

논문 2012-49SP-1-4

제한된 환경에서 시각적 랜드마크를 기반으로 한 주차 보조 시스템

(Visual Landmark based Parking Assistance System in Constrained Environment)

박 순 영*, 송 영 섭*, 김 향 준*

(Soon Young Park, Young Sub Song, and Hang Joon Kim)

요 약

본 논문은 시각적 랜드마크를 제안하고, 이를 이용한 주차 보조 시스템을 보인다. 시각적 랜드마크는 주차 박스에 해당하는 특징으로 주차장의 환경을 고려하여 선택한다. 주차장은 두드러진 특징이 없는 단순한 모양이 반복되는 패턴을 가지는 환경으로, 기존 랜드마크는 주차장 환경에 사용하기 적당하지 못하다. 본 논문에서는 이런 주차장 환경에 맞는 랜드마크를 제안한다. 우리는 제안한 랜드마크를 사용하여 자동차의 위치를 추정하고, 현재 자동차 상태에 따른 자동차의 궤적을 예측한다. 시스템의 입력은 자동차에 장착된 카메라 한 대에서 촬영한 영상이다. 이 영상으로 자동차의 위치를 추정하고, 현재 바퀴 상태를 사용해 자동차가 주차장의 어디로 움직일 지를 보여주는 방식으로 운전자를 보조한다. 실험을 통해 제안한 시각적 랜드마크의 성능과 이를 사용한 주차 보조 시스템의 성능을 보였다.

Abstract

This paper proposes a visual landmark, and presents a parking assistance system using the landmarks. The visual landmark is a feature corresponding to the parking slots, it must be selected considering the parking lot's environment. The parking lot has simple repetitive pattern environment without noticeable features. The previous landmarks are not proper to the parking lot's environment. We propose the visual landmark for this environment. We estimate the vehicle's location using the proposed landmarks, and expect the vehicle's trajectory according to the vehicle's state. The system's inputs are images from the camera fixed to the vehicle. The presented system estimates the vehicle's location using the input images, and assists a driver through displaying the expected vehicle's trajectory from the steering angle. The experimental results showed the proposed landmark's performance and the parking assistance system's performance.

Keywords : 주차 보조 시스템, 시각적 랜드마크, 주차 박스 추출, 자동차 궤적 예측

I. 서 론

최근 운전자 보조 시스템(ADAS - Advanced Driver Assistance System)들이 많이 개발되고 있다.^[1-6] 이 시스템들 중, 본 논문은 주차 보조 시스템을 제안한다.

* 정회원, 경북대학교 IT대학 컴퓨터학과
(College of IT Engineering, Kyungpook National University)

※ 이 논문은 2009년도 경북대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2011년2월9일, 수정완료일: 2011년9월20일

주차는 운전자들이 다른 누군가의 도움을 가장 필요로 하는 운전 중 하나이다. 주차 보조를 위해서는 주차장 안에서 내 차의 위치 정보와 다른 장애물들과의 거리 정보가 필요하다. 자동차의 위치를 파악하는 시스템으로는 네비게이션이 있으나, 이 때 사용하는 GPS는 오차가 5미터 내외로 좁은 공간에서 차를 움직이는 주차에 사용하기 힘든 센서이다.

주차 보조 시스템은 연구 분야로 뿐만 아니라, 토요타, 렉서스, BMW, 아우디 등과 같은 여러 자동차 회사들을 통해 상업적으로도 개발 중인 분야이다.^[7-11] 이들

이 개발한 주차 보조 시스템이 주로 사용한 센서는 초음파, 레이저, 음파 탐지기였다. 비전 센서가 사람에게 더 직관적임에도 불구하고, 아직까지 비전 센서를 사용한 주차 보조 시스템에 대한 연구는 드물었다.

본 논문은 시각적 랜드마크를 이용한 주차 보조 시스템을 제안한다. 랜드마크는 로봇 분야나 컴퓨터 분야에서 로봇의 위치를 추정하는데 많이 사용된다. 랜드마크로 사용할 특징은 로봇이 있는 곳의 주변 환경을 고려하여 결정하는데, 일반적으로 해리스 코너(Harris corner), FAST 코너(FAST corner) 등을 주로 시각적 랜드마크의 특징으로 사용하였다.^[12-15] 주차장에서 주차를 할 때에는 주차 박스를 인식하는 동시에 장애물도 피해야한다. 우리는 이 두 가지 상황을 모두 파악할 수 있는 특징을 시각적 랜드마크로 사용한다. 이를 위해 본 논문은 랜드마크 특징 공간에서 특정 영역들을 사용하여 랜드마크를 정한다. 우리는 주차에 도움이 되는 시각적 랜드마크를 정하고 이를 이용한 주차 보조 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 자동차에 장착된 카메라 한 대에서 입력 받은 영상을 사용하여 현재 자동차의 위치를 추정하고, 주차장에서 앞으로 자동차가 움직일 예상 궤적을 그려 보임으로써 운전자에게 도움을 준다. 그림 1은 제안하는 주차 보조 시스템의 전체적인 개요를 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장은 논문에서 제안하는 시각적 랜드마크에 대해서 보이고, III장은 제안한 시각적 랜드마크를 이용하여 운전자에게 도움을 주

는 주차 보조 시스템에 대해 보인다. IV장은 제안한 랜드마크의 효율성과 랜드마크를 사용한 주차 보조 시스템의 성능을 측정하는 실험 결과를 보인다. 끝으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 시각적 랜드마크

시각적 랜드마크란, 값이 알려져 있고 어디에서든 잘 보이는 특징이다. 따라서 시각적 랜드마크는 주목성, 정확성, 안정성과 같은 조건을 만족해야한다. 랜드마크의 특징은 관측 시점이 달라지거나 조명이 달라지는 등, 주변 환경이 바뀌더라도 유지되어야 한다. 대부분의 연구에서는 이 조건을 만족하면서 고유한 성질을 가지는 몇 개의 특징만을 랜드마크로 지정하여 그 특징의 위치 값과 함께 저장하여 사용한다.

우리는 주차 박스에 해당하는 특징점들을 랜드마크로 사용한다. 주차 보조에 필요한 랜드마크를 위한 특징을 선택할 때에는 주차장의 환경을 고려해야 한다. 주차장 바닥은 주차 박스가 여러 개 연속적으로 연결된 반복적인 패턴을 가진다. 이 환경에서는 기존 랜드마크 들처럼 고유한 성질을 가지는 특징은 찾기 힘들다. 동시에, 주차장에는 다른 자동차, 보행자, 구조물 등 여러 장애물들이 존재하기 때문에 장애물의 구분이 가능한 특징을 사용해야 한다. 또한 장애물들에 가려져 주차 박스의 일부가 안 보일 수도 있기 때문에 랜드마크들 중 일부가 가려져도 위치 추정이 가능해야한다. 이 문제를 해결하기 위해서는 랜드마크가 충분히 많아, 가려진 랜드마크들을 필요로 하지 않는 방법이나 랜드마크들 일부가 가려져도 위치 추정을 할 수 있는 방법이 필요하다.

위와 같은 주차장의 환경을 고려하여 우리는 기존 랜드마크와 다른 방식의 랜드마크를 제안한다. 본 논문에서는 고유한 특정 특징점 대신 주차 박스에 해당하는 점들을 랜드마크로 사용한다. 우리는 이 점들을 고려하여 시각적 랜드마크를 정의하고, 사용한다.

1. 랜드마크 정의

본 논문은 특정 공간 안에서 주차 박스에 해당하는 특징점들을 랜드마크로 사용한다. 입력 영상에서 이 조건을 만족하는 특징점들은 매우 많고, 각각의 값이 모두 다르기 때문에 모든 특징점들을 저장하고 추출하는 것은 어렵다. 따라서 우리는 랜드마크들이 특정 공간

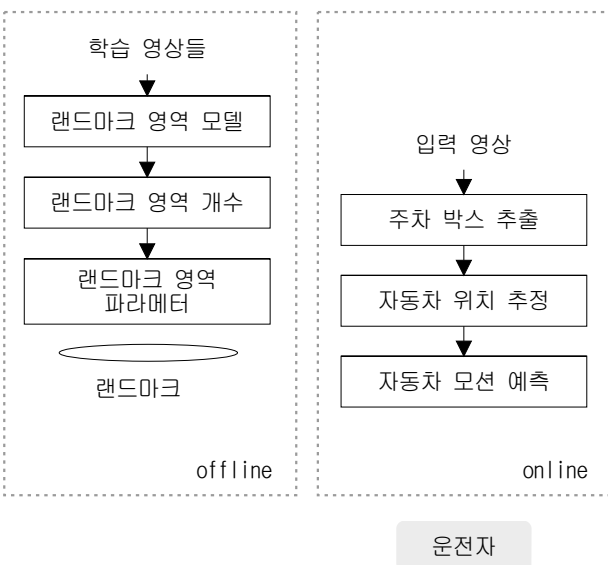


그림 1. 제안된 주차 보조 시스템 개요
Fig. 1. Overview of the proposed system.

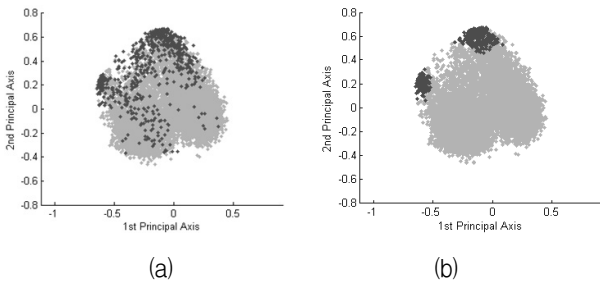


그림 2. 점들의 분포를 두 개의 주축들에 그린 결과
 (a) 수동으로 찾은 주차 박스 점들의 분포,
 (b) 제안한 방법으로 찾은 랜드마크들의 분포
 Fig. 2. Distribution of keypoints with two principal axes
 (a) the manually detected parking slot points,
 (b) the detected landmarks by the proposed method.

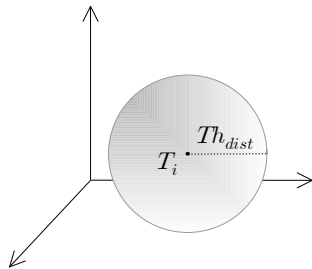


그림 3. 랜드마크 영역 개념
 Fig. 3. Concept of landmark region.

에서 특정 모양으로 모여있다고 가정하고, 특정 공간에서 모여있는 특징점들을 묶어 랜드마크로 사용한다.

특정 공간은 랜드마크로 쓰일 특징의 조건을 만족하면서 장애물 구분이 가능한지를 고려하여 선택해야한다. SIFT는 다른 특징들보다 강건하고, 복잡한 환경도 잘 표현할 수 있다고 알려져 있다.^[16] 따라서 우리는 128차 SIFT 기술자 공간을 특징 공간으로 사용한다.

그림 2는 특정 공간에 SIFT 키포인트들의 분포를 표시한 것이다. 그림의 두 축은 특정 공간의 128개의 축들 중, PCA(Principal Component Analysis)로 추출한 두 개의 주성분이다. 그림 2(a)에서 회색점은 학습 영상의 모든 점들이고, 빨간점은 수동으로 찾은 주차 박스에 해당하는 점들이다. 그림은 특정 부분에 주차 박스 점들이 모여 있으며, 그 부분에는 주차 박스에 해당하지 않는 점들이 적게 속한 것을 보여준다. 우리는 그림 2(a)의 주차 박스 점들 중, 점들이 밀집되어 있는 곳을 그림 2(b)와 같이 찾아 그 부분의 키포인트들을 랜드마크로 사용한다.

다음은 특정 공간에서 랜드마크들이 어떤 모양으로 모여 있는지를 정해야 한다. 우리는 랜드마크들이 특정

공간 안에서 여러 개의 구로 모여있다고 가정하고, 이 영역 안에 있는 키포인트들을 랜드마크로 사용한다. 랜드마크 영역은 랜드마크를 표현하는 구의 중심 위치와 크기로 정한다. 랜드마크 영역의 중심은 랜드마크의 기준점을 의미하므로 템플릿이라 부르고, 영역의 크기는 랜드마크에 속하는지 여부를 판단하므로 제한값이라 부른다. 그림 3은 128차 특징 공간에서의 i번째 랜드마크 영역을 3차원 공간으로 단순화하여 보여준다.

2. 랜드마크 영역 결정

랜드마크 영역 결정이란 특정 공간 안에서 랜드마크 영역의 개수와 각 영역의 파라미터들을 정하는 것이다. 영역은 템플릿과 제한값으로 표현한다. 우리는 랜드마크 영역의 개수를 먼저 정하고, 각 영역의 파라미터들을 정한다.

랜드마크 영역의 개수 결정은 랜드마크들을 얼마나 정확하게 찾는지에 영향을 주기 때문에 중요하다. 우리는 학습 영상들에 대해 K-평균 군집화를 사용하여 랜드마크 영역의 개수를 구한다. 학습 영상이란, 주차장을 여러 관측 시점에서 찍은 영상들이다. 학습 영상들의 모든 키포인트들을 군집화한 결과에서 특정 군집들이 주차 박스를 가장 정확하게 표현할 때, 특정 군집 N개를 랜드마크 영역의 개수라 정한다. 군집이 주차 박스들을 잘 표현한다는 것은 그 군집에 속한 점들이 최대한 주차 박스 위에 있으면서 주차 박스가 아닌 곳에는 최소로 있는 것이다.

각 랜드마크 영역의 템플릿과 제한값은 다음과 같이 정한다. 템플릿은 주차 박스들을 잘 표현하는 각 군집의 중심값으로, 하나의 128차 벡터이다. 템플릿 T_i 는 다음과 같이 그 군집에 속하는 키포인트 기술자들의 평균으로 구한다.

$$T_i = \frac{1}{|C_k|} \sum_{\mathbf{q} \in C_k} \mathbf{q} \tag{1}$$

식에서 C_k 는 주차 박스에 해당하는 k번째 군집이고, \mathbf{q} 는 군집 k에 속하는 키포인트 기술자이다.

본 논문에서는 모든 랜드마크 영역들의 제한값이 같다. 제한값 Th_{dist} 를 찾기 위해, 우리는 템플릿 T_i 를 중심으로 Th_{dist} 를 바꿔가며 실험을 하였다. 실험 결과로 랜드마크 영역 내부에는 랜드마크인 점들이 최대한 포함되면서 랜드마크가 아닌 점들은 최소한으로 포함될 때의 값을 제한값으로 결정한다.

III. 주차 보조 시스템

제안하는 주차 보조 시스템은 현재 상태에서 자동차가 계속 움직일 경우, 자동차가 주차장의 어디로 지나갈지를 운전자에게 보여주는 방식으로 운전자에게 도움을 준다. 이를 위해서 우리는 자동차의 현재 위치와 예측 모션을 구해야 한다.

우리 시스템은 크게 두 부분으로 이루어져 있다. 각 부분은 자동차 위치를 구하는 부분과 자동차 모션을 구하는 부분이다. 자동차의 위치를 구하는 부분에서는 주차장 내에서 현재 자동차가 어디에, 어느 방향으로 위치해 있는지를 구한다. 이를 위해, 랜드마크들을 사용하여 영상에서 주차 박스들을 추출하고, 추출된 주차 박스들을 사용하여 자동차의 위치를 구한다. 자동차의 예측 모션을 구하는 부분은 주차장에서 자동차가 움직일 궤적을 구한다. 자동차 궤적이란, 시간에 따른 자동차 위치들의 시퀀스이다. 우리는 자동차의 현재 바퀴 상태를 이용하여 자동차 궤적을 예측한다. 자동차 궤적은 현재 자동차의 위치에 자동차 바퀴 각도에 따라 구한 자동차 움직임을 적용하여 예측한다.

본 시스템은 다음과 같은 환경에서 실행한다. 주차장은 검정 바닥에 흰 선으로 주차 박스들이 표시되어 있으며, 주차장은 장애물이 없는 상태이다. 또한 주차장 바닥을 완전히 평평한 평면으로 가정하여 자동차는 2D 운동을 한다고 가정한다. 제안하는 시스템은 비전 센서만을 사용한다. 카메라는 그림 4와 같이 자동차의 앞유리에 고정되어있으며, 바닥으로부터 높이 h 에 위치하여 바닥을 θ_c 각도로 보고 있다. 이 위치는 자동차 블랙박스를 장착하는 위치와 비슷하기 때문에 블랙박스로 입력 받은 영상을 사용할 수도 있다.

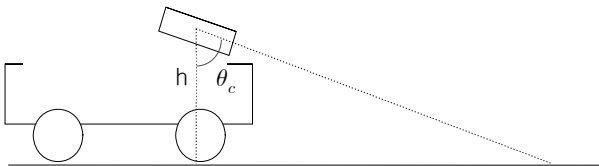


그림 4. 자동차와 카메라의 관계
Fig. 4. Vehicle with fixed camera.

1. 주차 박스 추출

주차 박스 추출이란 현재 영상에서 주차 박스들을 찾는 것이다. 추출한 주차 박스들은 자동차 위치를 추정하는데 사용한다. 주차 박스들은 Π 장에서 보인 랜드마

크들로 나타낸다. 따라서 본 논문은 현재 영상에서 랜드마크들을 추출하여, 주차 박스들을 추출한다.

우리는 영상의 키포인트들 중, 정의한 랜드마크 영역 안에 있는 점들을 찾아 랜드마크들을 추출한다. 하나의 키포인트가 랜드마크 영역 안에 있는지 여부는 다음과 같이 영역의 중심에서부터 그 키포인트까지의 거리로 판별한다.

$$\sum_{i=1}^m u(Th_{dist} - dist(\mathbf{p}, T_i)) > 0 \quad (2)$$

식에서 $u(\mathbf{x})$ 는 계단 함수로 \mathbf{x} 가 0보다 크면 1을, 그렇지 않으면 0을 반환한다. T_i 는 2장에서 구한 i 번째 영역의 중심이다. $dist(\mathbf{p}, T_i)$ 는 특정 공간 안에서 키포인트 \mathbf{p} 와 영역의 중심 T_i 사이의 유클리디언 거리(Euclidean distance)이다. m 은 랜드마크 영역의 개수이다. 따라서 키포인트 \mathbf{p} 가 하나 이상의 영역에 속하면, 그 점 \mathbf{p} 를 랜드마크로 추출한다.

그림 5는 영상에서 주차 박스들을 추출한 예이다. 이 결과는 2개의 랜드마크 템플릿을 이용한 것으로, 빨간 점들과 파란점들은 각각 다른 템플릿으로 추출한 랜드마크들을 표시한다.

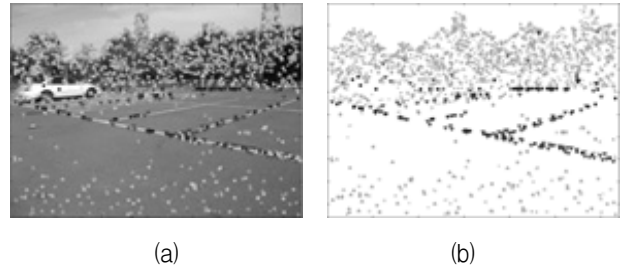


그림 5. 주차 박스들을 추출한 예
(a) 입력 영상에 표시, (b) 추출된 주차 박스들
Fig. 5. Example of a parking slot detection.
(a) parking slots in input image,
(b) detected parking slots.

2. 자동차 위치 추정

자동차 위치 추정은 주차장 바닥에서 자동차의 위치를 찾는 것이다. 자동차의 위치는 다음과 같이 자동차의 2D 좌표와 방향의 쌍으로 나타낸다.

$$L = (\mathbf{C}, \theta), \quad (3)$$

$$\text{where } \mathbf{C} = [C_x \ C_y \ 1]^T$$

위 식에서 $[C_x C_y 1]^T$ 는 자동차의 좌표이고, θ 는 자동차의 방향이다. 우리는 자동차에 고정되어있는 카메라로 받은 영상을 사용하기 때문에, 주차장 바닥에서 카메라가 어디에 어떤 방향으로 있는 지를 구하면 자동차의 위치를 구할 수 있다.

우리 목표는 주차장 바닥에서 자동차의 위치를 구하는 것이다. 그러나 입력으로 받는 영상은 자동차가 중심인 세상에서의 관측이다. 따라서 주차장을 중심으로 자동차가 움직이는 주차장 중심의 세상으로 축 변환을 할 필요가 있다. 우리는 카메라와 주차장 바닥 사이의 관계를 사용하여 축 변환을 한다. 이 때, 카메라와 영상 사이의 관계는 고정되어있기 때문에, 영상과 주차장 사이의 관계를 구해야 한다.

입력 영상과 주차장 사이의 관계는 주차장의 주차 박스들이 영상에는 어떻게 보이는지를 사용하여 구한다. 이 관계를 구하기 위해, 우리는 이미지 평면과 주차장 평면, 그리고 프로젝트 평면의 세 평면을 사용한다. 이미지 평면은 입력 영상의 2D 평면이고, 주차장 평면은 주차장 바닥이 완전히 평평하다고 가정한 2D 평면이다. 프로젝트 평면은 이미지 평면과 주차장 평면 사이의 관계를 쉽게 구하기 위해 추가한 평면으로, 이미지 평면의 주차 박스들을 바닥으로 프로젝트 시켜 구한 평면이다. 프로젝트 평면은 이미지 평면과 주차장 평면 사이의 관계를 쉽게 구하기 위해서 추가한 평면인 만큼, 다른 두 평면과의 관계가 단순하다.

우리는 평면들 사이의 관계를 사용하여 주차장 평면에서의 자동차 위치를 구한다. 자동차 위치는 다음과 같이 자동차의 좌표와 방향을 찾아 구한다.

$$C_{park} = M \cdot C_{pj}, \theta_{park} = -\theta_{ro} \quad (4)$$

식에서 C_{park} 는 주차장 평면에서 자동차의 좌표 $[C_x^{park} C_y^{park} 1]^T$ 이고, θ_{park} 은 자동차의 방향이다. C_{pj} 는 프로젝트 평면에서 자동차 좌표 $[C_x^{pj} C_y^{pj} 1]^T$ 이고, 프로젝트 평면에서 자동차의 방향은 항상 정면 방향이다. 프로젝트 평면에서 자동차의 좌표와 방향은 고정된 값들로 시스템 실행 전에 미리 구해둬 알고 있다. M 은 주차장 평면과 자동차 평면 사이의 관계 행렬이고, θ_{ro} 는 관계 행렬 M 으로부터 구한 파라미터 값이다. 따라서 M 을 구하면, 주차장 평면에서의 자동차 위치를 구할 수 있다.

프로젝트 평면과 주차장 평면 사이의 관계 M 은 세

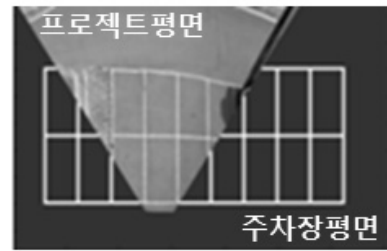


그림 6. 프로젝트 평면과 주차장 평면 사이의 관계
Fig. 6. Relationship between the projected plane and the parking lot plane.

평면들 사이의 관계를 얻어서 구한다. 먼저, 프로젝트 평면과 주차장 평면은 다음과 같이 축 변환 관계를 가진다. 따라서 프로젝트 평면을 회전시키고 이동시키면 그림 6과 같이 주차장 평면과 겹쳐진다.

두 평면 사이의 정확한 관계를 구하는 것은 어렵기 때문에, 우리는 이 관계를 추정한다. 본 논문은 프로젝트 평면의 주차 박스에 해당하는 점들이 주차장 평면 위의 주차 박스로 최대한 많이 올라가도록 하는 \tilde{M} 를 찾아 두 평면 사이의 관계를 추정한다.

$$\tilde{M} = \arg \max \sum_{k=1}^n f(M, p_k^{pj}) \quad (5)$$

식에서 $f(M, p_k^{pj})$ 는 프로젝트 평면의 점 p_{pj} 를 M 관계로 $p_{park} = M \cdot p_{pj}$ 옮긴 p_{park} 가 주차 박스 위에 올라가는지에 대한 함수로, 0 또는 1을 반환한다. M 은 3×3 행렬로, 두 평면 사이의 이동 $[x_t y_t]$ 과 회전각 θ_{ro} 의 조합으로 만들어진다. 본 논문은 뉴턴 함수를 사용하여 \tilde{M} 을 추정한다. 만약 식 (5)에서 $f(M, p_k^{pj})$ 의 합이 일정 값보다 작으면, 관계 찾기를 실패했다고 반환한다. 다시 말해 현재 영상으로는 주차장에서 자동차의 위치를 찾을 수 없다고 반환한다.

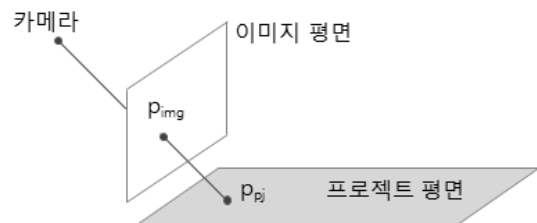


그림 7. 카메라와 이미지 평면 그리고 프로젝트 평면 사이의 관계
Fig. 7. Relationship between the camera, the image plane, and the projected plane.

프로젝트 평면의 주차 박스들에 해당하는 점 \mathbf{p}_{pj} 는 그림 7과 같이 이미지 평면의 랜드마크 \mathbf{p}_{img} 를 바탕으로 투영시켜 구한다. 점 \mathbf{p}_{img} 를 투영시킬 때에는 이미지 평면과 프로젝트 평면의 관계를 사용한다. 두 평면들 사이의 관계는 자동차의 위치에 독립적이다. 또한 이 관계는 카메라가 고정되어 있는 한 관계가 유지되기 때문에 시스템 실행 전에 이 관계를 미리 구해두고, 카메라를 고정한 상태로 시스템을 실행시킨다.

프로젝트 평면과 이미지 평면의 관계는 두 평면의 점 쌍들로 구한다. 그림 7에서 보면, 이미지 평면의 점 \mathbf{p}_{img} 는 프로젝트 평면의 점 \mathbf{p}_{pj} 와 매핑이 된다. 따라서 이 점 쌍은 다음 식과 같이 투영 변환 관계를 가진다.^[17]

$$\mathbf{p}_{img} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{p}_{pj} = \mathbf{H} \cdot \begin{bmatrix} x_{pj} \\ y_{pj} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

식에서 \mathbf{H} 는 3x3 호모그래피 행렬로, 두 평면 사이의 관계를 나타낸다. 따라서 두 평면에 좌표를 알고 있는 \mathbf{p}_{img} 와 \mathbf{p}_{pj} 의 점 쌍 3개 이상 주어지면, 두 평면 사이의 관계를 구할 수 있다.

따라서 주차장 평면에서 자동차의 위치는 평면들 사이의 관계를 이용하여 다음과 같이 추정한다.

$$\mathbf{C}_{park} = \tilde{\mathbf{M}} \cdot \mathbf{C}_{pj}, \theta_{park} = -\tilde{\theta}_{ro} \quad (7)$$

주차장 평면에서의 자동차 좌표는 프로젝트 평면에서의 자동차 좌표에 관계 행렬을 적용하여 추정하고, 자동차 방향은 관계 행렬에서 구한 회전각의 반대방향으로 추정한다.

그림 8은 자동차의 위치를 추정한 예를 보여준다. 그림에서 파란색 사각형이 자동차이고, 안의 빨간색 점이 카메라의 좌표이다.

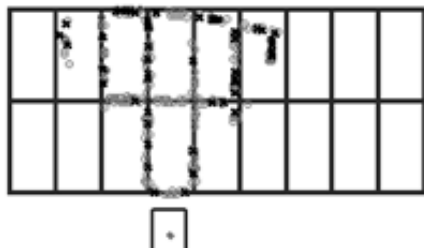


그림 8. 자동차 위치 추정 결과의 예
Fig. 8. Example of a vehicle localization.

3. 자동차 모션 예측

자동차 모션 예측이란, 자동차가 주차장의 어디로 움직일지 궤적을 추측하는 것이다. 자동차 모션은 현재 자동차의 위치에 자동차가 움직일 방향을 적용하여 예측한다. 현재 자동차의 위치는 3.2절에서 구한 결과이고, 자동차가 움직일 방향은 자동차 바퀴 상태를 사용하여 구한다.

자동차가 움직일 방향은 현재 조향각에 의해 결정된다. 우리는 애커만 조향 이론을 사용하여 자동차가 움직일 방향을 구한다.^[18] 주차장에서 주차할 때에는 차가 천천히 움직이기 때문에 원심력과 같은 물리적인 영향과 동적인 영향이 작용하지 않아, 이 이론을 사용할 수 있다. 이 이론에 따라 자동차는 그림 9와 같이 반지름 R 인 원을 그리며 움직인다.

자동차가 그리는 원의 크기는 바깥쪽 앞바퀴 각도에 의해 결정된다. 예를 들어 그림 9에서는 왼쪽 앞바퀴 각도 α 에 따라 원의 크기가 결정된다. 자동차가 그리는 원의 반지름은 다음과 같이 구한다.^[18]

$$R = \frac{L}{\sin \alpha} + r \quad (8)$$

식에서 L 은 자동차 앞바퀴와 뒷바퀴 사이의 거리이고, α 은 바깥쪽 앞바퀴 각도이다. r 은 바퀴 중심과 킹핀 사이의 거리로 본 논문에서는 0이라 가정한다. 만일 바퀴가 자동차 방향과 나란하면, 자동차는 직선운동을 한다.

시스템이 운전자에게 보여주는 예측 모션은 3가지로, 현재 바퀴 각도에 따른 모션, 현재 바퀴 각도에서 5도를 더 돌렸을 경우의 모션, 그리고 현재 바퀴 각도에서 5도를 반대로 돌렸을 경우의 모션이다. 운전자에게 보이는 예측 모션의 예는 그림 10과 같다. 그림에서 실선으로 그려진 호는 현재 바퀴 각도에서 예측한 모션이고, 점선으로 그려진 호들은 각각 현재 각도에서 5도 더 돌렸을 경우, 5도 반대로 돌렸을 경우의 예측 모션

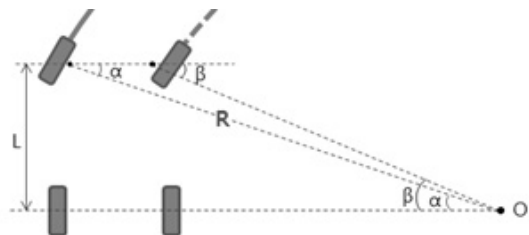


그림 9. 애커만 조향 이론에 따른 자동차의 궤적
Fig. 9. Trajectory of wheels during rotation.

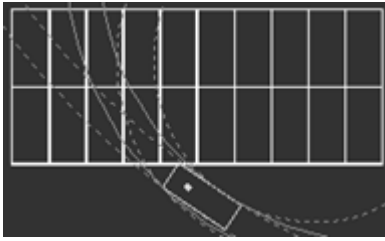


그림 10. 자동차 모션 예측 결과의 예제
Fig. 10. Example of an expected vehicle's motion.

이다. 운전자는 세 종류의 모션을 보고 적당한 바퀴 각도를 판단하여 핸들을 조정한다. 운전자는 자동차가 멈춰있는 동안 바퀴 각도를 조정하고, 조정이 끝난 후에 자동차를 움직인다.

IV. 실험

이 장에서는 본 논문에서 제안한 시각적 랜드마크와 이를 사용한 주차 보조 시스템에 관한 실험을 하였다. 본 논문은 그림 11과 같이 자동차 앞유리에 고정된 카메라를 사용하여 영상을 입력 받는다.

랜드마크에 대한 실험은 다음과 같다. 본 논문에서 제안한 랜드마크를 사용하기 위해서는 랜드마크 영역의 개수와 각 영역의 템플릿 T_i 및 제한값 Th_{dist} 를 정확하게 정해야 한다. 우리는 랜드마크 영역의 개수와 템플릿을 정하기 위해 K -평균 군집화를 사용한다. K -평균 군집화 결과, 주차 박스에 잘 맞는 군집 개수로 랜드마크의 영역 개수를 정하고, 각 군집들에 속하는 점들로 템플릿을 정한다. 이를 위해 우리는 K 의 값을 바꿔가며 평균 군집화를 하였다. 그림 12는 K -평균 군집화한 결과, 주차 박스에 해당하는 군집들을 보인다. 실험 결과, $K=15$ 인 경우에 찾은 두 개의 군집이 주차 박스들에 가장 잘 맞았다. 따라서 우리는 랜드마크 영역의 개수를 두 개로 정하고, 각 군집들을 사용하여 템플릿들을 정했다.



그림 11. 자동차 내부에서의 카메라 위치
Fig. 11. Camera fixed to windscreen.

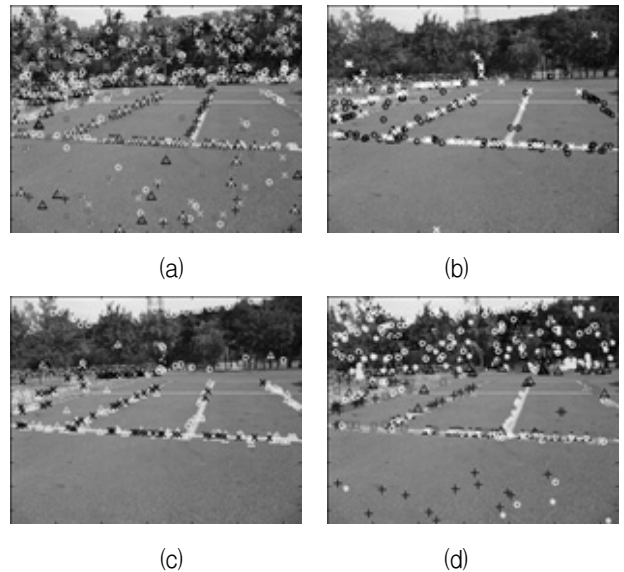


그림 12. K -평균 군집화 결과, 주차 박스에 해당하는 군집
(a) 군집 5개($K=10$), (b) 군집 2개($K=15$),
(c) 군집 3개($K=20$), (d) 군집 6개($K=25$)

Fig. 12. Results of K -means clustering in reference image
(a) 5 clusters($K=10$), (b) 2 clusters($K=15$)
(c) 3 clusters($K=20$), (d) 6 clusters($K=25$).

다음으로 랜드마크 영역의 제한값 Th_{dist} 를 정하기 위한 여러 가지 실험을 하였다. 첫 번째는 모든 점들 사이의 거리 분포와 랜드마크 영역 하나의 중심에서부터 모든 점들 사이의 거리 분포를 비교하였다. 비교 결과, 그림 13과 같이 모든 점들 사이의 거리 분포는 가우시안 분포를 보이고, 모든 점들과 랜드마크 영역의 중심까지의 거리는 0.3~0.4 정도에서 국지적 최대값을 가지

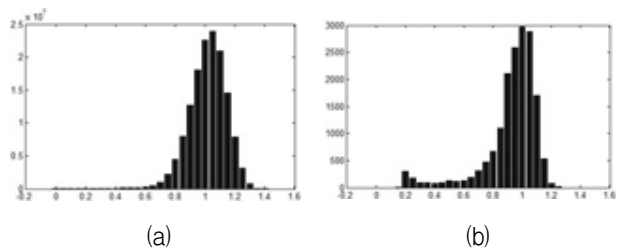


그림 13. 점들 사이의 거리 히스토그램 X축:유클리디언 거리(Euclidean distance) Y축:개수 (a) 모든 점들 사이의 거리 (b) 모든 점들과 랜드마크 영역 중심까지의 거리

Fig. 13. Histogram of descriptor distances: X-axis is the Euclidean distance, and Y-axis is the number of descriptors for each bin. (a) distance between all descriptors, (b) distance from the center of landmark region.

는 것을 볼 수 있었다.

제한값 Th_{dist} 를 정하기 위한 두 번째 실험은 랜드마크 영역의 크기를 바꿔가며 랜드마크를 추출한 결과의 분석이었다. 우리는 추출한 랜드마크들을 참 긍정(TP)과 거짓 긍정(FP)으로 분류하였다. 그림 14는 참 긍정과 거짓 긍정의 비를 보인 그래프로, 제한값이 커질수록 참 긍정의 비는 작아지고 거짓 긍정의 비가 커지는 것을 볼 수 있다. 즉, 제한값이 커질수록 랜드마크 영역 안에 랜드마크로 잘못 찾은 점들의 비율이 늘어났다.

표 1은 이 결과를 몇 개의 제한값에 따라 수치로 보인 결과이고, 그림 15는 영상에 표시한 결과이다. 실험에 쓰인 여섯 장의 학습 영상에서 추출된 모든 키포인트의 개수는 34824개이고, 수동으로 찾은 랜드마크의 개수는 3686개이다. 실험 결과, 제한값이 0.2인 경우에는 추출된 랜드마크가 적고 거짓 부정(FN)의 비가 큰 반면, 0.5보다 큰 경우에는 추출된 점들에 비해 거짓 부정(FN)의 비가 크다는 것을 볼 수 있었다. 그리고 제한값이 0.3과 0.4 사이의 값일 경우가 적당한 것을 볼 수

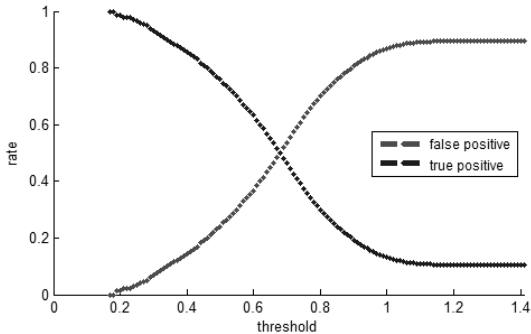


그림 14. Th_{dist} 값에 따른 추출된 점들의 참 긍정(TP)과 거짓 긍정(FP)의 비율

Fig. 14. Graph of true positive rate and false positive rate following different threshold Th_{dist} .

표 1. 여섯 장의 학습 영상들을 대상으로 한 Th_{dist} 변경에 따른 랜드마크 추출 결과

Table 1. Result of landmark detection in 6 reference images.

Th_{dist}	추출된 랜드마크 개수	참 긍정 개수	거짓 긍정 개수	거짓 부정 개수
0.2	362	357	5	3329
0.3	2095	1950	145	1736
0.4	2681	2294	387	1392
0.5	3393	2575	818	1111
0.6	4526	2861	1665	836

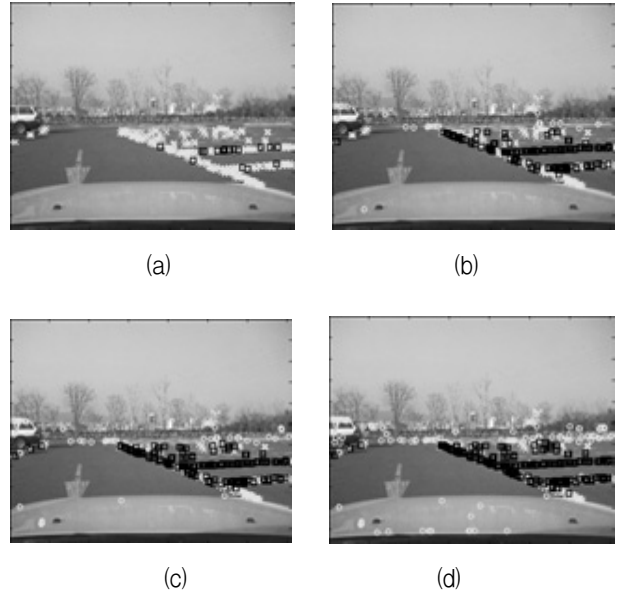


그림 15. Th_{dist} 변경에 따른 랜드마크 추출 결과
□은 참 긍정, ○은 거짓 긍정, ×은 거짓 부정
(a) $Th_{dist} = 0.2$, (b) $Th_{dist} = 0.3$,
(c) $Th_{dist} = 0.4$, (d) $Th_{dist} = 0.5$

Fig. 15. Examples of landmark detection from different threshold Th_{dist} . □ is true-positive, ○ is false positive, × is false negative.
(a) $Th_{dist} = 0.2$, (b) $Th_{dist} = 0.3$,
(c) $Th_{dist} = 0.4$, (d) $Th_{dist} = 0.5$.

있었다. 따라서 우리는 제한값을 0.4로 사용하였다.

주차 보조 시스템에 대한 실험은 다음과 같다. 먼저 제안한 시스템의 실험 결과를 보이고, 예측한 자동차 궤적과 실제 자동차의 궤적을 비교한 결과를 보인다. 그림 16은 두 개의 입력 영상에 대한 단계별 결과를 보인다. 그림 16(a)는 실험에 사용한 입력 영상이고, (b)는 랜드마크를 추출한 결과이다. 그림 16(c)는 자동차의 위치 추정 결과이고, (d)는 현재 상태에서 예측한 자동차의 궤적이다. 두 입력 영상에서의 조향각이 다르기 때문에, 예측한 두 궤적의 원의 반지름도 다르다.

다음은 시스템이 예측한 궤적과 실제 자동차의 움직임 비교하였다. 이를 위해 우리는 시작 위치에서 자동차 궤적을 예측한 후, 핸들을 고정시킨 채로 자동차를 앞으로 조금씩 움직이고, 자동차의 실제 궤적과 예측한 궤적을 비교하였다. 또한, 각 위치에서 자동차의 실제 위치와 추정된 위치를 비교하였다. 그림 17은 실험 결과로, 점선 사각형은 초기 자동차 위치이고, 호는 예측한 자동차 궤적이다. 그림 17(a)의 사각형은 실제 자동차의 위치이고, (b)는 추정된 자동차 위치이다. 실험 결과, 시스템이 예측한대로 자동차가 움직인 것을

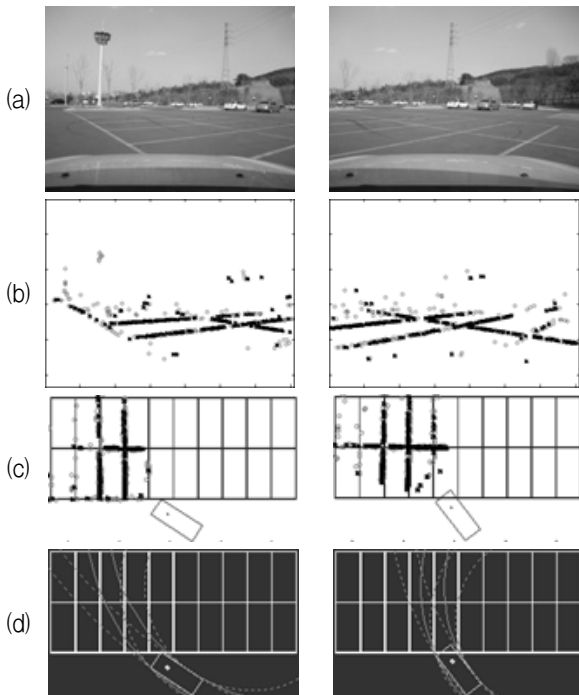


그림 16. 두 장의 영상에 대한 각 단계별 결과
 (a) 입력 영상, (b) 주차박스 추출결과,
 (c) 자동차 위치 추정 결과,
 (d) 예측 자동차 궤적

Fig. 16. Step results for two images
 (a) input image, (b) parking slot detection,
 (c) estimated vehicle's location,
 (d) expected vehicle's trajectory.

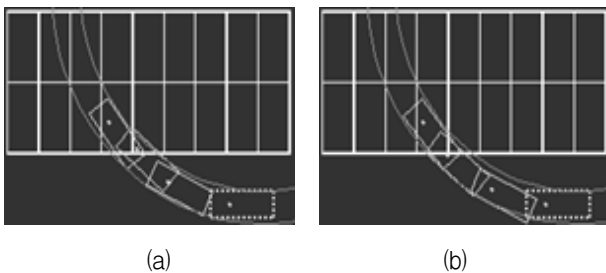


그림 17. 실제 자동차 위치와 추정된 자동차 위치
 (a) 실제 자동차 위치, (b) 추정된 자동차 위치
 Fig. 17. Real and estimated vehicle's locations
 (a) real locations, (b) estimated locations.

확인할 수 있었고, 각 위치에 대해 자동차 위치도 비교적 정확하게 추정된 것을 볼 수 있었다.

V. 결 론

본 논문은 시각적 랜드마크를 사용한 주차 보조 시스템을 보였다. 우리는 기존의 랜드마크와는 다른 랜드마크를 사용하였다. 제안한 랜드마크는 특정 공간 안에서

특정 영역 안에 있는 특징점들을 사용했다. 주차 보조 시스템은 랜드마크를 사용하여 현재 자동차의 위치를 추정하고, 자동차가 움직일 궤적을 운전자에게 보여줌으로써 운전자를 보조하였다. 실험 결과, 제안한 랜드마크는 주차 보조 시스템에 사용하기 적합하고, 제안한 시스템은 운전자가 주차하는데 도움을 주는 것을 볼 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] B. Thomas, J. Lowenau, S. Durekovic, H. Otto, "The ActMap - FeedMap framework a basis for in-vehicle ADAS application improvement," *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.263-268, 2008.
- [2] M. Wada, K. S. Yoon, and H. Hashimoto, "Development of advanced parking assistance system," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol.50, no.1, pp.4-17, February 2003.
- [3] M. B. Oetiker, G. P. Baker, and L. Guzzella, "A navigation-field-based semi-autonomous nonholonomic vehicle-parking assistant," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol.58, no.3, pp.1106-1118, March, 2009.
- [4] 진강균, 장종훈, 김보은, 김수원, "무인 주차 시스템의 구현," 대한전자공학회 논문지, 제16권, 제1호, 122-125쪽, 1993년
- [5] Anastasia Razinkova, 조현찬, 전홍태, "Intelligent Path Generation for Parking Assistant System," 대한전자공학회 하계학술대회, 제 33권, 제1호, 1223-1226쪽, 2010년.
- [6] 김시중, 강정원, 심인욱, 박상운, 정명진, "무인 자동차를 위한 스테레오 비전 기반 3차원 월드 모델링," 대한전자공학회 추계학술대회 논문집, 619-620쪽, 2010년.
- [7] <http://www.toyota.com.au/accessories>.
- [8] M. Yasushi, T. Yu, E. Tomohiko, and K. Yukiko, "Development of intelligent parking assist," *Journal of the Society of Automotive Engineers of Japan*, vol. 60, no.10, pp.47-52, 2006.
- [9] http://www.lexus.com/models/LS/features/exterior/intuitive_parking_assist.html.
- [10] http://www.audiusa.com/us/brand/en/tools/advice/glossary/audi_parking_system0.browser.carline_s6l_imo.html.
- [11] http://www.bmw.com/com/en/insights/technology/technology_guide/articles/park_distance_control.html?source=categories&article=park_distance_contr

ol.

- [12] G. Klein, D. Murray, "Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces," *In IEEE and ACM International Symposium*, pp. 225-234, 2008.
- [13] O. Pink, F. Moosmann, and A. Bachmann, "Visual features for vehicle localization and ego-motion estimation," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.254-260, 2009.
- [14] H. G. Jung, D. S. Kim, P. J. Yoon, and J. Kim, "Parking slot markings recognition for automatic parking assist system," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 106-113, 2006.
- [15] H. G. Jung, Y. H .Lee, and J .Kim, "Uniform user interface for semi-automatic parking slot markings recognition," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, submitted for publication.
- [16] D. Lowe, "Distinctive image feature from scales-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, pp.91-110, 2004.
- [17] R. Hartley, A. Zisserman, Multiple view geometry in computer vision, Cambridge University Press, 2003.
- [18] W. F. Milliken, and D. L. Milliken, *Race car vehicle dynamics*, PA : Society of Automotive Engineers, 1995.

저 자 소 개



박 순 영(정회원)
2007년 경북대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.
2011년~현재 경북대학교 전자·전기컴퓨터학부 박사과정.
<주관심분야: 인공지능, 패턴인식, 컴퓨터비전, 신호처리>



송 영 섭(정회원)
2007년 경북대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.
2011년~현재 경북대학교 전자·전기컴퓨터학부 박사과정.
<주관심분야: 인공지능, 패턴인식, 컴퓨터비전, 플래닝>



김 항 준(정회원)-교신저자
1979년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사 졸업.
1997년 Shizuoka University Electronic Science and Technology 박사 졸업.

1979년~현재 경북대학교 컴퓨터학과 교수.
<주관심분야: 컴퓨터비전, 인공지능, 패턴인식>