



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년11월27일
(11) 등록번호 10-2605907
(24) 등록일자 2023년11월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
B64G 1/24 (2006.01) G06N 3/02 (2023.01)
(52) CPC특허분류
B64G 1/24 (2023.08)
B64G 1/245 (2023.08)
(21) 출원번호 10-2023-0045598
(22) 출원일자 2023년04월06일
심사청구일자 2023년04월06일
(56) 선행기술조사문헌
CN107037808 A*
CN113665849 A*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
세종대학교 산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
홍성경
서울특별시 서초구 동광로33길 15, 101호 (반포동, 반포 이안에 1차)
응우엔 쓰언 똥
서울 군자로 121(새날관)
성창우
서울 광진구 능동로 35길 35-5 105호
(74) 대리인
장수현

전체 청구항 수 : 총 12 항

심사관 : 이강엽

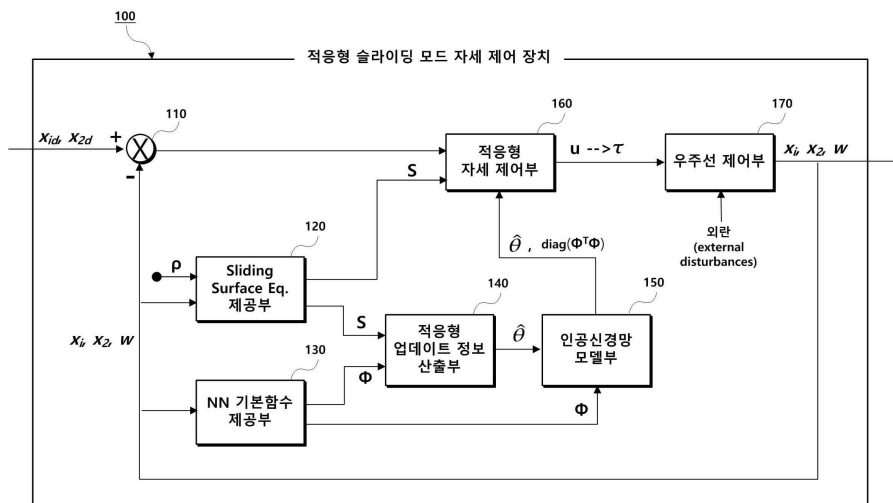
(54) 발명의 명칭 우주선을 위한 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 우주선을 위한 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법 및 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 우주선 자세에 부과된 제약을 처리하기 위해 시변 계인을 포함하는 Funnel control 기반의 자세 제어 방법 및 장치에 관한 것이다.

(뒷면에 계속)

대표도



본 발명에 의하면, 본 발명은 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 창안된 것으로서, 우주선 자세에 부과된 제약을 처리하기 위해 시변 계인을 포함하는 Funnel control 기반의 새로운 자세 제어 방식 적용하여, 기존 자세 제어 방식과 달리 단편적인 연속 함수 없이 특이점 문제를 직접 해결하여 더 간단히 안정성 분석이 가능하게 하는 자세 제어 방법 및 장치를 제공한다. 또한 관성 매트릭스 불확실성과 공간 교란으로 구성된 총 불확실성에 대처하기 위해 신경망 기반의 적응 메커니즘을 통하여 시스템 궤도가 원점으로 수렴하는 데 유한한 시간만 필요하게 하고, 이 시간은 컨트롤러에서 독립 매개 변수를 할당하여 선형적으로 명확하게 지정되는 것이 분석적으로 보장되게 함으로써, 수렴 시간을 결정하는 절차를 매우 단순화하는 자세 제어 방법 및 장치를 제공한다.

(52) CPC특허분류

B64G 1/247 (2023.08)

G06N 3/02 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711159975
과제번호	2023-2018-0-01423-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	대학ICT연구센터육성지원
연구과제명	지능형 비행로봇 융합기술 연구
기여율	1/4
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345347042
과제번호	2020R1A6A1A03038540
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공분야 대학중점연구소 지원사업
연구과제명	차세대 자율지능 무인비행체 핵심기술개발
기여율	1/4
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2023.03.02 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711160411
과제번호	2022M1A3C2074404
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	과학기술혁신인재양성사업
연구과제명	미래 우주항법 및 위성기술 연구센터
기여율	1/4
과제수행기관명	세종대학교
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711175502
과제번호	RS-2022-00166849
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구
연구과제명	우주선을 위한 고정 시간 수렴을 통한 에너지 효율적인 자세 추적 제어
기여율	1/4
과제수행기관명	세종대학교산학협력단
연구기간	2022.09.01 ~ 2023.08.31

공시예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법으로서,

(a) 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 단계;

(b) Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 단계;

(c) 상기 업데이트 정보를 이용하여 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하는 단계;

(d) 상기 인공신경망 모델에서 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 단계; 및,

(e) 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 단계

를 포함하고,

상기 sliding surface equation은,

변수가 해당 sliding surface에 다가가도록 제어하는 스위칭 함수(switching function)와 동일한 함수를 사용하며,

상기 스위칭 함수는,

미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)인,

우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 단계(e) 이후,

(f) 상기 단계(e)에서 산출된 제어 토크 값을, 우주선의 자세를 제어하는 제어부로 전달하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 스위칭 함수는,

$$S(t) = x_1(t) + \text{Sig}^{\frac{1}{1-\eta_1}} (\mathbf{Y}(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1))$$

로 표현되고, 여기서 $\frac{1}{2} < \eta_1 < 1$, $\mathbf{Y} = \text{diag}(Y_1, Y_2, Y_3)$ 이고,

$$Y_i = \frac{2\eta_1 T_{c1}}{\pi(1+3\frac{\eta_1}{2}x_{1i}^{2\eta_1})}, T_{c1} > 0,$$

$$\boldsymbol{\alpha} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3), \alpha_i > 0$$

$$\boldsymbol{\gamma} = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3), \gamma_i(t) = \int_0^t \lambda_i(v)dv, \lambda_i(t) = \tan\left(\frac{\pi\kappa_i(t)}{2}\right),$$

$$\kappa_i(t) = \left|\frac{\sigma_i(t)}{\rho_i(t)}\right|^\vartheta, \vartheta > 0 \text{ 이고,}$$

$\text{Sig}^l(\mathbf{x}) = [|x_1|^l \text{sgn}(x_1), |x_2|^l \text{sgn}(x_2), |x_3|^l \text{sgn}(x_3)]^T$ 이며, 여기서 $l \in \mathbb{R}^+$ 는 양의 스칼라이고,

$\text{sgn}(\cdot)$ 은 부호 함수(sign function)인 것

을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서,

상기 인공신경망 모델의 입출력 식은,

$$\tau_{di} + \frac{1}{2}\Lambda_i S_i = \mathbf{W}_i^T \boldsymbol{\Phi}_i(\mathbf{X}_n) + \varepsilon_i, i = 1, 2, 3$$

이고, 여기서 $\boldsymbol{\Phi}_i$ 는 상기 인공신경망 모델의 기본함수이고, \mathbf{W}_i 는 상기 인공신경망 모델의 가중치이며, τ_{di} 는

불확실성 값으로서, 상기 인공신경망 모델의 외란 추정값 출력인 것

을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 업데이트 정보는,

$$\theta = \max\{\|\mathbf{W}_i\|^2\}$$

의 추정값인 것

을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 8

청구항 7에 있어서,

상기 $\theta = \max\{\|\mathbf{W}_i\|^2\}$ 의 추정값을 $\hat{\theta}$ 라 하면,

$$\dot{\theta} = \frac{k_1}{2I^2} \sum_{i=1}^3 \Lambda_i^2 S_i^2 \Phi_i^T \Phi_i - k_2 \hat{\theta} - k_3 \hat{\theta}^{1+\eta_2}$$

이고, 여기서, $k_1 > 0$, $k_2 = \left(\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}}\right)^{\frac{2}{2-\eta_2}}$ 이고, $k_3 = \frac{\pi(2+\eta_2)}{2\eta_2 T_{c2} k_1^{\frac{\eta_2}{2}} (1+\eta_2)}$ 이며,

S_i 는 미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)인 것

을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 9

청구항 8에 있어서,

상기 인공신경망 모델은,

상기 업데이트 정보로부터, 가중치 값을 업데이트하는 것

을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 10

청구항 1에 있어서,

상기 단계(e)는,

$$\mathbf{u} = -\mathbf{Y}^{-1} \left(\mathbf{\Psi} + \frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2} \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} \mathbf{\Lambda}^{-1} \boldsymbol{\mu}_v(\mathbf{\Lambda}) \mathbf{S}^{1-\eta_2} + 3^{\frac{\eta_2}{2}} 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} \mathbf{\Lambda}^{-1} \boldsymbol{\mu}_v(\mathbf{\Lambda}) \mathbf{S}^{1+\eta_2} \right) + \frac{\hat{\theta}}{2I^2} \mathbf{\Lambda} \text{diag}(\Phi_i^T \Phi_i) \mathbf{S} \right)$$

(e1) 제어 입력
를 산출하는 단계; 및,

(e2) 상기 제어 입력 \mathbf{u} 로부터 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3]^T = \mathbf{G}(\mathbf{x}_1) \mathbf{J}_0^{-1} \boldsymbol{\tau}$ 에 의해 제어 토크 $\boldsymbol{\tau}$ 를 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 11

청구항 1에 있어서,

상기 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어가 수행되는 시스템의 상태 방정식을

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\sigma}} &= \mathbf{G}(\boldsymbol{\sigma}) \boldsymbol{\omega} \\ \mathbf{J} \dot{\boldsymbol{\omega}} &= -\boldsymbol{\omega}^\times \mathbf{J} \boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\tau} + \bar{\mathbf{d}} \end{aligned}$$

로 표현하고,

$x_1 = \sigma$, $x_2 = \dot{\sigma}$ 로 정의하여 상기 상태 방정식을,

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, \\ \dot{x}_2 &= \Gamma + u + d \end{aligned}$$

로 표현한 경우,

상기 상기 인공신경망 모델의 적응 업데이트 및, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값의 산출을 통한 시스템의 상태 변수 x_1 , x_2 는, 고정된 시간 내에 원점을 포함하는 작은 집합 내의 값으로 수렴하는 것을 특징으로 하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법.

청구항 12

우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치로서,

적어도 하나의 프로세서; 및

컴퓨터로 실행가능한 명령을 저장하는 적어도 하나의 메모리를 포함하되,

상기 적어도 하나의 메모리에 저장된 상기 컴퓨터로 실행가능한 명령은, 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여,

(a) 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 단계;

(b) Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 단계;

(c) 상기 업데이트 정보를 이용하여 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하는 단계;

(d) 상기 인공신경망 모델에서 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 단계; 및,

(e) 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 단계

가 실행되도록 하고,

상기 sliding surface equation은,

변수가 해당 sliding surface에 다가가도록 제어하는 스위칭 함수(switching function)와 동일한 함수를 사용하며,

상기 스위칭 함수는,

미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)인,

우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치.

청구항 13

우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어를 수행하기 위한, 컴퓨터로 판독 가능한 비일시적 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

비일시적 저장 매체에 저장되며, 프로세서에 의하여,

(a) 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 단계;

(b) Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 단계;

- (c) 상기 업데이트 정보를 이용하여 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하는 단계;
 - (d) 상기 인공신경망 모델에서 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 단계; 및,
 - (e) 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 단계
- 가 실행되도록 하는 명령을 포함하고,
- 상기 sliding surface equation은,
- 변수가 해당 sliding surface에 다가가도록 제어하는 스위칭 함수(switching function)와 동일한 함수를 사용하며,
- 상기 스위칭 함수는,
- 미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)인,
- 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어를 수행하기 위한, 컴퓨터로 판독 가능한 비일시적 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 14

우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치로서,

우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 자세 오차 산출부;

Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 적응형 업데이트 정보 산출부;

상기 업데이트 정보를 이용하여 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하고, 인공신경망 모델을 통하여 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 인공신경망 모델부; 및,

상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 자세 제어부

를 포함하는 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 우주선을 위한 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법 및 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 우주선 자세에 부과된 제약을 처리하기 위해 시변 게인을 포함하는 Funnel control 기반의 자세 제어 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 우주선 자세제어 시스템은 본질적으로 비선형이며 일반적으로 연료 소비 및 임무 중 다양한 공간 교란으로 인해 관성 매트릭스 불확실성에 자주 직면한다. 관성 매트릭스 불확실성과 공간 교란으로 구성된 총 불확실성은 자세 오차를 크게 증가시키고 자세 제어 정확도를 저하할 수 있다. PID 제어와 같은 일반적인 선형 제어가 우주선 자세 제어 설계에 기존에 많이 적용되었지만, 이러한 선형 제어기는 전술한 총 불확실성과 비선형성의 존재로 인해 원하는 특정한 성능을 제공할 수 없었다.

[0003] 전체 불확실성과 비선형성의 문제를 해결하기 위하여, 유한기간 동안 상태 궤적의 빠른 수렴 및 제어 정밀도를 향상시킬 수 있는 비선형 시스템의 유한 시간 안정성 개념이 널리 채택되었으나 초기값이 클수록 정착 시간이 길어지는 문제가 존재하였다.

[0004] 최근에는 이와 같은 정착시간 문제를 해결하기 위하여 초기값에 관계없이 시스템 상태의 유한 시간 수렴을 유도할 수 있는 고정 시간 안정성 개념을 사용하는 제어 법칙이 활발히 연구되고 있다. 기존 고정 시간 수렴 자세

제어는 시간 영역에서 원하는 성능 조건을 달성할 수 있었으나, 편도함수와 복잡한 함수로 제어기의 구조가 구성되어 있어 실제 적용에 제약이 있는 등의 문제점을 갖고 있는 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) KR 10-2015-0066127 A

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 창안된 것으로서, 우주선 자세에 부과된 제약을 처리하기 위해 시변 계인을 포함하는 Funnel control 기반의 새로운 자세 제어 방식 적용하여, 기존 자세 제어 방식과 달리 단편적인 연속 함수 없이 특이점 문제를 직접 해결하여 더 간단히 안정성 분석이 가능하게 하는 자세 제어 방법 및 장치를 제공하는데 그 목적이 있다.

[0007] 또한 관성 매트릭스 불확실성과 공간 교란으로 구성된 총 불확실성에 대처하기 위해 신경망 기반의 적응 메커니즘을 통하여 시스템 궤도가 원점으로 수렴하는 데 유한한 시간만 필요하게 하고, 이 시간은 컨트롤러에서 독립 매개 변수를 할당하여 선형적으로 명확하게 지정되는 것이 분석적으로 보장되게 함으로써, 수렴 시간을 결정하는 절차를 매우 단순화하는 자세 제어 방법 및 장치를 제공하는데 다른 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0008] 이와 같은 목적을 달성하기 위하여 본 발명에 따른 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 방법은, (a) 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 단계; (b) Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 단계; (c) 상기 업데이트 정보를 이용하여 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하는 단계; (d) 상기 인공신경망 모델에서 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 단계; 및, (e) 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 단계를 포함하고, 상기 sliding surface equation은, 변수가 해당 sliding surface에 다가가도록 제어하는 스위칭 함수(switching function)와 동일한 함수를 사용하며, 상기 스위칭 함수는, 미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)이다.

[0009] 상기 단계(e) 이후, (f) 상기 단계(e)에서 산출된 제어 토크 값을, 우주선의 자세를 제어하는 제어부로 전달하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0011] 삭제

[0012] 상기 스위칭 함수는,
$$S(t) = x_1(t) + \text{Sig}^{\frac{1}{1-\eta_1}} (\mathbf{Y}(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1))$$

[0013] 로 표현될 수 있고, 여기서 $\frac{1}{2} < \eta_1 < 1$, $\mathbf{Y} = \text{diag}(Y_1, Y_2, Y_3)$ 이고,

$$Y_i = \frac{2\eta_1 T_{c1}}{\pi(1+3\frac{\eta_1}{2}x_{1i}^{2\eta_1})}, T_{c1} > 0, \quad \alpha = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3), \quad \alpha_i > 0$$

$$\gamma = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3), \quad \gamma_i(t) = \int_0^t \lambda_i(v)dv, \quad \lambda_i(t) = \tan\left(\frac{\pi\kappa_i(t)}{2}\right),$$

$$\kappa_i(t) = \left| \frac{\sigma_i(t)}{\rho_i(t)} \right|^\vartheta, \quad \vartheta > 0 \quad \text{이고,} \quad \text{Sig}^l(\mathbf{x}) = [|x_1|^l \text{sgn}(x_1), |x_2|^l \text{sgn}(x_2), |x_3|^l \text{sgn}(x_3)]^T \quad \text{이}$$

며, 여기서 $l \in \mathbb{R}^+$ 는 양의 스칼라이고, $\text{sgn}(\cdot)$ 은 부호 함수(sign function)이다.

[0014] 상기 인공신경망 모델의 입출력 식은,
$$\tau_{di} + \frac{1}{2} \Lambda_i S_i = \mathbf{W}_i^T \Phi_i(\mathbf{X}_n) + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, 3$$
 일 수 있고,

여기서 Φ_i 는 상기 인공신경망 모델의 기본함수이고, \mathbf{W}_i 는 상기 인공신경망 모델의 가중치이며, τ_{di} 는 불확실성 값으로서, 상기 인공신경망 모델의 외란 추정값 출력이다.

[0015] 상기 업데이트 정보는,
$$\theta = \max\{\|\mathbf{W}_i\|^2\}$$
 의 추정값일 수 있다.

[0016] 상기
$$\theta = \max\{\|\mathbf{W}_i\|^2\}$$
 의 추정값을 $\hat{\theta}$ 라 하면,

$$\dot{\hat{\theta}} = \frac{k_1}{2l^2} \sum_{i=1}^3 \Lambda_i^2 S_i^2 \Phi_i^T \Phi_i - k_2 \hat{\theta} - k_3 \hat{\theta}^{1+\eta_2}$$

일 수 있고, 여기서, $k_1 > 0$,

$$k_2 = \left(\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \right)^{\frac{2}{2-\eta_2}} \quad \text{이고,} \quad k_3 = \frac{\pi(2+\eta_2)}{2\eta_2 T_{c2} k_1^{\frac{\eta_2}{2}} (1+\eta_2)}$$

이며, S_i 는 미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)이다.

[0017] 상기 인공신경망 모델은, 상기 업데이트 정보로부터, 가중치 값을 업데이트할 수 있다.

[0018] 상기 단계(e)는, (e1) 제어 입력

$$\mathbf{u} = -\mathbf{Y}^{-1} \left(\mathbf{\Psi} + \frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2} \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} \Lambda^{-1} \boldsymbol{\mu}_v(\Lambda) \mathbf{S}^{1-\eta_2} + 3^{\frac{\eta_2}{2}} 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} \Lambda^{-1} \boldsymbol{\mu}_v(\Lambda) \mathbf{S}^{1+\eta_2} \right) + \frac{\hat{\theta}}{2l^2} \Lambda \text{diag}(\Phi_i^T \Phi_i) \mathbf{S} \right)$$

를 산출하는

단계; 및, (e2) 상기 제어 입력 \mathbf{u} 로부터 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3]^T = \mathbf{G}(\mathbf{x}_1) \mathbf{J}_0^{-1} \boldsymbol{\tau}$ 에 의해 제어 토크 $\boldsymbol{\tau}$ 를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

$$\dot{\boldsymbol{\sigma}} = \mathbf{G}(\boldsymbol{\sigma}) \boldsymbol{\omega}$$

[0019] 상기 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어가 수행되는 시스템의 상태 방정식을
$$\mathbf{J} \dot{\boldsymbol{\omega}} = -\boldsymbol{\omega}^\times \mathbf{J} \boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\tau} + \bar{\mathbf{d}}$$

$$\dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{x}_2,$$

[0020] 로 표현하고, $\mathbf{x}_1 = \boldsymbol{\sigma}$, $\mathbf{x}_2 = \dot{\boldsymbol{\sigma}}$ 로 정의하여 상기 상태 방정식을,
$$\dot{\mathbf{x}}_2 = \boldsymbol{\Gamma} + \mathbf{u} + \mathbf{d}$$
 로 표현한 경우, 상기 인공신경망 모델의 적응 업데이트 및, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값의 산출을 통한 시스템의 상태 변수 x_1, x_2 는, 고정된 시간 내에 원점을 포함하는 작은 집합 내의 값으로 수렴할 수 있다.

[0021] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치는, 적어도 하나의 프로세서; 및 컴퓨터로 실행가능한 명령을 저장하는 적어도 하나의 메모리를 포함하되, 상기 적어도 하나의 메모리에 저장된

상기 컴퓨터로 실행가능한 명령은, 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, (a) 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 단계; (b) Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 단계; (c) 상기 업데이트 정보를 이용하여 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하는 단계; (d) 상기 인공신경망 모델에서 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 단계; 및, (e) 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 단계가 실행되도록 하고, 상기 sliding surface equation은, 변수가 해당 sliding surface에 다가가도록 제어하는 스위칭 함수(switching function)와 동일한 함수를 사용하며, 상기 스위칭 함수는, 미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)이다.

[0022] 본 발명의 또 다른 측면에 따르면, 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어를 수행하기 위한, 컴퓨터로 관독 가능한 비일시적 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램은, 비일시적 저장 매체에 저장되며, 프로세서에 의하여, (a) 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 단계; (b) Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 단계; (c) 상기 업데이트 정보를 이용하여 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하는 단계; (d) 상기 인공신경망 모델에서 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 단계; 및, (e) 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 단계가 실행되도록 하는 명령을 포함하고, 상기 sliding surface equation은, 변수가 해당 sliding surface에 다가가도록 제어하는 스위칭 함수(switching function)와 동일한 함수를 사용하며, 상기 스위칭 함수는, 미분불가능한 특이점(singularity)이 없는 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)이다.

[0023] 본 발명의 또 다른 측면에 따르면, 우주선의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치는, 우주선에 대하여 측정된 자세값(이하 '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값과 차이값(이하 '자세 오차'라 한다)를 산출하는 자세 오차 산출부; Sliding surface equation 및 인공신경망 모델의 기본함수를 이용하여, 상기 인공신경망 모델의 업데이트를 위한 정보(이하 '업데이트 정보'라 한다)를 산출하는 적응형 업데이트 정보 산출부; 상기 업데이트 정보를 이용하여 인공신경망 모델의 업데이트를 수행하고, 인공신경망 모델을 통하여 외란(disturbance) 추정값을 산출하는 인공신경망 모델부; 및, 상기 Sliding surface equation 및 상기 외란 추정값으로부터, 상기 우주선의 자세를 제어하기 위한 제어 토크 값을 산출하는 자세 제어부를 포함한다.

발명의 효과

[0024] 본 발명에 의하면, 본 발명은 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 창안된 것으로서, 우주선 자세에 부과된 제약을 처리하기 위해 시변 계인을 포함하는 Funnel control 기반의 새로운 자세 제어 방식 적용하여, 기존 자세 제어 방식과 달리 단편적인 연속 함수 없이 특이점 문제를 직접 해결하여 더 간단히 안정성 분석이 가능하게 하는 자세 제어 방법 및 장치를 제공하는 효과가 있다.

[0025] 또한 관성 매트릭스 불확실성과 공간 교란으로 구성된 총 불확실성에 대처하기 위해 신경망 기반의 적응 메커니즘을 통하여 시스템 궤도가 원점으로 수렴하는 데 유한한 시간만 필요하게 하고, 이 시간은 컨트롤러에서 독립 매개 변수를 할당하여 선형적으로 명확하게 지정되는 것이 분석적으로 보장되게 함으로써, 수렴 시간을 결정하는 절차를 매우 단순화하는 자세 제어 방법 및 장치를 제공하는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 강성 우주선 자세 시스템에 사용되는 좌표 프레임을 나타내는 도면.
 도 2는 $|x|^{0.7} \text{sgn}(x)$, x , $\text{sgn}(x)$ 및 $|x|$ 를 비교하여 나타낸 그래프.
 도 3은 본 발명의 자세 추적 제어 장치의 구성을 나타내는 블록 다이어그램.
 도 4는 도 3의 자세 추적 제어 장치가 수행하는 자세 추적 제어 방법의 순서도.
 도 5는 피드백 신호(x_1, x_2)에 기초한 시간대별 인공신경망 모델 가중치 최대값의 변화의 일 실시예를 나타낸 도면.

- 도 6은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 자세의 시간 응답을 나타내는 도면.
- 도 7은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 자세의 정상 상태 거동을 나타내는 도면.
- 도 8은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 회전 속도의 시간 응답을 나타내는 도면.
- 도 9는 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 회전 속도의 정상 상태 사걸을 나타내는 도면.
- 도 10은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 λ 파라미터를 나타내는 도면.
- 도 11은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 γ 파라미터를 나타내는 도면.
- 도 12는 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 제어 토크를 나타내는 도면.
- 도 13은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 초기조건 설정시 제어 토크의 정상 상태 거동을 나타내는 도면.
- 도 14는 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 θ 에 대한 자세의 시간응답을 나타내는 도면.
- 도 15는 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 θ 에 대한 회전속도의 시간응답을 나타내는 도면.
- 도 16은 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 다양한 θ 에 대한 제어 토크를 나타내는 도면.
- 도 17은 (a) 소음측정, (b) 고주파 교란 등의 존재시, 자세를 나타내는 도면.
- 도 18은 (a) 소음측정, (b) 고주파 교란 등의 존재시, 정상 상태에서의 자세를 나타내는 도면.
- 도 19는 (a) 소음측정, (b) 고주파 교란 등의 존재시, 회전 속도를 나타내는 도면.
- 도 20은 (a) 소음측정, (b) 고주파 교란 등의 존재시, 정상 상태에서의 회전 속도를 나타내는 도면.
- 도 21은 (a) 소음측정, (b) 고주파 교란 등의 존재시, 제어 토크를 나타내는 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 이하 첨부된 도면을 참조로 본 발명의 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 이에 앞서, 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이거나 사전적인 의미로 한정해서 해석되어서는 아니되며, 발명자는 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있다는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야만 한다. 따라서, 본 명세서에 기재된 실시예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 일 실시예에 불과할 뿐이고 본 발명의 기술적 사상을 모두 대변하는 것은 아니므로, 본 출원시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다.

[0029] 도 1은 강성 우주선 자세 시스템에 사용되는 좌표 프레임을 나타내는 도면이다.

[0030] 3D 공간에서 강체의 방향을 나타내기 위해 일반적으로 도 1에 표시된 세 개의 좌표 프레임이 채택된다. 여기서 궤도 기준계, 관성계, 동체 고정계는 각각 $\mathcal{F}_O, \mathcal{F}_I, \mathcal{F}_B$ 로 표현된다. $\sigma \in \mathbb{R}^3$ 을 \mathcal{F}_C 에 대한 고정 우주선에 대한 수정된 로드리게스 매개변수(modified Rodriguez parameters, MRP)라고 하고 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3]^T$ 는 \mathcal{F}_I 에 대한 관성 각속도를 나타내며 \mathcal{F}_B 설명되어 있다. 따라서 강체 우주선 지배 방정식은 다음과 같이 설명할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{\sigma} &= G(\sigma)\omega \\ J\dot{\omega} &= -\omega^\times J\omega + \tau + \bar{d}, \end{aligned} \tag{1}$$

[0032] 여기서 $G(\sigma)$ 는 $G(\sigma) = \frac{1}{4} \left((1 - \sigma^T \sigma) I_3 + 2\sigma^\times + 2\sigma\sigma^T \right)$ 로 설명되는 야코비(Jacobian) 행렬을 나

타내고, $\tau \in \mathbb{R}$ 는 제어 토크, $\bar{d} \in \mathbb{R}^3$ 는 환경 교란, $J \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 은 $J = J_0 + \Delta J$ 로 설명되는 관성 행렬을 나타내며, J_0 및 ΔJ 는 각각 관성 행렬의 공칭(nominal) 및 불확실한(uncertain) 구성요소이다.

우선 $x_1 = \sigma$ 및 $x_2 = \dot{\sigma}$ 를 정의하면, 그 후 시스템 (1)은 다음과 같이 설명할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, \\ \dot{x}_2 &= \Gamma + u + d, \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $\Gamma = [\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3]^T = \dot{G}(x_1)\omega - G(x_1)J_0^{-1}\omega \times J_0\omega$,

$u = [u_1, u_2, u_3]^T = G(x_1)J_0^{-1}\tau$,

$d = [d_1, d_2, d_3]^T = G(x_1)J_0^{-1}(\bar{d} - \omega \times \Delta J\omega - \Delta J\dot{\omega})$

이다.

이때 다음과 같은 가정이 필요하다.

가정1) 관성 행렬의 불확정 성분은 $\|\Delta J\| \leq a_1$ 이 되도록 제한된다. 여기서 a_1 은 알려지지 않은 양의 스칼라다.

가정2) 공간 교란은 $\|\bar{d}\| \leq a_2$ 가 되도록 제한된다. 여기서 a_2 는 알려지지 않은 양의 스칼라다.

이 경우, 시스템 불확실성은 페이로드 이동, 연료 소비 및 태양광 패널의 회전으로 인해 발생한다. 반면 외부 교란은 공기 역학적 항력, 중력 구배 모멘트 및 태양 복사압에 기인한다. 식 (2)에 기초하여 관성 행렬 불확실성(ΔJ)과 외란(\bar{d})이 존재할 때 자세 동역학은 자세(x_1) 각속도(ω), 및 각가속도($\dot{\omega}$)에 의존한다. 상수 a_1 및 a_2 는 이러한 바람직하지 않은 요소가 시스템 역학에 어떤 영향을 미치는지 보여준다. 제어 설계에서 d 라는 용어를 사용하지 않기 때문에 a_1 과 a_2 의 값이 클수록 시스템 동역학에 대한 지식이 충분하지 않다는 것을 의미한다. 시스템 역학에 대한 적절한 정보의 부족은 제어 성능 또는 시스템 안정성을 저하시킨다. 시스템 불확실성과 외란으로 구성된 총 불확실성이 입력 채널에 입력되기 때문에 일치된 불확실성이며 슬라이딩 모드 제어를 통해 이를 처리할 수 있다.

강체 우주선 자세 시스템에서 섭동의 주요 원인은 관성 매트릭스 불확실성과 공간 외란 토크이다. 총 불확실성은 원점에서 사라지지 않기 때문에 사라지지 않는 섭동으로 간주 된다. 따라서 원점은 불확실한 우주선 자세 시스템의 평형점이 아니다. 그 결과, 본 발명에서는 섭동 자세 시스템의 실질적인 고정 시간 안정성 문제를 고려하였다.

이하에서는, 본 발명에 대한 논의를 해나가기 위해서 필요한 몇가지 명제를 제시한다.

명제1) 비선형 시스템을 고려한다면,

$$\dot{x} = f(t, x, d). \quad (3)$$

[0049] 다음과 같은 연속 양의-정부호 함수(Continuous positive-definite function) $V(t)$ 가 존재한다고 하자.

[0050]
$$\dot{V} \leq -\frac{\pi}{\eta T_c} \left(V^{1-\frac{\eta}{2}} + V^{1+\frac{\eta}{2}} \right)$$

[0051] 여기서 $T_c > 0$ 은 수렴 시간을 나타내고 $0 < \eta < 1$ 은 실수이다. 그러면 비선형 시스템(3)의 원점은 수렴 시간 T_c 로 고정 시간에 대해 안정적이다.

[0053] 명제2) 주어진 시스템(3)에 대해, 다음 부등식이 성립하는 경우,

[0054]
$$\dot{V} \leq -\frac{\pi}{\eta T_c} \left(V^{1-\frac{\eta}{2}} + V^{1+\frac{\eta}{2}} \right) + \delta$$

[0055] 시스템(3)은 다음과 같이 설명된 수렴 영역에서 실질적으로 고정 시간에 대해 안정적이다.

[0056]
$$\left\{ \lim_{t \rightarrow T'_c} x \mid V \leq \min \left\{ \left(\frac{2\eta T_c \delta}{\pi} \right)^{\frac{2}{2-\eta}}, \left(\frac{2\eta T_c \delta}{\pi} \right)^{\frac{2}{2+\eta}} \right\} \right\}$$

[0057] 기서 파라미터 T'_c 는 $T'_c < \sqrt{2}T_c$ 가 되는 수렴 시간을 나타낸다.

[0059] 명제3) $z_1 \in \mathbb{R}, z_2 \in \mathbb{R}$ 및 양의 상수 $\zeta_1 > 0, \zeta_2 > 0, \zeta_3 > 0$ 에 대하여 다음 식을 얻는다.

[0060]
$$|z_1|^{\zeta_1} |z_2|^{\zeta_2} \leq \frac{\zeta_1}{\zeta_1 + \zeta_2} \zeta_3 |z_1|^{\zeta_1 + \zeta_2} + \frac{\zeta_2}{\zeta_1 + \zeta_2} \zeta_3^{-\frac{\zeta_1}{\zeta_2}} |z_2|^{\zeta_1 + \zeta_2}. \quad (4)$$

[0062] 명제4) 아래와 같은 미분 방정식을 고려하면,

[0063]
$$\dot{\hat{z}}(t) = \zeta_1 \phi(t) - \zeta_2 \hat{z}(t) - \zeta_3 \hat{z}^{\zeta_4}(t) \quad (5)$$

[0064] 여기서 $i = 1, 2, 3$ 에 대해 $\zeta_i > 0$ 이고 $\zeta_4 > 1$ 은 상수이고 $\phi(t)$ 는 음이 아닌 함수이다. 초기 조건이 $\hat{z}(t_0) \geq 0$ 을 만족하면 $\forall t_0 \geq 0$ 에 대해 $\hat{z}(t) \geq 0$ 으로 결론지을 수 있다.

[0066] 명제5) $z_2 \geq z_1, \zeta > 1$ 에 대하여, 다음 식을 얻는다.

[0067]
$$z_1 (z_2 - z_1)^\zeta \leq \frac{\zeta}{1 + \zeta} (z_2^{1+\zeta} - z_1^{1+\zeta}). \quad (6)$$

[0069] 명제6) 주어진 $z_i \in \mathbb{R}^+ (i = 1, \dots, n)$ 및 $\zeta > 0$ 에 대해 다음 부등식을 만족한다.

[0070]
$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n z_i^\zeta \geq \left(\sum_{i=1}^n z_i \right)^\zeta, & \text{if } 0 < \zeta < 1 \\ \sum_{i=1}^n z_i^\zeta \geq n^{1-\zeta} \left(\sum_{i=1}^n z_i \right)^\zeta, & \text{if } \zeta > 1. \end{cases} \quad (7)$$

[0072] 명제7) 신경망의 능력 덕분에 경계가 있는 미지의 비선형 함수 $\Theta(X)$ 는 콤팩트 집합 Ω 로 구분되는 연속 함

수로 근사된다. 그 후, 다음 식을 만족하는 신경망 $W^{*T}\Phi(X)$ 을 정의할 수 있다.

$$l\Theta(X) = W^{*T}\Phi(X) + \varepsilon, \quad (8)$$

여기서 입력 벡터는 $X \in \Omega$, 신경망의 기본함수는 $\Phi(X) \in \mathbb{R}^{\bar{v}}$ 로 표현되며, 노드의 수는 $\bar{v} > 1$ 이고, 근사 오차는 $|\varepsilon_i| < \varepsilon_N$ 을 만족하는 ε_i 로 표현된다. 여기서 ε_N 은 양의 상수이다. 또한 W^* 는 다음과 같이 설명되는 이상적인 가중치 매트릭스를 보여준다.

$$lW^* = \arg \min_{W \in \mathbb{R}^{\bar{v}}} \left\{ \sup_{X \in \Omega} |\Theta(X) - W^T\Phi(X)| \right\} \quad (9)$$

여기서 $W \in \mathbb{R}^{\bar{v}}$ 는 가중치 벡터이다.

이하에서는 FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function)를 정의한다.

정의1) 양의 감소 함수 $\rho(t)$ 는 시간 T_f 이내에 ρ_T 로 수렴하고, 그 이후에 그 값이 유지되는 경우 FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function)로 명명된다. 여기서 T_f 는 FTPPF의 수렴 시간이고 ρ_T 최 종값을 나타낸다.

$$\rho(t) = \begin{cases} c_1 \sqrt{\rho_0^{c_1} - c_1 c_2 t} + \rho_T, & 0 \leq t < T_f, \\ \rho_T, & t \geq T_f. \end{cases} \quad (10)$$

여기서 양의 상수 ρ_0, c_1 및 c_2 는 T_f, ρ_T 및 $\rho(0)$ 의 값에 따라 알맞게 선택된다. 구체적으로 $\rho_0 = \rho(0) - \rho_T, c_2 = \frac{\rho_0^{c_1}}{c_1 T_f}$ 이고 $0 < c_1 = \frac{b_1}{b_2} < 1$ 이므로 b_1, b_2 는 각각 양의 홀수, 짝수이다.

이하에서 구체적으로 설명하게 될 본 발명의 주요 제어 목표는 수학적 (2)로 표현되는 강성 우주선 자세 시스템에 대해 다음과 같은 구속 제어 전략을 제안하는 것이다.

1. 폐쇄 루프 자세 시스템은 실질적으로 고정 시간에 안정화 되는 시스템(fixed-time stable)이다.

2. 자세값의 MRPs(수정된 로드리게스 매개변수) σ 의 규정된 성능을 만족한다. 우주선에 대한 기존의 제한된 자세제어와 달리 제안된 제어기 구조는 매우 간단하다.

본 발명에서 설계한 제어 구조가 단순한 이유는, 규정된 성능 제어와 같은 복잡한 제약 제어(constrained control)를 사용하는 대신, 슬라이딩 표면에서 시간 가변 이득을 사용하기 때문이다. 본 발명에서는 우주선 자세를 제약하기 위해 새로운 변수를 사용하여 제약된 자세 시스템(constrained attitude system)을 동등한 비제약적 시스템으로 변환한다. 그런 다음 시스템 동역학은 새로운 변수를 기반으로 다시 작성된다. 이 변수를 강력하게 안정화하면 공간에 대한 제약 조건을 우주선 자세에 대한 제약 조건을 만족하는 것과 동일하다는 것이 증명되었다. 그러나 종래 기술의 제어 입력에는 편도함수와 변환된 오차를 안정화하기 위한 복잡한 용어가 포함되어 있다. 이것은 제어 설계 절차와 제어 구조가 매우 복잡해지는 문제점이 있었다.

도 2는 $|x|^{0.7} \text{sgn}(x)$, x , $\text{sgn}(x)$ 및 $|x|$ 를 비교하여 나타낸 그래프이다.

자세 시스템(2)에 대해 다음과 같은 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function,

NCSF) $S(t) = [S_1(t), S_2(t), S_3(t)]^T \in \mathbb{R}^3$ 을 구성한다.

$$S(t) = x_1(t) + \text{Sig}^{\frac{1}{1-\eta_1}}(\mathbf{Y}(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1)), \quad (11)$$

여기서 $\frac{1}{2} < \eta_1 < 1$, $\mathbf{Y} = \text{diag}(Y_1, Y_2, Y_3)$ 이고,

$$Y_i = \frac{2\eta_1 T_{c1}}{\pi(1+3^{\frac{\eta_1}{2}} x_{1i}^{2\eta_1})}, \quad T_{c1} > 0,$$

$$\alpha = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3), \quad \alpha_i > 0$$

$$\gamma = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3), \quad \gamma_i(t) = \int_0^t \lambda_i(v)dv, \quad \lambda_i(t) = \tan\left(\frac{\pi\kappa_i(t)}{2}\right),$$

$$\kappa_i(t) = \left|\frac{\sigma_i(t)}{\rho_i(t)}\right|^\vartheta, \quad \vartheta > 0 \text{ 이다.}$$

또한 단순화를 위해 $\text{Sig}^l(x) = [|x_1|^l \text{sgn}(x_1), |x_2|^l \text{sgn}(x_2), |x_3|^l \text{sgn}(x_3)]^T$ 를 정의한다. 여기서 $l \in \mathbb{R}^+$ 는 양의 스칼라이고, $\text{sgn}(\cdot)$ 은 부호 함수(sign function)이다.

본 발명에서는 도 2에 도시한 바와 같이, 시스템 상태의 고정 시간 수렴을 제공하기 위해 $\text{Sig}^l(x) = |x|^l \text{sgn}(x)$ 로 정의되는 $\text{Sig}^l(x)$ 함수를 사용했다. 여기서 $\text{sgn}(\cdot)$ 은 표준 sign function을 나타낸다. 본 발명의 제어 방식에 사용된 함수 $\text{Sig}(x)$ 는 불연속 함수가 아님을 언급할 필요가 있다. 도 2에서 $l = 0.7$ 에 대한 이 함수는 함수 x , $\text{sgn}(x)$ 및 $|x|$ 와 비교되었다. 도 2에서 보는 바와 같이, 함수 $\text{Sig}^l(x)$ 는 연속적으로 미분이 가능하다.

일단 $S_i(t) = 0$ 이 얻어지면,

$$\dot{x}_{1i} = -\frac{\pi}{2\eta_1 T_{c1}} \left(3^{\frac{\eta_1}{2}} x_{1i}^{1+\eta_1} + x_{1i}^{1-\eta_1}\right) - (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i}, \quad (12)$$

이 식은 다음과 같이 다시 표현될 수 있다.

$$x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i} = -\frac{\pi}{2\eta_1 T_{c1}} \left(3^{\frac{\eta_1}{2}} x_{1i}^{2\eta_1} + 1\right) x_{1i}^{1-\eta_1}. \quad (13)$$

이에 의해 다음 식을 얻는다.

$$Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i}) = -x_{1i}^{1-\eta_1}, \quad (14)$$

$$Y_i = \frac{2\eta_1 T_{c1}}{\pi(3^{\frac{\eta_1}{2}} x_{1i}^{2\eta_1} + 1)} \text{ 이다.}$$

[0107] 식 (14)의 양변에 절댓값을 취하면,

$$|Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i})|^{\frac{1}{1-\eta_1}} = |x_{1i}|, \quad (15)$$

[0108]

[0109] 식 (14)로부터, 다음 식을 얻는다.

$$\text{sgn}(Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i})) = \text{sgn}(-x_{1i}^{1-\eta_1}) = -\text{sgn}(x_{1i}). \quad (16)$$

[0110]

[0111] 식 (15)와 식 (16)을 양변을 곱하면 다음 식을 얻는다.

$$\text{Sig}^{\frac{1}{1-\eta_1}}(Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i})) = -x_{1i}(t). \quad (17)$$

[0112]

[0113] 이로써 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)인 식 (11)을 얻는다.

[0115] 이하에서는, 라푸노프 함수(Lyapunov function)를 이용하여, $\mathbf{x}_1(t)$ 및 $\mathbf{x}_2(t)$ 가 고정된 시간 안에 수렴한다는 것을 보이기로 한다.

[0116] 이를 위한 라푸노프 함수 후보로서, $V_1 = \mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1$ 를 취하기로 한다.

[0117] 방정식 (14)에 따라 시간에 대해 V_1 을 미분하고 명제 6을 사용하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= 2 \sum_{i=1}^3 x_{1i} \dot{x}_{1i} = - \sum_{i=1}^3 \frac{\pi}{\eta_1 T_{c1}} \left(3^{\frac{\eta_1}{2}} x_{1i}^{2+\eta_1} + x_{1i}^{2-\eta_1} \right) - \sum_{i=1}^3 2(\alpha_i + \gamma_i) x_{1i}^2 \\ &\leq - \frac{\pi}{\eta_1 T_{c1}} \left(V_1^{1+\frac{\eta_1}{2}} + V_1^{1-\frac{\eta_1}{2}} \right). \end{aligned} \quad (18)$$

[0118]

[0119] $\gamma_i = \int_0^t \tan \left(\frac{\pi}{2} \left| \frac{\rho_i(y)}{\sigma_i(y)} \right|^\theta \right) dy$ 의 정의로부터, γ_i 는 양수라고 결론지을 수 있다. 또한 $\alpha_i > 0$ 는 설계 파라미터이다. 따라서 $-(\alpha_i + \gamma_i)x_{1i}^2$ 는 항상 음수이고, $\mathbf{x}_2(t)$ 는 고정 시간 T_{c1} 안에 원점으로 수렴한다는 것을 추론할 수 있다.

[0120] NCSF 식 (11)의 시간 도함수와 시스템 역학 (2)를 취하면,

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{S}} &= \mathbf{x}_2 + \frac{1}{1-\eta_1} \text{diag} \left(|Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i})|^{\frac{\eta_1}{1-\eta_1}} \right) \left(\dot{\mathbf{Y}}(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1) \right. \\ &\quad \left. + \mathbf{Y}(\Gamma + \mathbf{u} + \mathbf{d} + \lambda \mathbf{x}_1 + (\alpha + \gamma)x_2) \right) \\ &= \Lambda(\Psi + \mathbf{Y}\mathbf{u} + \boldsymbol{\tau}_d) - (\alpha + \gamma)\mathbf{S}, \end{aligned} \quad (19)$$

[0121]

[0122] 를 얻고, 여기서

[0123]

$$\dot{\mathbf{Y}}_i = -\frac{\pi}{T_{c1}} 3^{\frac{\eta_1}{2}} \mathbf{Y}_i^2 x_{2i} x_{1i}^{2\eta_1-1}, \quad \Lambda = \text{diag}(\Lambda_1, \Lambda_2, \Lambda_3),$$

[0124]

$$\Lambda_i = \frac{1}{1-\eta_1} |Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i})|^{\frac{\eta_1}{1-\eta_1}}$$

[0125]
$$\Psi = Y^{-1}\Omega + Y(\Gamma + \lambda x_1 + (\alpha + \gamma)x_2) + \dot{Y}(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1)$$

[0126]
$$\Omega = (1 - \eta_1) \left(\text{Sig}^{\frac{1-2\eta_1}{1-\eta_1}} \left(Y(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1) \right) + (\alpha + \gamma) Y^2(x_2 + (\alpha + \gamma)x_1) \right)$$

[0127]
$$\tau_d = Yd$$

[0128] 이다.

[0130] 도 3은 본 발명의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치(100)의 구성을 나타내는 블록 다이어그램이고, 도 4는 도 3의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치(100)가 수행하는 자세 추적 제어 방법의 순서도이며, 도 5는 피드백 신호(x_1, x_2)에 기초한 시간대별 인공신경망 모델 가중치 최대값의 변화의 일 실시예를 나타낸 도면이다.

[0131] 먼저 도 3의 각 구성과 도 4의 순서도를 전체적으로 설명한 이후에, 그 세부적 내용에 대하여 설명하기로 한다.

[0133] 자세 오차 산출부(110)는 이전 단계에서 측정된 우주선의 자세값(이하, '측정 자세값'이라 한다)과, 목표 자세값의 차이(이하, '자세 오차'라 한다)를 산출한다(S410).

[0135] Sliding surface eq. 제공부(120)는 후술하는 적응형 업데이트 정보 산출부(140)와 적응형 자세 제어부(160)에 Sliding surface equation을 제공한다. 따라서, 실질적으로 Sliding surface equation을 적용한 계산은 적응형 업데이트 정보 산출부(140)와 적응형 자세 제어부(160)에서 이루어지게 된다. 후술하는 바와 같이, 적응형 업데이트 정보 산출부(140)와 적응형 자세 제어부(160)에서 Sliding surface equation을 이용한 계산시에는, 측정 자세값인 x_1, x_2, w 등이 파라미터로 사용된다.

[0136] 도 2를 참조하여 상세히 설명한 바 있는 Switching function은 변수(자세 등)가 sliding surface에 다가가도록 하는 함수로서 제어 입력(u)의 일부이다. 일반적으로 sliding surface를 S로 표현한다면, 제어 입력(u) 식에 switching function은 sign(S) 형태로 포함된다. 그러나 본 발명에서는 스위칭 함수(switching function)는, x_1, x_2 를 입력으로 하는 S로 사용하였다. 즉, 여기서 x_1, x_2 는 본 발명의 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)인 식 (11)의 입력으로서, 결국 본 발명에서는 NCSF 자체가 sliding surface 라고 할 수 있다.

[0137] 나아가 일반적으로 sliding surface의 경우 sign 함수를 스위칭 함수로 사용하지만, 본 발명에서는 도 2를 참조하여 설명한 바와 같은 Sig 함수를 스위칭 함수로 사용한다. 이와 같이 Sig 함수를 사용하는 경우의 장점은, 스위칭 함수를 사용한 슬라이딩 모드 제어에 의한 출력값에서 나타나는 일종의 떨림 현상인 채터링(chattering) 문제가 현저히 개선된다는 점이다.

[0139] 적응형 업데이트 정보 산출부(140)는, Sliding surface eq. 제공부(120) 제공되는 Sliding surface equation인 S와, NN(neural network) 기본함수 제공부(130)에서 제공되는 NN 기본함수의 sigmoid form인 $\phi_i(X_n)$ 로부터, 인공신경망 모델부(150)의 인공신경망 모델(neural network, NN)의 업데이트를 위한 정보를 지속적으로 산출한다(S420).

[0140] 즉, 적응형 업데이트 정보 산출부(140)는 시스템의 전체적인 성능을 개선하기 위해 피드백 신호(x_1, x_2, w)를 지속적으로 받아, 인공신경망 모델부(150)가 인공신경망의 가중치인 W_i 를 계속 업데이트할 수 있도록, 그 업데이트를 위한 정보를 산출하여 지속적으로 인공신경망 모델부(150)에 제공하는 역할을 수행한다.

[0141] 이를 위해 적응형 업데이트 정보 산출부(140)가 실제로 산출하여 인공신경망 모델부(150)에 제공하는 정보는, 인공신경망 모델의 가중치의 절대값의 제공의 최대값이다. 즉, 도 5와 같이, 실제 외란(disturbance)은 실제 환경적인 요소에 따라 계속 변하므로, 각 시간 구간마다, 외란의 최대값을 기준으로 W_{max} 를 설정하여 해당 구간의 모든 외란을 해결할 수 있도록 한다. 이 때문에 본 발명은 '적응형(adaptive)' 자세 제어를 수행하게 되는 것이다. 일반적인 인공신경망 모델의 경우 고정된 가중치를 사용하지만 본 발명에 사용된 인공신경망은, 전술한 바와 같이 피드백 신호를 통해 가중치를 계속 업데이트를 하는 차별점을 가지고 있다.

[0143] 인공신경망 모델부(150)는, 전술한 바와 같이 적응형 업데이트 정보 산출부(140)로부터 지속적으로 수신하는 업

데이트 정보에 의해 인공신경망 모델을 업데이트하고(S430), 인공신경망 모델의 출력으로서 변화하는 외란 (disturbance)값을 실제 외란값에 근사하도록 지속적으로 예측하여 제공함으로써(S440), 적응형 자세 제어부 (160)가 계속 외란에 대응하는 자세 제어를 적응형으로 수행할 수 있도록 한다.

[0145] 적응형 자세 제어부(160)는, 이전 단계에서 우주선 제어부에 의해 실제로 측정된 자세값과 목표 자세값의 오차 값과, Sliding surface eq. 제공부(120) 제공되는 Sliding surface equation인 S 및, 인공신경망 모델부(150)가 산출하여 제공하는 외란 추정값 등으로부터 우주선의 자세를 제어할 제어 토크 τ 를 산출하여 우주선 제어부 (170)으로 제공한다(S450).

[0147] 우주선의 제어부(170)는, 입력 받은 제어 토크 값을 이용하여 우주선의 자세 제어를 수행한다(S460). 이때 우주 선에는 외부의 복합적인 교란(external disturbance)이 가해지며, 이러한 교란 입력 및 제어 토크 값에 의한 자 세 제어 후의 우주선에 대하여 직접 측정(S470)된 자세값은, 전술한 바와 같이 다시 자세 오차 산출부(110), 적 응형 업데이트 정보 산출부(140), 적응형 자세 제어부(160) 등으로 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어를 위하여 제공된다(S480).

[0149] 이하에서는, 지금까지 설명한 도 3의 각 구성과 도 4의 순서도에 대한 전체적인 내용에 포함되어 있는 구체적인 내용을 상세하게 설명하기로 한다.

[0151] 비특이 제약 스위칭 함수(nonsingular constrained switching function, NCSF)에 대하여는 도 2 및 도 3, 도 4 를 참조하여 상세히 설명한 바 있으므로, 이하에서는 인공신경망 모델의 업데이트 및 외란 산출에 관하여 상세 히 설명하기로 한다.

[0153] 여기서 주요 목표는 식(2)에 기술된 자세 시스템에 대해 고정 시간 수렴을 갖는 적응형 신경망 기반 자세제어 기법을 도출하는 것이다. 식(19)의 전체 불확실성 τd 는 실제로 알려져 있지 않기 때문에 인공신경망을 사용하여 이를 근사화할 수 있다. 이는 다음과 같다.

[0154]
$$\tau_{di} + \frac{1}{2}\Lambda_i S_i = W_i^T \Phi_i(\mathbf{X}_n) + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (20)$$

[0155] 즉, 본 발명에서는, 전체 불확실성 τd 를 추정할 전체 외란으로 보아, 전술한 바와 같이 인공신경망(150)을 통 하여 외란 추정값을 출력하도록 하는 것이다.

[0156] 식 (20)에서 가중치 벡터는 노드 수로서 $\bar{\nu} > 1$ 인 $W_i \in \mathbb{R}^{\bar{\nu}}$ 로 표시되며, 신경망의 기본 함수는 $g_i, i = 1, \dots, 4$ 를 상수 파라미터로 하는, 다음과 같은 시그모이드(sigmoid) 형태 $\Phi_i(\mathbf{X}_n) = \frac{g_1}{g_2 + \exp(-X_n/g_3)} + g_4$ 로 표시되며, 입력 벡터는 $\mathbf{X}_n = [x_1^T, x_2^T, \omega^T]^T$ 로 표시되고 근사 오차는 $|\varepsilon_i| < \varepsilon_N$ 를 만족하는 ε_i 로 표시되고, ε_N 은 양의 상수이다.

[0158] 적응형 자세 제어부(160)에서는, 전술한 바와 같은 제어 입력 u를, 다음 식 (21)에 의해 산출한다.

[0159]
$$u = -Y^{-1} \left(\Psi + \frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2} \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} \Lambda^{-1} \mu_\nu(\Lambda) S^{1-\eta_2} + 3^{\frac{\eta_2}{2}} 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} \Lambda^{-1} \mu_\nu(\Lambda) S^{1+\eta_2} \right) + \frac{\hat{\theta}}{2l^2} \Lambda \text{diag}(\Phi_i^T \Phi_i) S \right)$$

[0160] (21)

[0161] 여기서, $\frac{1}{2} < \eta_2 < 1, T_{c2} > 0, k_1 > 0, l > 0$ 이고,

[0162] $\mu_\nu(\Lambda) = \text{diag}(\mu_{\nu_1}(\Lambda_1), \mu_{\nu_2}(\Lambda_2), \mu_{\nu_3}(\Lambda_3))$ 는 다음 식에 의해 정의된다.

[0163]
$$\mu_{\nu_i}(\Lambda_i) = \begin{cases} \sin(\frac{\pi\Lambda_i}{2\nu}), & \Lambda_i \leq \nu, \\ 1, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (22)$$

[0164] 여기서 $\nu > 0$ 이다.

[0165] 또한, $\hat{\theta}$ 는 인공신경망 모델(150) 가중치(W_i) 절대값의 최대값인

[0166] $\theta = \max\{\|\mathbf{W}_i\|^2\}$ 의 추정치로서, $i=1,2,3$ 이고, 다음 식에 의해 업데이트된다.

[0167]
$$\dot{\hat{\theta}} = \frac{k_1}{2l^2} \sum_{i=1}^3 \Lambda_i^2 S_i^2 \Phi_i^T \Phi_i - k_2 \hat{\theta} - k_3 \hat{\theta}^{1+\eta_2}, \quad (23)$$

[0168] 여기서 $k_2 = \left(\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}}\right)^{\frac{2}{2-\eta_2}}$ 이고, $k_3 = \frac{\pi(2+\eta_2)}{2\eta_2 T_{c2} k_1^{\frac{\eta_2}{2}} (1+\eta_2)}$ 이다.

[0169] 식 (23)의 값이 인공신경망 모델(150)의 업데이트 정보로서, 전술한 바와 같이 적응형 업데이트 정보 산출부(140)에 의해 산출되어 인공신경망 모델부(150)에 전달되고, 이 값을 이용하여 인공신경망 모델(150)의 가중치가 업데이트되어, 변화하는 외란값을 인공신경망 모델(150)에 의해 적응적으로(adaptively) 추정해내고, 또한 식 (23)의 값은 적응형 자세 제어부(160)에도 전달되어, 적응형 자세 제어부(160)가 식 (21)의 제어 입력을 계산하는데도 사용된다.

[0170] 제어 입력 u 는 전술한 식 (2)에 나와 있는데, 식 (2) 이하에서 기술한 다음 식, 즉, $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3]^T = \mathbf{G}(\mathbf{x}_1) \mathbf{J}_0^{-1} \boldsymbol{\tau}$ 을 이용하여 u 를 제어 토크 $\boldsymbol{\tau}$ 로 변환하여 우주선 제어부(170)로 전달한다.

[0172] 지금까지 설명한 본 발명의 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치(100)의, 적응형 업데이트 정보 산출부(140)의 업데이트 정보 산출식 (23)과, 적응형 자세 제어부(160)의 제어 입력 산출식 (21)을 이용하면, 시스템 상태가 일정 시간 내에 수렴하게 된다. 이를 이하에서 '정리 1'이라 하고, 이에 대하여 증명해보기로 한다.

[0174] 정리 1) 식 (2)에 주어진 자세 시스템을 고려하고, 적응형 자세 제어 법칙과 적응형 업데이트 법칙을 각각 (21)과 (23)으로 설계하면, 시스템 상태 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 는 고정된 시간 $T_c = T_{c1} + T_{c2}$ 내에서 원점을 포함하는 임의의 작은 집합으로 수렴된다.

[0175] (증명) 라푸노프(Lyapunov) 함수를 $V_2 = \frac{1}{2} \mathbf{S}^T \mathbf{S} + \frac{1}{2k_1} \tilde{\theta}^2$ 로 구성한다. 여기서 $\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ 이다.

식 (19),(20)을 따ms 시간에 대한 V_2 의 미분은 다음과 같다.

[0176]
$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= \mathbf{S}^T \Lambda (\boldsymbol{\Psi} + \mathbf{Y}u + \boldsymbol{\tau}_d) - \mathbf{S}^T (\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma}) \mathbf{S} - \frac{1}{k_1} \tilde{\theta} \dot{\hat{\theta}} \\ &= \mathbf{S}^T \Lambda (\boldsymbol{\Psi} + \mathbf{Y}u - \frac{1}{2} \Lambda \mathbf{S} + \mathbf{W}^T \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{X}_n) + \boldsymbol{\varepsilon}) - \mathbf{S}^T (\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma}) \mathbf{S} - \frac{1}{k_1} \tilde{\theta} \dot{\hat{\theta}} \end{aligned} \quad (24)$$

[0177] 잘 알려진 영 부등식(Young's inequality)과 $\theta = \max\{\|\mathbf{W}_i\|^2\}$ 임을 사용하면 다음과 같은 부등식이

성립한다.

$$\begin{aligned} \|S^T \Lambda (W^T \Phi(\mathbf{X}_n) + \varepsilon)\| &\leq \frac{1}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 W_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i + \frac{3l^2}{2} + \frac{1}{2} \|S^T \Lambda\|^2 + \frac{3\varepsilon_N^2}{2} \\ &\leq \frac{\theta}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i + \frac{3l^2}{2} + \frac{1}{2} \|S^T \Lambda\|^2 + \frac{3\varepsilon_N^2}{2} \end{aligned} \quad (25)$$

$\|\Lambda\| > \nu$ 일 때, 함수 $\mu_{\nu_i}(\Lambda_i)$ 은 1과 같다.

이후 제어 법칙(21)과 업데이트 법칙(23)을 (24)에 대입하고 (25)를 사용하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &\leq -\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2} \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} S^{2-\eta_2} + 3^{\frac{\eta_2}{2}} 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} S^{2+\eta_2} \right) - \frac{\hat{\theta}}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i \\ &\quad + \frac{\theta}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i + \frac{3l^2}{2} + \frac{3\varepsilon_N^2}{2} - \frac{\tilde{\theta}}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i + \frac{k_2 \tilde{\theta} \hat{\theta}}{k_1} + \frac{k_3 \tilde{\theta} \hat{\theta}^{1+\eta_2}}{k_1} \\ &\leq -\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2} \|S\|^2 \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} + 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \|S\|^2 \right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} \right) + \frac{k_2 \tilde{\theta} \hat{\theta}}{k_1} + \frac{k_3 \tilde{\theta} \hat{\theta}^{1+\eta_2}}{k_1} + \delta_1 \end{aligned} \quad (26)$$

여기서 $\delta_1 = \frac{3l^2}{2} + \frac{3\varepsilon_N^2}{2}$ 이다.

$\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ 이므로, 3개 항 $-\frac{\hat{\theta}}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i$, $\frac{\theta}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i$, $-\frac{\tilde{\theta}}{2l^2} \sum_{i=1}^3 S_i^2 \Lambda_i^2 \Phi_i^T \Phi_i$ 을 단순화하여 부등식 (26)의 우변에서 제거한다. 이후, 영(Young)의 부등식에 기초하여 다음을 얻는다.

$$\frac{k_2}{k_1} \tilde{\theta} \hat{\theta} = \frac{k_2}{k_1} \tilde{\theta} (\theta - \tilde{\theta}) \leq -\frac{k_2}{2k_1} \tilde{\theta}^2 + \frac{k_2}{2k_1} \theta^2. \quad (27)$$

식 (27)을 식 (26)에 대입하면 다음 식을 얻는다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &\leq -\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2} \|S\|^2 \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} + 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \|S\|^2 \right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} \right) \\ &\quad - \frac{k_2}{2k_1} \tilde{\theta}^2 + \frac{k_2}{2k_1} \theta^2 + \frac{k_3}{k_1} \tilde{\theta} \hat{\theta}^{1+\eta_2} + \delta_1. \end{aligned} \quad (28)$$

명제 3과, $z_1 = 1, z_2 = \frac{k_2}{2k_1} \tilde{\theta}^2, \zeta_1 = \frac{\eta_2}{2}, \zeta_2 = 1 - \frac{\eta_2}{2}$ and $\zeta_3 = \left(\frac{2-\eta_2}{2} \right)^{\frac{2-\eta_2}{\eta_2}}$ 으로 정의함으로써, 다음을 얻는다.

$$\left(\frac{k_2}{2k_1} \tilde{\theta}^2 \right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} \leq \frac{\eta_2}{2} \left(\frac{2-\eta_2}{2} \right)^{\frac{2-\eta_2}{\eta_2}} + \frac{k_2}{2k_1} \tilde{\theta}^2. \quad (29)$$

업데이트 법칙(23)에 따르면, 또한 명제 4를 사용하면 $\hat{\theta} \geq 0$ 이고 $\theta \geq \tilde{\theta}$ 라는 결론을 내릴 수 있다. 따라서

명제 5에 의하고, 또한 $z_1 = \tilde{\theta}$ 및 $z_2 = \theta$ 를 정의하면 다음과 같다.

$$\tilde{\theta}\hat{1}^{1+\eta_2} = \tilde{\theta}(\theta - \tilde{\theta})^{1+\eta_2} \leq \frac{1 + \eta_2}{2 + \eta_2} (\theta^{2+\eta_2} - \tilde{\theta}^{2+\eta_2}). \quad (30)$$

식 (29)와 식 (30)을 식 (28)에 대입하면, 다음이 성립한다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &\leq -\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\frac{1}{2} \|S\|^2\right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} - \left(\frac{k_2}{2k_1} \tilde{\theta}^2\right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} - \frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} 2^{\eta_2} \left(\frac{1}{2} \|S\|^2\right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} \\ &\quad - \frac{2^{1+\frac{\eta_2}{2}} k_3 k_1^{\frac{\eta_2}{2}} (1 + \eta_2)}{2 + \eta_2} \left(\frac{1}{2k_1} \tilde{\theta}^2\right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} + \delta_2 \\ &\leq -\frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(V_2^{1-\frac{\eta_2}{2}} + V_2^{1+\frac{\eta_2}{2}}\right) + \delta_2 \end{aligned}$$

(31)

$$\delta_2 = \frac{\eta_2}{2} \left(\frac{2-\eta_2}{2}\right)^{\frac{2-\eta_2}{\eta_2}} + \frac{k_2}{2k_1} \theta^2 + \frac{k_3(1+\eta_2)\theta^{2+\eta_2}}{k_1(2+\eta_2)} + \delta_1 \text{이다.}$$

따라서, 명제 2에 의해 시스템 상태 \mathbf{x}_1 및 \mathbf{x}_2 는 고정 시간 T_{c2} 동안 임의의 작은 영역 Δ 내로 들어오게 되거나, 또는 영역 \mathcal{R}_2 에 진입하게 된다.

$$\Delta = \left\{ \lim_{t \rightarrow T_{c2}} S \mid V_2 \leq \min \left\{ \left(\frac{2\eta_2 T_{c2} \delta_2}{\pi}\right)^{\frac{2}{2-\eta_2}}, \left(\frac{2\eta_2 T_{c2} \delta_2}{\pi}\right)^{\frac{2}{2+\eta_2}} \right\} \right\}$$

\mathcal{R}_2 에서 $\boldsymbol{\chi} = \mathbf{x}_2 + (\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma})\mathbf{x}_1$ 을 정의할 때, 그 목표는, $\boldsymbol{\chi} = \mathbf{0}$ (특이점(singularity)의 원인) 이 원점 $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \mathbf{0}$ 을 제외하고 매력적이지 않음을 증명하는 것이다. 이를 위해 $\boldsymbol{\chi} = \mathbf{0}$ 에 근접한 영역에서 $\boldsymbol{\Lambda} = \boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Psi} = \mathbf{0}$, $\mathbf{S} = \mathbf{x}_1$ 을 얻을 수 있다. 식 (22)의 $\mu_v(\boldsymbol{\Lambda}_i)$ 의 정의에 따라, $\boldsymbol{\Lambda}_i \rightarrow \mathbf{0}$ 이면 $\boldsymbol{\Lambda}_i^{-1} \mu_{v_i}(\boldsymbol{\Lambda}_i) \rightarrow \mathbf{1}$ 이다. $\boldsymbol{\Lambda} = \boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Psi} = \mathbf{0}$, $\mathbf{S} = \mathbf{x}_1$ 을 제어 입력에 대입하면, 다음 식을 얻는다.

$$l\mathbf{u} = -\mathbf{Y}^{-1} \frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2}\right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} \mathbf{x}_1^{1-\eta_2} + 3^{\frac{\eta_2}{2}} \left(\frac{1}{2}\right)^{1+\frac{\eta_2}{2}} 2^{\eta_2} \mathbf{x}_1^{1+\eta_2} \right) - \boldsymbol{\Gamma}. \quad (32)$$

상태 궤도가 $\boldsymbol{\chi} = \mathbf{0}$ 에서 안착(settle)되지 않는다는 것을 보여주기 위해 시스템(2)에 따라 시간에 대한 $\boldsymbol{\chi}$ 의 도함수를 취하고, 근사적 제어 입력 (32)를 대체하면 다음 식과 같다.

$$l\dot{\boldsymbol{\chi}} = -\mathbf{Y}^{-1} \frac{\pi}{\eta_2 T_{c2}} \left(\left(\frac{1}{2}\right)^{1-\frac{\eta_2}{2}} \mathbf{x}_1^{1-\eta_2} + \left(\frac{1}{2}\right)^{1+3\frac{\eta_2}{2}} 2^{\eta_2} \mathbf{x}_1^{1+\eta_2} \right) + (\boldsymbol{\lambda} + (\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\gamma})^2)\mathbf{x}_1 + \mathbf{d}. \quad (33)$$

[0201] 주요 목표는 상태 궤도가 원점, 즉, $(x_1, x_2) = 0$ 에 도달하는 경우에만 $x = 0$ 에 도달한다는 것을 보여주는 것이다. 더 정확하게는 $\dot{x} = 0$ 이 되면 궤적이 $x = 0$ 으로 수렴하고 그 이후에 계속 유지되는 것을 의미한다. 따라서 0이 아닌 x_1 값에 대해 $\dot{x} = 0$ 에 도달하면 원점이 유일한 안정적인 평형 지점이 아니며 상태 공간에 상태 궤적이 수렴하는 또 다른 지점이 있음을 나타낸다.

[0202] 불확실성 항 d 를 무시하더라도 $x_1 \neq 0$ 이면 $\dot{x} \neq 0$ 이고, 이것은 $x = 0$ 이 원점을 제외하고는 매력적이지 않으며 시스템 상태는 \mathcal{R}_2 를 \mathcal{R}_1 로 전환한다. 따라서 시스템 궤적은 상태 공간의 어느 곳으로부터도 잔차 집합 Δ 로 수렴하고, 페루프 시스템은 실질적으로 고정 시간에 안정적이라고 추론할 수 있다.

[0203] 비특이 제약 스위칭 함수(NCSF)(11)가 집합 $|S_i| \leq \Delta$ 로 수렴하면 다음을 얻는다.

[0204]
$$S_i(t) = x_{1i}(t) + \text{Sig}^{\frac{1}{1-\eta_1}}(Y_i(x_{2i} + (\alpha_i + \gamma_i)x_{1i})) = \xi_i, \quad |\xi_i| < \Delta. \quad (34)$$

[0205] $S_i = \xi_i$ 에 대하여 방정식 (12) 내지 (17)을 따르면, 방정식 (34)는 다음과 같이 간단하게 나타낼 수 있다.

[0206]
$$\dot{x}_{1i} + \frac{\pi}{2\eta_1 T_{c1}} \left(3^{\frac{\eta_1}{2}} x_{1i}^{1+\eta_1} + x_{1i}^{1-\eta_1} \right) + \left(\alpha + \gamma_i - \frac{\xi_i}{x_{1i}} \right) x_{1i} = 0. \quad (35)$$

[0207] α 가 $\alpha + \gamma_i - \frac{\xi_i}{x_{1i}} > 0$ 를 만족하도록 선택되는 한, 방정식 (35)는 방정식 (14)와 동일하다. 따라서 우주

선 자세는 실질적으로 고정시간 안정적(fixed-time stable)이며, 수렴 영역은 $|x_{1i}| < \frac{|\xi_i|}{\alpha_i} < \frac{\Delta}{\alpha_i}$ 로 주어진다.

[0209] 지금까지 설명한 내용에 대하여 이하의 몇가지 사항을 부가하여 설명한다.

[0210] 1. 기존 고정 시간 슬라이딩 모드 기반 컨트롤에서 수렴 시간은 12개 파라미터의 함수이다. 12개의 파라미터는, sliding surface에 대한 6개의 파라미터와 제어 입력에 대한 6개의 파라미터이다. 따라서 페루프 시스템에 대해 규정된 안정 시간을 달성하려면 복잡한 파라미터 조정이 필요하다. 이러한 파라미터는 과도 상태 및 정상 상태 특성을 결정하는 데 기여하므로 과도 상태 및 정상 상태에서 성능 저하 없이 원하는 수렴 시간을 얻기가 어렵다.

[0211] 그러나 본 발명에서 제안하는 제어 프레임워크는 $T_c = T_{c1} + T_{c2}$ 이전에 시스템 상태가 0으로 수렴함을 보장하는데, T_{c1} 과 T_{c2} 는 각각 비특이 제약 스위칭 함수(NCSF)(11)와 제어법칙(21)에 명시적으로 나타난다.

[0212] 또한, 제안된 제어 방식은 성능 함수의 매개 변수를 튜닝함으로써 과도 상태와 정상 상태에서 원하는 성능을 만족시킬 수 있다. 따라서 시간 도메인에서 성능 특성 뿐 아니라 규정된 수렴 시간도 얻을 수 있다. 예를 들어 성능함수(10)의 파라미터 ρ_T 가 감소하면 자세의 궁극적인 값이 감소하여 결과적으로 포인팅 정확도가 향상된다.

[0214] 2. 고정 시간 안정성을 제공하기 위해 1보다 작은 비 정수 지수(non-integer power)을 사용하여 sliding surface의 역학에 음의 지수가 나타나게 되어, 특이점 문제가 발생한다. 이 문제를 해결하기 위한 한 가지 방법은 조각별 연속 스위칭 함수(piecewise continuous switching function)을 사용하는 것이다. 그러나 $\frac{1}{2} < \eta_1 < 1$ 이라는 사실 때문에 $\frac{\eta_1}{1-\eta_1} > 0$ 이 되고, 식 (19)에서 제안된 비특이 제약 스위칭 함수

[0230]

$$(1) \sigma(0) = [0.3, 0.4, -0.3]^T, w(0) = [-0.01, -0.01, 0]^T \text{rad/sec}$$

$$(2) \sigma(0) = [-0.2, -0.1, 0.3]^T, w(0) = [0.01, 0, -0.01]^T \text{rad/sec}$$

$$(3) \sigma(0) = [-0.6, 0.45, -0.45]^T, w(0) = [-0.01, 0.01, -0.01]^T \text{rad/sec}$$

$$(4) \sigma(0) = [0.45, -0.6, 0.6]^T, w(0) = [0.08, 0.08, -0.08]^T \text{rad/sec}$$

[0231]

자세 제어기, 적응형 업데이트 법칙 및 FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function)의 파라미터는 다음과 같이 선택했다.

$$\eta_1 = \eta_2 = 5/9, T_{c1} = T_{c2} = 5, \alpha = 1, \nu = 0.2, g_1 = 0.1, g_2 = 0.1, g_3 = 0.2, g_4 = 0.2, g_4 = -0.1, l = 1, k_1 = 0.1, \vartheta = 0.25, \rho_0 = 1, c_1 = 0.3, \rho_T = 0.005, T_f = 10$$

[0233]

도 6 내지 도 13은 다양한 초기조건 설정에 대하여 본 발명에 의해 수행된 결과로서, 도 6은 자세의 시간 응답을 나타내는 도면이고, 도 7은 자세의 정상 상태 거동을 나타내는 도면이며, 도 8은 회전 속도의 시간 응답을 나타내는 도면이고, 도 9는 회전 속도의 정상 상태 사결을 나타내는 도면이며, 도 10은 λ 파라미터를 나타내는 도면이고, 도 11은 γ 파라미터를 나타내는 도면이며, 도 12는 제어 토크를 나타내는 도면이고, 도 13은 제어 토크의 정상 상태 거동을 나타내는 도면이다.

[0234]

도 6과 도 8에서 보는 바와 같이 자세와 회전속도 궤적은 T_{c1} 과 T_{c2} 의 합인 10초 이전에 수렴하였다.

FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function)의 수렴 시간, 즉 T_f 도 10초로 선택한다. 도 6에 기초하여 자세 변수에 대한 구술된 성능은 초기 조건에 관계 없이 얻을 수 있다.

[0235]

자세와 회전속도의 정상 상태 동작 결과는 각각 도 7과 도 9이다. 관찰한 바와 같이, 자세 궤적은 t=10초 전에 수렴 영역에 진입하고 그 이후에 머무르며, 이는 본 발명에서 주어진 주장을 확인시켜준다.

[0236]

도 10을 기준으로 우주선 자세 궤적이 성능 함수(즉, $x_1 \rightarrow \rho$) 쪽으로 이동하면 함수 k가 1로 이동하는 것을 명확하게 볼 수 있다. 그러면 \tan 및 λ 함수가 증가한다. 따라서 도 11에 표시된 γ 함수는 λ 의 적분이므로 상승한다. 이 사실을 더 자세히 평가하려면 세 번째 초기 조건, 즉 λ_1 및 γ_1 에 대한 첫 번째 측과 관련된 두 매개 변수를 참조해야 한다. x_{1i} 가 FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function) ρ 를 향할 때 계인 λ_1 이 빠르게 올라가고 γ_1 도 증가한다는 것을 분명히 알 수 있다. 그러나 자세 변수 x_{1i} 가 방향을 바꾸고 0으로 이동하면 계인 λ_1 이 감소하기 시작하지만 정의상 여전히 양수다. 따라서 이득 γ_1 은 거의 일정하게 유지되며 상당히 점진적으로 증가한다.

[0237]

도 12에서 자세 궤적과 제약 영역의 경계 사이의 거리가 감소할 때 자세 궤적이 제약 조건을 위반하지 않도록 제어 노력(Control effort)이 증가했다. 이는 시변 이득 λ 및 γ 가 제어 법칙에 비례적으로 나타나고 이들의 증가가 제어 입력의 증가로 이어질 수 있다는 사실 때문이다. 제어 토크의 정상 상태 거동은 도 13에 나와 있고, 제어 입력이 채터링(chattering)을 경험하지 않는 것을 관찰할 수 있다.

[0239]

도 14 내지 도 16은 다양한 ϑ 에 대하여 본 발명에 의해 수행된 결과를 나타낸다.

[0240]

도 14는 자세의 시간응답을 나타내는 도면이고, 도 15는 회전속도의 시간응답을 나타내는 도면이며, 도 16은 제어 토크를 나타내는 도면이다.

$$k_i(t) = \left| \frac{\sigma_i(t)}{\rho_i(t)} \right|^{\vartheta} \quad \lambda_i = \tan\left(\frac{\pi k_i}{2}\right)$$

[0241]

인 정의에 기초하여 파라미터 ϑ 가 시변 이득 $\lambda_i(t)$ 의 값에서 중요한 역할을 한다는 것이 관찰된다. 따라서 이 부분에서는 이 매개변수의 영향을 평가한다. 초기 조건은

$\sigma(0) = [-0.2, -0.1, 0.3]^T$, $w(0) = [1, 0, -1]^T$ 로 한다. 컨트롤러의 파라미터, 업데이트 법칙, FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function)은 ϑ 를 제외하고 앞 파트와 동일하다.

[0242] 여기서 ϑ 에 대한 다양한 값은 (1) $\vartheta = 0.1$, (2) $\vartheta = 0.2$, (3) $\vartheta = 0.4$ 및 (4) $\vartheta = 0.6$.으로 간주된다.

[0243] 시뮬레이션 결과는 도 14, 도 15 및 도 16에 나와 있다. 결과를 통해 매개변수 ϑ 가 너무 작지 않으면 자세 궤도가 허용 영역의 경계에 더 가까워질 수 있음을 알 수 있다. 이 사실의 배경에는 자세값 자세의 초기값이

$|\sigma_i(0)| < \rho_i(0)$ 를 만족한다면, $\left| \frac{\sigma_i}{\rho_i} \right| < 1$ 이기 때문이다. 따라서 σ_1 의 동일한 값에 대해 ϑ 가 작을 수록 k_i 가 커진다. 따라서 k_i 는 1에 더 가깝고 이 경우 시간 변화 이득 λ_i 는 더 커지며 시스템 궤적이 FTPPF(Finite-Time Predicted Performance Function)의 경계에 가까워지는 것이 허용되지 않는다.

[0245] 도 17 내지 도 21은 (a) 측정 소음, (b) 고주파 교란 등을 포함하는 시변 교란에 대한 본 발명의 제어 방법에 의한 안정화 성능을 나타낸다.

[0246] 도 17은 자세값을 나타내는 도면이고, 도 18은 정상 상태에서의 자세값을 나타내는 도면이며, 도 19는 회전 속도를 나타내는 도면이고, 도 20은 정상 상태에서의 회전 속도를 나타내는 도면이며, 도 21은 제어 토크를 나타내는 도면이다.

[0247] 공간 교란은 $d = 2(\omega^2 + 0.3)[\cos(0.2t), \sin(0.5t), \cos(0.8t)]^T + [\sin(200\pi t), \sin(200\pi t), \sin(200\pi t)]^T$ 라고 가정한다. 교란은 저주파 및 고주파 신호로 구성된다. 또한 표준 편차가 있는 추가 상태 노이즈(additive states noise)가 노이즈 측정을 생성하기 위해 측정 전에 자세 및 각속도에 추가된다. 주어진 측정 벡터에서 노이즈는 평균이 0이고 표준편차가 σ_n 인 백색 가우시안 노이즈 형태로 추가된다.

[0248] 도 17과 도 19는 측정 잡음과 고주파 외란이 있는 경우 자세와 각속도가 안정화됨을 보여준다.

[0249] 도 18과 도 20에서 자세와 각속도의 시간 응답을 보면 자세에 부과된 제약 조건은 여전히 만족하고 제안하는 제어 방식이 측정 잡음과 고주파 외란에 대해 만족스러운 성능을 보이는 것을 관찰할 수 있다.

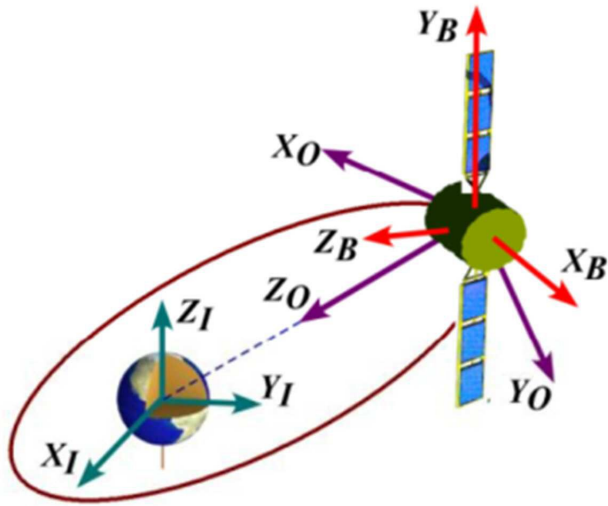
[0250] 도 21은 제어 토크를 나타낸다. 필요한 최대 제어 토크는 여전히 허용 가능한 범위에 있지만 측정 노이즈의 부정적인 영향을 억제하기 위해 약간의 진동이 나타났다.

부호의 설명

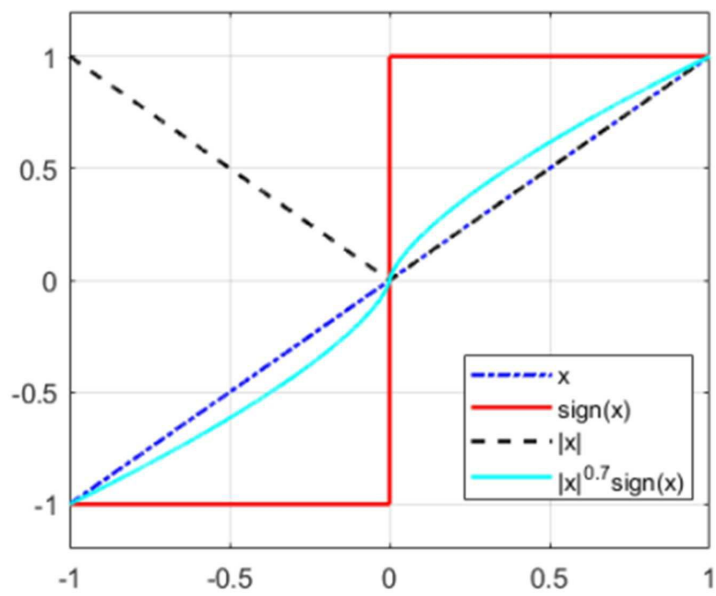
[0252] 100: 적응형 슬라이딩 모드 자세 제어 장치

도면

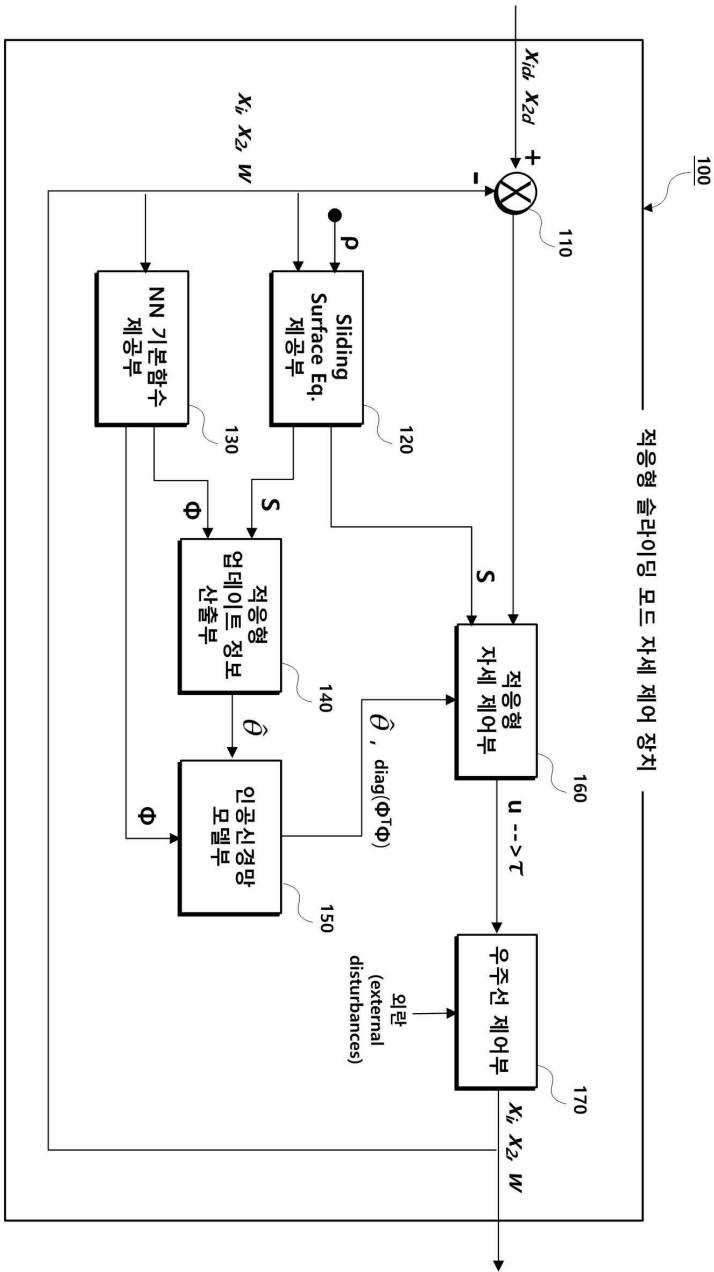
도면1



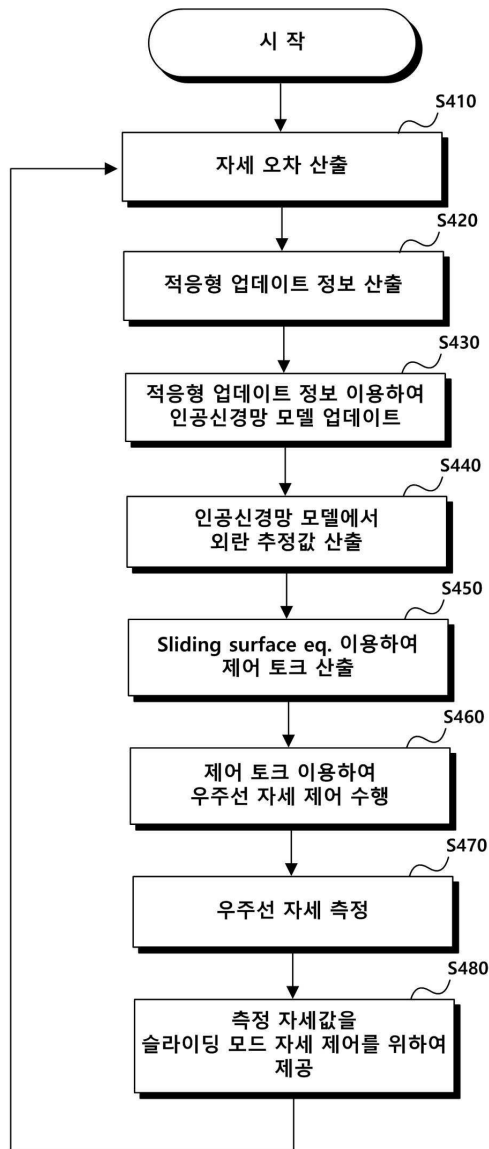
도면2



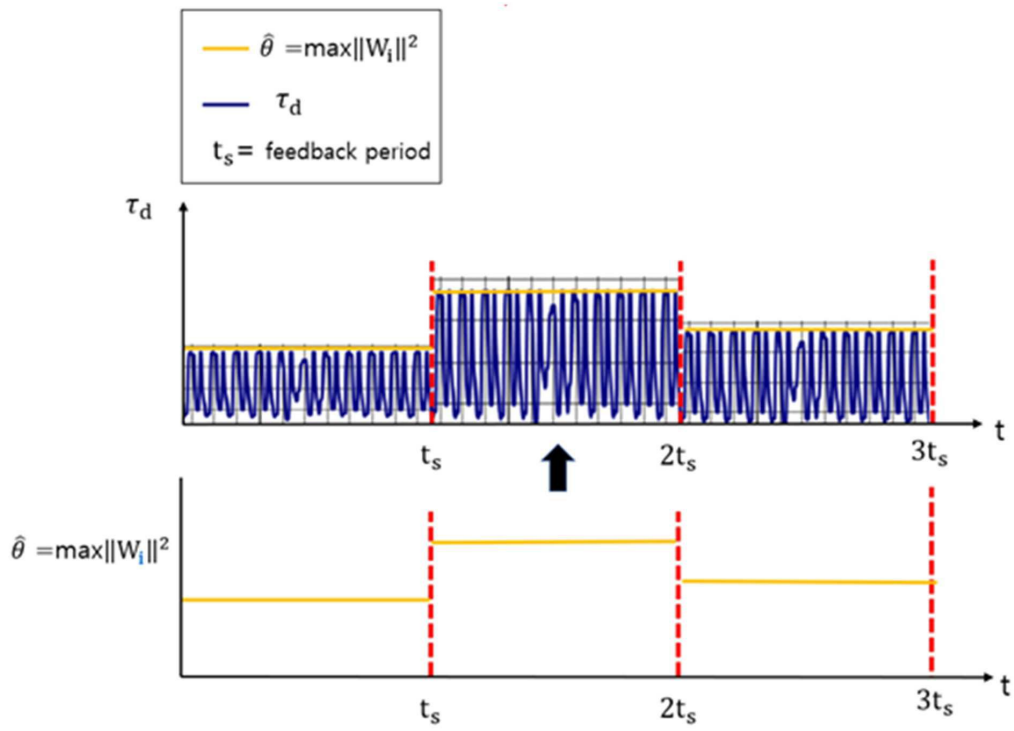
도면3



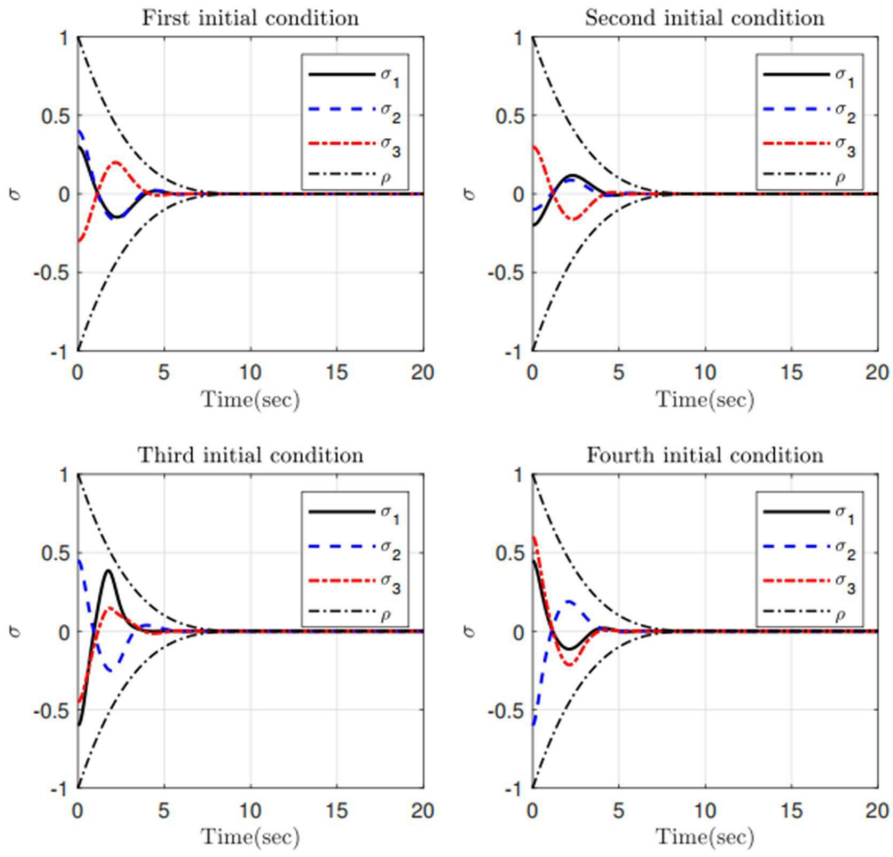
도면4



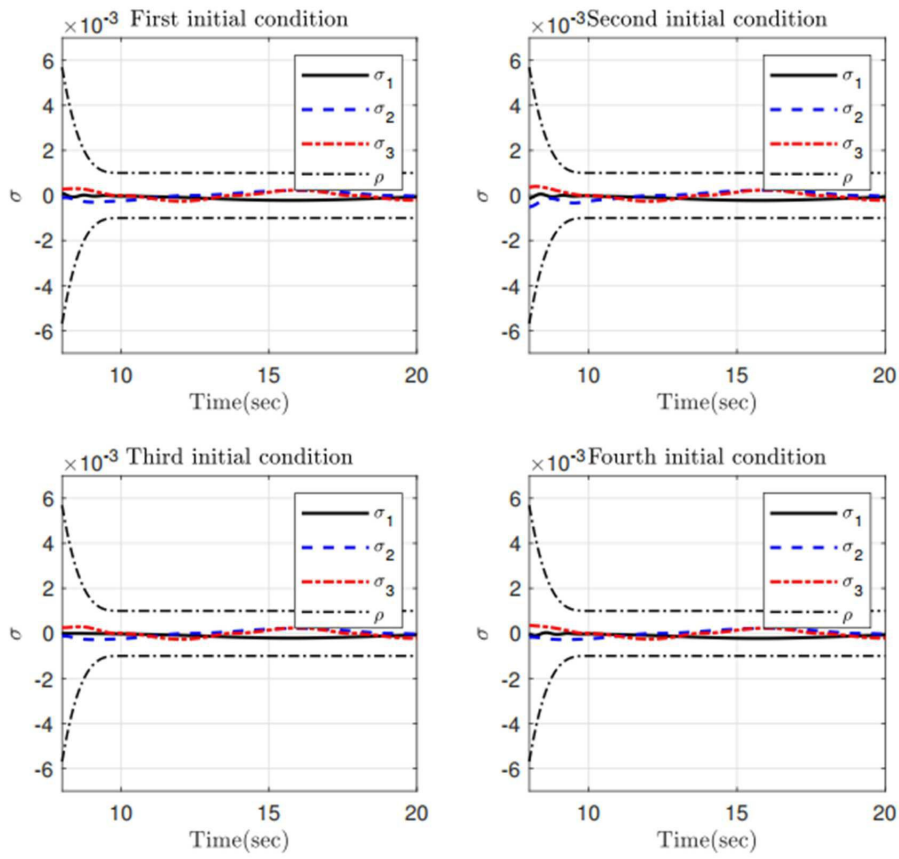
도면5



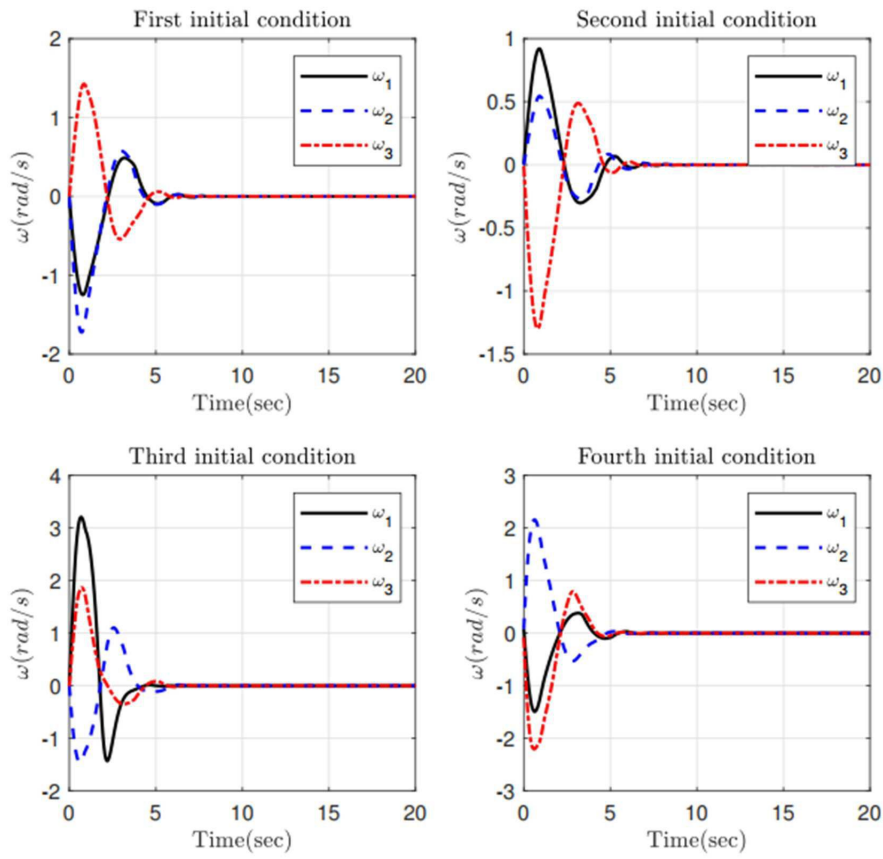
도면6



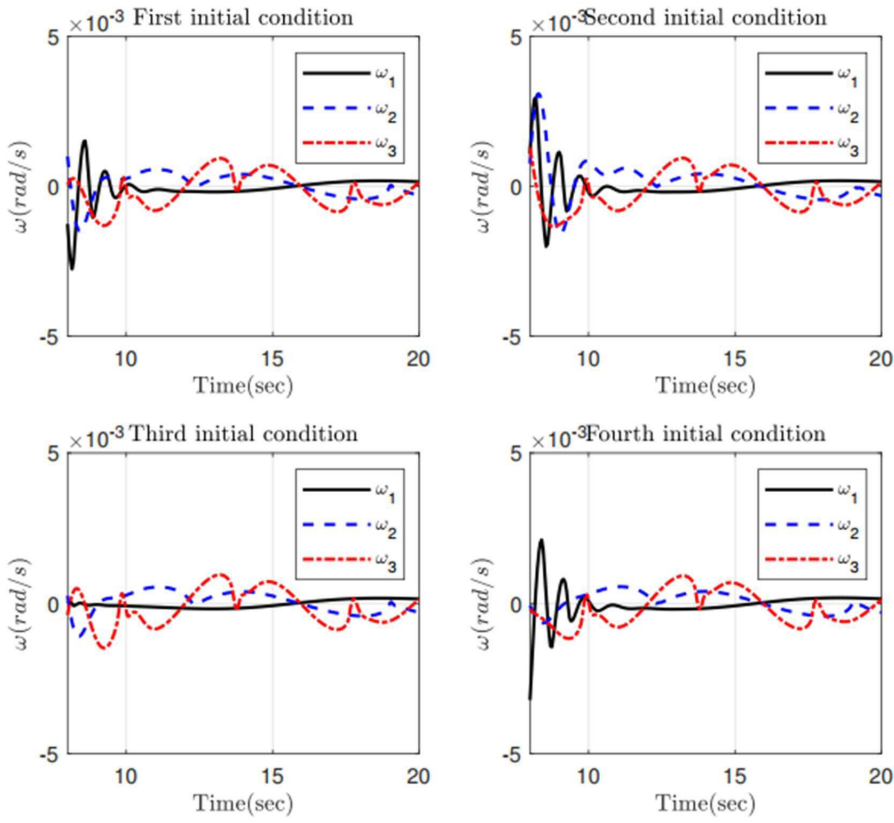
도면7



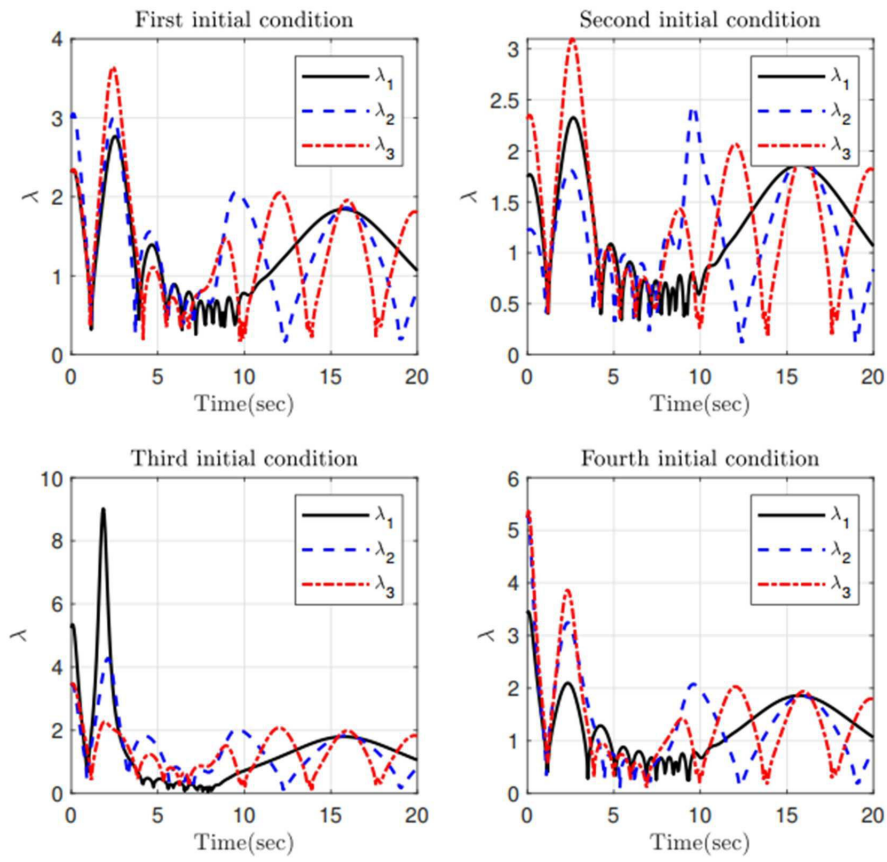
도면8



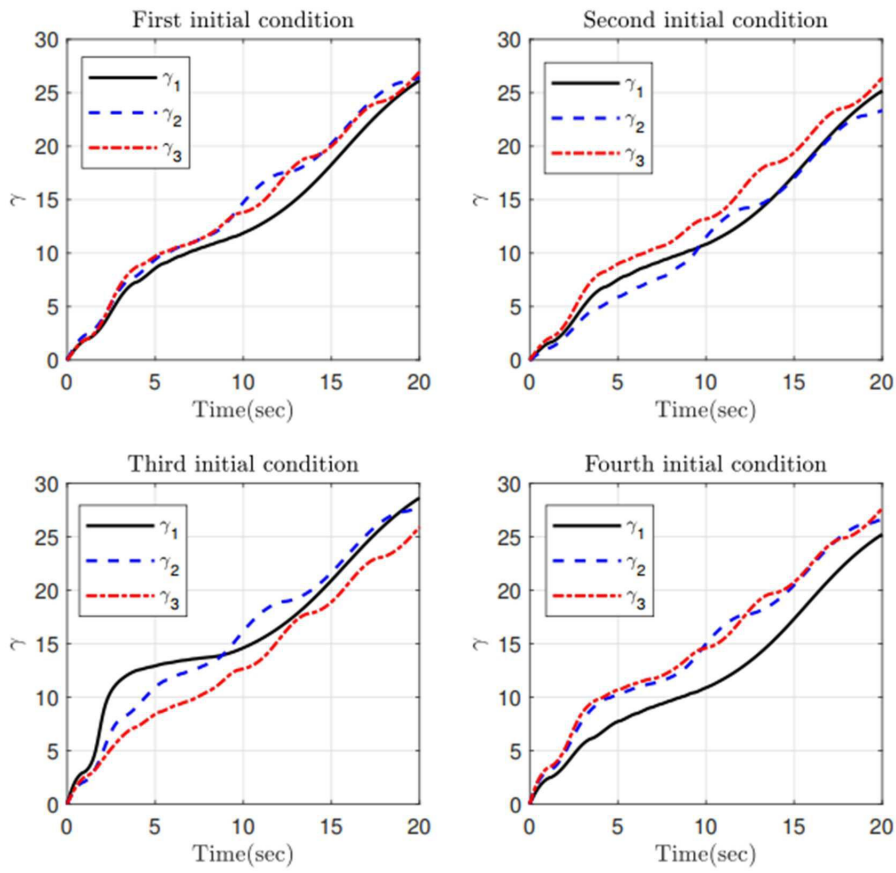
도면9



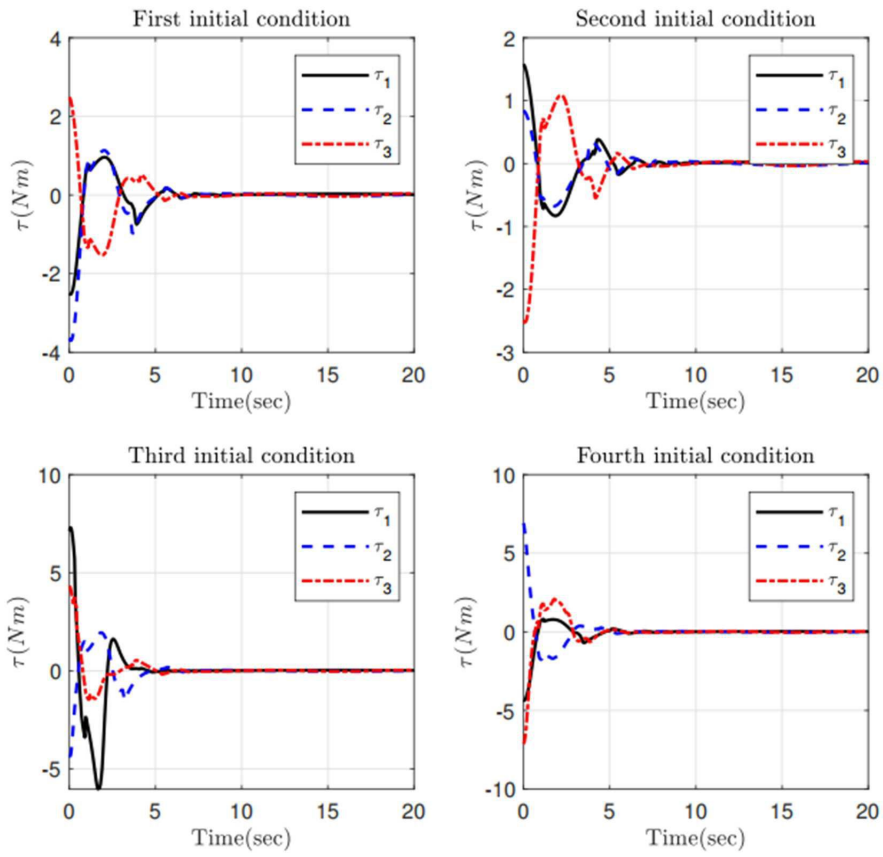
도면10



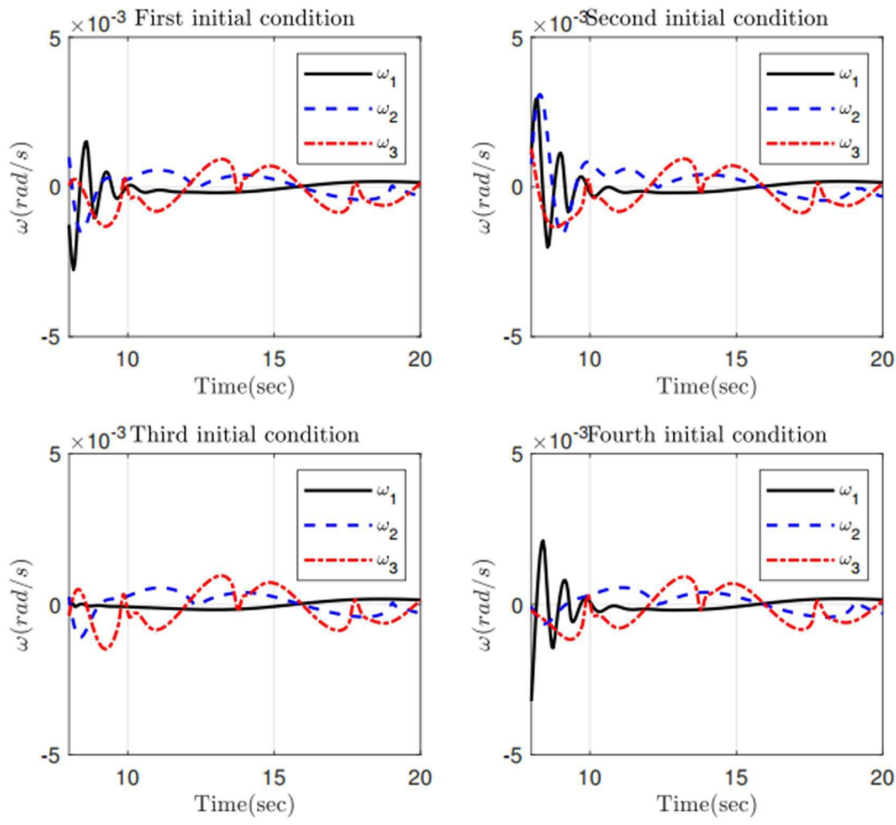
도면11



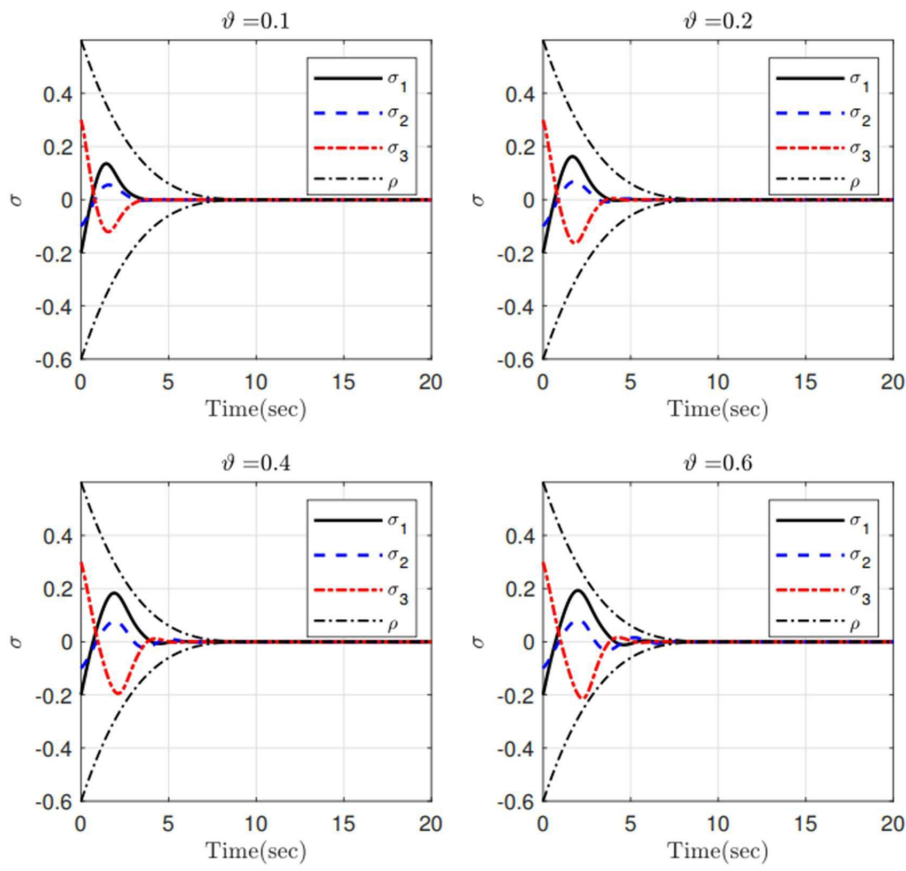
도면12



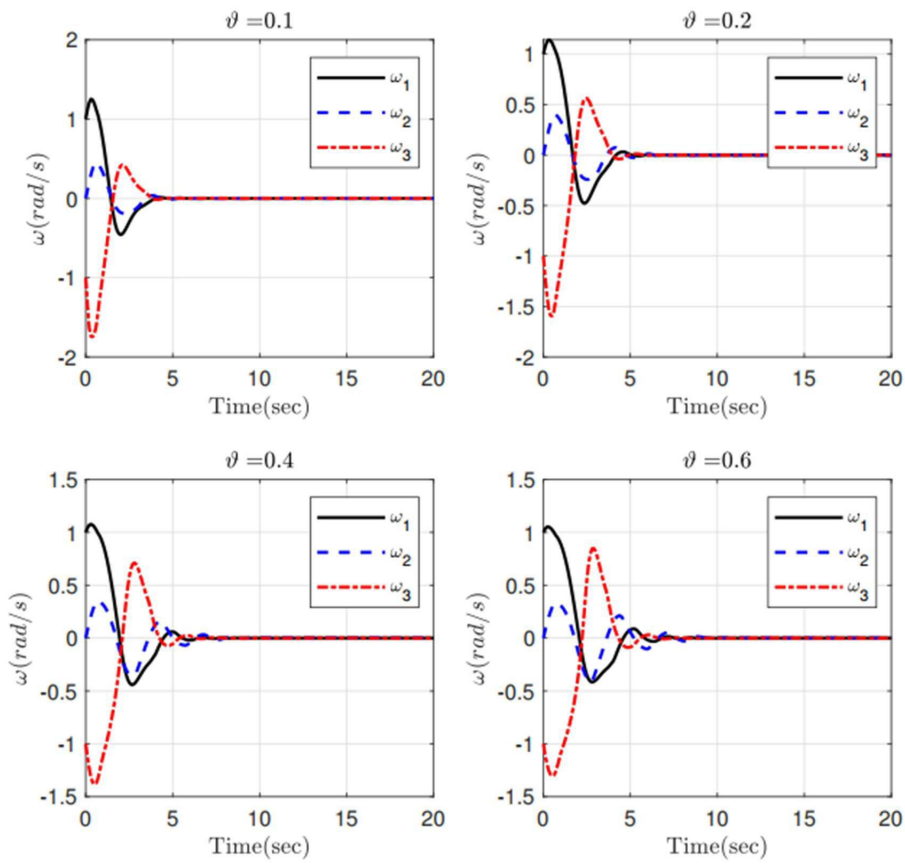
도면13



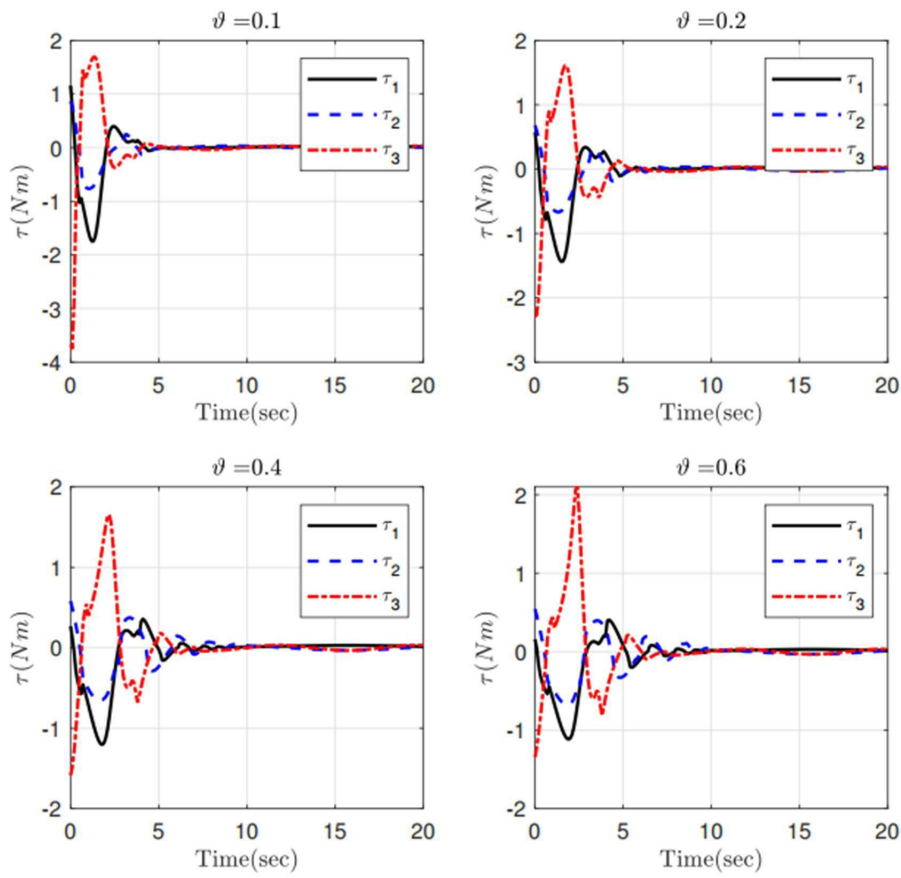
도면14



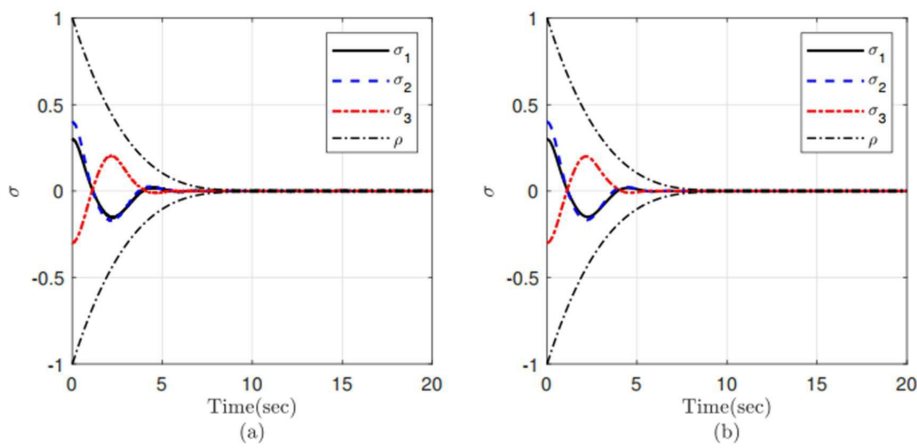
도면15



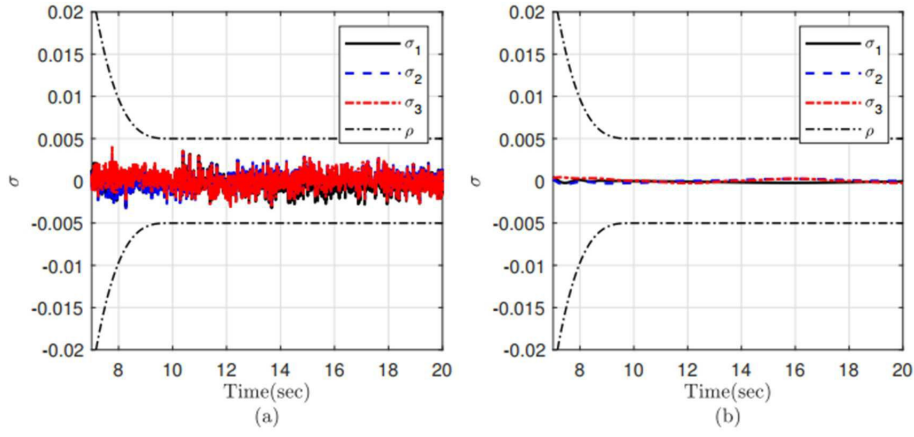
도면16



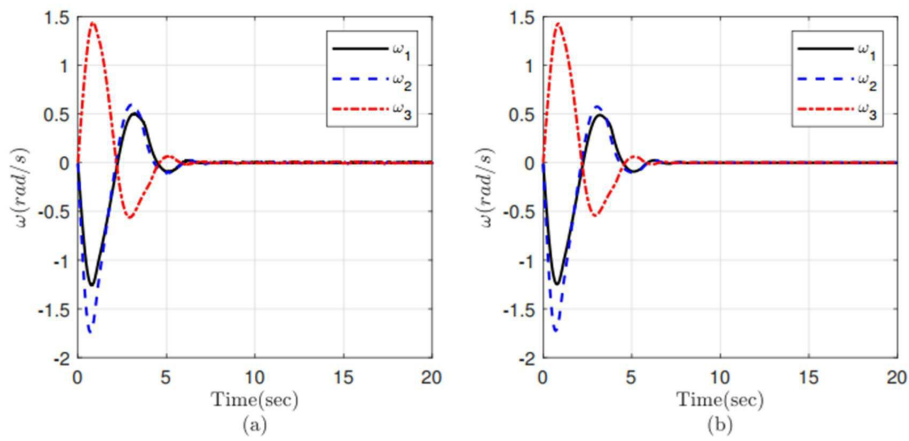
도면17



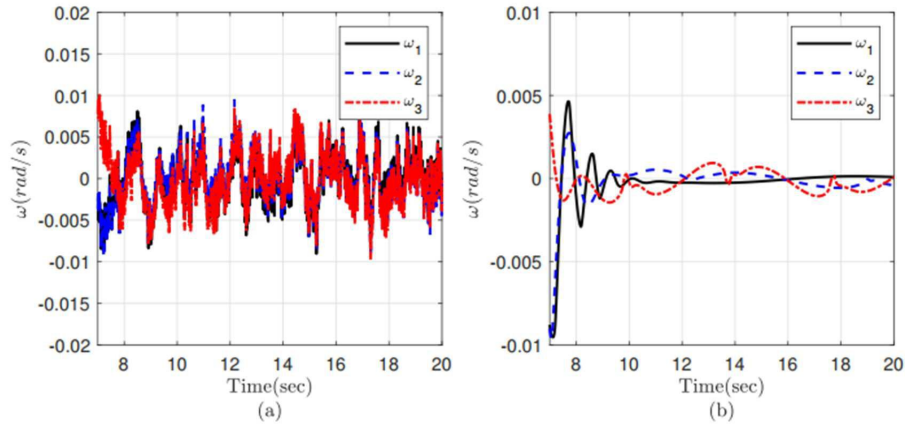
도면18



도면19



도면20



도면21

