Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (2012) 18(12):1132-1138
http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2012.18.12.1132 ISSN:1976-5622 eISSN:2233-4335

무인자동차의 모델 예측제어를 위한 장애물 파라미터 모델링 기법

Obstacle Parameter Modeling for Model Predictive Control of the Unmanned Vehicle

여 정 윤, 김 우 현, 임 준 혁, 이 달 호, 지 규 인*
(Jung-Yun Yeu[1], Woo-Hyun Kim[2], Jun-Hyuck Im[1], Dal-Ho Lee[3], and Gyu-In Jee[1])
[1]Konkuk University
[2]Seoul National University
[3]Gachon University

Abstract: The MPC (Model Predictive Control) is one of the techniques that can be used to control an unmanned vehicle. It predicts the future vehicle trajectory using the dynamic characteristic of the vehicle and generate the control value to track the reference path. If some obstacles are detected on the reference paths, the MPC can generate control value to avoid the obstacles imposing the inequality constraints on the MPC cost function. In this paper, we propose an obstacle modeling algorithm for MPC with inequality constraints for obstacle avoidance and a method to set selective constraint on the MPC for stable obstacle avoidance. Simulations with the field test data show successful obstacle avoidance and way point tracking performance.

Keywords: obstacle modeling, MPC, unmanned vehicle, obstacle avoidance, optimization

I. 서론

2004년과 2005년에 개최된 Grand Challenge 그리고 2007년도의 Urban Challenge를 통해 미국 국방성은 일찍부터 무인자동차 기술개발을 진행하고 있다. 최근에는 IT 기업인 구글에서 자체 맵 데이터베이스 및 네트워크 시스템 등을 활용하여 무인자동차를 개발하여 실제 도로환경에서 지속적인 테스트를 하고 있으며 괄목한 성과를 보여주고 있다. 국내에서도 이러한 무인자동차의 개발 흐름에 대처하기 위하여 2010년 무인자동차 대회가 현대기아자동차 개최로 진행되었다. 이 대회에는 국내 대학팀들이 본선 대회에 진출하여 장애물 회피 그리고 횡단보도 인식 등의 미션을 성공적으로 수행하는 등의 성과를 이룬바 있다.

이렇게 국내외적으로 관심이 높아지고 있는 무인자동차에 관련된 핵심기술 중의 하나는 목적지까지 얼마나 정확하고 안전하게 자율적으로 주행할 수 있을 것인가 하는 부분이다. 이를 위해서는 기준경로를 추종하는 기능과 그 과정에서 발견되는 장애물들을 회피할 수 있는 기능이 필수적이다.

이러한 기준경로 추종과 장애물 회피의 구현을 위해 연구 되고 있는 여러 방식들 중 하나는 모델 예측제어 기법이다. 논문[1]에서는 차량의 동적 모델을 바탕으로 미래의 예측 경로를 추정하고 이러한 예측 경로와 기준 경로와의 오차 및 조향의 변화를 최소로 하는 최적화된 조향의 출력을 통해 무인자동차를 제어하는 모델 예측제어 기법이 연구되었다. 그리고 논문[2]에서는 위 논문의 장애물 회피 성능을 개선하기 위해 제한조건을 설정하는 방식을 새롭게 제안 하였다.

모델예측제어 기법을 연구한 기존 논문[1,2]들에서는 장애물 타원 파라미터가 정확하게 주어졌다고 가정하였다. 따라서 이 기법들 기반의 무인자동차의 장애물 회피를 실제 무인자동차 시스템에 적용시키기 위해서는 장착 된 센서로부터 획득 된 데이터들을 이용해 회피하여야 할 장애물들을 타원 형태의 파라미터로 모델링 하는 기법에 대한 연구가 필요하다. 본 논문에서는 이를 위한 장애물 파라미터 모델링 기법을 제안하고, 그 성능을 실제 측정된 장애물 데이터를 이용한 모의실험을 통해 분석했다.

II. 본론

1. 모델예측 제어기법

이 절에서는 본 논문에서 사용된 모델예측 제어기법과 제안된 선택적 제한조건 설정 방법에 대해 설명한다.

1.1 무인자동차 모델

무인자동차는 위치와 속도를 가지는 점 모델로 정의된다. 차량의 첫 출발점을 원점으로 하는 ENU 좌표계에서 무인자동차의 모델은 그림 1과 같이 나타낼 수 있다[1].

$\psi \approx \psi_a$일 때, 공간상에서 차량 위치와 조향각의 변화를 근사적으로 나타내면 (1)과 같다[1].

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수: 2012. 9. 24., 수정: 2012. 10. 25., 채택확정: 2012. 11. 3.
여정윤, 임준혁, 지규인: 건국대학교 전자정보통신공학과
(shaply@konkuk.ac.kr/junhyuck@konkuk.ac.kr/gijee@konkuk.ac.kr)
김우현: 서울대학교 전기컴퓨터공학부(whyun77@snu.ac.kr)
이달호: 가천대학교 전자공학과(dhlee@gachon.ac.kr)
※ 본 논문은 지식경제부 2013 무인자율주행 자동차 경진대회 참가를 위한 자율주행기술 개발 과제에서 지원하여 연구되었음.

Copyright© ICROS 2012

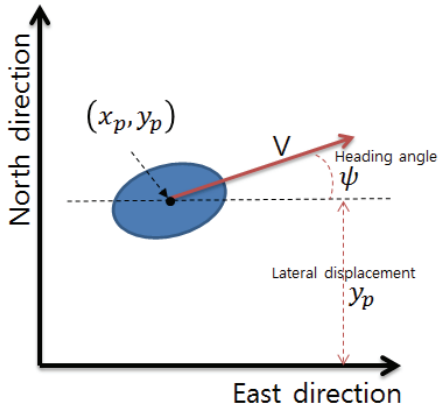


그림 1. ENU 좌표계상의 차량 상태.

Fig. 1. Vehicle status represented in the ENU coordinate.

$$\begin{aligned}
&\dot{\underline{X_C}} = A_C \underline{X_C} + \underline{B_C} u + M_C \\
&\underline{Y_C} = C_C \underline{X_C} \\
&X_C = [x_p\, y_p\, \psi]^T, \quad Y_C = [x_p\, y_p]^T \\
&A_C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -V sin\psi_a \\ 0 & 0 & V cos\psi_a \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_C = [0\,0\,1]^T \\
&C_C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad M_C = \begin{bmatrix} V\psi_a \sin\psi_a + V\cos\psi_a \\ -V\psi_a \cos\psi_a + V\sin\psi_a \\ 0 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{1}$$

(1)을 주기 T 로 샘플링하면 k번째 샘플에서의 상태공간 모델을 (2)와 같이 얻을 수 있다. M_C 를 이산화 한 부분은 추후 증강상태공간모델(augmented state-space model)을 계산하는 과정에서 차분되어 사라지므로 생략할 수 있다[1].

$$\begin{aligned}
&x(k+1) = A_m x(k) + B_m \Delta u(k) \\
&y(k) = C_m x(k) \\
&A_m = e^{A_C T},\ B_m = (\int_0^T e^{A_C v} dv) B_C,\ C_m = C_C
\end{aligned} \tag{2}$$

최종적으로 모델예측제어에 사용될 증강상태공간모델은 (3)과 같다[1].

$$\begin{aligned}
&x(k+1) = Ax(k) + B\Delta u(k) \\
&y(k) = Cx(k) \\
&x(k) = [\Delta x_m(k)^T y(k)]^T \\
&A = \begin{bmatrix} A_m & O_m^T \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix},\ C = [O_m 1] \\
&O_m = [0\,0 \cdots 0]
\end{aligned} \tag{3}$$

1.2 비용함수 및 선택적 제한조건 설정

상태 공간 모델에서 최적의 조향 제어 입력 값을 계산하기 위한 비용함수 J는 (4)와 같다[1]. 여기서 R_s는 차량이 추종해야 하는 위치들 즉 기준경로에 해당하는 기준 입력 벡터, Y는 N_P개의 원소를 가지는 미래의 시스템 출력 값의 벡터, U는 N_C개의 원소를 가지는 미래의 제어 입력 값 벡터 그리고 $\overline{R}$은 U의 변화량과 관계된 가중치 벡터이다.

$$J = (R_s - Y)^T (R_s - Y) + (\Delta U)^T \overline{R} \Delta U \tag{4}$$

$$\begin{aligned}
Y &= [y(k_i+1|k_i)\, y(k_i+2|k_i) \cdots y(k_i+N_P|k_i)]^T \\
&= [y_1\, y_2 \cdots y_{N_P}]^T \\
\Delta U &= [\Delta u(k_i)\, \Delta u(k_i+1) \cdots \Delta u(k_i+N_C-1)]^T \\
&= [\Delta u_1\, \Delta u_2 \cdots \Delta u_{N_C}]^T
\end{aligned}$$

기준경로 추종 중 나타나는 장애물 회피를 위해 (4)에서 정의된 차량의 미래 예측궤적이 장애물이 존재하는 공간에 존재하지 않도록 차량의 궤적에 제한조건을 설정한다. 이러한 제한조건을 만족하면서 (4)를 최소화하는 최적입력을 구하게 되면 경로추종과 장애물 회피를 동시에 수행하는 차량 유도제어 명령을 얻을 수 있다. 이를 위해 부등식 제한조건이 있는 2차 볼록 최적화(quadratic convex optimization) 문제의 해를 매 순간 구해야 한다.

실시간 구현을 위한 계산시간 최소화를 고려한다면 가장 단순한 형태의 부등식으로 장애물을 표현하여야 한다. 선형 부등식으로 장애물을 표현하면 최적화 문제의 제한조건이 단순화 되지만, 이 경우 장애물의 형상을 표현하기 위해서는 많은 숫자의 선형 부등식이 필요하게 된다. 2차 부등식인 타원을 이용하여 장애물을 표현하면 보다 효과적으로 장애물들을 표현할 수 있다. 본 논문에서는 장애물들을 E와 G 행렬로 표현되는 타원 파라미터로 정의한다. 장애물들을 타원으로 모델링하게 되면 어떠한 장애물도 하나의 수식 형태로 표현할 수 있게 되며, 장애물 회피 시 차량을 타원의 호를 따라 유도되게 함으로써 급격한 조향의 변화를 줄일 수 있다는 장점이 있다[1]. 이러한 타원 파라미터 생성 방법에 대해서는 다음 절에서 논의한다.

E와 G 행렬로 정의된 장애물 타원을 무인자동차가 회피해 가기 위해서는 (5)와 같이 미래의 시스템 출력 값들이 장애물 타원의 외부에 있어야 한다는 조건을 제한조건으로 설정하면 된다[2].

$$\begin{aligned}
&(y_i - G)^T E (y_i - G) > 1 \\
&\text{for} \quad i = 1, 2, \cdots, N_P
\end{aligned} \tag{5}$$

장애물 타원이 여러 개로 나뉜 경우에는 각각의 타원에 대해 미래의 시스템 출력 값들이 모두 (5)와 같은 조건을 만족시키도록 제한조건을 설정해 주면 된다. 따라서 장애물 타원이 $N_{ellipse}$ 개일 경우의 제한조건은 (6)과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned}
&(y_i - G_k)^T E_k (y_i - G_k) > 1 \\
&\text{for} \quad i = 1, 2, \cdots, N_P \ \text{and} \ k = 1, 2, \cdots, N_{lipse}
\end{aligned} \tag{6}$$

위와 같이 장애물 회피 및 경로추종 문제를 부등식 제한조건하의 최적화 문제로 설정하게 되면 2차 볼록(convex) 비용함수를 2차 오목(concave) 제한조건하에서 최적화하는 문제가 된다. 본 논문에서는 이러한 최적화 문제를 수치적으로 푸는 효과적인 방법 중의 하나로 알려진 내부점법(interior point method) [3]을 이용하여 최적 장애물 회피 경로를 유도하는 차량 조향 명령을 계산한다.

내부점법을 사용하는 경우, 초기치는 반드시 제한조건을 만족해야 한다[4]. 이를 만족하도록 초기조건을 설정하는

방법 중의 하나는 장애물 타원체의 좌우 방향으로 초기 값을 설정하는 것이다. 장애물이 복잡하게 많이 존재하는 경우, 선정된 초기 값에 의해 차량이 장애물을 통과하는 경로가 달라지는 경우가 발생하게 된다. 또한 차량이 주행하는 주변의 모든 장애물을 타원 제한조건으로 설정하게 되면 최적화 문제가 복잡하게 된다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해 선택적 제한조건 결정 방법을 제안한다. 먼저 제한조건이 없는 상황에서 기준 입력만으로 미래의 제어 입력 값을 결정한 후 이 때의 미래 시스템 출력 값을 계산한다. 즉, 현재 차량의 위치에서 장애물을 고려하지 않고 미래의 최적 경로추종 궤적을 예측한다. 차량의 미래 예측 경로가 각 장애물 타원과 충돌하는지를 (6)을 이용해 검사한 후 충돌이 예상되는 장애물 타원들만을 다시 (6)과 같은 제한조건에 두고 최적화 과정을 수행한다. 이렇게 하면 제한조건 하의 최적화 문제가 단순화되면서 효과적으로 장애물 회피경로 생성 및 차량 조향제어를 수행할 수 있다.

2. 장애물 파라미터 생성 알고리즘

이 절에서는 본 논문에서 제안된 타원 파라미터 생성 방법에 대해 설명한다.

2.1 최소부피 타원

각 점 p_1, p_2, p_3,$\cdots$ 으로 이루어진 점집합 P를 둘러싸면서 최소의 부피를 가지는 타원은 다음 (7)과 같은 조건을 갖는다. 이를 만족하는 $E_{ellipse}$와 $G_{ellipse}$를 결정하는 MVEE (Minimum-Volume Enclosing Ellipsoid) 알고리즘[5]을 이용하여 한 장애물 점 그룹을 하나의 타원으로 모델링 한다.

$$\epsilon_{E,G} = \left\{ \underline{P} \in R^d : (\underline{P} - \underline{G_{ellipse}})^T E_{ellipse} (\underline{P} - \underline{G_{ellipse}}) \le 1 \right\} \quad (7)$$

2.2 클러스터링

레이저 센서를 이용해 획득한 주변 장애물 정보들을 각 장애물 그룹으로 분류하기 위해 본 논문에서는 k-평균 알고리즘을 사용한다. k-평균 알고리즘은 한 집합을 k개의 소집합으로 분류하는 알고리즘으로써 초기 설정 값에 클러스터링 결과가 의존적이라는 단점이 있지만, 그 속도가 타 클러스터링 알고리즘에 비해 빠르고 직관적이며 구현이 쉽다는 장점이 있다[6].

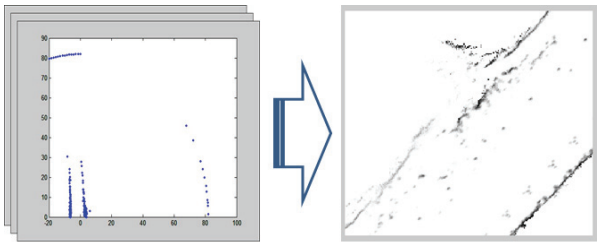
2.3 점유 확률맵 기반 파라미터 생성

장애물 파라미터를 생성하기 위해 레이저 센서 데이터를 이용하는데, 본 논문에서 사용된 LMS-291 모델의 경우 1초에 최대 13,575개의 거리 데이터가 출력된다. 이러한 개개의 거리 데이터들을 모두 장애물 점이라 가정하고 장애물 타원 파라미터를 생성하는 방식은 장애물 여부를 확실히 판단하기 어려울 뿐더러 표 1에서 보이는 것처럼 점집합의 점의 개수가 많을수록 타원 파라미터 연산 시간이 크게 증가해 순간적인 판단이 요구되는 차량제어에 적합하지 않다.

표 1. 점 개수별 타원 파라미터 평균 생성 시간.

Table 1. The average time to make ellipse parameter as the number of points.

	10(EA)	100(EA)	1,000(EA)
average time(s)	0.0041	0.0144	2.1184



(a) (b)

그림 2. 거리데이터 및 격자 기반의 점유 확률맵.

Fig. 2. Range data and Occupancy grid map.

또한 레이저가 유리를 통과하거나 입사각이 큰 경우에는 잘못된 거리 값이 측정 될 수 있어서 이러한 순간 측정값을 이용해서 장애물을 인식하는 경우에는 오류가 많이 발생할 수 있다[7].

이런 문제점들을 해결하기 위해 매 순간 레이저 센서의 거리 데이터를 통합하여 격자 기반의 점유 확률맵을 만든 후 이 점유 확률맵에서 장애물로 확정된 격자만을 고려하여 타원 파라미터를 생성한다. 그림 2(a)는 매 순간 입력되는 레이저 센서의 데이터를 센서를 중심으로 하는 직각좌표계에서 나타낸 결과이다. 본 논문에서는 그림 2(b)와 같이 (a)의 레이저 센서의 거리 데이터를 누적하여 가로세로 $40cm$ 크기의 격자기반 점유 확률맵을 생성해 이용한다[8].

여기서 차량 전방에 장착된 레이저 스캐너는 차량 전방에 대한 데이터들만 출력하는데 반해 이렇게 생성한 점유 확률맵은 출발 지점부터 현재 차량의 위치 근방까지를 모두 포함하는 영역에 걸친 데이터를 가진다. 따라서 현재 차량의 주행에 영향을 미치는 영역에 해당하는 장애물 점들을 추출하는 그림 3과 같은 과정을 수행한다. 그림 3에서 ref. path는 미리 주어진 경로점들(직선구간 40~50 m 간격, 곡선구간 5~10 m 간격)을 보간법을 통해 확장시킨 기준경로이다[1].

관심 장애물 점들을 획득한 후에는 최종적으로 장애물 타원 파라미터들을 생성하기 위해 그림 4와 같은 과정을 수행한다. 이 과정은 크게 두 부분으로 나뉘어져 있는데 분할 과정과 결합 과정이다. 분할 과정에서는 관심 영역안의

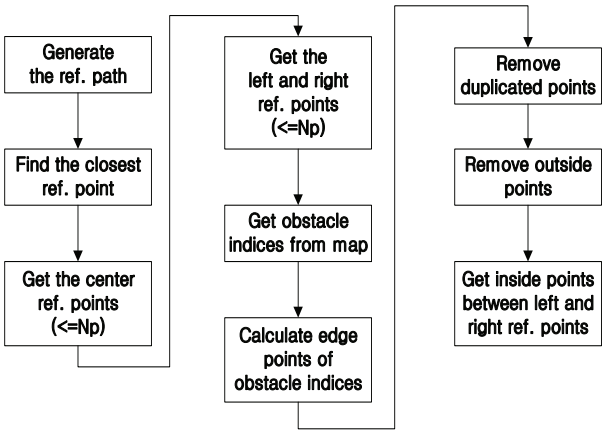


그림 3. 관심 장애물 점 획득 알고리즘.

Fig. 3. The algorithm to get interested obstacle points.

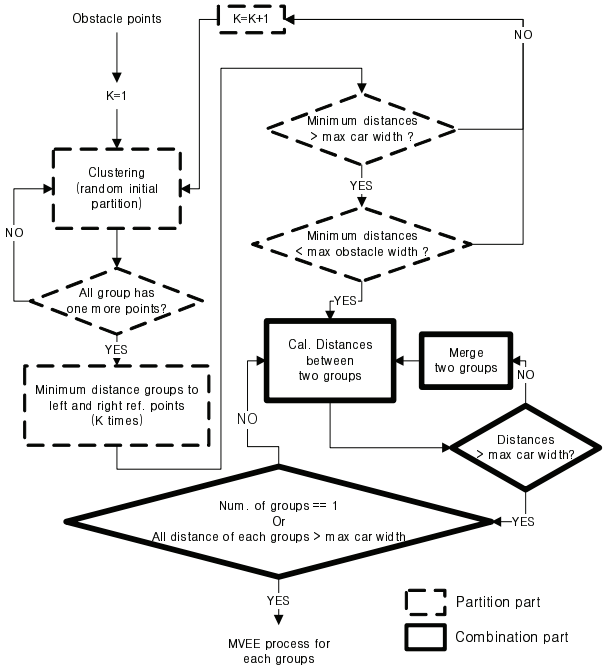


그림 4. 장애물 타원 파라미터 생성 알고리즘.

Fig. 4. The algorithm to make ellipsoid parameter of obstacles.

장애물 점들이 설정된 최대 장애물 폭을 초과하지 않으면서 각 장애물 점 그룹에 대해 차량이 통과할 수 있는 지점이 생길 때까지 k값을 증가시키면서 클러스터링을 실시한다. 그 후 결합 과정에서는 각 장애물 점 그룹들 간의 거리를 검사하여 차량이 통과할 수 없는 두 그룹을 다시 결합시킨다.

두 과정을 거치는 이유는 2.2에서 서술한 대로 k-평균 알고리즘은 초기 설정 값에 클리스터링 결과가 의존적이라는 점 때문이다. 이 때문에 경로 상에 놓인 작은 장애물 점들이 초기 조건에 따라 도로 경계에 해당하는 장애물 점들과 같은 그룹으로 클러스터링 될 수 있으며 이는 차량이 갈 수 있는 경로도 장애물 영역에 포함되게 하는 문제를 발생시킨다. 반대의 경우로 하나의 장애물로 보아도 되는 부분도 여러 개의 장애물이 있는 것처럼 분리될 수 있다는 문제점이 있다. 장애물 점들을 최소의 크기 단위로 나누고 이를 다시 차량 통과 조건에 맞추어 결합하는 과정을 통해 이러한 초기 설정 의존성을 극복할 수 있다.

장애물 제한조건하에 최적화 문제 (4)와 (6)을 풀게 되면 장애물을 회피하는 차량의 궤적은 대상 장애물 타원의 호를 따라가는 경로를 갖게 된다. 본 논문에서는 차량의 질점 모델로 가정되었기 때문에 실제 무인자동차에서 장애물 회피가 이루어지기 위해서는 차량의 실제 크기와 동적 조향 특성을 고려하는 과정이 필요하다. 이를 위해 장애물 타원 파라미터들을 생성한 이후 차량의 최대 폭을 고려해 각 타원의 크기를 모든 방향에 대해서 증가시켜준다.

그림 5는 각 과정의 결과이다. (a)는 확률맵에서 획득한 관심 장애물 점들을 보여준다. (b)는 분할과정을 거쳐 작은 단위로 나누어진 장애물 점 그룹(총 11개), 그리고 (c)에서는 결합과정을 거쳐 의미 있는 각 장애물 점 그룹(총 8개)

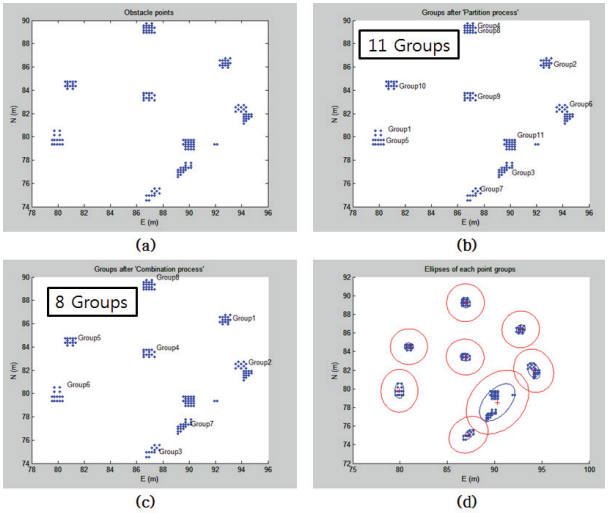


그림 5. 장애물 타원 파라미터 생성 알고리즘의 실행 과정.

Fig. 5. The result of each part of obstacle parameter algorithm.

으로 재분류된 결과를 볼 수 있다. 마지막으로 (d)는 각 장애물 점 그룹들을 타원화하고 차량의 크기를 고려하여 각 타원들을 확장한 결과를 나타낸다.

III. 모의실험

1. 모의실험 환경

이 절에서는 모의실험에 사용 된 데이터 획득 방법과 주요 설정 값들을 설명한다.

1.1 무인자동차

효과적인 모의실험을 위해 레이저 센서 데이터는 실제 무인자동차 주행 트랙 상에서 수집된 데이터를 사용하였다.

그림 6은 무인자동차 주행 트랙 상에서 데이터를 수집하기 위해 사용 된 차량이며, 전방범퍼 중앙 위치에 LMS-291 레이저 센서가 장착되어 있다.

점유 확률맵을 생성하기 위해서는 레이저 센서 데이터와 동기화 된 차량의 위치와 자세 정보가 필요하기 때문에 이를 위해 그림 7과 같은 GPS/INS 통합 항법 시스템을 이용한다.

그림 6. 데이터 획득에 사용 된 차량.

Fig. 6. The car used to collect the laser sensor data on the track of unmanned vehicle competition.

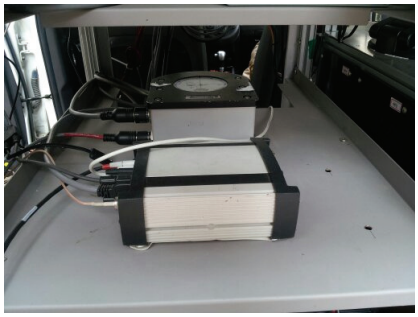


그림 7. GPS/INS 통합 항법 시스템.
Fig. 7. The GPS/INS integrated navigation system.

1.2 모의실험 설정

수집한 데이터를 사용하여 모의실험은 Matlab 상에서 수행하였다. 차량의 속도는 $60km/h$로 설정하였으며, 모델예측제어기의 설정 변수는 다음과 같다.

모델예측 제어 샘플링 시간(T) = $0.05s$
예측 범위(N_P) = 20
제어 값 계산 범위(N_C) = 4

위와 같이 차량 속도는 일정하다고 가정하고 실제 레이저 센서의 측정 데이터를 이용했을 때 점유 확률맵에서 장애물들이 명확히 나타나는 거리를 고려하여 차량 전방 약 $16.67m$ 까지 예측 경로가 생성 될 수 있도록 예측 범위를 설정하였다. 예측 범위와 제어 값 계산 범위는 각각 (4)에 적용된다.

2. 장애물 회피 결과 및 분석

이 절에서는 복합 장애물, 도로 차단 및 협로 구간에서 제안된 장애물 파라미터 모델링 기법의 성능과 이를 이용한 모델예측 제어기법의 장애물 회피 성능을 분석한다.

2.1 복합 장애물 구간

여러 개의 장애물이 복합적으로 놓인 상황에서 원활한 회피 주행을 위해서는 각각의 장애물들이 잘 분리되어야 하고, 장애물 사이로 차량이 통과가 가능한 상황에서는 장애물 사이로 경로가 생성되어야 한다.

그림 8은 제안된 알고리즘을 이용하여 개별 장애물들이 각각의 타원으로 생성된 결과이다. 그림 8에서 점선으로 된 타원과 실선으로 된 타원은 모두 제안된 알고리즘에 의해 생성된 타원들이다. 그리고 이 중 실선으로 된 타원들은 차량(직사각형)이 그림과 같이 위치하고 있을 시점에 충돌이 예상되는 장애물 타원들이다.

그림 9는 위의 복합 장애물이 있는 구간에서 기준 경로(ref. path)와 차량이 유도된 경로(result path)를 보여준다. 차량은 장애물이 없는 지역에서는 기준 경로점을 따라 유도되며, 장애물이 기준 경로 근처에서 탐지 될 경우 그림 8에서와 같이 충돌이 예상되는 장애물들을 계산하고 이를 안정적으로 회피하는 경로로 유도된다.

그림 10은 차량이 움직이는 동안 감지된 충돌 예상 장애물 타원의 개수를 나타낸다. 복합 장애물 구간을 지나는 동안 한 시점에 최대 2개의 충돌 예상 장애물이 감지되었음을 보여준다. 이를 그림 8과 9에서 생성된 장애물 타원의 개수와 비교해 보면 제안된 선택적 제한조건 설정 알고리즘이 잘 동작하고 있음을 확인할 수 있다.

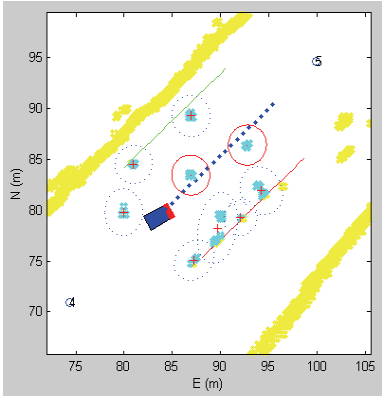


그림 8. 복합 장애물 구간 장애물 파라미터 생성 결과.
Fig. 8. The result parameters on the complex obstacle section.

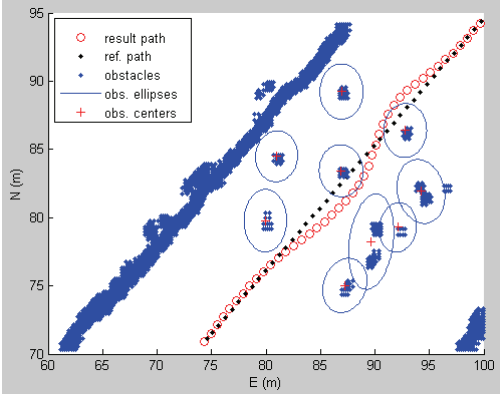


그림 9. 복합 장애물 구간 주행 경로.
Fig. 9. The result trajectory on the complex obstacle section.

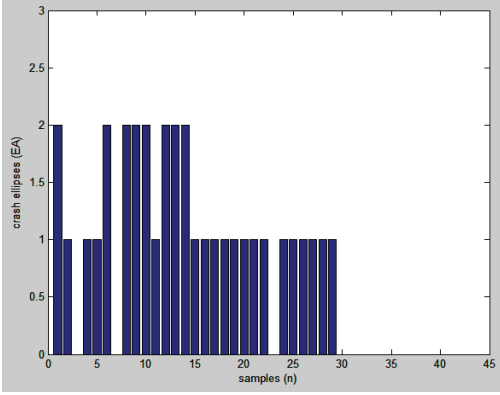


그림 10. 복합 장애물 구간 충돌 예상 장애물 수.
Fig. 10. The number of estimated crash obstacles on the complex obstacle section.

2.2 도로 차단 구간

도로 차단 구간은 도로의 대부분이 방벽으로 막혀 있고 한쪽 방향은 완전히 막혀 있으며, 다른 한쪽 방향으로만 우회로가 있는 구간이다.

그림 11에서는 제안된 장애물 타원 파라미터 생성 알고리즘에 의해 유효한 영역 안에서 방벽과 도로 외곽 장애물들이 분리되어 각각의 타원 파라미터로 생성된 것을 확인할 수 있다. 두 타원 사이에는 차량이 통과할 수 있는 공간이 존재한다. 그림 12에서 차량이 유도된 전체 경로를 보면 이러한 통과 가능한 공간 사이로 차량이 지나가도록 경로가 생성되었음을 확인할 수 있다.

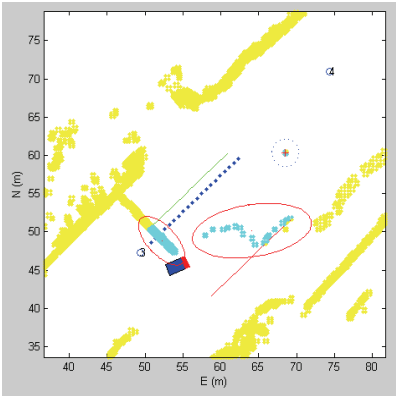


그림 11. 도로 차단 구간 장애물 파라미터 생성 결과.

Fig. 11. The result parameters on the blocked section.

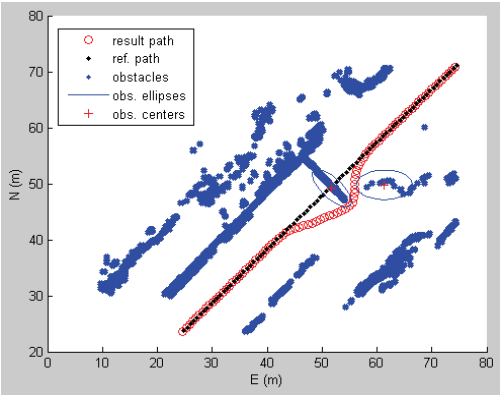


그림 12. 도로 차단 구간 주행 경로.

Fig. 12. The result trajectory on the complex blocked section.

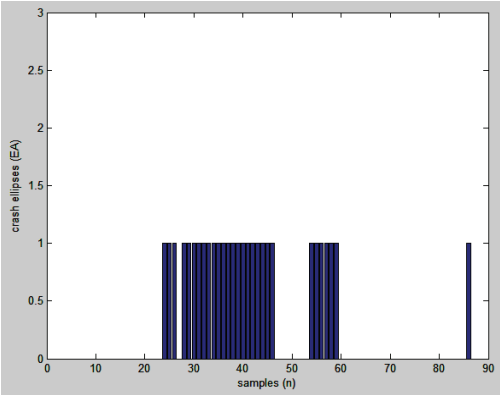


그림 13. 도로 차단 구간 충돌 예상 장애물 수.

Fig. 13. The number of estimated crash obstacles on the blocked section.

그림 13은 각 순간에 감지된 충돌 예상 장애물 타원의 개수를 나타낸다.

2.3 협로 구간

협로 구간은 일반적인 2차선 도로에 비해 그 폭이 좁고 좌우가 방벽으로 막혀 있다. 기준 경로 상에 장애물이 놓여 있지는 않지만 좌우 방벽이 잘못된 형태의 장애물로 인식된다면 원활한 주행이 되지 못할 수도 있다.

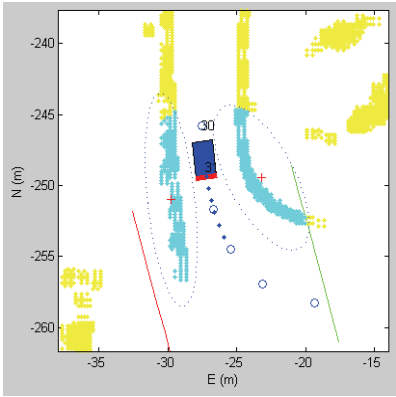


그림 14. 협로 구간 장애물 파라미터 생성 결과.

Fig. 14. The result parameters on the narrow road section.

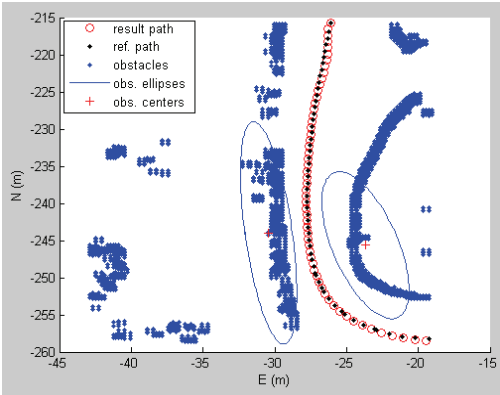


그림 15. 협로 구간 주행 경로.

Fig. 15. The result trajectory on the narrow road section.

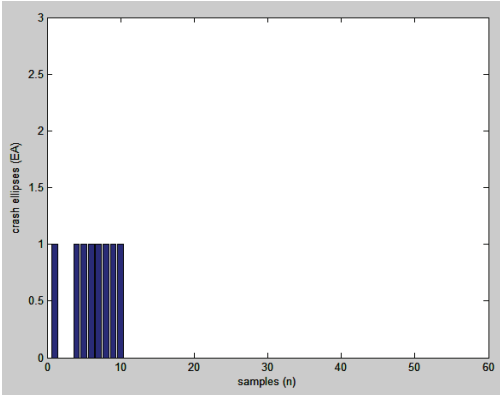


그림 16. 협로 구간 충돌 예상 장애물 수.

Fig. 16. The number of estimated crash obstacles on the narrow road section.

그림 14는 협로 구간의 가장 좁은 부근에서의 장애물 타원 파라미터 생성 결과를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 좌우 방벽이 장애물로 인식되기는 했지만, 제안된 알고리즘에 의해 정상적인 기준경로 추종이 가능하도록 좌우의 타원들로 분리되었음을 알 수 있다.

그림 16을 보면 협로로 진입하는 구간에서는 일시적으로 좌우 방벽이 충돌이 예상되는 장애물로 감지되는 경우가 있지만, 그림 15의 전체 주행 결과를 보면 기준궤적과 대부분 일치하는 경로로 차량이 유도되었음을 볼 수 있다.

IV. 결론

무인자동차의 기준경로 추종 및 장애물 회피를 위한 방법으로 모델 예측제어기법을 사용할 수 있다. 본 논문에서는 2차 타원함수 제한조건 기반의 모델 예측제어가 실제 주행환경에서 사용될 수 있도록 주변 장애물들의 정보를 점유 확률맵을 통해 획득하고 이를 유효한 타원 파라미터들로 모델링하는 알고리즘을 제안하였다. 또한 여러 장애물이 복합적으로 놓여 있는 경우에도 최적의 경로로 차량이 유도될 수 있도록 생성된 장애물 타원 파라미터들 중 충돌이 예상되는 것들만 선택적 제한조건으로 설정하였다. 그리고 제안한 알고리즘의 장애물 회피 및 경로 추종 성능을 실제 차량 주행환경에서 측정된 장애물 데이터를 이용한 모의실험을 통해 보였다.

추후 연구에서는 레이저 센서를 이용한 점유 확률맵 뿐 아니라 영상정보까지 결합하여 더 정확한 장애물 파라미터를 모델링 할 수 있도록 알고리즘을 개선하고, 이 알고리즘이 실시간 시스템에 문제없이 적용될 수 있는가를 검증한다.

참고문헌

[1] W. H. Kim, “Guidance of the autonomous land vehicle system utilizing a model predictive control,” Electrical Engineering, Seoul National Univ., Doctoral Thesis, Aug. 2011.

[2] J. Y. Yeu, W. H. Kim, J. H. Im, and G. I. Jee, “Obstacle avoidance for the unmanned vehicle using model predictive control with quadratic constraint,” *Proc. of 2012 27th ICROS Annual Conference (in Korean)*, Seoul, Korea, pp. 46-47. Apr. 2012.

[3] S. W. An, “A study on primal-dual interior-point method,” *Journal of the Korean Society of Marine Engineers (in Korean)*, vol. 28, no. 5, pp. 801-810, Jul. 2004.

[4] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex optimization*, Cambridge University Press, New York, 2009.

[5] P. Kumar and E. Alper Yıldırım, “Minimum volume enclosing ellipsoids and core sets,” *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 126, no. 1, pp. 1-21, Jul. 2005.

[6] M. J. Lee and Y. S. Choi, “GA-based K-means clustering algorithm,” *Korean Society For Internet Information (in Korean)*, vol. 7, no. 2. pp. 213-216, Nov. 2006.

[7] B. J. Jung, J. H. Park, T. Y. Kim, D. Y. Kim, and H. P. Moon, “Lane marking detection of mobile robot with single laser rangefinder,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 6, pp. 521-525, Jun. 2011.

[8] H. M. Han, J. T. Park, and J. B. Song, “Grid map building based on reliability model of sonar data,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 12, pp. 1219-1226, Dec. 2011.

여 정 윤

2011년 건국대 전자정보통신공학과 졸업. 2011년~현재 건국대학교 대학원 전자정보통신공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 무인자동차, 시스템 소프트웨어, 제어 시스템, GPS.

김 우 현

2000년 공군사관학교 물리학과 졸업. 2005년 서울대학교 대학원 전기컴퓨터공학부 석사. 2011년 동 대학 박사. 관심분야는 무인자동차, 순항미사일, 단거리미사일, 무인체, LORAN-C, GPS/INS 결합항법.

임 준 혁

2008년 홍익대 전자전기공학부 졸업. 2011년 건국대학교 대학원 전자정보통신공학과 석사. 2011년~현재 건국대학교 대학원 전자정보통신공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 무인자동차, Loran-C 신호처리, GPS, INS.

이 달 호

1982년 서울대 제어계측공학과 졸업. 1985년 동 대학원 석사. 1992년 동 대학원 박사. 1992년~현재 가천대학교 전자공학과 교수. 1998년 미국 USC 방문연구원. 관심분야는 시스템 식별, 필터링 기법, INS 응용, Data hiding.

지 규 인

1982년 서울대 제어계측공학과 졸업. 1984년 동 대학원 석사. 1989년 Case Western Reserve Univ. System and Control Engineering 박사. 1992년~현재 건국대학교 전자정보통신공학과 교수. 관심분야는 GPS/INS 결합항법, GPS 신호처리, 무선측위, 소프트웨어 GPS, GPS anti-jamming.