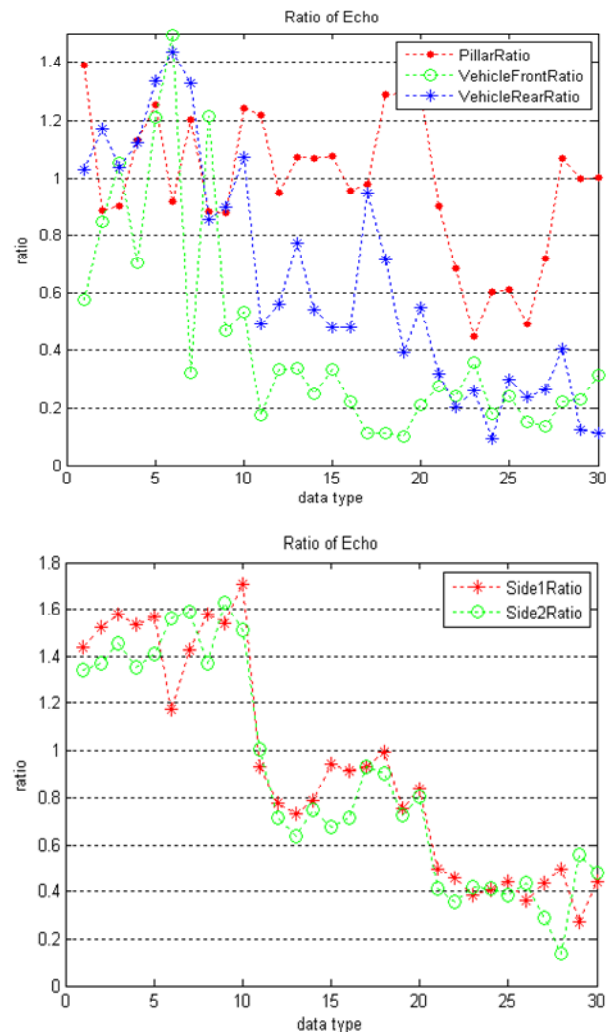


그림 12. 에코 펄스의 비율.
Fig. 12. Ratio of echo pulses.

나타낸 기둥이 가장 큰 에코 비율을 나타내고 있으며 각각 VehicleFrontRatio, VehicleRearRatio로 표시한 차량 전면, 차량 후면과 두 번째 그림에서 Side1Ratio, Side2Ratio로 나타낸 차량의 양쪽 옆면은 기둥보다 낮고 다소 불규칙한 형태를 보이고 있다.

최종적으로 표 4과 같이 세 가지 종류의 67가지 서로 다른 특징이 생성되었다. 이때 STD_1 과 STD_2 는 각각 첫 번째, 두 번째 에코 펄스의 분산이며 에코 비율을 나타내는 R_x 는 식 (4)에서 정의한 에코 비율 특징의 인덱스를 x 로써 나타낸 것이다.

정의한 특징들은 물체 종류에 따라서 분류에 적합할 수도 있고 그렇지 않을 수도 있다. 차량의 전면과 후면을 한가지 물체로 가정한다면 물체 너비와 에코 분산을 이용해 분류가

표 4. 특징 정의.

Table 4. Index of features.

Feature type						
Object Width	Variance of echo		Ratio of echo			
W_1	STD_1	STD_2	R_1	R_2	...	R_{64}

가능할 것이다. 그러나 같은 너비를 갖는 서로 다른 물체의 분류를 위해서는 에코 비율과 같은 특징의 조합이 필요하다. 이후의 물체 분류 과정에서는 특징 선택과 특징 조합을 통하여 네 가지 물체에 대한 분류 정확도를 향상시킬 수 있는 방안을 제안한다.

4. 물체 분류

앞서 서술한 바와 같이 본 논문에서는 물체 분류에 서로 다른 67개의 특징을 사용한다. 분류 알고리즘은 특징 선택과 학습 과정을 거치게 되며 학습은 다항 부류 SVM [12]과 다항 로지스틱 회귀[13] 방식을 활용한다. 특징 선택은 조합 가능한 모든 경우를 고려하여 수행된다. 본 논문에서 활용하고 있는 67개의 특징은 세 개로 구분될 수 있는데 물체의 너비와 에코의 분산 그리고 에코의 비율이다. 물체의 너비는 한 개의 특징, 에코의 분산은 두 개의 특징 마지막으로 에코의 비율이 64개의 특징으로 이루어져 있다. 따라서 조합 가능한 특징의 가짓수는 하나의 종류만 사용할 경우 67개, 두 종류의 특징을 사용할 때 194개, 세 종류 모두 사용할 경우는 128개로써 총 389개의 조합이 가능하다.

다항 부류 SVM은 기본적인 이진 분류 SVM을 n 부류로 확장한 방식이다. n 부류 SVM은 n 개의 부류 중에서 j 번째 부류와 j 번째 부류를 빼 나머지 $n-1$ 개의 부류로 샘플을 구성하고 이진 분류기와 동일한 학습 과정을 거쳐 만들어진다. 총 n 개의 이진 분류기가 생성되며 인식 과정에서는 n 개의 분류기 중에 가장 큰 값을 나타내는 부류로 분류된다.

로지스틱 회귀 분석은 통계 관련 분류에서 많이 사용되는 방식이다. 여러 개의 변수 중에서 어떤 변수가 분류 결과에 크게 영향을 미치는지 파악할 수 있으며 조합된 변수로 만든 회귀함수에서 특정 부류로 분류될 확률을 연산할 수 있다. 회귀함수는 식 (5)과 같이 표현될 수 있다.

$$f(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}} \quad (5)$$

β 는 회귀함수를 구성하는 변수 x 의 계수로써 조합 가중치라고 볼 수 있다. SVM 방식과 구별되는 가장 큰 차이점이 변수 선택 과정을 통해 추출된 계수 β 이며 값이 클수록 분류 결과에 영향력이 큰 중요한 변수이다. 회귀함수의 반환형은 해당 부류로 분류될 확률로써 0과 1사이의 값을 갖는다.

다항 로지스틱 회귀 방식은 로지스틱 회귀 방식을 k 개의 부류로 확장한 것이다. 식 (6)의 π_j 는 j 부류로 분류될 확률을 나타내며 0과 1 사이의 값을 갖는다. 다중 분류를 위하여 k 번째 부류를 기저로 두고 j 번째 부류와의 log 연산을 통해 j 로 분류될 확률을 연산한다. 이때 j 는 1부터 $k-1$ 까지 변하며 결국 $k-1$ 개의 확률 값이 생성된다. 단일 로지스틱 회귀와 마찬가지로 β 는 변수 x 의 가중치 계수로써 작용한다.

$$\pi_j = Pr(Y = j) = \frac{e^{\sum_{i=1}^p \beta_j x_i}}{1 + \sum_{j=1}^{k-1} e^{\sum_{i=1}^p \beta_j x_i}}$$

$$\ln \left(\frac{\pi_j}{\pi_k} \right) = \alpha_j + \beta_{j1} x_1 + \dots + \beta_{jp} x_p \quad (6)$$

$j = 1, \dots, k - 1$

IV. 물체 분류 성능 평가

1. 다항 부류 SVM

조합 가능한 모든 경우의 특징을 활용하여 SVM 분류기를 학습시켰다. 이때 학습에 사용된 데이터는 전체 150개 데이터에서 임의로 선택했으며 나머지 데이터를 테스트용 데이터로 활용하였다. 각 특징 조합에서의 성능은 교차 검증을 통해 추출하였고 상위 5개의 결과를 표 5에 나타내었다. 표 5에 나타난 바와 같이 다항 부류 SVM은 물체 너비와 첫 번째 에코의 분산, 35번째 에코 비율을 사용했을 때 가장 높은 비율로 분류가 되었다.

2. 다항 로지스틱 회귀

기동, 차량 정면, 차량 후면, 차량 옆면을 순서대로 부류 1, 2, 3, 4로 정의한다. 부류 4를 기저 범주로 가정하고 회귀함수를 이용해 나머지 부류와의 확률을 연산한다. 분류의 기준이 되는 확률의 임계 값을 0.5라 정의하고 테스트용 샘플을 분류한다. 성능 평가의 정확도는 교차 검증을 100회 수행한 평균값으로 추출했다. 다항 부류 SVM과 마찬가지로 상위 5개의 결과를 표 6에 나타낸다. 세 종류의 특징 모두를 사용했을 때 가장 높은 분류 성공률을 보였으며 물체 너비와 첫 번째 에코 분산 그리고 62번째 에코 비율이 선택되었다.

실험 결과 두 가지 분류 방법 모두 세 가지 특징을 전부 사용했을 때 가장 높은 성능을 나타내었다. 공통적으로 사용된 특징은 물체의 너비와 첫 번째 에코 펄스의 분산이다. 두 가지 분류 방식 모두 세 번째 특징인 에코 비율과 함께 조합했을 때 분류 정확도가 증가했는데 이것으로 미루어 보아 앞서 예상한 대로 에코 비율이 물체 표면의 형태와 반사 특성을 표현할 수 있다고 볼 수 있다.

가장 높은 분류 정확도를 갖는 특징 조합은 물체 너비와 첫 번째 에코 펄스 분산 그리고 에코 비율 R_{62} 이다. 이때 에코 비율 R_{62} 는 두 번째 에코의 8번째 전처리 펄스, 첫 번째 에코의 6번째 전처리 펄스로부터 추출된 특징이다. 전처리 과정에서 8번째 펄스는 다른 물체 간의 상호 상관 계수가 가장 낮게 측정된 펄스이고 전처리 6번째 펄스는 같은 물체 간의 자기 상관 계수가 가장 높게 측정된 펄스이다. 따라서 전처리 과정이 분류 결과에 유효한 작용을 했다고 볼 수 있다.

표 5. 다항 부류 SVM 결과.

Table 5. Classification result from multiple SVM.

	Object width	Variance of echo	Ratio of echo	accuracy
(1)	W_1	STD_1	R_{35}	85%
(2)	W_1	STD_1	R_{36}	84.17%
(3)	W_1	STD_1		84.11%
(4)	W_1	STD_1	R_{63}	83.33%
(5)	W_1		R_{13}	81.67%

표 6. 다항 로지스틱 회귀 결과.

Table 6. Classification result from multinomial logistic regression.

	Object width	Variance of echo	Ratio of echo	accuracy
(1)	W_1	STD_1	R_{62}	89.67%
(2)	W_1	STD_1	R_{57}	88.67%
(3)	W_1	STD_1	R_{54}	88.45%
(4)	W_1	STD_1	R_{61}	88.33%
(5)	W_1	STD_1	R_{58}	88.04%

V. 결론

본 논문에서는 단일 초음파 센서를 이용한 물체 분류 알고리즘은 제안하였다. 센서가 장착된 차량은 고정된 환경에서 물체와 수직한 방향으로만 진행하였기 때문에 다양한 환경에 대한 일반적인 데이터라고는 볼 수 없다. 그러나 물체의 반사 특성을 나타낼 수 있는 특징을 정의하고 통계적인 분류 기법을 적용하여 기존의 방식보다 더 많은 종류의 주차 형태와 기둥을 분류하였다. 분류에는 다항 부류 SVM과 다항 로지스틱 회귀 기법을 활용하였으며 기둥, 차량 전면, 차량 후면, 차량 옆면을 89.67%의 정확도로 분류하였다.

초음파 센서를 이용한 물체 분류는 궁극적으로 다양한 종류의 주차 형태와 기둥의 분류까지 고려하고 있다. 본 논문에서는 단일 초음파 센서로부터 추출한 150개의 제한된 데이터를 바탕으로 실험하였다. 제안하는 특징 조합 및 선택, 분류 방식을 활용하고 다양한 차종과 환경에 대한 데이터를 이용한다면 일반적인 경우의 물체 분류도 가능할 것으로 전망된다.

REFERENCES

[1] P. Degerman, J. Pohl, and M. Sethson, "Hough transform for parking space estimation using long range ultrasonic sensors," *SAE World Congress*, 2006.

[2] H. Satonaka, M. Okuda, S. Hayasaka, T. Endo, Y. Tanaka, and T. Yoshida, "Development of parking space detection using an ultrasonic sensor," *The 13th World Congress on Intelligent Transportation Systems and Services*, Oct. 2006.

[3] 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, Sep. 2011.

[4] S. Kim and H. 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, Dec. 2010.

[5] M. Martínez, G. Benet, F. Blanes, P. Pérez, and J. E. Simó, "Using the amplitude of ultrasonic echoes to classify detected objects in a scene," *Proc. of the 11th International Conference on Advanced Robotics*, pp. 1136-1142, 2003.

[6] M. Martínez and G. Benet, "Wall-corner classification using sonar: A new approach based on geometric features," *Sensors* 10, vol. 10, no. 12, pp. 10683-10700, 2010.

[7] Z. S. Lim, S. T. Kwon, and M. G. Joo, "Multi-object identification for mobile robot using ultrasonic sensors," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 589-593, 2012.

[8] F. Abad, R. Bendahan, S. Wybo, S. Bougnoux, and C. Vestri, "Parking space detection," *The 14th World Congress on Intelligent Transportation Systems*, Oct. 2007.

[9] E. Park, Y. Yun, H. Kim, R. Zhang, J. Lee, C. Lee, and H. Kim, "Classification of sides of neighboring vehicles and pillars for parking assistance using ultrasonic sensors," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 1, pp. 15-26, 2013.

[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," *Institute of Electronics Engineers of Korea (in Korean)*, pp. 1289-1292, 2012.

[11] S. Kim, D. Lee, S. Park, and J. Kwon, "Curbstone detection algorithm of parking space detection with ultrasonic sensor," *The Korea Society of Automotive Engineers (in Korean)*, pp. 1289-1292, 2011.

[12] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121-167, Jun. 1998.

[13] J. Friedman, T. Hastie, and R. Tibshirani, "Additive logistic regression: a statistical view of boosting (With discussion and a rejoinder by the authors)," *The Annals of Statistics*, vol. 28, no. 2, pp. 337-407, 2000.



이 충 수

2013년 인하대학교 정보통신공학부 졸업(공학사). 2013년~현재 인하대학교 정보통신공학과 석사과정. 관심분야는 컴퓨터 비전, 자동차 비전, 병렬영상처리.



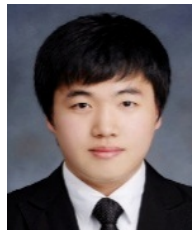
박 은 수

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



이 중 환

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



김 중 휘

2013년 인하대학교 정보통신공학부 졸업(공학사). 2013년~현재 인하대학교 정보통신공학과 석사과정. 관심분야는 지능형 자동차, 컴퓨터 비전.



김 학 일

1983년 서울대학교 제어계측 공학과 졸업(공학사). 1985년 Purdue Univ. 전기/컴퓨터 공학과 석사. 1990년 Purdue Univ. 전기/컴퓨터 공학과 박사. 1990년~현재 인하대학교 공과대학 교수. 관심분야는 생체인식, 생체인식 표준화, 컴퓨터비전.