

무인차량의 강인한 경유점 주행을 위한 베지어 곡선 기반 경로 계획

Bezier Curve-Based Path Planning for Robust Waypoint Navigation of Unmanned Ground Vehicle

이상훈, 전창목, 권태범, 강성철*
(Sanghoon Lee¹, Changmook Chun¹, Tae-Bum Kwon¹, and Sungchul Kang¹)

¹Korea Institute of Science and Technology

Abstract: This paper presents a sensor fusion-based estimation of heading and a Bezier curve-based motion planning for unmanned ground vehicle. For the vehicle to drive itself autonomously and safely, it should estimate its pose with sufficient accuracy in reasonable processing time. The vehicle should also have a path planning algorithm that enables to adapt to various situations on the road, especially at intersections. First, we address a sensor fusion-based estimation of the heading of the vehicle. Based on extended Kalman filter, the algorithm estimates the heading using the GPS, IMU, and wheel encoders considering the reliability of each sensor measurement. Then, we propose a Bezier curve-based path planner that creates several number of path candidates which are described as Bezier curves with adaptive control points, and selects the best path among them that has the maximum probability of passing through waypoints or arriving at target points. Experiments under various outdoor conditions including at intersections, verify the reliability of our algorithm.

Keywords: unmanned ground vehicle, outdoor navigation, bezier curve, motion planning

I. 서론

최근 무인화에 대한 관심이 급증하면서 자율주행차량의 안전성을 향상시키는 연구가 활발히 진행되고 있다. 자율주행기술의 초기 연구 단계에서는 시스템 구성 및 각종 센서 장비의 효율적인 사용이 핵심이었지만, 점차 연구가 진행됨에 따라 하드웨어의 구성보다는 신뢰성 있는 주행 알고리즘에 대해 비중이 높아지고 있는 추세이다. 특히 자율주행차량의 모션 플래닝은 차량이 주어진 경로를 정확히 추종할 수 있도록 하는 기술로써, 차량의 안전성과 크게 연관이 있기 때문에 가장 핵심적인 기술이라 할 수 있다[1-5].

신뢰성 있는 모션 플래닝을 수행하기 위해서는 차량의 위치, 자세, 헤딩각을 정확히 추정하여야 한다. IMU와 엔코더는 자율주행차량의 이동거리 및 헤딩각을 제공하기 때문에 국소좌표에서의 위치정보를 계산할 수 있지만 그 정보는 차량이 좌표계 원점에서 멀어질수록 오차가 누적되기 때문에 주행 거리에 따라 정보의 신뢰성이 떨어진다는 단점이 있다. 반대로 위치추정 센서 중 하나인 GPS는 전역좌표에서의 위치정보를 제공하기 때문에 누적오차는 없지만, 주변 환경에 민감하고 예측하지 못한 오차가 빈번히 발생한다는 단점이 있다. 이러한 단점들을 보완하기 위해 활발한 연구가 진행되고 있는데, 특히 Kazunori Ohno는 로봇의 좌우 바퀴에 장착된

엔코더를 통해 odometry를 계산하고 이를 GPS 정보와 함께 EKF (Extended Kalman Filter)로 융합하여 높은 정확도로 위치를 추정하는 방법을 제안하였다[6]. 하지만 EKF를 수행하더라도 오차가 존재하기 때문에 Veerachai Malyavej는 EKF의 단점을 보완한 알고리즘인 UKF (Unscented Kalman Filter)를 이용하여 GPS와 odometry, compass를 융합하여 정확성이 높고 강인한 위치추정 알고리즘을 제안하였다[7]. 그리고 Yafei Ren은 비선형 모델을 EKF에 적용하는데 생기는 여러 제한들을 해결하고자 GPS와 IMU를 particle filter에 적용하여 위치추정의 정확도를 높이는 방법을 제안하였다[8].

본 연구에서는 센서 융합 방식의 위치추정을 기반으로 모션 플래닝의 강인성을 향상시키는 방법을 제안한다. 자율주행 분야에서 가장 대표적인 모션 플래닝 방법은 PF (Potential Field)로, 장애물과 로봇 사이에 가상적인 반발력을 발생시켜 서로간의 충돌을 피할 수 있도록 하는 알고리즘이다[9]. 하지만 PF기반의 모션 플래닝을 하려면 장애물에 대한 전체 정보를 미리 알고 있어야 하고, ROI (Region of Interest) 전체 영역을 고려하기 때문에 계산 양도 많다는 단점을 갖고 있다. 반대로 Borenstein은 계산 양이 적고, 실시간 장애물 회피가 가능한 VFH (Vector Field Histogram) 방법을 제안하여 보다 간단하게 모션 플래닝을 수행하였다[10]. 이외에도 동적 상태에서 로봇의 선속도와 각속도를 하나의 dynamic window로 설정하여 로봇의 주행 가능 궤적을 찾는 방식으로 접근하는 DWA (Dynamic Window Approach) 방법이 있고[11], 현재 위치에서 목표 위치까지의 실제 물리비용을 토대로 가장 적은 비용을 가지는 거리를 생성하는 A* 알고리즘 등이 있다[12]. 위와 같은 다양한 모션 플래닝은 각각 아래와 같은 특성을 나타낸다[13].

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 2. 20., 수정: 2011. 3. 10., 채택확정: 2011. 3. 29.

이상훈, 전창목, 권태범, 강성철: 한국과학기술연구원 인지로봇센터 (lshoon85@gmail.com/changmook@kist.re.kr/artistkwon@gmail.com/kasch804@gmail.com)

※ 본 연구(논문)는 지식경제부 산업원천기술개발사업(10035354, 실의 환경에 강인한 도로기반 저가형 자율주행기술 개발)의 일환으로 수행되었음.

표 1. 모션 플래닝 방법에 따른 특성.

Table 1. Characteristics of several motion planning methods.

Method	Curvature Continuity	Computation Power	Path Complexity
PF	Yes	High	Complex
VFH	No	Low	Very simple
DWA	No	Low	Very simple
Bezier curve	Yes	Very Low	Simple

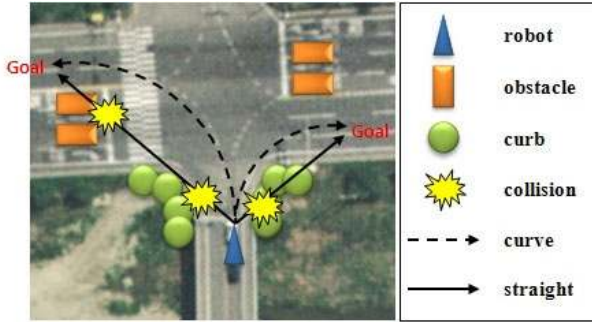


그림 1. 직선 형태의 경로 생성시 문제점.

Fig. 1. Problems of line-based path.

표 1에서 제시한 바와 같이 각각의 모션 플래닝 방법은 저마다의 장단점을 가지고 있지만, 실제 자율주행을 위해서는 모든 단점들을 보완할 수 있는 실용적인 플래닝 알고리즘이 필요한 실정이다. 본 논문에서는 이런 문제를 해결하기 위하여 베지어 곡선 방식을 적용한 신뢰성 있는 모션 플래닝 알고리즘을 제안한다. 베지어 곡선을 이용한 모션 플래닝은 다른 방법에 비해 계산량이 적고 특별한 초기 조건이 없기 때문에 알고리즘 구성이 단순하다. 또한, 곡선 형태의 경로를 생성하기 때문에 교차로와 같은 구간에서 실제로 차량이 주행 가능한 경로를 생성할 수 있고, 이는 경로에 대한 신뢰도를 직선 형태의 경로보다 정확히 계산할 수 있게 한다. 그리고 적응성 조절점(adaptive control point)이라는 개념을 추가하여 환경에 맞는 경로를 생성하고, 이를 토대로 최적의 경로를 선택하기 때문에 다른 모션 플래닝 알고리즘과는 차별화된 강인함을 갖고 있고, 경유점 주행을 위한 안정화된 시스템을 구축할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 시스템 아키텍처와 함께 본 연구에 적용된 알고리즘이 어떻게 구성되었는지 설명한다. III 장에서는 실제 도로환경에서의 실험 결과를 토대로 제안한 방법의 성능을 입증하고, 마지막으로 IV 장에서 결론과 향후 연구과제를 언급한다.

II. 경로계획 시스템

1. 경로계획 시스템 구성

본 연구에 사용한 자율주행차량의 시스템 아키텍처는 그림 2와 같으며, 그 중 플래닝 그룹의 알고리즘 흐름은 그림 3과 같다. 각각의 센서 정보들은 message set을 통해 교환되고 플래닝 그룹에서는 이 정보를 바탕으로 후보 경로 생성, 최적 경로 선택, 비상 상황 탐지와 같은 작업들을 수행한다. 최적 경로를 바탕으로 생성된 조향각과 주행 속도는 다시 message 형태로 변환되어 message set에 통합된다.

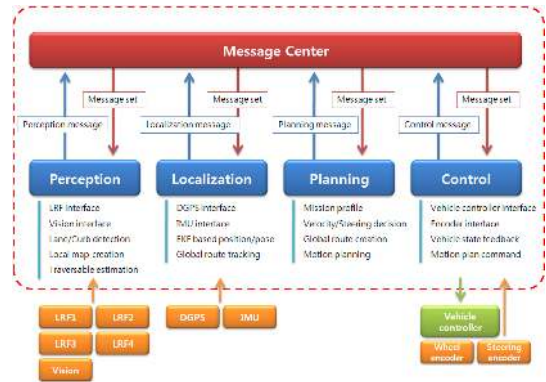


그림 2. 자율주행차량의 시스템 아키텍처.

Fig. 2. System architecture of autonomous vehicle.

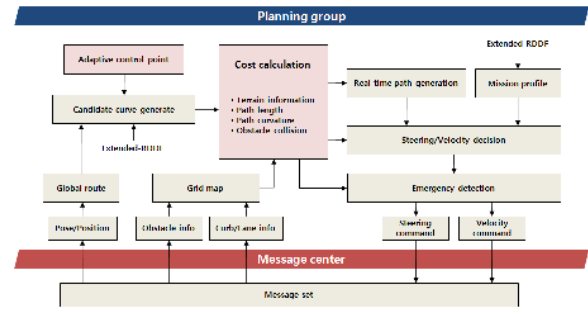


그림 3. 플래닝 그룹의 흐름도.

Fig. 3. Flowchart of planning group.

2. 입력 파라미터

모션 플래닝의 핵심은 목표점까지 가장 가까우면서 안전한 경로를 생성하여 그것을 추종하는 것이다. 그러한 작업을 수행하기 위해서 제안한 방법에서는 아래와 같은 입력 파라미터가 사용된다.

본 연구에서 제안한 모션 플래닝 방법은 4개의 조절점을 이용하여 3차곡선을 생성한다. 각각의 조절점은 직교좌표상에서 (x, y) 형태를 취하고, 곡선의 시작점은 차량의 현재 위치가 된다. Ex-RDDF (Extended Route Data Definition File)은 각 경유점에 대한 정보를 제공하는 파일로 주행 경로와 미션 정보, 지형 정보등이 포함되었다[14]. LRF로 획득한 지형 지도는 차량의 속도에 맞춰 ROI (Range of Interest)가 조절되고, 그 안에서 경로선택, 비상상황 등을 판단하여 적절한 차량제어가 이루어지도록 한다. 자세한 내용은 2.4장에서 소개하겠다.

표 2. 모션 플래닝을 위한 입력 요소.

Table 2. Input parameters of proposed motion planning method.

Input Parameters	Description
Global route	Ex-RDDF에서 제공되는 경유점 형태의 전역 주행 경로. 각각의 경유점은 control point의 $P_2 \sim P_n$ 에 해당
Adaptive control point	다양한 곡률을 생성하기 위한 가상의 경유점. control point의 P_1 에 해당
Pose/Position	차량의 현재 위치와 자세정보. 현재 위치는 control point의 P_0 에 해당
Surroundings	LRF를 통해 획득한 지형/장애물 정보. 최적 경로를 선택하기 위한 cost계산에 이용

3. 센서 융합 기반의 헤딩각도 보정

경유점 주행은 GPS에서 획득한 위치 정보를 이용하여 목표점을 설정하고, 그 목표점을 추종하는 방식으로 수행된다. 이때 자율주행차량과 목표점 사이의 각도는 모션 플래닝을 수행하기 위한 하나의 steering factor로 작용하고, 이것은 자율주행차량의 헤딩각도를 이용하여 계산된다. 때문에 헤딩각도가 정확하지 않을 경우 그림 4와 같이 목표점을 향하여 주행하지 못하는 문제를 야기한다.

절대좌표상에서 자율주행차량의 헤딩각도를 제공하는 IMU는 다양한 환경변수로 인한 오차를 갖고 있다. 단순히 진행각도 관점에서 본다면 차량 크기에 비례하여 상대적으로 큰 차이 없는 오차로 보이지만, 동적인 상태에서 주행 거리에 따른 목표점과의 거리 오차를 계산한다면 무시할 수 없다는 것을 확인할 수 있다. 그림 5를 예로 들면, IMU에서 제공하는 헤딩각도는 목표점에 똑바로 향하고 있다고 인식하지만, 실제 자율주행차량의 헤딩각도는 센서 오차로 인해 약간 틀어져 있다. 이런 상태에서 주행할 경우 목표점과의 거리오차는 점점 커지고 이는 경유점 갱신 실패로 이어진다. 실제로 자율주행실험에서 가장 큰 실패요인 중 하나가 이에 해당한다. 때문에 경유점 주행의 신뢰성을 높이기 위해서는 IMU의 오차를 보정해 줄 수 있는 방법을 개발하여 정확한 타겟 추종을 수행해야 한다.

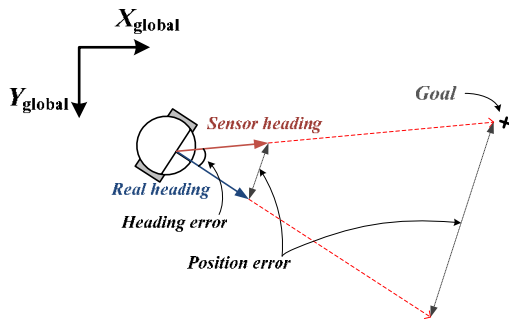


그림 4. 헤딩각도 오차로 발생하는 목표점 위치 오차.
Fig. 4. Position error due to heading error.

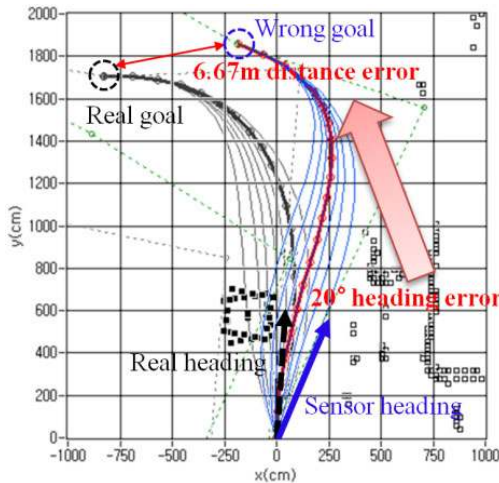


그림 5. 실제 주행 중 헤딩각도 오차로 인한 잘못된 경로 생성.
Fig. 5. Inaccurately planned path due to heading error during navigation in real environment.

본 연구에서는 순간 변화량에 따른 오차가 상대적으로 작은 엔코더와 오차 누적이 없는 GPS를 IMU와 함께 활용하여 정확도가 높은 헤딩각도를 계산하였다. IMU와 엔코더는 EKF를 통해 오차 보정이 이루어지고, EKF에서 누적된 오차를 제거하기 위해 GPS 신뢰성 따른 스위칭 방식의 센서 융합이 이루어졌다. 그에 대한 식은 아래와 같다.

Prediction step

1. Predicted state

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}^-, u_k) \tag{1}$$

2. Jacobian

$$F_x = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k, k-1)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_{k-1}^-} \tag{2}$$

$$F_u = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k, k-1)}{\partial u_k} \right|_{x_k = \hat{x}_{k-1}^-} \tag{3}$$

3. Predicted covariance of the state

$$P_k^- = F_x P_{k-1}^- F_x^T + F_u Q F_u^T \tag{4}$$

$f()$ 는 자율주행차량의 state를 예측하는 비선형 함수를 나타내고 F_x 와 F_u 는 $f()$ 의 자코비안이다. 그리고 Q 는 계산상 발생하는 오차에 해당하는 프로세스 잡음 공분산을 나타내고, 위의 변수들을 통해 예측 공분산 값인 P_k^- 를 계산할 수 있다. State가 헤딩각도이므로 자코비안은 1이 되고, 프로세스 잡음 공분산 또한 일정한 값을 갖게 된다.

Update step

1. Jacobian

$$H_k = \left. \frac{\partial h(\hat{x}_k^-, k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k^-} \tag{5}$$

2. Optimal Kalman gain

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \tag{6}$$

3. Estimate of the state

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k \{z_k - h(\hat{x}_k^-, k)\} \tag{7}$$

4. Updated covariance of the state

$$P_k = [I - K_k H_k] P_k^- \tag{8}$$

H_k 는 자율주행차량의 측정 함수인 $h()$ 의 자코비안으로 센서 측정함수는 결국 예측된 state를 나타내기 때문에 H_k 는 1이 된다. 측정 잡음 공분산인 R_k 는 EKF의 효율성을 결정짓는 가장 중요한 요소로 주변 환경과 센서 특성에 맞춰 그 요소 값을 선정하였다. 그리고 위의 변수들을 토대로 Predict step에서 예측된 값을 보정하는 Kalman gain K_k 를 계산하게 된다. 마지막으로 state의 공분산을 업데이트 하는 과정을 거침으로써 헤딩각도의 오차 보정이 이루어진다.

위 과정에서 센서 측정치의 정확도를 높이기 위해 GPS-IMU 스위칭 방식의 헤딩각도 결정이 이루어진다. GPS는 누

적 오차가 없고 다른 센서에 비해 정확도가 높지만, 주변 환경과 상태에 민감하다. 반면 IMU는 랜덤 오차를 갖고 있지만, 차량의 주행 상태에 상관 없이 연속적인 정보를 획득할 수 있다. 때문에 두 센서의 장점을 적절히 융합하여 정확한 측정치를 구하였고, 그 조건은 아래와 같다.

$$z_k = \begin{cases} \text{if } diff_1 > \sigma \text{ or } diff_2 > \sigma \text{ then } \theta^{IMU} \\ \text{else } \theta^{GPS} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} diff_1 &= abs(\theta_k^{GPS} - \theta_{k-1}^{GPS}) \\ diff_2 &= abs(\theta_k^{predict} - \theta_k^{GPS}) \end{aligned} \quad (10)$$

스위칭 조건은 GPS의 정확도에 의존한다. $diff_1$ 은 GPS에서 계산된 heading각도가 일정한 오차를 고려한 범위 내에서 연속성을 띄는지 판단하고, $diff_2$ 는 GPS에서 계산된 heading각도와 EKF에서 예측한 heading각도의 차이를 비교함으로써 스위칭 조건으로 이용된다. σ 는 GPS 정확도가 높을 때의 heading각도 패턴을 고려하여 적절한 값을 실험적으로 정하였다. 위와 같은 방법으로 예측, 스위칭, 갱신과정을 반복하여 센서 융합을 수행하였고, 보다 신뢰성 있는 모션 플래닝을 구현하기 위한 시스템을 구축할 수 있었다.

4. 모션 플래닝

베지어 곡선의 기본 개념은 n 개의 조절점으로부터 $n-1$ 차 곡선을 구하는 것이다. 이에 대한 수식은 다음과 같다.

n 개의 조절점에 대하여,

$$P(t) = \sum_{i=0}^n B_i^n(t) P_i, \quad t \in [0, 1] \quad (11)$$

$$B_i^n(t) = \binom{n}{i} (1-t)^{n-i} t^i, \quad i \in \{0, 1, \dots, n\} \quad (12)$$

t 가 0부터 1까지 변화할 때, $P(0)=P_0$ 에서 시작하여 $P(1)=P_n$ 에서 끝나는 베지어 곡선을 그리게 되며, 각각의 조절점은 전체 곡선 형상에 영향을 미친다. 베지어 곡선의 특징은 아래와 같다[15,16].

1. P_0 와 P_n 은 항상 경유하지만, 이외의 조절점은 항상 경유하지 않는다.
2. 시작점에서, 곡선의 방향과 힘을 나타내는 벡터가 필요한 다른 스플라인과는 다르게 오직 조절점만으로 다양한 곡선을 표현할 수 있다.
3. 베지어 곡선은 항상 조절점으로 이루어진 다각형 안에 들어가게 되고, 각각의 조절점 사이에서 크게 벗어나지 않는다.

위와 같은 특징을 자율주행차량의 모션 플래닝 관점에 비추어 비교해보면,

1. 주행 경로는 현재위치(P_0)와 목표위치(P_n)를 항상 지나야 한다.
2. 주변 환경 및 상황에 맞는 다양한 형태의 곡률이 되, 전체 주행 경로를 크게 벗어나지 않는 범위 내에서 여러 후보 경로가 생성되어야 한다.

모션 플래닝은 후보경로 생성, 타겟 선택의 두 가지 단계로 이루어진다. 후보경로는 4개의 조절점으로 생성하고, 각각의 조절점은 절대좌표계의 (x, y) 로 구성되어 있으므로 아

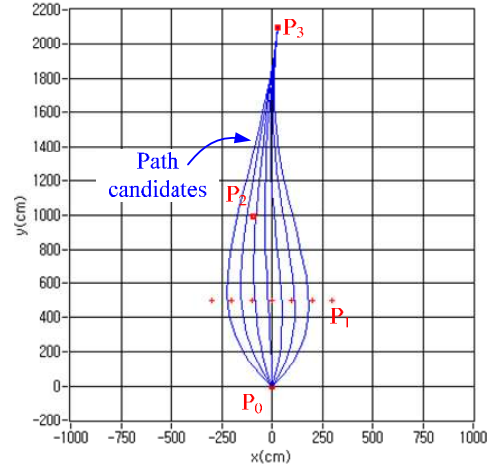


그림 6. 후보 경로 생성.
Fig. 6. Generation of path candidates.

래와 같은 식을 갖게 된다.

$$P(t) = (1-t)^3 \begin{pmatrix} P_0^x \\ P_0^y \end{pmatrix} + 3(1-t)^2 t \begin{pmatrix} P_1^x \\ P_1^y \end{pmatrix} + 3(1-t)t^2 \begin{pmatrix} P_2^x \\ P_2^y \end{pmatrix} + t^3 \begin{pmatrix} P_3^x \\ P_3^y \end{pmatrix}, \quad t \in [0, 1] \quad (13)$$

실시간으로 현재 위치에서 다양한 방향으로의 경로를 생성하기 위해 적응성 조절점을 적용하였고, 그것을 바탕으로 총 7개의 후보경로가 생성된다. 그림 6의 P_1 에 해당하는 적응성 조절점은 다음 경유점과의 거리와 차량의 최대 회전반경을 고려하여 실시간 위치변화를 수행한다.

$$\begin{aligned} P_1^x &= f(e_i, R, \overline{P_0 P_2}) \\ P_1^y &= \frac{P_0^y P_2^y}{2} \end{aligned} \quad (14)$$

식 (14)에서 e_i 는 각각의 적응성 조절점이 등간격을 유지할 수 있게 하는 비례 값을 나타내고, R 은 차량의 최대 회전반경을 나타낸다. 차량을 중심으로 최대 회전반경을 그려보면 부채꼴 모양의 영역을 그릴 수 있는데 이 영역을 조향 가능한 영역으로 설정한다.

적응성 조절점의 횡방향 위치는 조향 가능한 영역 내에서 등간격을 이루어 생성되고, 종 방향 위치는 현재 차량 위치와 다음 경유점 사이의 중간거리에 해당한다. 그림 8은 실제

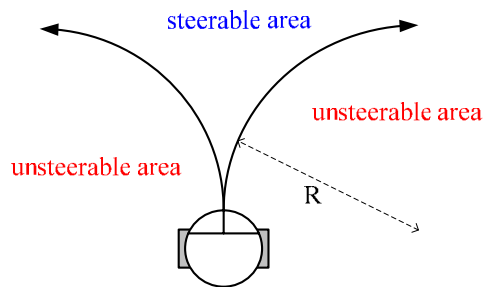


그림 7. 조향 가능 영역.
Fig. 7. Steerable area.

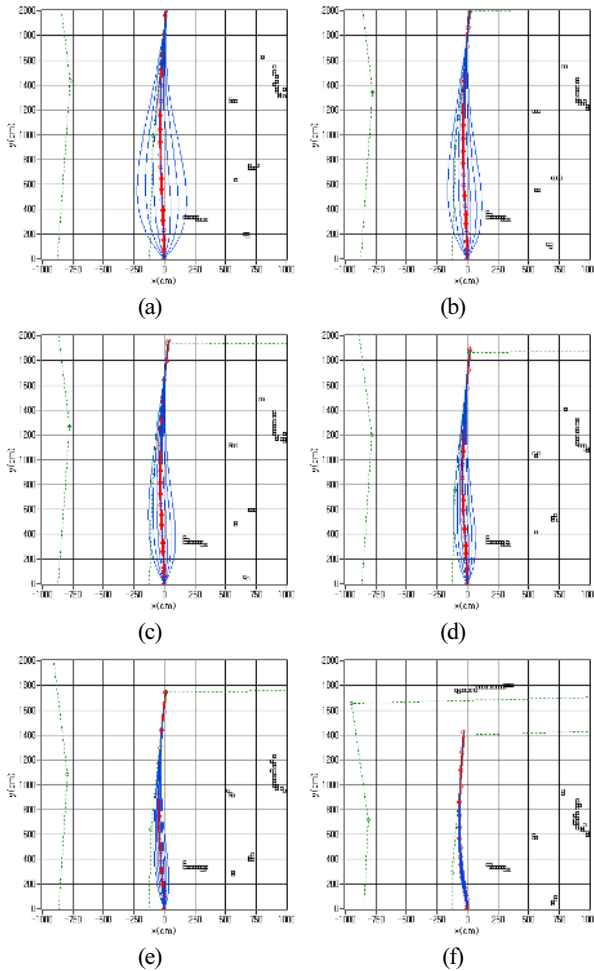


그림 8. 목표까지의 거리에 따른 후보경로.
Fig. 8. Path candidates according to distance to target.

주행 중 적응성 조절점을 적용한 경로생성의 순차적인 결과를 나타낸다. 차량이 다음 경유점에 접근할수록 조절점 사이의 간격은 좁아지고, 결국 후보 경로들은 비슷한 형태로 생성된다. 이는 경유점의 갱신 범위에 해당하는 LBO (Lateral Boundary Offset)과 관계가 있다. 만약 후보경로를 생성할 때 경유점의 LBO를 벗어나는 경로가 생성되고, 이 경로를 타겟으로 추종할 경우 경유점의 갱신이 이루어지지 않고, 이는 주행 실패로 이어진다. 때문에 이런 문제를 해결하기 위해 갱신해야 할 경유점과의 거리가 일정범위 이하로 가까워질 경우, 7개의 후보 경로가 경유점을 통과할 수 있는 하나의 직선 형태로 생성되는 것이다.

후보경로가 생성되면, 목적지까지 가장 빠르고 안전하게 갈 수 있는 최적의 경로를 선택해야 한다. 최적 경로 선택은 아래와 같은 조건을 고려한다.

1. 주변 지형에 가장 간섭 받지 않는 경로
2. 보다 짧은 길이를 갖는 경로
3. 주행 가능한 곡률로 생성된 경로
4. 장애물과 충돌하지 않는 경로

위의 조건을 바탕으로 각각의 후보경로들은 적절한 cost를 갖게 되고, 그 중 가장 작은 cost를 갖는 경로가 최종 경로로

선택된다. Cost는 다음과 같이 계산한다.

$$C_i = \sum_j \left(\sum_p \frac{w_p}{d_{j|p}} \right) \cdot l_i + \frac{\varphi_{\max}}{\varphi_{ref}} + \frac{(d_{j|p})_{\max}}{(d_{j|p})_{ref}} \quad (15)$$

위 식의 첫째 항은 조건1, 2에 해당한다. 한 경로로 표현되는 곡선은 실제로 j 개의 point로 이루어져 있기 때문에 각 point에서의 cost를 더해줘야 한다. w_p 는 LRF에서 측정된 각 점들과 자율주행차량과의 상대적인 위치로 결정되고, 이때 P 는 LRF의 point에 해당한다. $d_{j|p}$ 는 현재 경로의 point에서 가장 근접한 LRF point 사이의 거리를 나타낸다. l_i 는 후보경로의 길이를 나타내는데, 자율주행 특성상 최단거리를 지향하기 때문에 짧을수록 전체 cost가 작아진다. 둘째 항은 조건3에 해당한다. φ_{\max} 와 φ_{ref} 는 각각 경로의 최대 곡률과 기준 곡률을 나타낸다. U턴 구간에서 곡률이 180°인 경로가 생성되면, 실제로 주행할 수 없는 경로지만 최적 경로 선택의 조건2로 인해 타겟으로 선택되는 경우가 있다. 이런 오류를 방지하기 위해 경로의 곡률에 대한 항목을 추가하였고, 경로의 최대 곡률이 기준 곡률을 초과할 경우 주행할 수 없는 경로로 판단한다. 셋째 항은 조건4에 해당한다. $(d_{j|p})_{\max}$ 와 $(d_{j|p})_{ref}$ 는 위에서 설명한 $d_{j|p}$ 의 최대값, 기준 값을 나타내는데, 경로에서 가장 근접한 장애물과의 거리를 계산하여 기준 거리 이상 접근할 경우 충돌할 수 있다고 판단한다. 이러한 판단은 최적 경로 선택뿐만 아니라, 차량의 비상정지 판단에도 이용된다. 위와 같은 계산을 토대로 주변 지형에 대한 각 후보경로들의 cost가 계산되고 가장 작은 cost를 갖는 경로가 최종경로로 선택된다. 최종경로는 3차 곡선 형태를 나타내고 곡선의 시작부분은 최대 회전 반경을 초과하는 곡률을 나타내지 않는다.

III. 실험 결과

본 연구의 개발한 알고리즘을 검증하고, 피드백 하기 위해 전기차량을 이용한 주행실험을 수행하였다. 전방 장애물 인식 및 도로면 정보 획득을 위해 총 3대의 LRF와 1대의 카메라를 설치하였다. 차량의 위치 및 자세 제어를 위해 DGPS, IMU, 엔코더가 각각 장착되었고, 통합 시스템은 National Instruments사의 PXI-8110 컨트롤러에서 구성되었다.

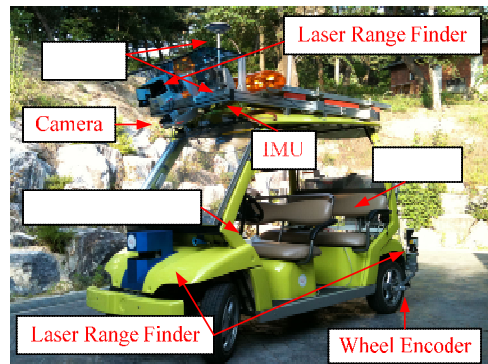


그림 9. 자율주행차량 KUVE.
Fig. 9. KIST unmanned vehicle electric (KUVE).

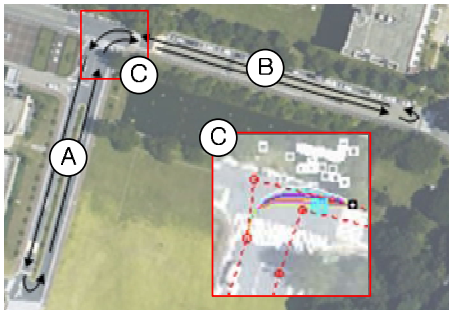


그림 10. 실험환경.
Fig. 10. Experimental environments.

실험 환경은 그림 10과 같고, 모션 플래닝은 그림 10(c)에서 확대된 부분과 같이 연석, 차선과 같은 도로 특성이 없는 구간에서 주로 수행된다.

그림 11은 직선구간에서의 IMU의 헤딩각도와 센서 융합된 헤딩각도를 비교한 것으로 상당한 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 센서 융합된 헤딩각도가 얼마나 정확한지 판단하기 위해 실험환경 내 직선구간에서의 헤딩각도 차이를 비교하였다. 실제각도는 각 구간의 처음과 끝에 해당하는 경유점 사이의 각도를 측정하고, 그 구간을 지날 때 나타나는 헤딩각도를 토대로 표 3과 같은 오차의 평균과 표준편차를 구하였다.

정확한 헤딩각도를 바탕으로 모션 플래닝이 수행되기 때문에 안정된 주행을 수행할 수 있었다. 그림 12는 그림 10(C) 구간인 좌회전 구간에서 모션 플래닝이 수행되는 것을 나타낸다.

그림 12에서 차량의 현재 위치는 (0, 0)에 해당하고 다음 경유점은 (-850,1750)에 해당한다. 그리고 그 중간에 7개의 adaptive control point가 존재하여 다양한 형태의 후보경로를 생성한다. 후보경로들 중 장애물과 충돌하는 경로는 4개이고, 나머지 3개 중 cost가 가장 낮은 경로가 최종경로로 선택된다.

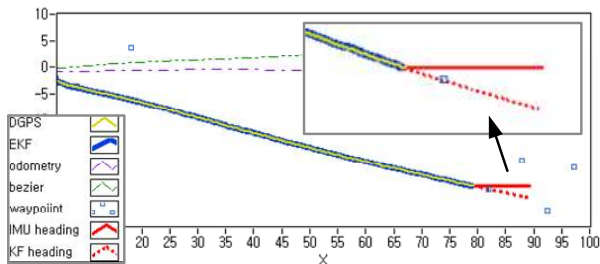


그림 11. 헤딩각도 비교(solid: IMU, dot: fusion).
Fig. 11. Heading error comparison (solid: IMU, dot: fusion).

표 3. 헤딩각도 오차.
Table 3. Heading error.

환경	오차	IMU	Sensor Fusion (IMU,GPS,encoder)
A구간	평균	-6.7°	-1.6°
	표준편차	7.2°	2.5°
B구간	평균	7.8°	0.2°
	표준편차	8.9°	0.6°

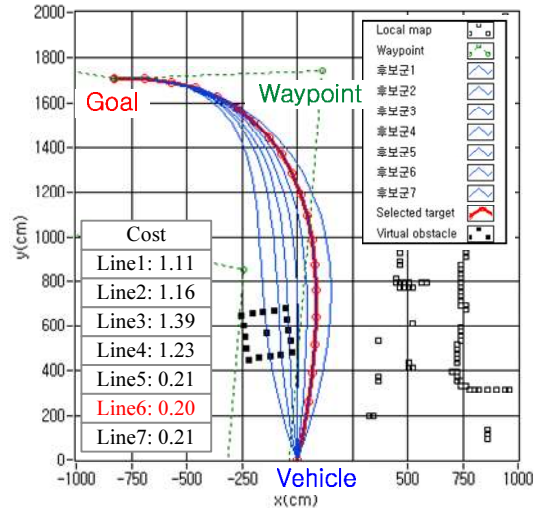


그림 12. 그림 10(C) 구간에서의 모션 플래닝.
Fig. 12. Motion planning in Fig. 10(c).

IV. 결론

본 연구에서는 베지어 곡선을 이용하여 다수의 후보경로를 생성하고, 그 중 최적의 경로를 선택하는 주행제어 방법을 제안하였다. 본 연구를 통해 다음과 같은 결론을 도출하였다.

1. IMU, GPS, 엔코더를 EKF에 적용하여 센서 융합을 수행하였고, 스위칭 방식을 통해 누적오차가 없는 헤딩각을 계산하였다. 이를 바탕으로 경유점 위치의 정확도를 높일 수 있었고, 신뢰성 높은 주행 제어가 가능하였다.
2. 하나의 경로를 생성하여 추종하는 게 아닌 다수의 후보 경로 중 최적의 경로를 선택하기 때문에 주변 지형에 가장 적합한 경로를 생성할 수 있었다. 또한, 적응성 조절점 개념을 도입함으로써 항상 경유점을 통과하는 경로를 생성할 수 있었다.
3. 기존의 일정 범위 내에 장애물이 들어올 경우 정지하는 방식과는 달리 장애물과의 충돌 가능성, 주행 불가능한 곡률 탐지와 같은 비상상황에 대한 정보가 cost 계산에 반영되기 때문에 주행 안전성을 획기적으로 높일 수 있었다.

현재는 모든 장애물이 정적 장애물이라 가정하기 때문에 장애물이 주행 경로 내에 있을 경우에만 충돌할 가능성이 있다고 판단한다. 추후 동적 환경에서 주행을 안전성을 보다 향상시키기 위해서는 동적 장애물을 탐지하고, 동적 장애물의 이동을 예측하여, 그에 따른 적절한 경로를 계획하는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] T. M. Howard and A. Kelly, "Optimal rough terrain trajectory generation for wheeled mobile robots," *International Journal of Robotics Research*, vol. 26, no. 2, pp. 141-166, 2007.
- [2] C.-W. Roh, S.-H. Kim, M.-J. Kim, S. C. Kang, and S.-K. Hong, "Development of patrol robot using DGPS and curb detection," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering(in Korean)*, vol. 13, no. 2, pp. 140-146, Feb. 2007.
- [3] D. Ferguson, T. M. Howard, and M. Likhachev, "Motion

- planning in urban environments," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, no. 11-12, pp. 939-960, 2008.
- [4] S. Thrun et. al., "Stanley: The robot that won the DARPA grand challenge," *Journal of Field Robotics*, vol. 23, no. 9, pp. 661-692, Sep. 2008.
- [5] C. M. Chun, S. B. Suh, S. H. Lee, C.-W. Roh, S. C. Kang, and Y. S. Kang, "Autonomous navigation of KUVE (KIST Unmanned Vehicle Electric)," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems(in Korean)*, vol. 16, no. 7, pp. 617-624, July 2010.
- [6] K. Ohno, T. Tsubouchi, B. Shigematsu, and S. Yuta, "Differential GPS and odometry-based outdoor navigation of a mobile robot," *Advanced Robotics*, vol. 18, no. 6, pp. 611-635, Jan. 2004.
- [7] V. Malyavej and P. Torteeka, "Unmanned ground vehicle localization by dead-reckoning GPS sensor fusion," *Proc. of the IEEE Conference on ECTI-CON*, pp. 508-512, May 2010.
- [8] Y. Ren and X. Ke, "Particle filter data fusion enhancements for MEMS-IMU/GPS," *Intelligent Information Management*, vol. 2, no. 7, pp. 417-421, July 2010.
- [9] S. S. Ge and Y. J. Cui, "Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method," *Journal of Autonomous Robots*, vol. 13, no. 3, pp. 207-222, 2002.
- [10] J. Borenstein and Y. Koren, "The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 278-288, June 1991.
- [11] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "The dynamic window approach to collision avoidance," *IEEE Robotics and Automation*, vol. 4, no. 1, Apr. 1997.
- [12] P. E. Hart, N. J. Nilsson, and B. Raphael, "A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths," *IEEE Trans. Syst. Science and Cybernetics*, vol. 4, no. 2, pp. 100-107, July 1968.
- [13] L. Han, H. Yashiro, H. Tehrani, H. T. N. Nejad, Q. H. Do, and S. Mita, "Bezier curve based path planning for autonomous vehicle in urban environment," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 1036-1042, June 2010.
- [14] H. J. Woo, S. K. Jung, B. G. Cho, and J. H. Kim, "Research of navigation algorithm for unmanned ground vehicle based on Real Time Kinematic(RTK)-GPS," *KSAE Annual Conference*, pp. 972-976, Apr. 2009.
- [15] J. Choi, R. E. Curry, and G. H. Elkaim, "Continuous curvature path generation based on bezier curves for autonomous vehicles," *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, vol. 40, no. 2, May 2010.
- [16] Y. Li and J. Xiao, "On-line planning of nonholonomic trajectories in crowded and geometrically unknown environments," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Kobe, pp. 3230-3236, May 2009.



이 상 훈

2008년 국민대학교 기계자동차공학부(공학사). 2009년 국민대학교 자동차공학 전문대학원(공학석사). 2009년~현재 KIST 인지로봇센터 위촉연구원. 관심분야는 자율주행, 무인자동차.



전 창 목

1997년 서울대학교 기계설계학과(공학사). 1999년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 2005년 서울대학교 기계항공공학부(공학박사). 2005년 KIST 지능로봇센터 박사후 연구원. 2006년~2010년 KIST 연구원. 2011년~현재 KIST 선임연구원. 관심분야는 확률 비선형 시스템, 추정이론, 무인 자율주행.



권 태 범

2003년 고려대학교 기계공학과(공학사). 2009년 고려대학교 기계공학과(공학박사). 2010년 KIST 인지로봇센터 박사후 연구원. 관심분야는 이동로봇의 지도작성 및 위치추정, 실외주행.



강 성 철

1989년 서울대학교 기계설계학과(공학사). 1991년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1998년 서울대학교 기계설계학과(공학박사). 1991년~1999년 KIST 휴먼로봇연구센터 연구원. 1999년~2000년 일본 기계기술연구소(MEL) 로봇연구부 박사후 연구원. 1999년~2005년 KIST 지능로봇연구센터 선임연구원. 2005년~현재 KIST 인지로봇센터 책임연구원. 2007년 스탠포드대 방문 연구원. 관심분야는 지능형 dependable 매니플레이션, 위험작업용 필드 서비스로봇, Haptic interface.