

복수 쿼드로터 무인기를 이용한 협업 감시 및 경계선 추종

Cooperative Surveillance and Boundary Tracking with Multiple Quadrotor UAVs

이 현 범, 문 성 원, 김 우 진, 김 현 진*

(Hyeon Beom Lee¹, Sung Won Moon¹, Woo Jin Kim¹, and Hyoun Jin Kim¹)

¹School of Mechanical and Aerospace Engineering and Institute of Advanced Aerospace Technology, Seoul National University

Abstract: This paper investigates a boundary tracking problem using multiple quadrotor UAVs to detect and track the boundary of physical events. We set the boundary estimation problem as a classification problem of the region in which the physical events occur, and employ SVL (Support Vector Learning). We also demonstrate a velocity vector field which is globally attractive to a desired closed path with circulation at the desired speed and a virtual phase for stabilizing the collective configuration of the multiple quadrotors. Experimental results with multiple quadrotors show that this study provides good performance of the collective boundary tracking.

Keywords: boundary tracking, cooperative surveillance, multi-agent, quadrotor, support vector

I. 서론

현대사회에서 기름 유출, 적조, 녹조등과 같은 환경문제의 해결은 인류에게 큰 과제로 남아있다(그림 1). 이에 따라 환경 감시 및 정찰의 중요성이 오늘날 더욱 커져가고 있으며, 이를 위해 협업 감시 및 경계선 추종 문제에 대한 다양한 연구가 이루어지고 있다.

경계선 문제는 해당 오염지역을 탐지 및 조사하거나[1] 해양 정찰 샘플 추출[2]등에 이용되고 있으며, 경계선 구체화 및 추종을 포함한다. 경계선의 구체화는 일반적으로 지도 기계학습(supervised machine learning)분야에서의 분류 문제로 다루어진다. 커널 기반의 학습과 같은 접근법[3]이나 가우시안 프로세스[4], 혹은 서포트 벡터 학습(SVL: Support Vector Learning) [5]등과 같은 학습 방법이 경계선의 구체화를 위해 이용되어 왔다. 특별히 SVL은 높은 적용가능성, 데이터의 안정성 그리고 전역 최적해(global optimality)의 보장과 같은 장점으로 인해 많이 이용되는 분류 알고리즘 중 하나이다.

구체화된 경계선에 대한 복수 개체의 추종 알고리즘은 컴퓨터 비전분야에서의 snake 알고리즘[6]이나 적응 및 협동 피드백 제어 법칙[7], 페이지의 누적 합산 알고리즘(CUSUM; page's cumulative sum algorithm)에 기반을 둔 법칙[9]등이 제안되었다. [6]에서는 경계선 추종을 위해 level set 기법을 적용하였다. 하지만 이는 경계선 주변에서 순환

(circulation)의 움직임이 없기 때문에 정확한 경계선 추종을 위해서는 많은 수의 센서노드들이 필요하다. [7]에서는 노드들이 경계선을 추종 하는 동안, 각 센서들은 각 시간마다 측정치를 제공하고 이에 대한 변화율을 통합적으로 계산한다. [8]에서는 복수 개체의 경계선 추종을 위한 제어 법칙이 제안되었지만, 타원 형태의 경계선만 추종 가능하다는 단점이 있다. [9]에서는 SVDD (Support Vector Domain Description)를 이용하여 경계선의 형태에 무관한 수학적 형태로써의 경계선을 표현하는 알고리즘을 제안하였다. 또한 이는 감시에 필요한 추가적인 비용과 노동력을 줄일 수 있도록 하기 위하여 고정 센서 네트워크가 아닌, 모바일 센서 네트워크를 적용하였다.

이 논문은 서포트 벡터 학습을 통해 오염 지역의 경계선에 대한 수학적 표현, 즉 벡터 필드를 얻고, 복수의 쿼드로터 무인기들이 생성된 경계선을 추종하는 문제를 다룬다.



그림 1. 다양한 환경오염 (시계방향): 기름 유출, 적조, 녹조.
Fig. 1. A variety of environmental pollutions (clockwise): oil slick, red tides and green tides.

* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received February 20, 2013 / revised March 10, 2013 / accepted March 15, 2013

이현범, 문성원, 김우진, 김현진: 서울대학교 기계항공공학부 항공우주신기술연구소

(koreaner33@snu.ac.kr/maximious@hotmail.com/sean84dy@gmail.com/hjinkim@snu.ac.kr)

※ 본 논문은 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(계약번호: UD120013JD).

모바일 로봇들이 현재의 위치에서 벡터장을 추종하는 [9]의 알고리즘과 달리 본 논문은 벡터장의 적분을 통해 목표 경로를 생성하게 하도록 하고, 상대적으로 제어가 더욱 어려운 복수의 쿼드로터 무인기가 생성된 경로를 안정정적으로 추종하게 하도록 한다. 추가적으로 SVDD로부터 얻어진 hyper-dimensional radius 함수를 이용하여 목표 속도로 경계선으로 점근적인 수렴성을 보이는 벡터 필드를 생성함으로써, 개체수의 변화나 경계선의 변형에 대해서도 빠른 응답성을 보임을 실험을 통해 검증 할 것이다.

II. 쿼드로터 방정식

이 장에서는 쿼드로터의 운동방정식에 대해 살펴본다. 질량 m 과 관성 모멘트 J 를 가지는 쿼드로터의 운동방정식은 아래와 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} \dot{X} &= v \\ m\dot{v} &= mge_3 - fRe_3 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \dot{R} &= R\hat{\Omega} \\ J\dot{\Omega} &= -\Omega \times J\Omega + M \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 X 는 관성좌표계에서 쿼드로터의 질량중심의 좌표이고, $e_3 = [0, 0, 1]^T$, v 는 관성좌표계에서 쿼드로터의 속도, R 은 3×3 회전행렬, Ω 는 동체 좌표계에서의 각속도이다. 또한 $\hat{\cdot}$ 는 \mathbb{R}^3 를 $so(3)$ 로 만들어 주는 연산자이다. f 는 4개의 모터가 각각 만든 추력 $f_{i(i=1,2,3,4)}$ 의 합이고, M 은 목표 모멘트이다. 이때, 각각의 모터에서 발생하는 추력과 항력 모멘트는 아래의 식과 같이 나타난다.

$$f_i = k_f w_i^2, \tau_i = k_m w_i^2 \quad (3)$$

여기서 k_f 는 프로펠러의 추력계수, k_m 은 항력계수 그리고 w_i 는 모터의 회전속도이다.

쿼드로터에서 2번과 4번 모터에서 생성된 추력의 차이는 동체좌표계에서 롤각을, 1번과 3번 모터의 추력의 차이는 피치각을 조정한다. 그리고 시계방향으로 회전하는 2번 4번 모터와, 반시계 방향으로 회전하는 모터의 회전속도의 차이는 동체좌표계에서 요각을 조정하게 된다. 이러한 관계식을 나타내면 아래의 식과 같다.

$$\begin{bmatrix} f \\ M_1 \\ M_2 \\ M_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & -d & 0 & d \\ d & 0 & -d & 0 \\ c_{\tau f} - c_{\tau f} & c_{\tau f} & c_{\tau f} & -c_{\tau f} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 $c_{\tau f}$ 는 추력계수 k_f 와 항력계수 k_m 의 비율, 즉 k_f/k_m 이다.

III. 쿼드로터 경로 추종 제어기

쿼드로터 제어를 위해 영상기반 제어 법칙[10], PID 제어 [11] 등 다양한 제어 기법들이 연구되고 있다. 특히, 쿼드로터의 경로 추종제어를 위해서는 PID 및 LQR 제어기[12], 피드백 선형화 제어기법 및 슬라이딩 모드 제어[13]등 다양한 비선형 제어법칙이 제안되어 왔으나, 이러한 오일러각에

기반을 둔 제어기는 특이점이 발생하게 되어 복잡한 경로를 추종하기 어렵게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 경로에 대한 SE(3)를 만족하도록 하는 기하학적 제어 기법 [14,15]이 제안되었다.

이 장에서는 기하학적 제어기법을 바탕으로 한 쿼드로터의 경로 추종 제어기에 대해 설명한다.

1. 위치 제어

우선, 목표 경로와 현재 쿼드로터의 좌표사이의 오차 e_p 와 슬라이딩 모드 오차 r_p 를 아래와 같이 정의 한다.

$$e_p := (x_d - x, y_d - y, z_d - z) := X_d - X \quad (5)$$

$$r_p := \dot{e}_p + A_1 e_p \quad (6)$$

여기서 X_d 는 목표 경로의 좌표값, A_1 는 3×3 제어 이득 행렬이다.

슬라이딩 모드 오차를 줄이기 위하여, 위치 오차 운동방정식은 아래와 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} m\dot{r}_p &= m\ddot{e}_p + mA_1\dot{e}_p \\ &= m\ddot{X}_d + mA_1\dot{r}_p - mA_1^2 e_p + F_d - mge_3 \end{aligned} \quad (7)$$

본 논문에서는 벡터 필드와 경로에 대한 추종을 다룰 것이므로 여기서는 \ddot{X}_d 는 0이라고 가정한다. 그리고 F_d 는 위치 제어를 위한 목표 힘 벡터이며, 위치 슬라이딩 모드 오차를 줄이기 위해 아래와 같이 정의된다.

$$F_d = mA_1^2 e_p + mge_3 - k_{p1} r_p - k_{i1} \int_0^{t_{now}} r_p dt \quad (8)$$

여기서 k_{p1} , k_{i1} 은 위치 제어 이득이며, 3×3 대각행렬로 나타난다. F_d 벡터는 또한 아래와 같은 특성을 갖는다.

$$f = -F_d R e_3 \quad (9)$$

자세 제어를 위한 목표 모멘트 M 을 구하기 위해, 본 논문에서는 회전행렬의 오차를 고려 할 것이다. 그에 앞서 회전행렬의 오차를 정의하기 위해 목표 회전행렬을 구한다. 목표 회전행렬의 z 축 성분이 목표 추력 벡터를 따라 생성된다는 사실로부터, 동체 좌표계에서 z 축, 즉 b_{3d} 는 아래와 같이 정의된다.

$$b_{3d} = \frac{F_d}{\|F_d\|} \quad (10)$$

요각 추종을 위해 사전에 설정된 목표 요각을 포함하는 동체 좌표에서 x 축의 벡터 $b_{1d} = [\cos\psi_d, \sin\psi_d, 0]^T$ 와 식 (10)에서 구한 b_{3d} 로부터 목표 회전 행렬을 구할 수 있다. 벡터의 외적과 정규화를 통하여 아래의 식을 얻는다.

$$R_d = [b_{2d} \times b_{3d}, b_{2d}, b_{3d}] \quad (11)$$

여기서 $b_{2d} = (b_{3d} \times b_{1d}) / \|b_{3d} \times b_{1d}\|$ 이다.

2. 자세 제어

자세 제어를 위해, 아래와 같은 자세 오차 행렬 e_R 과 각속도 오차 행렬 e_Ω 를 정의한다[13].

$$e_R := \frac{1}{2}(\tilde{R} - \tilde{R}^T)^\vee \quad (12)$$

$$e_\Omega := \Omega - \tilde{R}^T \Omega_d \quad (13)$$

여기서 $\tilde{R} = R_d^T R$ 이고, \vee 는 $so(3)$ 를 \mathbb{R}^3 로 만들어 주는 연산자, 즉 \wedge 의 역연산자이다.

위치제어에서 살펴본 바와 같이 자세 오차에 대한 슬라이딩 모드 오차를 아래와 같이 정의한다.

$$r_a = \dot{e}_R + \Lambda_2 e_R \quad (14)$$

자세 오차 운동방정식을 고려하기에 앞서서, \ddot{e}_R 를 구하기 위해 아래와 같이 행렬 D 를 정의한다.

$$\begin{aligned} \dot{e}_R &= \frac{1}{2}(\hat{e}_\Omega \tilde{R}^T + \tilde{R} \hat{e}_\Omega)^\vee \\ &= \frac{1}{2}(\text{tr}[\tilde{R}^T] I_{3 \times 3} - \tilde{R}^T) e_\Omega := D e_\Omega \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 D 행렬은 회전행렬 R 과 목표 회전행렬 R_d 의 회전 각의 오차가 180° 이내이면 역행렬이 존재하게 된다.

위의 정보로부터, 자세 오차 운동방정식은 아래와 같이 나타나게 된다.

$$\begin{aligned} \dot{J} r_a &= \ddot{J} e_R + J \Lambda_2 \dot{e}_R \\ &= J D e_\Omega + J D (J^{-1}(-\Omega \times J \Omega + M)) \\ &\quad + J D (\hat{\Omega} \tilde{R}^T \Omega_d - \tilde{R}^T \dot{\Omega}_d) + J \Lambda_2 r_a - J \Lambda_2^2 e_R \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 Λ_2 는 3×3 자세 제어 이득 대각 행렬이다.

식 (16)에서의 비선형항을 제거하고, 자세 슬라이딩 모드 오차를 줄이기 위해 목표 모멘트 M 을 아래와 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} M &= \Omega \times J \Omega - J D^{-1} J^{-1} (k_{p2} r_a + k_{i2} \int_0^{t_{now}} r_a dt) \\ &\quad - J (\hat{\Omega} \tilde{R}^T \Omega_d - \tilde{R}^T \dot{\Omega}_d) - J D^{-1} \dot{D} e_\Omega \\ &\quad + J D^{-1} \Lambda_2^2 e_R \end{aligned} \quad (17)$$

여기서 k_{p2}, k_{i2} 은 자세 제어 이득행렬이며, 3×3 대각행렬로 나타난다.

식 (17)을 실제 실험에 적용하기 용이하도록 몇 가지 가정을 통해 간단하게 나타낼 수 있다. 먼저 R 과 R_d 사이의 각이 매우 작다고 가정하면, D 행렬은 항등행렬이 되고, $\dot{D} = 0_{3 \times 3}$ 이 될 것이다. 다음으로, Ω_d 가 작다고 가정하는데, 이는 일반적으로 제어기 단순화를 위해 많이 이용하는 가정이라 할 수 있다. 위의 두 가정을 적용했을 때, 자세 제어기는 아래와 같이 단순화 될 수 있다.

$$M' = -k_{p2} r_a - k_{i2} \int_0^{t_{now}} r_a dt + J \Lambda_2^2 e_R \quad (18)$$

식 (8)의 F_d 와 식 (18)의 M' 를 통해 각 모터의 목표 회전속도를 식 (4)를 통해 얻게 된다. 식 (8), (18)의 제어기는 기존의 경로추종 제어기와는 달리 경로를 추종함에 있어 적분제어 솔루션이 포함되어 있기 때문에, 더욱 안정적인 경로추종을 가능하게 한다.

IV. SVL 기반의 리아푸노프 벡터장

이장에서는 SVDD 학습 과정과 SVDD 학습의 결과를 이용한 리아푸노프 벡터장의 처리에 대해 간략하게 설명한다.

1. SVDD (Support Vector Domain Description)

SVDD의 목적은 모든 혹은 대부분의 데이터를 포함하는 최소의 부피를 가진 영역을 찾는 것이다. 학습 집합 (Training Set) $T = \{\bar{q}^{(i)}, i=1, \dots, N=|T|\}$ 을 이용하여, 집합의 중심과 데이터사이의 거리가 반경보다 작다는 제약 조건을 만족 영역을 최소화 하는 것이 목표이다. 그러나 이는 목표 데이터 집합에서 이상값들(outliers)에 의존적이게 되는데, 본 논문에서는 여유 변수 ξ_i 를 도입하여 이 현상을 해결하도록 한다. \bar{c} 와 r 이 각각 영역의 중심과 반경이라고 한다면, 아래와 같은 성능지수가 최소화 되어야 한다.

$$\begin{aligned} F(r, \bar{c}, \xi_i) &= r^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \|\bar{q}^{(i)} - \bar{c}\| &\leq r^2 + \xi_i, i=1, \dots, N, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (19)$$

여기서 C 는 영역의 크기와 이상값들의 수 사이의 트레이드오프를 의미한다.

식 (19)는 augmented Lagrangian의 형태로 다시 쓰여 질 수 있으며, Karush-Khun-Tucker 조건에 의해, 최적 지점에 대한 새로운 제한 조건은 아래와 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} \sum_i \lambda_i &= 1, \bar{c} = \frac{\sum_i \lambda_i \bar{q}^{(i)}}{\sum_i \lambda_i} = \sum_i \lambda_i \bar{q}^{(i)} \\ C - \lambda_i - \mu_i &= 0, i=1, \dots, N \end{aligned} \quad (20)$$

$\lambda_i \geq 0$ 과 $\mu_i \geq 0$ 을 만족하게 되므로, 식 (20)에서 변수 μ_i 를 제거할 수 있고, $0 \leq \lambda_i \leq C$ 의 조건을 이용할 수 있다. 이를 바탕으로, 식 (19)와 식 (20)을 다시 쓰면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} L &= \sum_{i=1}^N \lambda_i \bar{q}^{(i)T} r - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \bar{q}^{(i)T} \bar{q}^{(j)} \\ 0 &\leq \lambda_i \leq C, \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, i=1, \dots, N \end{aligned} \quad (21)$$

2차 계획법(quadratic programming)을 이용하여, λ_i 를 찾을 수 있다. 또한, $\lambda_i > 0$ 을 만족할 때, 해당 데이터 $\bar{q}^{(i)}$ 를 “서포트 벡터”라고 부른다. 식 (20)으로부터 \bar{c} 를 구할 수 있으므로, 작업영역 안의 어떠한 지점에 대한 2차 거리함수를 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} D(\bar{r}) &= \|\bar{r} - \bar{c}\| \\ &= \bar{r}^T \bar{r} - 2 \sum_{i=1}^N \lambda_i \bar{r}^T \bar{q}^{(i)} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \bar{q}^{(i)T} \bar{q}^{(j)} \end{aligned} \quad (22)$$

학습 데이터 패턴의 비선형성을 표현하기 위하여, $\bar{q}^{(i)}$ 와 \bar{r} 의 내적을 아래와 같은 가우시안 커널 함수 $\kappa(\cdot)$ 를 이용한다.

$$\kappa(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / \sigma^2) \quad (23)$$

이를 이용하여 \bar{r} 과 feature space에서 hyper-sphere의 중심 사이의 거리함수를 표현하면 아래와 같이 나타난다.

$$D(\bar{r}) = 1 - 2 \sum_{i=1}^N \lambda_i \kappa(\bar{r}, \bar{q}) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \kappa(\bar{q}^{(i)}, \bar{q}^{(j)}) \quad (24)$$

식 (7)로부터, 어떠한 지점 \bar{r} 이 아래와 같은 조건을 만족한다면 작업 영역 안에 속한다고 말할 수 있다.

$$D(\bar{r}) \leq r^2 := D(\bar{q}_{sv}) \quad (25)$$

여기서 \bar{q}_{sv} 는 임의의 서포트 벡터이다. 이로부터 아래와 같은 경계선 방정식을 정할 수 있다.

$$P(\bar{r}) = D(\bar{r}) - r^2 \quad (26)$$

2. SVL 기반 리아푸노프 벡터장

개체의 유도명령을 계산 위해, 각 개체의 위치 $\bar{r} = [x, y]^T$ 에서 목표 속도를 제공하는 벡터 필드 $\dot{\bar{r}}_d$ 를 구성해야 한다. 리아푸노프 안정성 이론은 [8]에서 소개된 바와 같이 벡터장 생성에 대한 좋은 영감을 제공한다. 리아푸노프 함수 $V(\bar{r}) = P(\bar{r})^2 = (D(\bar{r}) - r^2)^2 \geq 0$ 를 정의한다. 그리고 아래의 조건을 만족하는 $Q(\bar{r})$ 과 벡터장의 적분곡선을 고려하자.

$$\begin{aligned} \frac{\delta V^T}{\delta \bar{r}} Q(\bar{r}) &= 0 \\ \dot{\bar{r}} &= -\Gamma(\bar{r}, t) \frac{\delta V}{\delta \bar{r}} + Q(\bar{r}, t) \end{aligned} \quad (27)$$

여기서 $\Gamma(\bar{r}, t)$ 는 양의 정부호 등방성(isotropic) 행렬이다.

V 가 시간에 대한 양함수(explicit function)가 아니라 가정하면, 임의의 \bar{r} 에서 $V(\bar{r})$ 의 미분은 아래와 같이 주어질 것이고

$$\dot{V}(\bar{r}) = \frac{\delta V}{\delta t} + \frac{\delta V}{\delta \bar{r}} \dot{\bar{r}} = -\frac{\delta V^T}{\delta \bar{r}} \Gamma(\bar{r}, t) \frac{\delta V}{\delta \bar{r}}, \quad (28)$$

$\Gamma(\bar{r}, t) > 0$ 이므로, $\dot{V}(\bar{r}) \leq 0$ 을 만족하게 된다.

식 (27)에서 첫 번째 항은 $V(\bar{r})$ 변화율의 반대방향으로 작용하고, 두 번째 항은 $V(\bar{r})$ 변화율에 수직한 방향으로 작용하게 되는데, 목표 속도 $v_d = |\dot{\bar{r}}|$ 에 따라 벡터장이 조정되는 $\Gamma(\bar{r}, t)$ 와 $Q(\bar{r}, t)$ 을 아래와 같이 선택할 수 있다.

$$\Gamma(\bar{r}, t) = 1/\beta(\bar{r}, t) \quad (29)$$

$$Q(\bar{r}, t) = \gamma \frac{\bar{z} \times \nabla D(\bar{r})}{\beta(\bar{r}, t)} \quad (30)$$

여기서 \bar{z} 는 $x-y$ 평면에 수직한 단위 벡터이고, γ 의 부호가 경계선 추종의 방향을 결정하게 된다. 또한, γ 의 크기는 순환하게 하는 힘과 κ 는 힘 사이의 상대적인 크기를 제어한다. 그리고 $\beta(\bar{r}, t)$ 는 목표속도 크기의 정규화 조건으로부터 아래와 같이 얻어지게 된다.

$$\beta(\bar{r}, t) = \frac{1}{v_d(t)} \sqrt{1 + \gamma^2} \left| \frac{\delta V}{\delta \bar{r}} \right| \quad (31)$$

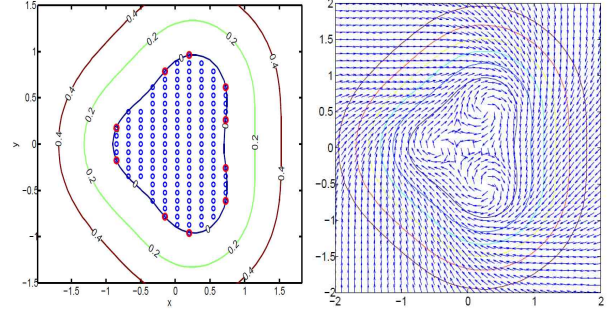


그림 2. 이벤트에 대한 SVDD의 결과 및 생성된 벡터장.

Fig. 2. Results of SVDD (left) and generated vector fields (right).

식 (24), (29) 그리고 (30)을 벡터장 방정식 식 (27)에 대입하면, 아래의 식과같이 목표 벡터장 방정식을 구할 수 있다.

$$\dot{\bar{r}}_d = \frac{1}{\beta} [A \frac{\delta D}{\delta x} - \gamma \frac{\delta D}{\delta y}, A \frac{\delta D}{\delta y} + \gamma \frac{\delta D}{\delta x}]^T \quad (32)$$

여기서 $A = (D - r^2)$ 이고,

$$\frac{\delta D}{\delta \bar{r}} = \left[\frac{\delta D}{\delta x}, \frac{\delta D}{\delta y} \right]^T = \frac{2}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (\bar{r} - \bar{q}^{(i)}) \kappa(\bar{r}, \bar{q}^{(i)}).$$

실험을 위해 사전에 설정된 물리적 이벤트에 대해 SVDD의 수행 결과와 벡터장의 생성은 위의 그림과 같이 나타난다. 물리적 사건에 대한 스파스한 데이터로도 서포트 벡터를 선정하여 경계선을 확정할 수 있으며, 그림 2에서 붉은 점으로 표시된 부분이 서포트 벡터를 의미한다.

3. 복수 무인기를 위한 Coordination

복수의 무인기가 효율적으로 경계선을 추종하기 위해서 여기서는 경계선 위의 가상의 위상을 정의한다. 무인기가 경계선을 한번 도는데 걸리는 시간, 즉 주기 T 라 하자. 이때, 한 주기의 출발점으로부터 경계선 위의 임의의 지점에 도달한 시간을 T_k 라 할 때, 경계선위 무인기의 위치를 가상의 위상을 통해 표현할 수 있고, 그때의 위상은 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$\phi_k = \frac{2\pi T_k}{T} \quad (33)$$

각 무인기들 간의 위상 차이를 최대도 하도록 하기 위해, 먼저 다음 항을 정의한다[17].

$$\bar{p}_\phi = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [\cos \phi_k, \sin \phi_k]^T \quad (34)$$

이때, 위상 포텐셜 함수 $U(\bar{\phi}) = (K/2) |\bar{p}_\phi|^2$ 과 같이 정의할 수 있고, 이때 속도 벡터 업데이트의 크기를 아래와 같이 설정할 수 있고, 그때 각 무인기의 위상의 차이는 최대가 되게 된다.

$$\Delta v_{d,k} = -\eta \frac{\delta U}{\delta \phi_k} = \frac{\eta}{K} \sum_{j=1}^K \sin \phi_k \quad (35)$$

식 (35)의 결과를 이용하여, 시간 간격 ΔT 와 이전 단계의 위치 정보를 이용하면 무인기가 추종해야할 경계선을 생성할 수 있게 된다.

V. 실험 결과

이장에서는 이상에서 설계된 기법을 바탕으로 물리적 사건에 대해 경계선 및 경로를 설정하고 복수의 쿼드콥터 무인기가 경계선을 추종함을 보일 것이다. 또한 실험결과에서 개체수의 변화에도 빠른 응답성을 보이는 알고리즘의 성능을 검증 할 것이다.

1. 쿼드콥터 하드웨어

실험에 사용된 쿼드콥터는 저자에 의해 개발된 쿼드콥터 [16]로 300 gram의 무게와 110mm의 arm length를 가진다. 2200kv의 BLDC모터와 5×3 크기의 프로펠러를 장착하였고, 비행시간은 최대 9분이다. 그리고 아두이노를 기반으로 한 8-bit의 마이크로 프로세서를 장착하였다.

2. 실험 환경

복수 무인기가 생성된 벡터 필드를 효율 적으로 추종하기 위한 실험 구조는 그림 4와 같다. 사전에 설정된 물리적 이벤트를 추종하는 속도장 및 경계선이 경로 생성단계에서 생성되고, 바이컨 환경에서 이 경로를 복수의 쿼드콥터 무인기가 기하학적 제어기법[15]에 기반하여 추종하는 구조이다.

3. 실험 결과

실험의 시나리오는 먼저 2대의 쿼드콥터가 180°의 위상을 맞추며 경계선을 추종하고, 이후 비행 중 한 대의 쿼드콥터가 추가되었을 경우 위상의 변화를 보이며 경계선을 추종하는 것이다.

그림 5에서는 생성된 경로에 대한 각 쿼드콥터의 위상과 그 위상의 차이를 나타낸다. 처음 180°의 위상을 유지하며 비행하나, 36초 근방에서 쿼드콥터의 수가 추가 되었고, 그때 위상차가 120°가 됨을 확인 할 수 있다.



그림 3. 실험에 사용된 마이크로 쿼드콥터.
Fig. 3. A micro quadrotor under consideration.

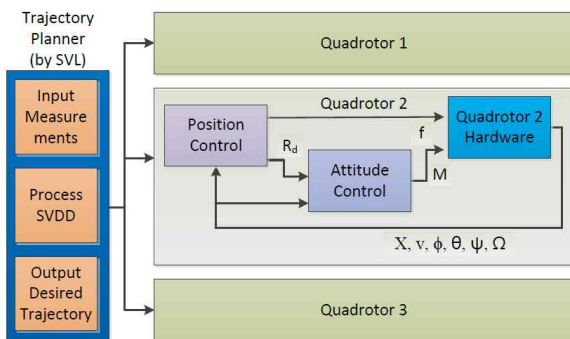


그림 4. 복수 무인기의 경계선 추종을 위한 시스템 구조.
Fig. 4. System structure for boundary tracking with multiple quadrotors.

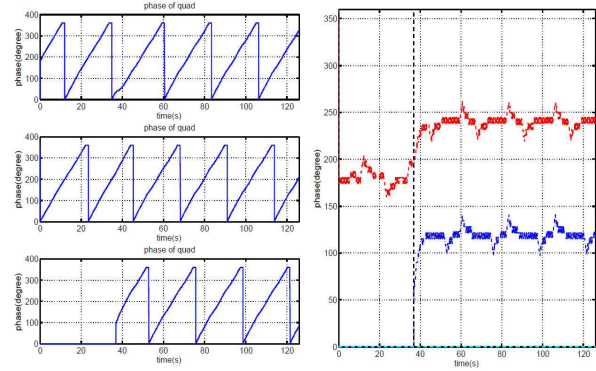


그림 5. 각 쿼드콥터의 위상(좌) 및 위상 차(우).
Fig. 5. Phase of each quadrotor (left) and difference of phase.

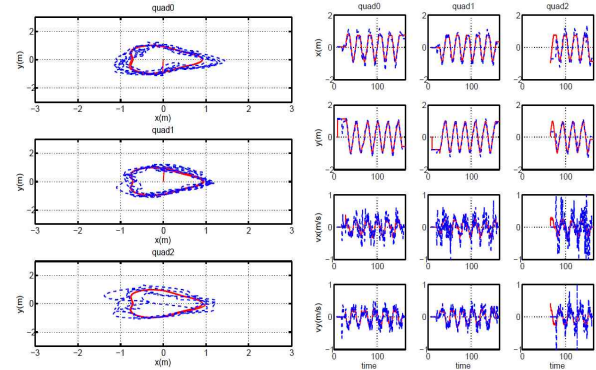


그림 6. 각 쿼드콥터의 경로 추종 결과.
Fig. 6. Results of trajectory tracking with 3 quadrotors.

그림 6은 각각의 쿼드콥터가, 즉 그림에서 quad0, quad1, quad2호기가 생성된 경로를 효과적으로 추종하고 있음을 보여준다. 이 그림에서 적색은 추종해야할 목표 값을 의미하며, 파란색은 현재 무인기의 상태변수를 의미한다.

VI. 결론

본 논문은 서포트 벡터 학습을 통해 오염지역에 대한 벡터장 및 경계선을 확정하고, 복수의 쿼드콥터 무인기들이 생성된 경계선을 추종하는 문제를 다루었다. 사전에 정의된 물리적 현상에 대한 경계선을 SVDD를 통해 확정하고 리아푸노프 안정성 이론을 바탕으로 경계선 추종을 위한 벡터장을 정의하였다. 아울러, 복수의 쿼드콥터 무인기가 효율적으로 경계선을 추종하기 위하여 가상의 위상을 정의하여 그 위상차이가 최대가 되도록 속도를 업데이트 하게하였다.

실험 결과에서는 2대의 쿼드콥터가 180°의 위상을 유지하며 비행하다, 이후 한 대의 쿼드콥터가 추가 되었을 때, 위상차를 120°로 유지하며 비행함을 확인함으로써, 제안된 알고리즘의 성능을 검증하였다.

참고문헌

[1] S. M. Brennan, A. M. Mielke, D. C. Torney, and A. B. Maccabe, "Radiation detection with distributed sensor networks," *IEEE Computer*, vol. 37, no. 8, pp. 57-59,

- 2004.
- [2] C. J. Cannell, A. S. Gadre, and D. J. Stilwell, "Boundary tracking and rapid mapping of a thermal plume using an autonomous vehicle," *IEEE Oceans 2006*, Boston, USA, Sep. 18-21, 2006.
- [3] S. Simie, "A learning theory approach to sensor networks," *IEEE Pervasive Computing*, vol. 2, no. 4, 2003.
- [4] J. Yoo, W. Kim, and H. J. Kim, "Event-driven gaussian process for object localization in wireless sensor networks," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Francisco, USA, Sep. 2011.
- [5] W. Kim, J. Yoo, and H. Kim, "Multi-target tracking using distributed support vector machine over wireless sensor networks," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, St. Paul, USA, May. 2012.
- [6] D. Marthaler and A. L. Bertozzi, "Tracking environmental level sets with autonomous vehicles," In *S. Butenko, R. Murphey and P. M. Pardalos, editors, Recent Developments in Cooperative Control and Optimization*, Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [7] F. Zhang, E. Fiorelli, and N. E. Leonard, "Exploring scalar fields using multiple sensor platforms: tracking level curves," *46th IEEE Conference on Decision and Control*, New Orleans, USA, Dec. 12-14, 2007.
- [8] Z. Jin and A. L. Bertozzi, "Environmental boundary tracking and estimation using multiple autonomous vehicles," *46th IEEE Conference on Decision and Control*, New Orleans, USA, Dec. 12-14, 2007.
- [9] W. J. Kim, D. J. Kwak, and H. J. Kim, "Joint detection and tracking of boundaries using cooperative mobile sensor networks," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2013, to appear.
- [10] D. Lee, J. Kim, and H. J. Kim, "Depth estimation for image-based visual servoing of an under-actuated system," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 1, pp. 42-46, 2012.
- [11] J. H. Hwang, S. Hwang, S. K. Hong, and M. G. Yoo, "Attitude stabilization performance improvement of the quadrotor flying robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 6, pp. 608-611, 2012.
- [12] S. Bouabdallah, A. Noth, and R. Siegwart, "PID vs LQ control techniques applied to an indoor micro quadrotor," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sendai, Japan, Sep. 2004.
- [13] D. Lee, H. J. Kim, and S. Sastry, "Feedback linearization vs. adaptive sliding mode control for a quadrotor helicopter," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 7, no. 3, pp. 419-428, 2009.
- [14] T. Lee, M. Leoky, and N. McClamroch, "Geometric tracking control of a quadrotor uav on SE(3)," *IEEE Conference on Decision and Control*, Atlanta, USA, Dec. 2010.
- [15] H. Lee, S. Kim, T. Ryan, and H. J. Kim, "Backstepping control based on SE(3) of a micro quadrotor for stable trajectory tracking," *AIAA Guidance, Navigation, and Control*, 2013, submitted.
- [16] H. Lim, H. Lee, and H. J. Kim, "Onboard flight control of a micro quadrotor using single strapdown optical ow sensor," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vilamoura, Portugal, Oct. 2012.
- [17] D. A. Paley, N. E. Leonard, R. Sepulchre, D. Grunbaum, and J. K. Parrish, "Oscillator models and collective motion," *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 89-105, Aug. 2007.



이 현 범

2011년 한동대학교 기계제어공학부 학사. 2013년 서울대학교 대학원 석사 졸업. 2013년~현재 서울대학교 박사과정 재학중. 관심분야는 복수 무인기 및 쿼드콥터의 지능제어.



문 성 원

2007년 서울대학교 기계항공공학 학사. 2007년~현재 서울대학교 대학원 기계항공공학부 통합과정 재학중. 관심분야는 복수 로봇들의 협업 제어 및 임무 할당.



김 우 진

2008년 KAIST 전자공학 학사. 2008년~현재 서울대학교 대학원 기계항공공학부 통합과정 재학중. 관심분야는 모바일 센서네트를 이용한 위치 추정 및 기계학습 알고리즘.



김 현 진

1995년 KAIST 기계공학 학사. 1999년과 2001년 UC Berkeley 기계공학 석사, 박사. 2002년~2004년 UC Berkeley EECS 박사후 연구원 및 강사. 2004년~현재 서울대학교 기계항공공학부 부교수. 관심분야는 이동 로봇 플래닝 및 지능제어 알고리즘.