

ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT

----- ☪ ☉ ☽ -----

**BÁO CÁO TỔNG KẾT
ĐỀ TÀI KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ CẤP TRƯỜNG**

**THIẾT KẾ BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG
CHO CÁN H TAY ROBOT**

Mã số: T2024 – 06 – 05

Chủ nhiệm đề tài : ThS. Võ Khánh Thoại
Đơn vị : Khoa điện – Điện tử
Chương trình đào tạo : Công nghệ Kỹ thuật điều khiển
: & Tự động hóa

Đà Nẵng, 11 /2025

ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT

----- ☪ ☉ ☽ -----

**BÁO CÁO TỔNG KẾT
ĐỀ TÀI KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ CẤP TRƯỜNG**

**THIẾT KẾ BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG
CHO CÁN H TAY ROBOT**

Mã số: T2024 – 06 – 05

Xác nhận của cơ quan chủ trì đề tài

**KT. HIỆU TRƯỞNG
PHÓ HIỆU TRƯỞNG**

Chủ nhiệm đề tài

PGS. TS. Võ Trung Hùng

ThS. Võ Khánh Thoại

DANH SÁCH NHỮNG THÀNH VIÊN THAM GIA NGHIÊN CỨU

STT	Họ và tên	Đơn vị công tác và lĩnh vực chuyên môn
1	ThS. Võ Khánh Thoại	Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật, Đại học Đà Nẵng; Chuyên ngành: Tự động hóa
2	TS. Phạm Thanh Phong	Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật, Đại học Đà Nẵng; Chuyên ngành: Tự động hóa

MỤC LỤC

DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ, BẢNG	iii
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CHỮ VIẾT TẮT	v
MỞ ĐẦU	vi
1. Tổng quan về tình hình nghiên cứu thuộc lĩnh vực đề tài	1
2. Tính cấp thiết của đề tài.....	1
3. Mục tiêu của đề tài.....	2
4. Đối tượng, phạm vi nghiên cứu.....	3
5. Cách tiếp cận, phương pháp nghiên cứu	3
Chương 1. TỔNG QUAN VỀ BỘ QUAN SÁT VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT	4
1.1. Tổng quan nghiên cứu về bộ quan sát	4
1.2.1. Tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước	4
1.2.2. Tổng quan các hướng tiếp cận quan sát trạng thái	5
1.2. Cơ sở lý thuyết hệ nlpv và thiết kế bộ quan sát.....	6
1.2.1. Khái niệm hệ NLPV	6
1.2.2. Mô hình phi tuyến có điều kiện Lipschitz.....	7
1.2.3. Cấu trúc bộ quan sát trạng thái NLPV.....	7
1.2.4. Phân tích ổn định Lyapunov	8
1.2.5. Biến đổi Schur Lemma và điều kiện LMI.....	8
1.2.6. Tiêu chuẩn thiết kế H_2 và H_∞	8
1.2.7. Quy trình thiết kế bộ quan sát NLPV- H_∞/H_2	9
Chương 2. THIẾT KẾ BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG PID	10
2.1. Giới thiệu	10
2.2. Phát biểu bài toán và cấu trúc bộ quan sát PID-LPV.....	11
2.2.1. Hệ thống LPV.....	11
2.2.2. Cấu trúc bộ quan sát PID-LPV	12
2.2.3. Động học sai số ước lượng	13
2.2.4. Mục tiêu thiết kế	13
2.3. Kết quả thiết kế	14
2.2.1. Điều kiện ổn định và hiệu năng H_∞	14
2.2.2. Định lý 1-Điều kiện LMI.....	14
2.2.3. Chứng minh	15
2.3. Một số kết quả mô phỏng.....	19
2.4. Kết luận chương 2	21
Chương 3. THIẾT KẾ BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG CHO CÁNH TAY ROBOT	23

3.1.	Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững H_2 cho hệ thống phi tuyến với thông số thay đổi: áp dụng cho mô hình robot khớp linh hoạt một liên kết	23
3.1.1.	<i>Hệ thống phi tuyến với thông số thay đổi dạng NLPV</i>	23
3.1.2.	<i>Cấu trúc của bộ quan sát trạng thái</i>	24
3.1.3.	<i>Thiết kế bộ quan sát H_2</i>	25
3.1.4.	<i>Chứng minh định lý 2.....</i>	26
3.2.	Thiết kế bộ quan sát H_∞ cho hệ thống NLPV sử dụng dữ liệu đầu vào-đầu ra từ bộ điều khiển SAT -trượt -mờ cho Robot Manipulators	29
3.2.1.	<i>Mở đầu</i>	29
3.2.2.	<i>Tập dữ liệu đầu vào-đầu ra và mô hình robot</i>	30
3.2.3.	<i>Mô tả thu thập dữ liệu</i>	33
3.2.4.	<i>Nhận dạng hệ thống dùng N4SID</i>	35
3.2.5.	<i>Thiết kế bộ quan sát H_∞.....</i>	40
Chương 4. ÁP DỤNG BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG CHO CÁNH TAY ROBOT		42
4.1.	Áp dụng bộ quan sát cho mô hình robot khớp linh hoạt	42
4.1.1.	<i>Mô hình toán học của robot khớp linh hoạt</i>	42
4.1.2.	<i>Thiết kế bộ quan sát và phân tích trong miền tần số</i>	44
4.1.3.	<i>Phân tích trong miền tần số.....</i>	44
4.1.4.	<i>Một số kết quả mô phỏng.....</i>	46
4.1.5.	<i>Kết luận mục 4.1.....</i>	48
4.2.	Áp dụng bộ quan sát cho cánh tay robot 2-DOF.....	48
4.2.1.	<i>Thiết lập các trạng thái ban đầu</i>	48
4.2.2.	<i>Kết quả mô phỏng.....</i>	49
4.2.3.	<i>Thảo luận kết quả:</i>	51
4.2.4.	<i>Kết luận mục 4.2.....</i>	52
KẾT LUẬN – HƯỚNG PHÁT TRIỂN CỦA ĐỀ TÀI		53
TÀI LIỆU THAM KHẢO		56
-	<i>Phụ lục</i>	
-	<i>Thuyết minh</i>	
-	<i>Hợp đồng</i>	
-	<i>Bảng Mục lục minh chứng sản phẩm của đề tài</i>	
-	<i>Bộ minh chứng sản phẩm của đề tài</i>	

DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ, BẢNG

Hình	Tên hình	Trang
Hình 2.1	Biên dạng mặt đường $z_r(m)$ trong kịch bản 1	18
Hình 2.2	Giá trị của ρ trong kịch bản 1	18
Hình 2.3	Giá trị lực F_d và \hat{F}_d hai phương pháp trong kịch bản 1	19
Hình 2.4	Sai số ước lượng trong kịch bản 1	19
Hình 2.4	Biên dạng mặt đường $z_r(m)$ trong kịch bản 2	20
Hình 2.6	Giá trị của ρ trong kịch bản 2	20
Hình 2.7	Giá trị lực F_d và \hat{F}_d hai phương pháp trong kịch bản 2	21
Hình 2.8	Sai số ước lượng trong kịch bản 2	21
Hình 3.1	Mô hình robot 2 bậc tự do.	31
Hình 3.2	Sơ đồ bộ điều khiển Fuzzy-Sliding mode-SAT	31
Hình 3.3	Cấu trúc của bộ điều khiển mờ	32
Hình 3.4	Sơ đồ mô tả việc lấy dữ liệu từ Matlab	33
Hình 3.5	So sánh dữ liệu đầu vào và đầu ra	34
Hình 3.6	So sánh giữa đo lường và dự đoán	37
Hình 4.1	Hàm truyền e/ω	45
Hình 4.2	Kết quả quan sát trạng thái của robot	47
Hình 4.3	Biểu đồ so sánh RMSD và NRMSD	48
Hình 4.4	Kết quả quan sát trạng thái robot	50

DANH MỤC CÁC BẢNG

Tên bảng	Nội dung	Trang
Bảng 3.1	Bảng chỉ số độ lệch cho nhận dạng hệ thống dựa trên N4SID	35
Bảng 4.1	Thông số vật lý của robot khớp linh hoạt	42
Bảng 4.2	So sánh chuẩn năng lượng các phương pháp	45
Bảng 4.3	Bảng so sánh RMSD và NRMSD so sánh các phương pháp	50
Bảng 4.4	Bảng chỉ số độ lệch trạng thái của bộ quan sát H_∞	52

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CHỮ VIẾT TẮT

Chữ viết tắt	Nội dung	Trang
LPV	<i>Hệ tuyến tính phụ thuộc tham số</i>	4
NLPV	<i>Hệ phi tuyến phụ thuộc tham số</i>	4
PID	<i>Proportional–Integral–Derivative</i>	5
H_2	<i>Chuẩn H_2 (đánh giá năng lượng tín hiệu)</i>	5
H_∞	<i>Chuẩn H_∞ kháng nhiễu</i>	5
LMI	<i>Bất đẳng thức ma trận tuyến tính</i>	5
ANN	<i>Mạng nơ-ron nhân tạo</i>	5
KF	<i>Bộ lọc Kalman</i>	6
EKF	<i>Bộ lọc Kalman mở rộng</i>	6
SMO	<i>Bộ quan sát chế độ trượt</i>	6
UIO	<i>Bộ quan sát với đầu vào không biết</i>	10
PO	<i>Bộ quan sát chỉ bao gồm thành phần tỷ lệ,</i>	10
PIO	<i>Bộ quan sát tích phân tỉ lệ để loại bỏ sai lệch tĩnh,</i>	10
DO	<i>Bộ quan sát có cấu trúc động</i>	10
PIDO	<i>Bộ quan sát dạng đạo hàm tích phân tỉ lệ</i>	10
N4SID	<i>Nhận dạng hệ thống không gian con dạng số N4SID</i>	29
SAT	<i>Hàm bão hòa (trong bộ điều khiển mờ–trượt–SAT)</i>	29
DOF	<i>Bậc tự do</i>	30
SVD	<i>Phân tích giá trị riêng suy biến</i>	36
RMSE	<i>Sai số bình phương trung bình căn bậc hai</i>	37
NRMSE	<i>Sai số bình phương trung bình căn bậc hai chuẩn hóa</i>	37
R^2	<i>Hệ số xác định</i>	37
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>	37
LSTM	<i>Mạng nơ-ron LSTM</i>	52
FAIOFS	<i>FAIOFS</i>	55
RBF	<i>Mạng nơ-ron hàm cơ sở xuyên tâm</i>	55

THÔNG TIN KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

1. Thông tin chung:

- Tên đề tài: *Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot*
- Mã số : T2024 – 06 – 05
- Chủ nhiệm đề tài : **ThS. Võ Khánh Thoại**
- Thành viên tham gia : TS. Phạm Thanh Phong
- Cơ quan chủ trì : Trường Đại Học Sư Phạm Kỹ Thuật - Đại học Đà Nẵng
- Thời gian thực hiện : 01/2025 – 12/2025

2. Mục tiêu:

- Xây dựng và phát triển bộ quan sát trạng thái bền vững (robust observer) cho cánh tay robot phi tuyến phụ thuộc tham số Nonlinear Parameter-Varying (NLPV), đảm bảo khả năng ước lượng chính xác trạng thái trong điều kiện hệ có nhiễu, bất định mô hình và tham số thay đổi theo thời gian, góp phần nâng cao hiệu năng điều khiển, giảm chi phí cảm biến, và đảm bảo an toàn, ổn định cho hệ thống robot công nghiệp.
- Làm chuyên đề tham khảo chuyên sâu về Thiết kế bộ quan sát cho hệ thống phi tuyến với tham số thay đổi và có nhiễu tác động.

3. Tính mới và sáng tạo:

3.1. Về mặt khoa học – lý thuyết

- Đề xuất khung thiết kế bộ quan sát thống nhất cho hệ NLPV có phi tuyến Lipschitz và nhiễu giới hạn: Đề tài đã mở rộng mô hình cánh tay robot từ dạng LPV tuyến tính sang hệ NLPV có xét đến nhiễu và tham số thay đổi theo thời gian, điều mà phần lớn các công trình trước chỉ xem xét trong môi trường tuyến tính hoặc phi tuyến cố định.

3.2. Về mặt mô phỏng – ứng dụng

Thiết kế và kiểm chứng trên 2 mô hình NLPV thực tế

Thay vì chỉ mô phỏng lý thuyết, đề tài đã ứng dụng khung thiết kế observer trên hai hệ thống khác nhau: Mô hình robot khớp linh hoạt 1 liên kết và Cánh tay robot 2 bậc tự do (môi trường phi tuyến cơ điện tử). Điều này chứng minh tính tổng quát và khả năng ứng dụng cao của phương pháp đề xuất.

4. Tóm tắt sản phẩm đề tài:

- 02 bài báo khoa học, trong đó bao gồm:

+ 01 bài báo được chấp nhận đăng trên tạp chí nằm trong danh mục Scopus: Bài báo này đề xuất một bộ quan sát trạng thái H_∞ mạnh mẽ cho các hệ thống tham số thay đổi phi tuyến (NLPV), với ứng dụng thực tiễn cho một bộ điều khiển robot 2 bậc tự do (2-DOF). Phương pháp đề xuất nhằm mục tiêu đạt được sự hội tụ nhanh và độ chính xác ước lượng cao đồng thời giảm thiểu nhiễu trong môi trường động. Kết quả mô phỏng được thực hiện trong cả miền thời gian và tần số xác nhận hiệu quả của bộ quan sát, cho thấy sự cải thiện đáng kể trong ước lượng trạng thái so với các phương pháp thông thường. Kết quả cũng khẳng định khả năng nâng cao hiệu suất hệ thống trong điều kiện hoạt động thực tế, bao gồm cả sự không chắc chắn của mô hình và nhiễu đo lường.

+ 01 bài báo trong danh mục Scopus: Bài báo này trình bày một bộ quan sát tỷ lệ tích phân đạo hàm (PID) cho các hệ thống tuyến tính thay đổi tham số, được áp dụng để ước lượng lực giảm chấn trong một hệ thống treo bán chủ động. Tính ổn định của bộ quan sát được chứng minh bằng cách sử dụng hàm Lyapunov phụ thuộc tham số, và hiệu suất của nó được đảm bảo thông qua việc tối thiểu hóa độ lợi L_2 gây ra từ các nhiễu không xác định đối với sai số ước lượng. Hiệu quả của phương pháp này được chứng minh thông qua phân tích miền tần số và được xác thực thông qua các mô phỏng thực tế.

- Chương trình trên Matlab-Simulink: chạy ổn định

5. Tên sản phẩm:

5.1. Sản phẩm khoa học

Các sản phẩm khoa học đáp ứng theo yêu cầu theo đăng ký trong thuyết minh

[1] Khanh-Thoai Vo¹, Thanh-Phong Pham^{1,*}, Tien Dung Le^{2,*},

“Design and Evaluation of a Pole-Placement-Based H_∞ Observer Using FNN for Nonlinear Parameter-Varying Systems: Application to a 2-DOF Robotic Manipulator.”, *Vietnam Journal of Science and Technology*, **Accepted**

Journal thuộc Scopus

<https://www.scopus.com/sourceid/21101101853>

Các sản phẩm khoa học tăng thêm không có đăng ký trong thuyết minh

[2] **Thanh-Phong Pham**, Olivier Sename, Thanh-Ha Duong-Thi, “PID–LPV Observer for a Semi-active Suspension System”, *IFAC-PapersOnLine*, Volume 59, Issue 15, 2025, Pages 73-78

Link bài báo: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.10.060>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896325014417>

6. Hiệu quả, phương thức chuyển giao kết quả nghiên cứu và khả năng áp dụng:

6.1. Hiệu quả trong giáo dục và đào tạo

Kết quả nghiên cứu của đề tài có thể được sử dụng làm tài liệu tham khảo, tài liệu thực hành, thí nghiệm, đồng thời hỗ trợ cho sinh viên thuộc 3 chuyên ngành: Công nghệ kỹ thuật điều khiển và Tự động hóa, Công nghệ kỹ thuật Điện – điện tử, Công nghệ kỹ thuật Cơ điện tử những nội dung sau:

- Tiếp cận phương pháp điều khiển hiện đại một cách nhanh chóng dựa trên LMI và quan sát bền vững, đồng thời hiểu rõ cách triển khai mô phỏng thực tế trên MATLAB/CVX.
- Các file mã nguồn MATLAB của đề tài được xây dựng có cấu trúc rõ ràng, dễ dàng tích hợp vào các buổi thực hành/Thí nghiệm của học phần dạng “Mô hình hóa – mô phỏng hệ thống điều khiển nâng cao”.
- Sinh viên có thể quan sát trực tiếp sự khác biệt giữa bộ quan sát PID–LPV, H_2 và H_∞ , từ đó nắm vững các kỹ thuật ước lượng trạng thái và điều khiển bền vững trong môi trường nhiễu.
- Ứng dụng trong đào tạo sau đại học và nghiên cứu khoa học: Triển khai các đề tài luận văn thạc sĩ, luận án tiến sĩ, đặc biệt trong lĩnh vực Robust Control, Observer Design, Nonlinear Parameter-Varying Systems và AI-based Observer.
- Sử dụng kết quả mô phỏng có thể làm mẫu tham khảo cho đề tài nghiên cứu cấp Đại học Đà Nẵng hoặc Nafosted, với hướng phát triển về điều khiển bền vững và tích hợp học máy.

6.2. Hiệu quả kinh tế – xã hội

Hiệu quả trong sản xuất và công nghiệp

- Kết quả của đề tài có thể hỗ trợ kỹ sư tại các nhà máy, xí nghiệp công nghiệp trong việc thiết kế và giám sát hệ thống điều khiển tự động có nhiều hoặc có tham số thay đổi.
- Các bộ quan sát trạng thái bền vững (H_2 , H_∞ observer) giúp: giảm nhu cầu sử dụng nhiều cảm biến vật lý → tiết kiệm chi phí thiết bị đo.
- Nâng cao độ chính xác điều khiển → tăng tuổi thọ thiết bị cơ điện tử.
- Giảm lỗi sản xuất và thời gian dừng máy → tăng hiệu quả kinh tế rõ rệt.

Tác động xã hội và công nghệ

- Nâng cao năng lực tự chủ công nghệ trong thiết kế hệ thống điều khiển hiện đại tại Việt Nam.
- Tối ưu hóa quy trình giám sát, bảo trì, và vận hành an toàn trong các dây chuyền sản xuất thông minh.

6.3. Địa chỉ và phương thức chuyển giao

Địa chỉ ứng dụng tiềm năng

- Các nhà máy, xí nghiệp, doanh nghiệp sản xuất có liên quan đến điều khiển tự động, cơ điện tử.

Địa chỉ chuyển giao học thuật:

- Bộ môn Tự động hóa, Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật – Đại học Đà Nẵng là đơn vị lưu trữ, khai thác và chuyển giao toàn bộ tài liệu, mã nguồn và kết quả mô phỏng.

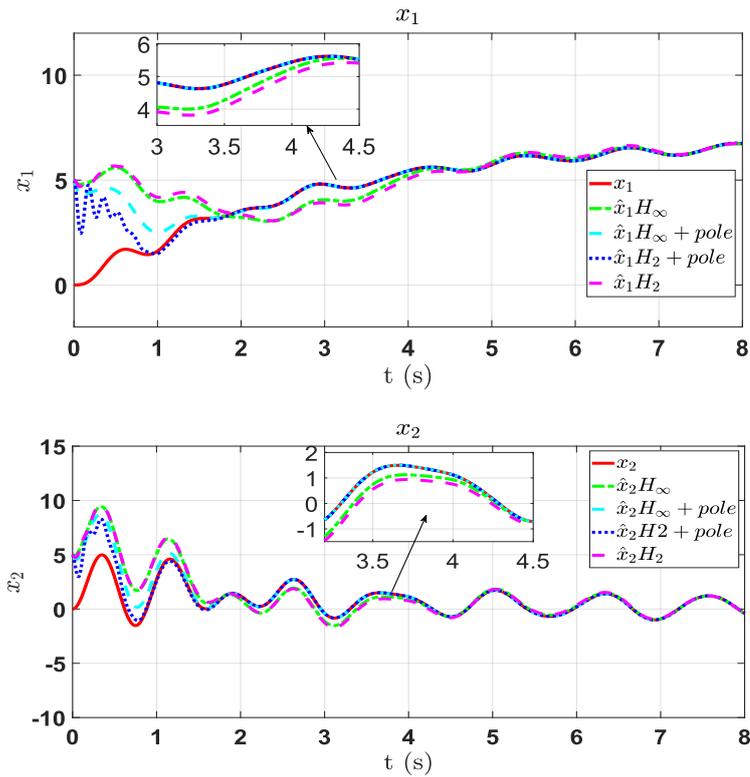
Phương thức chuyển giao:

- Cung cấp mã nguồn MATLAB/CVX và hướng dẫn triển khai mô phỏng qua tài liệu giảng dạy.
- Tổ chức hội thảo học thuật và seminar chuyên đề về thiết kế bộ quan sát bền vững cho sinh viên và kỹ sư.

6.4. Khả năng mở rộng và áp dụng thực tế

- Có thể mở rộng áp dụng cho các hệ thống: robot công nghiệp 3–6 bậc tự do, xe tự hành, UAV, robot di động.
- Tích hợp phương pháp AI học xấp xỉ (FAIOFS, RBF) để tăng độ chính xác khi hệ phi tuyến mạnh.

7. Hình ảnh, sơ đồ minh họa chính



Kết quả so sánh ước lượng các trạng thái

Ngày tháng 11 năm 2025

TM. Hội đồng Khoa

Chủ nhiệm đề tài

Chủ tịch

(ký, họ và tên)

(ký, họ và tên)

Võ Khánh Thoại

XÁC NHẬN CỦA TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT

KT. HIỆU TRƯỞNG

PHÓ HIỆU TRƯỞNG

PGS. TS. Võ Trung Hùng

INFORMATION ON RESEARCH RESULTS

1. General information:

Project title: Design of a Robust State Observer for Robotic Manipulators

Code number: T2024 – 06 – 05

Author: M. Sc. VO Khanh Thoai

Coordinator: Dr. PHAM Thanh Phong

Implementing institution: Danang University of Technology and Education

Duration: from 01/2025 to 12/2025

2. Objective(s):

To develop and design a robust state observer for nonlinear parameter-varying (NLPV) robotic manipulators, ensuring accurate state estimation under the presence of disturbances, model uncertainties, and time-varying parameters. This contributes to enhancing control performance, reducing sensor costs, and improving the safety and stability of industrial robotic systems.

To produce a specialized reference module on the design of state observers for nonlinear systems with parameter variations and external disturbances, serving as advanced instructional and research material..

3. Creativeness and innovativeness:

3.1. Scientific and Theoretical Contributions

Proposed a unified observer design framework for NLPV systems with Lipschitz nonlinearities and bounded disturbances:

- The study extends the robotic manipulator model from a linear parameter-varying (LPV) form to a Nonlinear Parameter-Varying (NLPV) system that accounts for disturbances and Time-Varying Parameters - an aspect that most previous works have only addressed in purely linear or fixed nonlinear settings.

- The nonlinear component is approximated as a Lipschitz-type disturbance, allowing the problem to be reformulated into a linear matrix inequality (LMI) framework, which greatly facilitates both design and stability proof.

Integration of multiple design criteria (PID-LPV, H_2 , and H_∞) within a unified observer framework:

- This represents a novel contribution compared to most existing studies, which typically focus on a single performance criterion.

- The proposed framework demonstrates the relationship between these criteria through a parameter-dependent Lyapunov function, enabling systematic comparison in terms of accuracy, robustness, and estimation energy performance.

3.2. Simulation and Application Aspects

Design and validation of realistic NLPV models for a 2-DOF robotic manipulator:

- Instead of limiting the analysis to theoretical simulations, the research applies the proposed observer framework to two different systems:

 - A single-link flexible joint robot, and

 - A two-DOF robotic manipulator (nonlinear electromechanical environment).

- These implementations confirm the generality and applicability of the proposed observer design method across different nonlinear systems.

Automation of the design and verification process using MATLAB/CVX:

- The research employs MATLAB and the CVX optimization toolbox to formulate and solve convex optimization problems automatically, enabling efficient computation of optimal observer gains and facilitating reproducible, automated validation of performance criteria.

4. Research results:

- ***02 scientific articles, including:***

 - + ***1 accepted paper published in a Scopus-indexed journal:*** This paper proposes a robust H_∞ state observer for nonlinear variable parameter systems (NLPV), with practical application to a 2-DOF robot controller. The proposed method aims to achieve fast convergence and high estimation accuracy while minimizing noise in a dynamic environment. Simulation results performed in both the time and frequency domains confirm the observer's effectiveness, showing a significant improvement in state estimation compared to conventional methods. The results also confirm the potential for improving system performance under

real-world operating conditions, including model uncertainty and measurement noise.

+ **1 article in Scopus:** This paper presents a proportional-derivative-integral (PID) observer for parameter-varying linear systems, applied to estimate damping force in a semi-active suspension system. The stability of the observer is demonstrated by using a parameter-dependent Lyapunov function, and its performance is ensured by minimizing the L_2 gain caused by unknown disturbances to the estimation error. The effectiveness of this method is demonstrated through frequency domain analysis and validated through realistic simulations.

- **MATLAB–Simulink program** developed for simulation and validation of the proposed observer designs.

5. Products:

[1] Khanh-Thoai Vo¹, Thanh-Phong Pham^{1,*}, Tien Dung Le^{2,*}, “Design and Evaluation of a Pole-Placement-Based H_∞ Observer Using FNN for Nonlinear Parameter-Varying Systems: Application to a 2-DOF Robotic Manipulator.”, *Vietnam Journal of Science and Technology*, **Accepted**

[2] Thanh-Phong Pham, Olivier Sename, Thanh-Ha Duong-Thi, “PID–LPV Observer for a Semi-active Suspension System”, *IFAC-PapersOnLine*, Volume 59, Issue 15, 2025, Pages 73-78

Link: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.10.060>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896325014417>

6. Effectiveness, Methods of Technology Transfer, and Applicability

6.1. Effectiveness in Education and Training

The research findings of this project can be used as reference material, a practical guide, and experimental material, and can support students in three majors: Control and Automation Engineering Technology, Electrical and Electronic Engineering Technology, and Mechatronics Engineering Technology, in the following areas:

- Quickly access modern control methods based on LMI and robust observation, and understand how to implement practical simulations in MATLAB/CVX.

- The MATLAB source code files for this project are clearly structured and easily integrated into the practical/experimental sessions of the "Modeling - Simulation of Advanced Control Systems" course.
- Students can directly observe the differences between PID-LPV, H_2 , and H_∞ observers, thereby mastering state estimation techniques and robust control in noisy environments.
- Applications in postgraduate training and scientific research: Implementing master's theses and doctoral dissertations, especially in the fields of Robust Control, Observer Design, Nonlinear Parameter-Varying Systems, and AI-based Observers.
- The simulation results can be used as a reference model for research projects at the University of Da Nang or Nafosted, focusing on robust control and machine learning integration.

6.2. Economic and Social Effectiveness

Industrial and production effectiveness

- The outcomes of this study can assist engineers in industrial plants and manufacturing enterprises in designing and monitoring **automatic control systems** operating under disturbances or varying parameters.
 - The proposed robust state observers (H_2 , H_∞) help: Reduce the need for multiple physical sensors → lower instrumentation costs;
 - Improve control accuracy → extend the lifespan of mechatronic devices.
- Decrease production errors and downtime → enhance overall economic efficiency.

Social and technological impact

- The project contributes to strengthening technological autonomy in the design of modern control systems in Vietnam.
- Its research results can be transferred to enterprises or R&D centers to optimize monitoring, maintenance, and safe operation in smart production lines.

6.3. Addresses and Methods of Technology Transfer

Potential application sites: Factories, manufacturing enterprises, and production facilities related to Automatic Control and Mechatronics.

Academic transfer address: The Department of Automation, Faculty of Electrical and Electronic Engineering, University of Technology and Education – The University of Danang serves as the unit responsible for archiving, utilizing, and transferring all research documents, source codes, and simulation results.

Methods of transfer:

- Providing MATLAB/CVX source codes and simulation manuals as instructional materials.
- Organizing academic workshops and specialized seminars on robust observer design for students and practicing engineers.
- Promoting integration between research, technology transfer, and education, thereby applying research results directly into industrial and educational practice.

6.4. Potential for Expansion and Practical Application

- The proposed methods can be further extended to the following systems:
 - Industrial robotic manipulators with 3–6 degrees of freedom
 - Autonomous vehicles, UAVs, and mobile robots
- Incorporating AI-based approximation techniques (such as FAIOFS and RBF neural networks) can further enhance estimation accuracy for highly nonlinear systems.

This research serves as a bridge between academic research and industrial applications, consistent with the strategic direction of scientific and technological development in Industry 4.0

MỞ ĐẦU

1. Tổng quan về tình hình nghiên cứu thuộc lĩnh vực đề tài

Trong bối cảnh Cách mạng công nghiệp 4.0, tay máy robot đã trở thành một trong những thành phần trọng yếu trong các hệ thống sản xuất thông minh, tự động hóa, y tế và nghiên cứu khoa học. Các cánh tay robot hiện đại đảm nhiệm những công việc có yêu cầu độ chính xác cao, tốc độ lớn và có thể vận hành trong môi trường nguy hiểm mà con người khó tiếp cận.

Để đảm bảo hiệu năng và an toàn khi vận hành, các hệ thống điều khiển robot cần thông tin chính xác về trạng thái như vị trí, vận tốc, và mômen tại các khớp. Tuy nhiên, việc đo lường trực tiếp tất cả các biến trạng thái này đòi hỏi hệ thống cảm biến đắt tiền và dễ bị nhiễu, đặc biệt khi robot hoạt động trong môi trường công nghiệp phức tạp.

Chính vì vậy, bộ quan sát trạng thái (state observer) đóng vai trò quan trọng trong việc ước lượng các biến trạng thái không đo được, từ các tín hiệu ngõ ra giới hạn. Nhờ đó, hệ thống điều khiển vẫn có thể vận hành tối ưu mà không cần phải trang bị toàn bộ cảm biến, vừa tiết kiệm chi phí, vừa đảm bảo tính bền vững và ổn định của hệ thống.

Trong những năm gần đây, các hướng nghiên cứu hiện đại đã phát triển mạnh mẽ các bộ quan sát bền vững (robust observers) nhằm nâng cao độ chính xác và ổn định của quá trình ước lượng, đặc biệt đối với các hệ thống phi tuyến phụ thuộc tham số (NLPV – Nonlinear Parameter Varying systems) như robot công nghiệp. Các phương pháp PID-LPV observer, H_2 observer và H_∞ observer là những hướng đi nổi bật, hướng tới việc vừa đảm bảo hiệu năng, vừa duy trì tính ổn định của hệ thống trong điều kiện có nhiễu và sai lệch mô hình.

2. Tính cấp thiết của đề tài

Bộ quan sát trạng thái là công cụ quan trọng trong ước lượng trạng thái và chẩn đoán lỗi, thu hút sự quan tâm từ cả lĩnh vực công nghiệp và học thuật. Từ các nền tảng ban đầu như bộ lọc Kalman và bộ quan sát Luenberger, các nghiên cứu hiện nay tập trung vào việc mở rộng bộ quan sát cổ điển cho hệ thống chịu nhiễu, phi tuyến hoặc không chắc chắn; ứng dụng trong các hệ thực tế; và phát triển cấu trúc bộ quan sát

mới. Với vai trò có ý nghĩa lớn như ước lượng trạng thái không đo được, cải thiện hiệu suất điều khiển, chống nhiễu và xử lý bất định, phát hiện và chẩn đoán lỗi nên được ứng dụng rộng rãi trong thực tế: hệ thống ô tô, robot, hàng không, năng lượng...

Hiện nay, tay máy robot đã trở thành thành phần không thể thiếu trong các hệ thống sản xuất công nghiệp, y tế, và nghiên cứu khoa học. Tay máy robot đảm nhiệm các công việc đòi hỏi độ chính xác và tốc độ cao, đặc biệt là trong các ngành sản xuất và lắp ráp. Một bộ quan sát trạng thái hiệu quả giúp cung cấp thông tin chính xác về vị trí, vận tốc và gia tốc, cho phép hệ thống điều khiển tối ưu hóa năng suất và giảm thiểu thời gian dừng máy trong các hệ thống này.

Thêm vào đó, việc trang bị cảm biến để đo lường tất cả các biến trạng thái cho robot là không khả thi về chi phí. Bộ quan sát trạng thái là giải pháp giúp ước lượng các trạng thái cần thiết từ các phép đo giới hạn, vừa tiết kiệm chi phí cảm biến vừa đảm bảo thông tin trạng thái có độ chính xác cao.

Hơn nữa, tay máy robot thường hoạt động trong môi trường nguy hiểm, nơi con người khó can thiệp hoặc chịu rủi ro cao. Việc thiết kế một bộ quan sát trạng thái cho tay máy giúp đảm bảo rằng hệ thống có thể hoạt động ổn định và an toàn, bảo vệ người lao động cũng như thiết bị.

Ngoài ra, đối với các hệ tay máy robot phi tuyến hoặc hoạt động trong môi trường có nhiễu, việc sử dụng các bộ quan sát trạng thái truyền thống thường không đáp ứng được độ chính xác yêu cầu. Việc điều khiển và giám sát trạng thái của các tay máy này đặt ra nhu cầu cấp thiết cho việc nghiên cứu và phát triển các giải pháp quan sát trạng thái tối ưu, nhằm đạt được hiệu quả và độ chính xác cao nhất. Xuất phát từ những yêu cầu trên, đề tài **“Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot”** nhằm *xây dựng bộ quan sát hiện đại để ước tính chính xác trạng thái một hệ thống phi tuyến trong điều kiện tham số thay đổi và có xét đến ảnh hưởng của nhiễu; áp dụng cho cánh tay robot.*

3. Mục tiêu của đề tài

- Xây dựng bộ quan sát hiện đại để ước tính chính xác trạng thái hệ thống phi tuyến trong điều kiện tham số thay đổi và có xét đến ảnh hưởng của nhiễu; áp dụng cho cánh tay robot góp phần tiết kiệm chi phí cảm biến sử dụng, hệ thống vẫn có thể

hoạt động ổn định và an toàn, bảo vệ người lao động cũng như thiết bị, đồng thời cho phép hệ thống điều khiển tối ưu hóa năng suất.

- Xây dựng chuyên đề tham khảo cho học phần Kỹ thuật Điều khiển tự động, Kỹ thuật Điều khiển nâng cao, Mô hình hóa - Mô phỏng trên máy tính.

4. Đối tượng, phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu

- Bộ quan sát trạng thái bền vững cho hệ thống phi tuyến.
- Cánh tay robot có xét đến thông số thay đổi, nhiễu tác động.

Phạm vi nghiên cứu

- Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot

5. Cách tiếp cận, phương pháp nghiên cứu

- Dựa vào các kết quả nghiên cứu, các tài liệu tham khảo

Phương pháp nghiên cứu: Đề tài sử dụng phương pháp kết hợp giữa mô hình hóa toán học và phân tích LMI trong khuôn khổ lý thuyết điều khiển hiện đại:

- **Mô hình hóa hệ NLPV:** biểu diễn động học của robot dưới dạng hệ phi tuyến phụ thuộc vào tham số.
- **Phân tích ổn định Lyapunov:** xây dựng hàm Lyapunov phụ thuộc vào tham số để chứng minh tính ổn định.
- **Thiết kế quan sát thông qua LMI:** sử dụng bất đẳng thức ma trận tuyến tính (LMI) để xác định ma trận lợi ích quan sát $L(\rho)$.
- **Mô phỏng số:** kiểm chứng kết quả trên MATLAB/CVX.
- **Đánh giá hiệu năng:** dựa vào các chỉ số RMSE, tốc độ hội tụ, độ nhạy với nhiễu.

6. Nội dung nghiên cứu:

Ngoài phần mở đầu và Kết luận, Nội dung được chia thành 4 chương:

- Chương 1: Cơ sở lý thuyết và tổng quan nghiên cứu
- Chương 2: Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững PID
- Chương 3: Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot
- Chương 4: Áp dụng bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot

Chương 1. TỔNG QUAN VỀ BỘ QUAN SÁT VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

1.1. Tổng quan nghiên cứu về bộ quan sát

1.1.1. Tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước

Trong những thập niên gần đây, lĩnh vực điều khiển và quan sát trạng thái cho hệ phi tuyến đã trở thành chủ đề được quan tâm sâu rộng trong cộng đồng khoa học quốc tế. Với sự phát triển của các mô hình động học phi tuyến, nhiều phương pháp ước lượng trạng thái tiên tiến đã được đề xuất nhằm nâng cao độ chính xác và bền vững của hệ thống phi tuyến trong đó có hệ thống cơ điện tử và robot.

Ở nước ngoài, nhiều công trình tiêu biểu đã đóng góp nền tảng lý thuyết cho bài toán quan sát hệ phi tuyến phụ thuộc vào tham số (LPV/NLPV systems).

Bài toán thiết kế bộ quan sát trạng thái đã phát triển mạnh mẽ từ các mô hình tuyến tính cổ điển đến các hệ phi tuyến phụ thuộc vào tham số (LPV/NLPV). Các nền tảng đầu tiên được xây dựng bởi Kalman (1960, 1961) với lý thuyết lọc tối ưu và Luenberger (1964) với bộ quan sát tuyến tính, đặt nền móng cho các phương pháp quan sát hiện đại. Bước ngoặt quan trọng xảy ra vào thập niên 1990 khi Packard (1994) giới thiệu mô hình Linear Parameter-Varying (LPV), cho phép biểu diễn các hệ phi tuyến dưới dạng tuyến tính phụ thuộc vào tham số. Tiếp theo đó, Apkarian & Gahinet (1995), Balas (1998) và Wu (2000) phát triển khung phân tích và tổng hợp điều khiển/ quan sát LPV dựa trên các điều kiện LMI, trong đó công trình của Boyd et al. (1994) về lý thuyết LMI được xem là nền tảng toán học quan trọng nhất.

Giai đoạn 2005–2020 chứng kiến sự mở rộng mạnh mẽ của LPV observer và các phương pháp xử lý phi tuyến. Trong đó, Zemouche & Boutayeb (2013) đề xuất các điều kiện LMI cho hệ Lipschitz – một trong những hướng được sử dụng rộng rãi trong NLPV observer. Các nghiên cứu về Unknown Input Observer (Koenig, 2002; 2005; Kulcsar, 2010; Marx, 2019) và interval observer (Raissi, 2011) tạo nền tảng cho bài toán ước lượng trạng thái – nhiễu – lỗi trong bối cảnh hệ phi tuyến. Đặc biệt, nhóm nghiên cứu của Pham *et al.* (2019–2021) đã đóng góp nhiều mô hình LPV/NLPV observer cho hệ treo xe, mở ra hướng ứng dụng thực tiễn mạnh mẽ cho LPV observer.

Bước sang giai đoạn hiện đại (2020–2025), các công trình bắt đầu tập trung vào thiết kế observer tối ưu H_2/H_∞ cho hệ NLPV, fault-tolerant observer và hướng tiếp cận dựa trên học máy. Các nghiên cứu của Pham *et al.* (2019, 2021), Hoang Dung *et*

al. (2022), Wang et al. (2016) và Morato et al. (2019) đã chứng minh hiệu quả của NLPV observer đối với các hệ có phi tuyến mạnh hoặc nhiễu tác động lớn. Bên cạnh đó, xu hướng mới do Tóth, Weiland, Abbas và Meijer (2023–2025) dẫn dắt tập trung vào LPV modeling hiện đại, equilibrium-independent LPV và data-driven LPV control. Đồng thời, sự kết hợp giữa AI và LPV, ví dụ như RBF neural network (Csekó et al., 2015) hoặc học xấp xỉ (Meng et al., 2024; Mohite & Zemouche, 2023), đang trở thành xu hướng chủ đạo nhằm tăng độ chính xác và khả năng thích nghi của observer trong môi trường phi tuyến mạnh.

Nhìn chung, dòng nghiên cứu LPV/NLPV observer đã phát triển qua bốn giai đoạn chính: (1) nền tảng tuyến tính – Kalman & Luenberger, (2) hình thành LPV và LMI, (3) phát triển robust/Lipschitz observer và UIO, và (4) hướng hiện đại NLPV – H_2/H_∞ – AI.

Ở Việt Nam, nghiên cứu về bộ quan sát bền vững còn tương đối mới, chủ yếu tập trung vào điều khiển robot theo mô hình PID hoặc tuyến tính hóa quanh điểm làm việc. Một số nhóm nghiên cứu tại Trường Đại học Bách Khoa TP.HCM và Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật, Đại học Đà Nẵng đã bước đầu ứng dụng lý thuyết LPV–LMI vào mô hình điều khiển robot linh hoạt, nhưng phần quan sát trạng thái bền vững (H_2/H_∞ observer) cho hệ NLPV vẫn còn ít được triển khai.

Như vậy, có thể thấy khoảng trống khoa học còn tồn tại trong:

- Mô hình hóa hệ cơ điện tử dưới dạng NLPV có phi tuyến Lipschitz và nhiễu.
- Thiết kế bộ quan sát H_2/H_∞ dựa trên LMI đảm bảo ổn định toàn cục.
- Đánh giá so sánh toàn diện giữa PID–LPV, H_2 , H_∞ observer.

Đây chính là vấn đề khoa học cốt lõi mà đề tài hướng tới giải quyết.

Đề tài hiện tại kế thừa trực tiếp các thành tựu này thông qua việc sử dụng mô hình NLPV, hàm Lyapunov phụ thuộc vào tham số, điều kiện LMI và mở rộng sang thiết kế bộ quan sát bền vững H_2/H_∞ cho hệ robot phi tuyến, phù hợp với xu hướng nghiên cứu quốc tế trong giai đoạn 2025–2030.

1.1.2. Tổng quan các hướng tiếp cận quan sát trạng thái

Có thể phân loại các phương pháp thiết kế bộ quan sát cho hệ cơ điện tử, robot thành bốn nhóm chính:

1. Bộ quan sát tuyến tính cổ điển

Bộ quan sát Luenberger, Kalman Filter (KF) – phù hợp với hệ tuyến tính, nhiễu nhỏ, nhưng không ổn định khi hệ phi tuyến mạnh.

2. Bộ quan sát phi tuyến

Bộ quan sát Extended Kalman Filter (EKF), Sliding Mode Observer (SMO), High-Gain Observer – cho phép mô phỏng hệ phi tuyến, nhưng khó đảm bảo tính bền vững khi tham số thay đổi nhanh.

3. Bộ quan sát LPV/NLPV

Mô hình hóa hệ phi tuyến dưới dạng phụ thuộc vào tham số, cho phép thiết kế thông qua LMI. Phù hợp với hệ cơ điện tử, robot có cấu trúc động học phức tạp.

4. Bộ quan sát bền vững H_2 / H_∞

Kết hợp tiêu chuẩn năng lượng (H_2) và tính chống nhiễu (H_∞) để đảm bảo cả hiệu năng lẫn độ ổn định. Đây là hướng nghiên cứu tiên tiến nhất hiện nay.

Các bộ quan sát PID–LPV, H_2 và H_∞ mà đề tài phát triển chính là một chuỗi nâng cấp liên tục: PID–LPV làm khung cơ sở (chương 2), H_2 tối ưu hóa sai số trung bình, H_∞ đảm bảo bền vững (chương 3) trước nhiễu.

1.2. Cơ sở lý thuyết hệ nlpv và thiết kế bộ quan sát

1.2.1. Khái niệm hệ NLPV

Hệ Nonlinear Parameter-Varying (NLPV) là mở rộng của mô hình Linear Parameter-Varying (LPV), trong đó các ma trận trạng thái phụ thuộc vào tham số biến thiên $\rho(t)$ và có thể bao gồm thành phần phi tuyến $f(x)$.

Dạng tổng quát của hệ NLPV được viết như sau:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A(\rho(t))x(t) + B(\rho(t))u(t) + F(\rho(t))f(x(t)) + W_1\omega(t) \\ y(t) &= Cx(t) + W_2\omega(t)\end{aligned}\quad (1.1)$$

Trong đó:

- $x(t) \in \mathbb{R}^n$: vector trạng thái;
- $u(t) \in \mathbb{R}^m$: vector điều khiển;
- $y(t) \in \mathbb{R}^p$: tín hiệu đầu ra đo được;
- $\omega(t)$: nhiễu hoặc bất định mô hình;

- $\rho(t) \in \mathbb{R}^r$: tham số biến thiên theo thời gian, phản ánh đặc tính động học hoặc tải trọng của hệ;
- $A(\rho), B(\rho), C, F(\rho)$ và W_i : ma trận tham số của hệ.

Khi $\rho(t)$ biến thiên trong miền lồi:

$$\rho(t) \in \Omega = \text{conv}\{\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_N\}$$

thì có thể biểu diễn mô hình NLPV dưới dạng mô hình đa diện (polytopic model):

$$A(\rho) = \sum_{i=1}^N \mu_i(\rho) A_i, B(\rho) = \sum_{i=1}^N \mu_i(\rho) B_i, F(\rho) = \sum_{i=1}^N \mu_i(\rho) F_i \quad (1.2)$$

với các hệ số trọng số $\mu_i(\rho)$ thỏa mãn:

$$\sum_{i=1}^N \mu_i(\rho) = 1, \mu_i(\rho) \geq 0$$

Điều này cho phép sử dụng các công cụ tuyến tính (LMI, Lyapunov) để thiết kế cho hệ phi tuyến thông qua phép nội suy đa diện.

1.2.2. Mô hình phi tuyến có điều kiện Lipschitz

Phần phi tuyến $f(x)$ của hệ NLPV được giả sử thỏa điều kiện Lipschitz với hằng số $L_f > 0$:

$$\|f(x_1) - f(x_2)\| \leq L_f \|x_1 - x_2\|, \forall x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n \quad (1.3)$$

Điều kiện này giới hạn tốc độ biến thiên của hàm phi tuyến, đảm bảo bài toán ổn định có thể chứng minh được bằng Lyapunov và biểu diễn lại dưới dạng ràng buộc tuyến tính trong các điều kiện LMI.

Trong thực tế, điều kiện Lipschitz thường được sử dụng để xấp xỉ các thành phần phi tuyến trong động học robot, chẳng hạn như mômen quán tính và lực Coriolis thay đổi theo góc quay.

1.2.3. Cấu trúc bộ quan sát trạng thái NLPV

Bộ quan sát trạng thái cho hệ NLPV có cấu trúc:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= A(\rho)\hat{x}(t) + B(\rho)u(t) + L(\rho)[y(t) - \hat{y}(t)] \\ \hat{y}(t) &= C\hat{x}(t) \end{aligned} \quad (1.4)$$

Trong đó $L(\rho)$ là ma trận lợi ích quan sát cần được thiết kế sao cho sai số ước lượng:

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (1.5)$$

hội tụ về 0 nhanh và bền vững dưới ảnh hưởng của nhiễu và sai lệch mô hình.

Từ mô hình hệ và bộ quan sát, ta có:

$$\dot{e}(t) = (A(\rho) - L(\rho)C)e(t) + F(\rho)\Delta f + W_1\omega(t) \quad (1.6)$$

trong đó $\Delta f = f(x) - f(\hat{x})$ và $\|\Delta f\| \leq L_f \|e\|$.

1.2.4. Phân tích ổn định Lyapunov

Để bảo đảm sai số $e(t)$ hội tụ về 0, ta chọn hàm Lyapunov toàn phương:

$$V(e) = e^T P e, P = P^T > 0 \quad (1.7)$$

Đạo hàm theo thời gian:

$$\dot{V}(e) = e^T [(A - LC)^T P + P(A - LC)]e + 2e^T P(F\Delta f + W_1\omega) \quad (1.8)$$

Sử dụng điều kiện Lipschitz $\|\Delta f\| \leq L_f \|e\|$ và bất đẳng thức ma trận chuẩn, ta đưa ra điều kiện đủ cho $\dot{V}(e) < 0$:

$$(A - LC)^T P + P(A - LC) + L_f^2 P + 2\beta P + P W_1 W_1^T P < 0 \quad (1.9)$$

với $\beta > 0$ là hệ số hội tụ.

Tuy nhiên, điều kiện này phi tuyến theo P và L , nên cần biến đổi về dạng LMI tuyến tính bằng cách đặt:

$$Y = -PL \quad (1.10)$$

từ đó suy ra:

$$(A - LC)^T P + P(A - LC) = A^T P + PA + C^T Y^T + YC \quad (1.11)$$

1.2.5. Biến đổi Schur Lemma và điều kiện LMI

Áp dụng Schur Lemma để đưa điều kiện ổn định sang dạng LMI khả thi:

$$\begin{bmatrix} A_i^T P + P A_i - C^T Y_i^T - Y_i C + L_f^2 P + \alpha P & P W_1 \\ W_1^T P & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0, i = 1, \dots, N \quad (1.12)$$

với các biến quyết định $P > 0$, Y_i , và tham số điều chỉnh $\gamma > 0$.

Từ nghiệm P, Y_i , ta suy ra ma trận lợi ích:

$$L_i = P^{-1} Y_i \quad (1.13)$$

và nội suy $L(\rho)$ theo các trọng số $\mu_i(\rho)$ trong miền đa diện.

1.2.6. Tiêu chuẩn thiết kế H_2 và H_∞

Tùy vào yêu cầu của hệ thống, hai tiêu chuẩn thiết kế được xem xét:

a. Thiết kế H_2 Observer

Mục tiêu: tối thiểu hóa năng lượng trung bình bình phương của sai số đầu ra:

$$J_{H_2} = \int_0^{\infty} z^T(t)z(t)dt = \text{trace}(W_2^T P W_2) \quad (1.14)$$

Điều kiện LMI được xây dựng sao cho ma trận P và Y_i thỏa mãn:

$$\begin{bmatrix} A_i^T P + P A_i - C^T Y_i^T - Y_i C & P W_1 \\ W_1^T P & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (1.15)$$

với hàm chi phí J_{H_2} nhỏ nhất.

b. Thiết kế H_{∞} Observer

Mục tiêu: giảm ảnh hưởng cực đại của nhiễu ω đến sai số đầu ra z :

$$\|T_{\omega \rightarrow z}\|_{\infty} = \sup_{\omega \neq 0} \frac{\|z\|_2}{\|\omega\|_2} < \gamma \quad (1.16)$$

Điều kiện LMI tương ứng:

$$\begin{bmatrix} A_i^T P + P A_i - C^T Y_i^T - Y_i C + \alpha P & P W_1 \\ W_1^T P & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0 \quad (1.17)$$

Trong đó $\gamma > 0$ là mức suy hao nhiễu (disturbance attenuation level) cần tối thiểu hóa.

1.2.7. Quy trình thiết kế bộ quan sát NLPV- H_{∞}/H_2

1. Mô hình hóa hệ thống robot dưới dạng NLPV:
 - Xác định tham số biến thiên $\rho(t)$ (mômen, vị trí, tải trọng...).
 - Viết lại động học và động lực học robot theo dạng $A(\rho), B(\rho), F(\rho)$.
2. Đặt điều kiện Lipschitz cho phần phi tuyến $f(x)$.
3. Chọn hàm Lyapunov $V(e) = e^T P e$.
4. Chuyển điều kiện ổn định sang dạng LMI bằng Schur Lemma.
5. Giải LMI bằng CVX / YALMIP, tìm ma trận P, Y_i .
6. Tính toán ma trận lợi ích quan sát: $L_i = -P^{-1} Y_i$.
7. Xây dựng luật quan sát: (ví dụ)

$$\dot{\hat{x}} = A(\rho)\hat{x} + B(\rho)u + L(\rho)(y - C\hat{x})$$

8. Mô phỏng – kiểm chứng

Chương 2. THIẾT KẾ BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG PID

2.1. Giới thiệu

Khung mô hình Linear Parameter-Varying (LPV) đã nổi lên như một công cụ mạnh mẽ để xử lý tính phi tuyến, các tham số biến thiên theo thời gian, và các mục tiêu điều khiển thích nghi (xem Sename, 2025; Sename et al., 2013; Mohammadpour và Scherer, 2012 cùng các tài liệu tham khảo liên quan). Trong bối cảnh ước lượng trạng thái và phát hiện lỗi (fault detection), nhiều công trình đã phát triển bộ quan sát với đầu vào không biết (Unknown Input Observers – UIO) (Marx et al., 2019; Ichalal và Mammari, 2015; de Oliveira và Pereira, 2021; Kulcsár et al., 2010). Thông thường, các bộ quan sát được phân loại thành ba nhóm chính:

- Proportional Observer (PO) – chỉ bao gồm thành phần tỷ lệ,
- Proportional–Integral Observer (PIO) – bổ sung thành phần tích phân để loại bỏ sai lệch tĩnh,
- Dynamic Observer (DO) – có cấu trúc động học tổng quát hơn.

Gần đây, Gao et al. (2016) đã đề xuất bộ quan sát hợp nhất (Unified Observer) – một cấu trúc tổng quát bao gồm các loại PO, PIO và DO như những trường hợp đặc biệt. Bộ quan sát này đã được mở rộng cho các hệ LPV và chứng minh hiệu quả trong nhiều ứng dụng thực tế như tuabin gió (Pérez-Estrada et al., 2018) và hệ thống treo bán chủ động (Pham et al., 2019). Tuy nhiên, quá trình thiết kế của bộ quan sát hợp nhất vẫn khá phức tạp và yêu cầu chi phí tính toán cao, từ đó thúc đẩy ý tưởng phát triển một cấu trúc quan sát mới đơn giản hơn nhưng hiệu quả cao – bộ quan sát PID (Proportional–Integral–Derivative Observer, PIDO).

Mặt khác, thiết kế bộ quan sát cho hệ thống cơ điện tử nói chung và hệ thống treo bán chủ động là yếu tố thiết yếu nhằm nâng cao hiệu suất điều khiển và khả năng phát hiện lỗi (Savaresi et al., 2010; Tseng và Hrovat, 2015). Do đó, trong những năm qua, đã có nhiều bộ quan sát được đề xuất để giải quyết các thách thức đặc thù của loại hệ thống này, bao gồm phi tuyến mạnh, nhiễu không biết từ mặt đường, và nhiễu đo cảm biến (Yi và Suk Song, 1999; Dugard et al., 2012; Tudón-Martínez et al., 2015; Pham et al., 2019; Savaresi et al., 2019; Pham et al., 2021; Csekő et al., 2015; Koch et al.,

2010). Phần lớn các phương pháp này đã đạt được hiệu quả đáng kể nhờ sử dụng bộ quan sát trong khung LPV, cho phép mô hình hóa động học biến thiên của hệ thống.

Trong chương này hướng đến việc đề xuất một bộ quan sát LPV dạng PID, trong đó các ma trận được cấu trúc để tích hợp ba thành phần: tỷ lệ (P), tích phân (I), và vi phân (D). Bộ quan sát được ứng dụng cho bài toán ước lượng lực giảm chấn của bộ giảm chấn điện-rheological (ER) trong hệ thống treo ô tô bán chủ động.

Các đóng góp chính của chương này bao gồm:

- *Lần đầu tiên*, một bộ quan sát PID cho hệ LPV được phát triển nhằm giảm thiểu ảnh hưởng của nhiễu và nhiễu đo thông qua tiêu chuẩn H_∞ (L_2 -induced gain).
- Phương pháp thiết kế sử dụng Định lý Finsler để chuyển đổi phương trình bình phương trong cấu trúc ma trận quan sát và điều kiện ổn định thành bất đẳng thức ma trận tuyến tính (LMI), giúp đảm bảo tính khả thi tính toán và chứng minh ổn định thông qua hàm Lyapunov phụ thuộc vào tham số.
- Hiệu năng của bộ quan sát đề xuất được kiểm chứng bằng mô phỏng trên mô hình xe bán chủ động thực tế, chứng minh khả năng giảm nhiễu và cải thiện chất lượng ước lượng so với các phương pháp NLPV thông thường.

Như vậy, khuôn khổ theo dạng LPV hiện nay cho phép mở rộng các cấu trúc quan sát cổ điển (P, PI, hoặc Dynamic) sang dạng tổng quát hơn, và việc tích hợp cơ chế PID vào bộ quan sát không chỉ tăng cường độ bám nhanh của tín hiệu ước lượng mà còn giúp giảm sai số động học trong điều kiện có nhiễu. Điều này mở ra hướng nghiên cứu tiềm năng trong thiết kế bộ quan sát PID/ H_∞ -LPV cho các hệ thống cơ điện tử như robot và ô tô hiện đại.

2.2. Phát biểu bài toán và cấu trúc bộ quan sát PID-LPV

2.2.1. Hệ thống LPV

Xét một hệ thống LPV (Linear Parameter-Varying) được mô tả bởi:

$$\begin{cases} \dot{x} = A(\rho)x + B(\rho)u + D_1\omega, \\ y = Cx + D_2\omega, \end{cases} \quad (2.1)$$

trong đó:

- $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ là vector trạng thái,
- $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ là tín hiệu điều khiển,
- $\omega \in \mathbb{R}^{n_\omega}$ là nhiễu đầu vào không biết,
- $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ là đầu ra đo được.

Các ma trận $A(\rho), B(\rho), D_1, C, D_2$ phụ thuộc vào tham số biến thiên $\rho(t)$.

2.2.2. Cấu trúc bộ quan sát PID-LPV

Tương tự như trong (Gao et al., 2016; Pérez-Estrada et al., 2018), bộ quan sát được định nghĩa dưới dạng:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A(\rho)\hat{x} + B(\rho)u + v, \\ \dot{\varepsilon} = A_L\varepsilon + B_L(\rho)(y - \hat{y}), \\ v = C_L\varepsilon + D_L(\rho)(y - \hat{y}), \\ \hat{y} = C\hat{x}, \end{cases} \quad (2.2)$$

trong đó:

- $\hat{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ là ước lượng của trạng thái thực x ,
- $\varepsilon \in \mathbb{R}^{2n_x}$ là biến trạng thái phụ của bộ quan sát,
- $v \in \mathbb{R}^{n_x}$ là tín hiệu hiệu chỉnh (correction signal) dùng để cải thiện khả năng ước lượng.

Để đạt được cấu trúc PID, các ma trận của bộ quan sát được định nghĩa đặc biệt như sau:

$$A_L = \begin{bmatrix} 0_{n_z \times n_z} & 0_{n_x \times n_x} \\ 0_{n_z \times n_z} & -\tau I_{n_x} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2n_x \times 2n_x}, \quad (2.3)$$

với $\tau > 0$ được chọn trước. Tiếp theo:

$$B_L(\rho) = \begin{bmatrix} R_I(\rho) \\ R_D(\rho) \end{bmatrix}, \quad (2.4)$$

$$C_L = [I_{n_x} \quad I_{n_x}], \quad (2.5)$$

$$D_L(\rho) = [R_P(\rho)] \quad (2.6)$$

trong đó R_P, R_I, R_D lần lượt là ma trận hệ số tỷ lệ (P), tích phân (I) và vi phân (D) phụ thuộc tham số ρ .

Ý tưởng cấu trúc này được lấy cảm hứng từ Apkarian & Noll (2006). Bằng cách tích hợp cấu trúc PID trong khung H_∞ , ta thu được bộ quan sát PID/ H_∞ có khả năng giảm thiểu tác động của nhiễu không biết lên sai số ước lượng nhờ sử dụng chuẩn H_∞ -norm.

2.2.3. Động học sai số ước lượng

Gọi sai số ước lượng là:

$$e = x - \hat{x} \quad (2.7)$$

Từ (2.1) và (2.2), ta suy ra phương trình động học của sai số:

$$\dot{e} = (A(\rho) - D_L(\rho)C)e - C_L\varepsilon + (D_1 - D_L(\rho)D_2)\omega \quad (2.8)$$

Kết hợp (8) với phương trình thứ hai trong (2), ta thu được hệ động học mở rộng:

$$\begin{cases} \dot{e} = (A(\rho) - D_L(\rho)C)e - C_L\varepsilon + (D_1 - D_L(\rho)D_2)\omega \\ \dot{\varepsilon} = B_L(\rho)Ce + A_L\varepsilon + B_L(\rho)D_2\omega \end{cases} \quad (2.9)$$

Đặt $\xi = \begin{bmatrix} e \\ \varepsilon \end{bmatrix}$, khi đó hệ động học của sai số có dạng rút gọn:

$$\dot{\xi} = A(\rho)\xi + D(\rho)\omega \quad (2.10)$$

với:

$$A(\rho) = \begin{bmatrix} A(\rho) - D_L(\rho)C & -C_L \\ B_L(\rho)C & A_L \end{bmatrix}, D(\rho) = \begin{bmatrix} D_1 - D_L(\rho)D_2 \\ B_L(\rho)D_2 \end{bmatrix}$$

2.2.4. Mục tiêu thiết kế

Bài toán thiết kế bộ quan sát PID/ H_∞ được phát biểu như sau: Tìm các ma trận $A_L, B_L(\rho), C_L, D_L(\rho)$ sao cho:

Về ổn định: Hệ sai số (2.10) là ổn định tiệm cận khi không có nhiễu, tức $\omega(t) = 0$.

Về hiệu năng H_∞ : Từ nhiễu không biết $\omega(t)$ đến sai số ước lượng $e(t)$, bao gồm chuẩn H_∞ phải thỏa mãn:

$$\|e(t)\|_2 < \gamma \|\omega(t)\|_2, \forall \omega(t) \neq 0 \quad (2.11)$$

trong đó $\gamma > 0$ là mức hiệu năng H_∞ cần được tối thiểu hóa.

2.3. Kết quả thiết kế

2.2.1. Điều kiện ổn định và hiệu năng H_∞

Phần này trình bày điều kiện ổn định và hiệu năng H_∞ cho bộ quan sát PID-LPV được mô tả ở (2.2)-(2.6). Cách tiếp cận dựa trên phân tích Lyapunov phụ thuộc tham số và bất đẳng thức ma trận tuyến tính (LMI) nhằm bảo đảm tính ổn định bền vững và tối ưu hóa mức H_∞ từ nhiễu đến sai số ước lượng.

Xét hàm Lyapunov phụ thuộc tham số $\rho(t)$:

$$V(\xi, \rho) = \xi^T P(\rho) \xi, \quad (2.12)$$

trong đó $P(\rho) = P(\rho)^T > 0$ là ma trận đối xứng xác định dương và phụ thuộc theo $\rho(t)$.

Lấy đạo hàm theo thời gian của $V(\xi, \rho)$ dọc theo quỹ đạo (2.10):

$$\dot{V} = \xi^T \left(A^T(\rho)P(\rho) + P(\rho)A(\rho) + \dot{\rho} \frac{\partial P(\rho)}{\partial \rho} \right) \xi + 2\xi^T P(\rho)D(\rho)\omega. \quad (2.13)$$

Để đảm bảo hiệu năng H_∞ , ta xét hàm năng lượng đầu ra:

$$J = \int_0^\infty (e^T e - \gamma^2 \omega^T \omega) dt < 0 \quad (2.14)$$

nghĩa là năng lượng của sai số ước lượng nhỏ hơn γ^2 lần năng lượng nhiễu.

Theo bổ đề Lyapunov- H_∞ , điều này được đảm bảo nếu tồn tại ma trận $P(\rho) > 0$ thỏa:

$$\dot{V} + e^T e - \gamma^2 \omega^T \omega < 0, \forall \omega \neq 0 \quad (2.15)$$

2.2.2. Định lý 1-Điều kiện LMI

Bài toán này được giải quyết theo khuôn khổ LMI thông qua định lý sau.

Định lý 1: Xét mô hình hệ thống (2.1) và bộ quan sát (2.2). Bài toán thiết kế bộ quan sát được giải quyết nếu tồn tại các ma trận phụ thuộc tham số:

$P_1(\rho) = P_1^T > 0, P_2(\rho) = P_2^T > 0, Y_1(\rho), Y_2(\rho)$, và $Z > 0$, tìm min γ sao cho:

$$M(\rho) + B_n^T Z B_n < 0, \quad (2.16)$$

với

$$B_n = \begin{bmatrix} 0_{2n_x \times n_x} & I_{2n_x} & 0_{2n_x \times n_y} \end{bmatrix},$$

$$M(\rho) = \begin{bmatrix} M_{11}(\rho) & M_{12}(\rho) & M_{13}(\rho) \\ M_{12}^T(\rho) & M_{22}(\rho) & M_{23} \\ M_{13}^T(\rho) & M_{23}^T(\rho) & -\gamma^2 I \end{bmatrix},$$

trong đó

$$M_{11} = A^T P_1 + P_1 A + Y_1 C + C^T Y_1^T + \dot{\rho} \frac{\partial P_1}{\partial \rho} + I,$$

$$M_{12}(\rho) = C^T Y_2^T - P_1 C_L, M_{13} = P_1(\rho) D_1 + Y_1(\rho) D_2,$$

$$M_{22}(\rho) = A_L^T P_2(\rho) + P_2(\rho) A_L + \dot{\rho} \frac{\partial P_2}{\partial \rho}, M_{23} = Y_2(\rho) D_2.$$

Khi đó, hệ sai số ước lượng (2.10) ổn định tiệm cận và đạt hiệu năng H_∞ với mức γ .

2.2.3. Chứng minh

Bước 1 — Hàm Lyapunov phụ thuộc tham số.

Chọn ứng viên hàm Lyapunov cho hệ sai số mở rộng $\dot{\xi} = A(\rho)\xi + D(\rho)\omega$ là

$$V(\xi, \rho) = [\xi^T] \begin{bmatrix} P_1(\rho) & 0 \\ 0 & P_2(\rho) \end{bmatrix} \xi, \quad P_1(\rho) > 0, P_2(\rho) > 0. \quad (2.17)$$

Lấy đạo hàm theo thời gian, thay (2.10) vào, thu được (gom nhóm theo ξ và ω):

$$\dot{V} = \eta^T \begin{bmatrix} \Psi_{11}(\rho) & \Psi_{12}(\rho) & \Psi_{13}(\rho) \\ \Psi_{12}(\rho)^T & \Psi_{22}(\rho) & \Psi_{23}(\rho) \\ \Psi_{13}(\rho)^T & \Psi_{23}(\rho)^T & 0 \end{bmatrix} \eta, \quad \eta = \begin{bmatrix} \xi \\ \omega \end{bmatrix}, \quad (2.18)$$

trong đó

$$\begin{aligned}
\Psi_{11}(\rho) &= A(\rho)^\top P_1(\rho) - C^\top D_L(\rho)^\top P_1(\rho) + P_1(\rho)A(\rho) \\
&\quad - P_1(\rho)D_L(\rho)C + \dot{\rho} \frac{\partial P_1}{\partial \rho}, \\
\Psi_{12}(\rho) &= C^\top B_L(\rho)^\top P_2(\rho) - P_1(\rho)C_L, \\
\Psi_{13}(\rho) &= P_1(\rho)D_1 - P_1(\rho)D_L(\rho)D_2, \\
\Psi_{22}(\rho) &= A_L^\top P_2(\rho) + P_2(\rho)A_L + \dot{\rho} \frac{\partial P_2}{\partial \rho}, \\
\Psi_{23}(\rho) &= P_2(\rho)B_L(\rho)D_2.
\end{aligned} \tag{2.19}$$

Bước 2 — Ràng buộc H_∞

Tiêu chuẩn năng lượng $\int_0^\infty (e^\top e - \gamma^2 \omega^\top \omega) dt < 0$ được đảm bảo nếu

$$\dot{V} + e^\top e - \gamma^2 \omega^\top \omega < 0. \tag{2.20}$$

Do e là một phần của ξ , điều kiện trên tương đương

$$\eta^\top \begin{bmatrix} \Psi_{11}(\rho) & \Psi_{12}(\rho) & \Psi_{13}(\rho) \\ \Psi_{12}(\rho)^\top & \Psi_{22}(\rho) & \Psi_{23}(\rho) \\ \Psi_{13}(\rho)^\top & \Psi_{23}(\rho)^\top & 0 \end{bmatrix} \eta < 0. \tag{2.21}$$

Bước 3 — Ràng buộc cấu trúc PID và phương trình đẳng thức bậc hai.

Do cấu trúc A_L (ma trận với hàng đầu tiên toàn 0, xem (2.3)), ta có

$$[I_{n_x} \ 0]A_L \varepsilon = 0 \Leftrightarrow K\varepsilon = 0, \quad K = [0_{n_x \times n_x} \ 0_{n_x \times n_x}] \tag{2.22}$$

Viết lại theo $\eta = [\xi^\top \ \omega^\top]^\top$ thu được ràng buộc đẳng thức tuyến tính

$$KB_n \eta = 0, \quad B_n = \begin{bmatrix} 0_{2n_x \times n_x} \\ I_{2n_x} \\ 0_{2n_x \times n_y} \end{bmatrix}, \tag{2.23}$$

Bước 4 — Áp dụng Định lý Finsler để “hóa LMI”.

Theo Finsler’s Lemma (Iwasaki & Shibata, 2002), hệ điều kiện “bất đẳng thức bậc hai” (2.16) và đẳng thức $KB_n \eta = 0$ tương đương với sự tồn tại $Z = Z^\top$ sao cho:

$$\{ Q(\rho) + B_n^\top Z B_n < 0, K_\perp^\top Z K_\perp \geq 0 \} \tag{2.24}$$

Vì $K = [0 \ 0] \Rightarrow K_\perp = \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix}$, điều kiện thứ hai tự động thỏa. Ta giữ lại LMI chính:

$$M(\rho) + B_n^\top Z B_n < 0. \quad (2.25)$$

Bước 5 — Tuyến tính hóa theo biến quyết định.

Đề loại tích chéo phi tuyến $P_i(\rho)B_L(\rho)$ và $P_1(\rho)D_L(\rho)$,

$$Y_1(\rho) = -P_1(\rho)D_L(\rho), Y_2(\rho) = P_2(\rho)B_L(\rho).$$

Thế vào (2.11), đồng thời rút gọn theo các khối, thu được LMI “chuẩn” ở (2.16)

$$M(\rho) + B_n^\top Z B_n < 0,$$

với

$$M(\rho) = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{12}^\top & M_{22} & M_{23} \\ M_{13}^\top & M_{23}^\top & -\gamma^2 I \end{bmatrix},$$

trong đó

$$\begin{aligned} M_{11} &= A^\top P_1 + P_1 A + Y_1 C + C^\top Y_1^\top + \rho \frac{\partial P_1}{\partial \rho} + I, \\ M_{12} &= C^\top Y_2^\top - P_1 C_L, M_{13} = P_1 D_1 + Y_1 D_2, \\ M_{22} &= A_L^\top P_2 + P_2 A_L + \rho \frac{\partial P_2}{\partial \rho}, M_{23} = Y_2 D_2. \end{aligned}$$

Đây chính là (2.11) biểu thức $M(\rho)$ của Định lý 1.

Bước 6 — Suy ra điều kiện H_∞ và công thức thu hồi gain

Nếu LMI (2.16) có nghiệm $P_1(\rho), P_2(\rho), Y_1(\rho), Y_2(\rho), Z, \gamma$, thì từ (2.13)–(2.15) ở trên ta có:

$$\dot{V} + e^\top e - \gamma^2 \omega^\top \omega < 0 \Rightarrow \|e\|_{L_2} < \gamma \|\omega\|_{L_2},$$

nghĩa là đạt ổn định (khi $\omega \equiv 0$) và hiệu năng H_∞ mức γ . Các ma trận quan sát thu hồi bởi:

$$B_L(\rho) = P_2(\rho)^{-1} Y_2(\rho), D_L(\rho) = -P_1(\rho)^{-1} Y_1(\rho),$$

đúng như kết luận của Định lý 1.

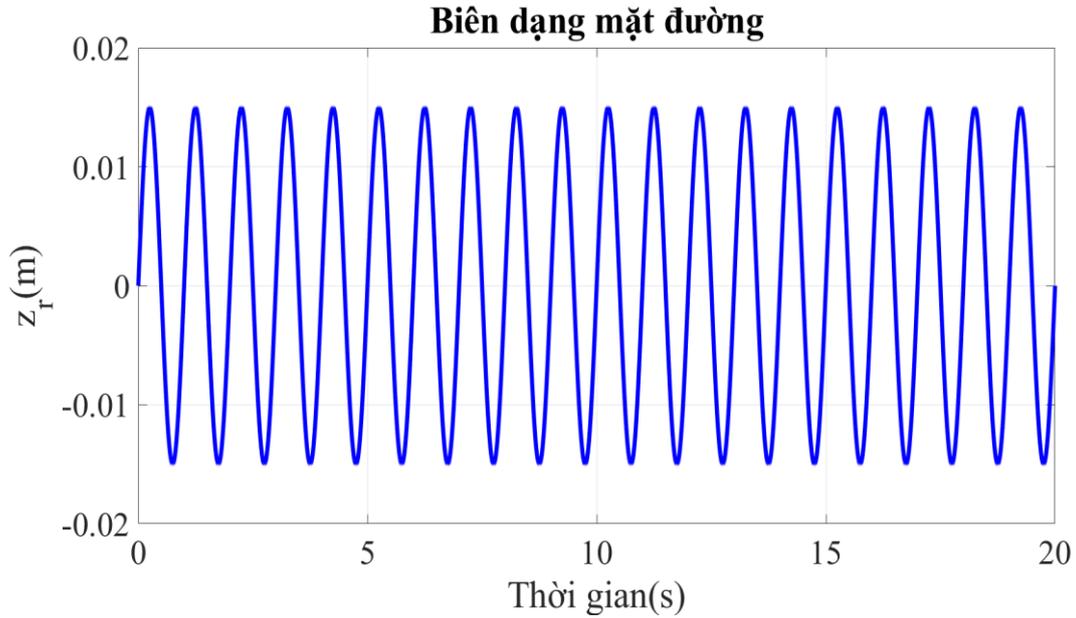
2.4. Một số kết quả mô phỏng

Kịch bản 1: Khi có tín hiệu mặt đường hình sin. Kịch bản mô phỏng này được thực hiện để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất khi hoạt động trên mặt đường hình sin.

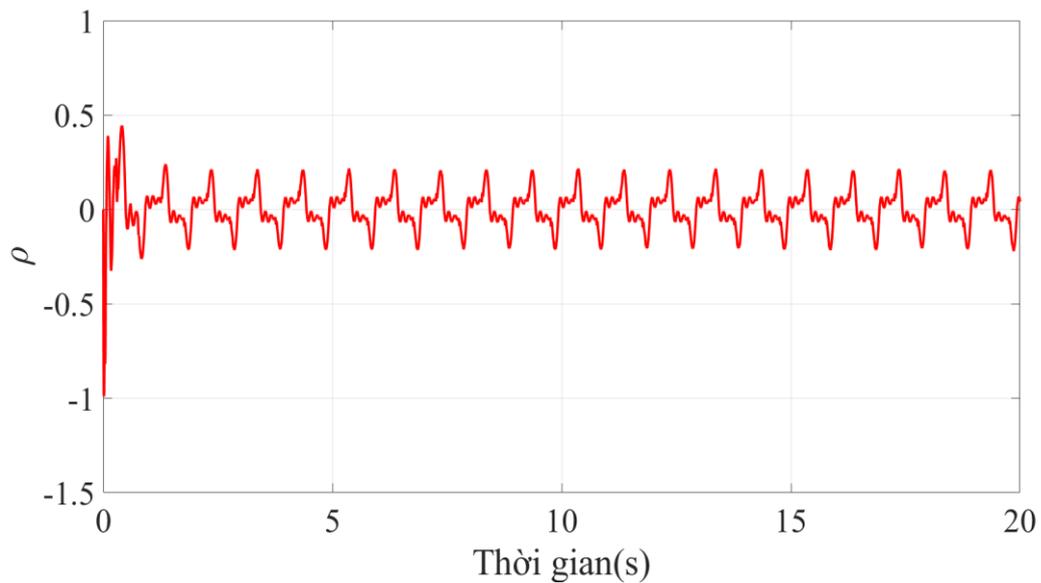
- Mặt đường z_r là loại tín hiệu hình sin được thể hiện trong hình 2.1.

- Tín hiệu điều khiển u được lấy từ bộ điều khiển Skyhook (hình 2.2).

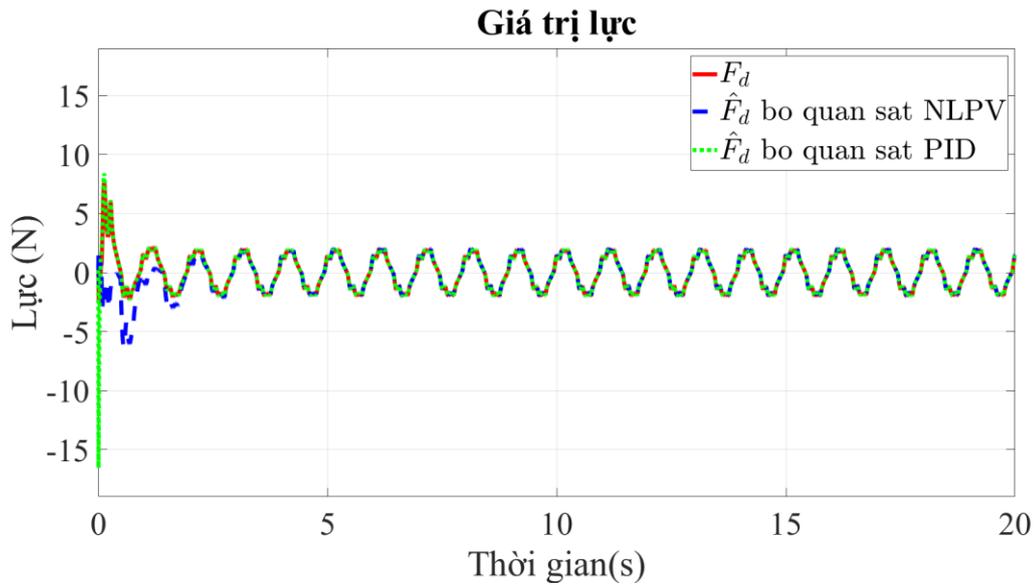
Kết quả mô phỏng trong kịch bản 1 được trình bày ở hình 2.3 và hình 2.4. Từ kết quả này có thể thấy, bộ quan sát được đề xuất hoạt động hiệu quả với tín hiệu mặt đường dạng hình sin.



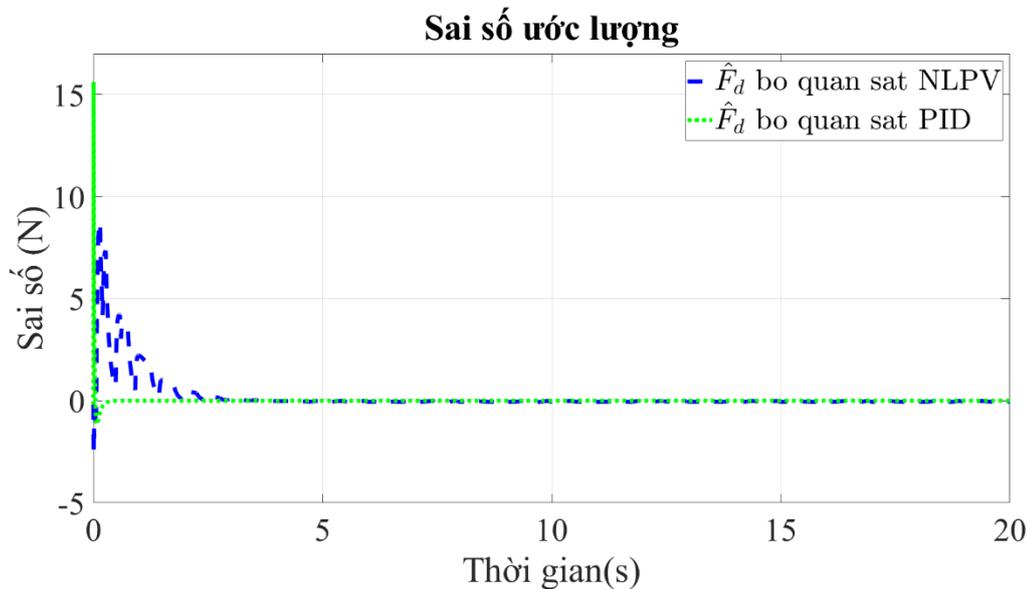
Hình 2.1 Biên dạng mặt đường $z_r(m)$ trong kịch bản 1



Hình 2.2 Giá trị của ρ trong kịch bản 1



Hình 2.3 Giá trị lực F_d và \hat{F}_d của hai phương pháp trong kịch bản 1

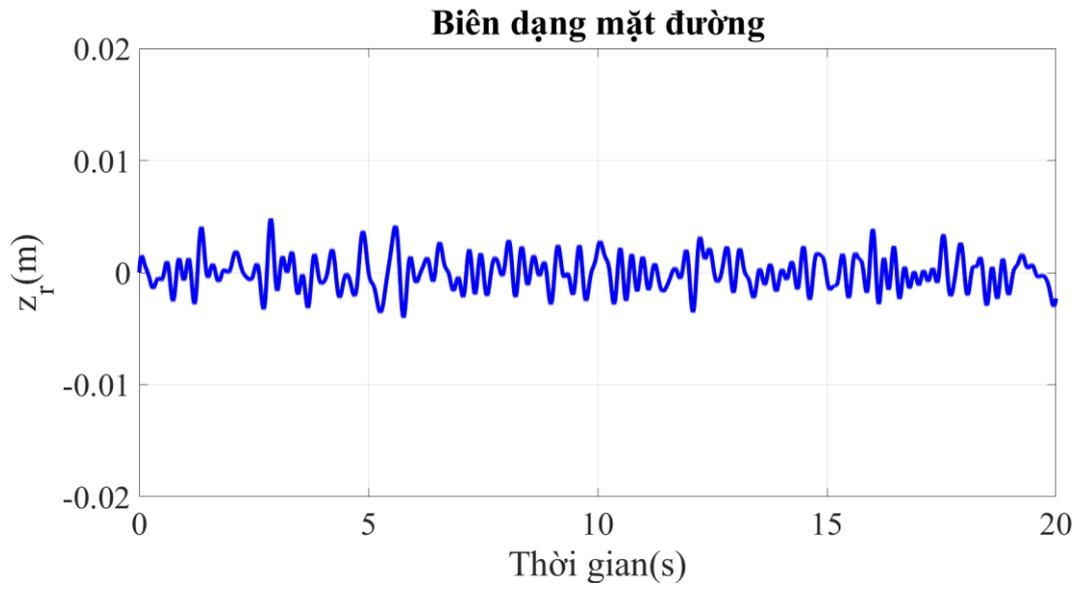


Hình 2.4 Sai số ước lượng trong kịch bản 1

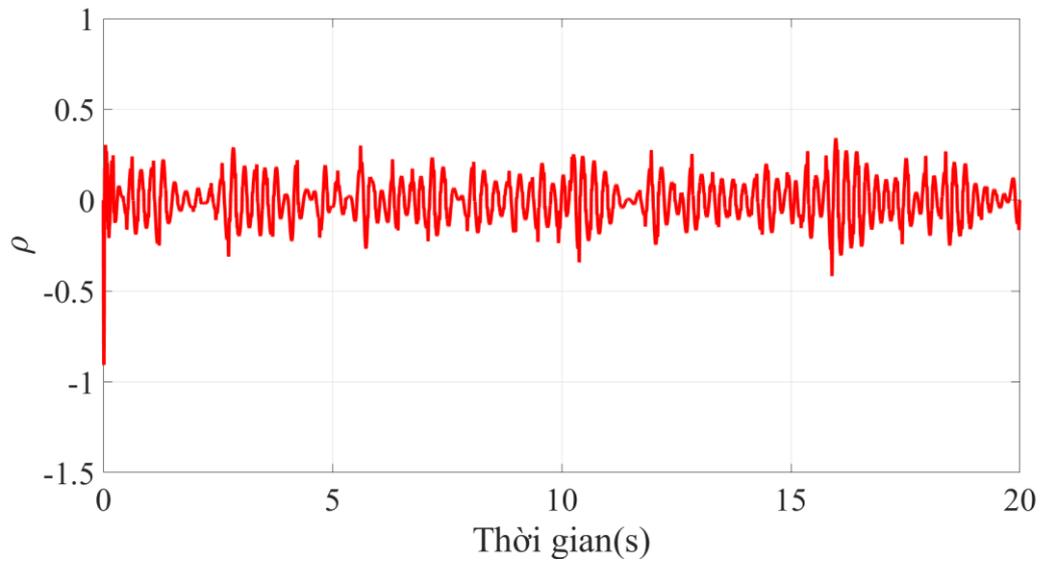
Kịch bản 2: Khi có tín hiệu mặt đường theo tiêu chuẩn ISO. Kịch bản mô phỏng này được thực hiện để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất khi hoạt động trên mặt đường đạt chuẩn ISO.

- Mặt đường z_r là loại mặt đường ISO được thể hiện trong hình 2.5.
- Tín hiệu điều khiển u được lấy từ bộ điều khiển Skyhook (hình 2.6).

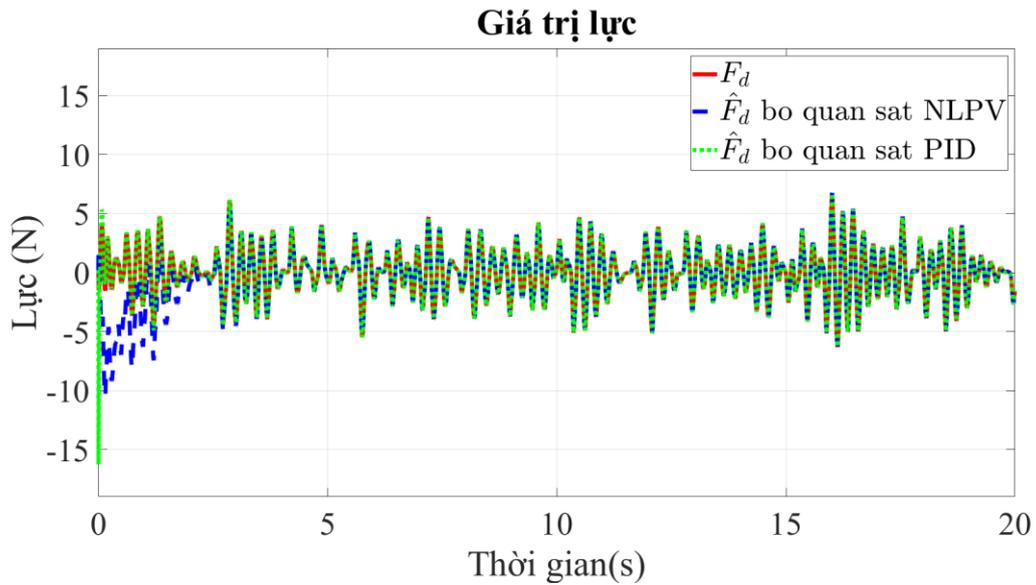
Kết quả mô phỏng trong kịch bản 2 được thể hiện ở hình 2.7 và hình 2.8. Từ kết quả này có thể thấy, bộ quan sát được đề xuất hoạt động hiệu quả trên mặt đường theo tiêu chuẩn ISO.



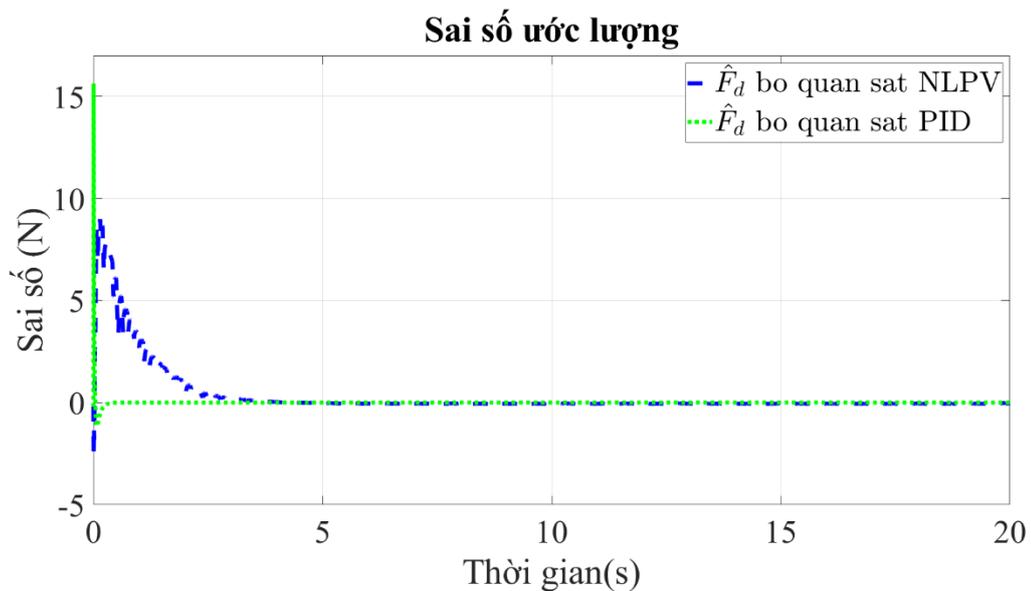
Hình 2.5 Biên dạng mặt đường $z_r(m)$ trong kịch bản 2



Hình 2.6 Giá trị của ρ trong kịch bản 2



Hình 2.7 Giá trị lực F_d và \hat{F}_d của hai phương pháp trong kịch bản 2



Hình 2.8 Sai số ước lượng trong kịch bản 2

2.5. Kết luận chương 2

Như vậy trong chương này đã đặt nền cho toàn bộ phương pháp:

- Phương trình (2.1) mô tả hệ LPV phụ thuộc tham số ρ ,
- Phương trình (2.2–2.6) xác định cấu trúc PID observer, nơi R_p, R_I, R_D đóng vai trò như khuếch đại phụ thuộc tham số,
- Các phương trình (2.7–2.10) thiết lập hệ sai số mở rộng, giúp áp dụng tiêu chuẩn H_∞ stability dựa trên Lyapunov và LMI trong phần sau.

Nói cách khác, phần này chuyển bài toán quan sát NLPV phi tuyến ban đầu về một bài toán tối ưu LMI trong không gian LPV, tạo điều kiện để tìm được bộ quan sát tối ưu bằng công cụ CVX hoặc Sedumi trong MATLAB.

Chương 3. THIẾT KẾ BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG CHO CÁNH TAY ROBOT

3.1. Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững H_2 cho hệ thống phi tuyến với thông số thay đổi: áp dụng cho mô hình robot khớp linh hoạt một liên kết

3.1.1. Hệ thống phi tuyến với thông số thay đổi dạng NLPV

Xét một lớp đối tượng phi tuyến (có thể áp dụng cho các hệ cơ điện tử như robot, ô tô...) với thông số thay đổi được trình bày ở dạng phương trình trạng thái như sau:

$$\begin{cases} \dot{x} = A(\rho)x + B(\rho)u + F(\rho)f(x) + W_1\omega \\ y = Cx + W_2\omega \end{cases} \quad (3.1)$$

với $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ là véc-tơ trạng thái của hệ thống;

$u \in \mathbb{R}^{n_u}$ là véc-tơ tín hiệu điều khiển;

$y \in \mathbb{R}^{n_y}$ là véc-tơ tín hiệu đo đầu ra;

$\omega \in \mathbb{R}^{n_\omega}$ véc-tơ tín hiệu nhiễu;

$\rho \in \mathbb{R}^{n_\rho}$ là véc-tơ biến tham số thay đổi;

$A(\rho) \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$, $B(\rho) \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$,

$F(\rho) \in \mathbb{R}^{n_x}$, $W_1 \in \mathbb{R}^{n_x \times n_\omega}$, $C \in \mathbb{R}^{n_y \times n_x}$, $W_2 \in \mathbb{R}^{n_y \times n_\omega}$ là các ma trận hệ thống, $f(x)$: hàm phi tuyến.

Biến tham số thay đổi $\rho(t)$ biến thiên trong một đa diện Y , được xác định bởi các đỉnh tạo thành từ chặn trên và chặn dưới của từng biến thành phần. Các ma trận hệ thống $A(\rho)$, $B(\rho)$, $F(\rho)$ được biểu diễn dưới dạng tổ hợp lồi từ các ma trận tương ứng tại các đỉnh như sau:

$$A(\rho) = \sum_{i=1}^{2^{n_\rho}} \mu_i(\rho) A_i, \quad B(\rho) = \sum_{i=1}^{2^{n_\rho}} \mu_i(\rho) B_i,$$

$$F(\rho) = \sum_{i=1}^{2^{n_\rho}} \mu_i(\rho) F_i,$$

Trong đó, $\mu_i(\rho)$ là trọng số lồi (convex weighting function) tương ứng với giá trị ρ hiện tại. Chỉ số i đại diện cho số thứ tự của các đỉnh trong đa diện Y .

$\mu_i(\rho) \geq 0$ và thỏa mãn $\sum_{i=1}^{2^{n_\rho}} \mu_i(\rho) = 1$ (đảm bảo tổ hợp là lồi). Cách biểu này biến hệ NLPV thành tổ hợp của nhiều hệ tuyến tính tại các điểm đỉnh của Y và có thể xử lý bằng công cụ LMI.

Hệ thống (3.1) được mô tả bởi các ma trận hệ thống $A(\rho)$, $B(\rho)$, $F(\rho)$ phụ thuộc vào biến ρ , điều này làm cho lớp đối tượng phi tuyến với thông số thay đổi (3.1) trở nên tổng quát hơn và bao quát hơn so với các hệ thống phi tuyến truyền thống với ma trận hệ thống cố định. Ngoài ra, lớp phi tuyến với thông số thay đổi này cũng xem xét đến tác động của nhiễu ω , điều này tăng thêm tính thực tiễn khi phân tích và thiết kế bộ quan sát áp dụng cho các hệ thống thực tế.

Biến tham số thay đổi ρ này được giả định là có thể biết được thông qua các cảm biến đo lường hoặc từ các trạng thái đã được ước lượng. Đồng thời, giả thiết được đặt ra rằng hàm phi tuyến $f(x)$ thỏa mãn điều kiện Lipschitz, với định nghĩa như sau:

$$\|f(x) - f(\hat{x})\| \leq L_f \|x - \hat{x}\|, \forall x, \hat{x} \quad (3.2)$$

Trong đó, L_f là hằng số Lipschitz.

3.1.2. Cấu trúc của bộ quan sát trạng thái

Trong phần này, cấu trúc bộ quan sát trạng thái Luenberger (1964) được mở rộng cho lớp đối tượng phi tuyến với tham số thay đổi (3.1). Dạng cấu trúc của bộ quan sát được trình bày như sau:

$$\dot{\hat{x}} = A(\rho)\hat{x} + B(\rho)u + F(\rho)f(\hat{x}) + L(\rho)(y - C\hat{x}) \quad (3.3)$$

với $\hat{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ là vector trạng thái ước lượng của vector x ; $A(\rho)$, $B(\rho)$, $F(\rho)$ là các ma trận hệ thống (3.1) đã biết; nhiệm vụ là xác định ma trận bộ quan sát $L(\rho)$. Ma trận bộ quan sát $L(\rho)$ thỏa mãn tổ hợp:

$$L(\rho) = \sum_{i=1}^{2^{n_\rho}} \mu_i(\rho) L_i, \text{ với } L_i \in \mathbb{R}^{n_x \times n_y} \quad (3.4)$$

Để thiết kế ma trận bộ quan sát $L(\rho)$, ta định nghĩa sai số ước lượng e như sau:

$$e = x - \hat{x} \quad (3.5)$$

Bằng cách đạo hàm hai vế của phương trình (3.5), ta được:

$$\dot{e} = \dot{x} - \dot{\hat{x}} \quad (3.6)$$

Từ các phương trình (3.1) và (3.3) và (3.6), ta viết lại \dot{e} như sau:

$$\begin{aligned} \dot{e} &= A(\rho)x + B(\rho)u + F(\rho)f(x) + W_1\omega \\ &\quad - [A(\rho)\hat{x} + B(\rho)u + F(\rho)f(\hat{x}) + L(\rho)(y - C\hat{x})] \end{aligned}$$

$$= (A(\rho) - L(\rho)C)e + F(\rho)\Delta f + (W_1 - L(\rho)W_2)\omega \quad (3.7)$$

Trong đó, $\Delta f = f(x) - f(\hat{x})$ là phần phi tuyến của hệ thống, gây ra sai lệch giữa trạng thái thực và trạng thái ước lượng.

$L(\rho)$ được thiết kế với mục tiêu thỏa mãn hai điều kiện:

- Để đảm bảo hiệu năng của bộ quan sát, phương trình động học sai số (3.7) phải đảm bảo rằng hệ thống là ổn định theo nghĩa hàm mũ trong điều kiện không có nhiễu, tức là khi $\omega = 0$.

- Tìm giá trị nhỏ nhất của γ_2 sao cho bất đẳng thức $\frac{\|e(t)\|_\infty}{\|\omega_m(t)\|_2} < \gamma_2$ được đảm bảo trong trường hợp $\omega \neq 0$.

Để đảm bảo hai điều kiện này, từ bài toán thiết kế bộ quan sát, nghĩa là tìm ma trận $L(\rho)$, sẽ được chuyển đổi thành bài toán giải bất phương trình ma trận tuyến tính LMI. Do đó, phần tiếp theo của bài báo sẽ trình bày chi tiết quá trình chuyển đổi bài toán về dạng điều kiện ma trận tuyến tính (LMI), cùng với phương pháp giải tương ứng nhằm xác định ma trận bộ quan sát tối ưu $L(\rho)$.

3.1.3. Thiết kế bộ quan sát H_2

Trong phần này, điều kiện dưới dạng bất phương trình LMI được thiết lập nhằm mục tiêu xác định ma trận $L(\rho)$ thỏa mãn các yêu cầu thiết kế. Quá trình thiết lập này dựa trên phân tích ổn định của phương trình động học sai số (3.7), thông qua việc sử dụng một hàm Lyapunov toàn phương kết hợp với phương pháp đa diện.

Do vậy, để tìm $L(\rho)$ như ở (3.7) chỉ cần tính toán các ma trận bộ quan sát L_i tại các đỉnh của đa diện, được xác định thông qua việc giải các điều kiện ổn định dưới dạng LMI, thỏa mãn định lý sau:

Định lý 2: Xét hệ thống (3.1) cùng với bộ quan sát trạng thái được mô tả bởi phương trình (3.3). Ma trận bộ quan sát được thiết kế sao cho thỏa mãn các điều kiện ổn định và hiệu năng nếu tồn tại một ma trận đối xứng dương P , các ma trận Y_i , $i = 1 \dots 2^{n_\rho}$, cùng các hằng số dương ε_l, γ_2 . Các đại lượng này là nghiệm của một bài toán tối ưu hóa dưới dạng điều kiện LMI được trình bày dưới đây:

$$\min_{P, Y_i, \varepsilon_l} \gamma_2$$

s.t

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Omega_{1i} + 2\beta P + \varepsilon_l L_f^T L_f & PF_i & \Omega_{2i} \\ F_i^T P & -\varepsilon_l I & 0 \\ \Omega_{2i}^T & 0 & -I \end{bmatrix} < 0 \\ \begin{bmatrix} P & I \\ I & \gamma_2^2 I \end{bmatrix} > 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

với $\Omega_{1i} = A_i^T P + PA_i + C^T Y_i^T + Y_i C$; $\Omega_{2i} = PW_1 + Y_i W_2$.

Khi đó, các ma trận L_i tại các đỉnh của đa diện được xác định từ nghiệm của bài toán LMI (8) tương ứng như sau:

$$L_i = -P^{-1}Y_i \quad (3.9)$$

3.1.4. Chứng minh định lý 2

Ta chọn hàm Lyapunov với dạng toàn phương, cụ thể như sau:

$$V(e) = e^T P e \quad (3.10)$$

Trong đó, ma trận P là một ma trận dương, đối xứng.

Bằng cách lấy đạo hàm hai vế của (10), viết lại:

$$\dot{V}(e) = \dot{e}^T P e + e^T P \dot{e} \quad (3.11)$$

Thay (3.7) vào (3.11), ta được:

$$\begin{aligned} \dot{V}(e) &= [(A(\rho) - L(\rho)C(\rho))e + F(\rho)\Delta f + (W_1 - L(\rho)W_2)\omega]^T P e \\ &\quad + e^T P [(A(\rho) - L(\rho)C(\rho))e + F(\rho)\Delta f + (W_1 - L(\rho)W_2)\omega] \\ &= \begin{bmatrix} e \\ \Delta f \\ \omega \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Omega_1(\rho) & PF(\rho) & \Omega_2(\rho) \\ F(\rho)^T P & 0 & 0 \\ \Omega_2(\rho)^T & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ \Delta f \\ \omega \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.12)$$

với $\Omega_1(\rho) = A^T(\rho)P + PA(\rho) - C^T L^T(\rho)P - PL(\rho)C$,

$$\Omega_2(\rho) = P(W_1 - L(\rho)W_2)$$

Để đơn giản trong trình bày, đặt $\eta = \begin{bmatrix} e \\ \Delta f \\ \omega \end{bmatrix}$, (3.12) được viết gọn lại như sau:

$$\dot{V}(e) = \eta^T M(\rho)\eta \quad (3.13)$$

$$\text{với } M(\rho) = \begin{bmatrix} \Omega_1(\rho) & PF(\rho) & \Omega_2(\rho) \\ F^T(\rho)P & 0 & 0 \\ \Omega_2(\rho)^T & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Chọn tốc độ hội tụ của sai số ước lượng e là β , ta có:

$$\dot{V}(e) + 2\beta V(e) < 0$$

Điều kiện này tương đương với:

$$\eta^T M(\rho)\eta + 2\beta e^T P e < 0$$

hay viết gọn lại

$$\eta^T \Sigma(\rho)\eta < 0 \quad (3.14)$$

$$\text{với } \Sigma(\rho) = \begin{bmatrix} \Omega_1(\rho) + 2\beta P & PF(\rho) & \Omega_2(\rho) \\ F(\rho)^T P & 0 & 0 \\ \Omega_2(\rho)^T & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Động học sai số ở (3.7) vừa phải ổn định theo hàm mũ, vừa thỏa mãn điều kiện $\frac{\|e(t)\|_\infty}{\|\omega_m(t)\|_2} < \gamma_2$, sẽ tương đương với hệ bất phương trình sau phải được thỏa mãn:

$$\begin{cases} \dot{V}(e) + 2\beta V(e) - \omega^T \omega < 0 \\ e^T e < \gamma_2^2 e^T P e \end{cases} \quad (3.15)$$

Hệ bất phương trình (3.15) được viết về dạng tương đương như sau:

$$\begin{cases} \dot{V}(e) + 2\beta V(e) + \eta^T J_1 \eta < 0 \\ e^T J_2 e > 0 \end{cases} \quad (3.16)$$

$$\text{với } J_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -I \end{bmatrix}, J_2 = \gamma_2^2 P - I.$$

Xem xét điều kiện Lipschitz được trình bày (3.2), viết lại điều kiện tương đương (3.2) như sau:

$$\begin{aligned} \Delta f^T \Delta f &\leq e^T L_f^T L_f e \\ \Leftrightarrow \Delta f^T \Delta f - e^T L_f^T L_f e &\leq 0 \end{aligned} \quad (3.17)$$

Gộp hai điều kiện (3.16) và (3.17), theo quá trình S (S-procedure) [30], [31] yêu cầu thỏa mãn điều kiện ổn định theo hàm mũ $\dot{V}(e) + 2\beta V(e) < 0$, $\frac{\|e(t)\|_\infty}{\|\omega_m(t)\|_2} < \gamma_2$, và vừa thỏa điều kiện Lipschitz (3.2), nếu tồn tại một hệ số $\varepsilon_l > 0$ sao cho:

$$\begin{cases} \dot{V}(e) + 2\beta V(e) + \eta^T J_1 \eta - \varepsilon_l (\Delta f^T \Delta f - e^T L_f^T L_f e) < 0 \\ e^T J_2 e > 0 \end{cases} \quad (3.18)$$

Viết gọn (18) lại như sau:

$$\begin{cases} \dot{V}(e) + 2\beta V(e) + \eta^T J_1 \eta - \varepsilon_l \eta^T Q \eta < 0 \\ e^T J_2 e > 0 \end{cases} \quad (3.19)$$

$$\text{với } Q = \begin{bmatrix} -L_f^T L_f & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Kết hợp (14), điều kiện (19) được viết lại là:

$$\begin{cases} \eta^T (\Sigma(\rho) + J_1 - \varepsilon_l Q) \eta < 0 \\ e^T J_2 e > 0 \end{cases} \quad (3.20)$$

Do đó, điều kiện (20) tương đương với điều kiện sau:

$$\begin{cases} \Sigma(\rho) + J_1 - \varepsilon_l Q < 0 \\ J_2 > 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

Từ các điều kiện ở (3.14), (3.16), (3.19), thay các ma trận $\Sigma(\rho)$, J_1 , J_2 , Q vào (3.21), ta được hệ bất phương trình ma trận sau:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Omega_1(\rho) + 2\beta P + \varepsilon_l L_f^T L_f & PF(\rho) & \Omega_2(\rho) \\ F(\rho)^T P & -\varepsilon_l I & 0 \\ \Omega_2(\rho)^T & 0 & -I \end{bmatrix} < 0 \\ \gamma_2^2 P - I > 0 \end{cases} \quad (3.22)$$

Thay thế (3.8) vào (3.22), suy ra được:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Omega_{1i} + 2\beta P + \varepsilon_l L_f^T L_f & PF_i & \Omega_{2i} \\ F_i^T P & -\varepsilon_l I & 0 \\ \Omega_{2i}^T & 0 & -I \end{bmatrix} < 0 \\ \gamma_2^2 P - I > 0 \end{cases} \quad (3.23)$$

với: $\Omega_{1i} = A_i^T P + P A_i + C^T Y_i^T + Y_i C$; $\Omega_{2i} = P W_1 + Y_i W_2$

Đặt $Y_i = -P L_i$ vào (3.23), bất phương trình thứ hai của (3.23):

$$\gamma_2^2 P - I > 0 \Leftrightarrow \begin{bmatrix} P & I \\ I & \gamma_2^2 I \end{bmatrix} > 0$$

ta được hệ bất phương trình LMI trong Định lí 2, và định lí đã được chứng minh. ■

3.2. Thiết kế bộ quan sát H_∞ cho hệ thống NLPV sử dụng dữ liệu đầu vào-đầu ra từ bộ điều khiển Mờ - Trượt – SAT cho cánh tay Robot

3.2.1. Mở đầu

Các bộ điều khiển robot được sử dụng rộng rãi trong nhiều ứng dụng khác nhau, đòi hỏi phải ước tính trạng thái chính xác để điều khiển đầy đủ (Spong, M. (2020), Siciliano, B (2016), Jingyu Wu (2025)). Tuy nhiên, động lực học phi tuyến tính và thay đổi theo tham số của chúng đặt ra những thách thức đáng kể trong thiết kế bộ quan sát. Việc ước tính trạng thái không chính xác có thể làm giảm hiệu suất điều khiển, khiến hệ thống dễ bị nhiễu loạn và mô hình hóa không chắc chắn.

Để giải quyết vấn đề này, việc thiết kế một bộ quan sát sử dụng dữ liệu đầu vào-đầu ra cung cấp một giải pháp mạnh mẽ. Bộ quan sát H_∞ Giảm thiểu ảnh hưởng của nhiễu loạn và đảm bảo ước tính trạng thái chính xác (Pham et al., 2019, 2021; Dung H. et al., 2022). Hơn nữa, bằng cách sử dụng các phương pháp tiếp cận dựa trên dữ liệu như nhận dạng không gian con N4SID (Verhaegen et al. (1995), Sertaç T. (2020), Katayama, T. (2005)), có thể ước tính mô hình NLPV của bộ điều khiển robot.

Phần này trình bày một phương pháp tiếp cận có hệ thống để thiết kế bộ quan sát sử dụng dữ liệu đầu vào-đầu ra cho một cánh tay robot nối tiếp hai bậc tự do (2-DOF). Bộ quan sát được thiết kế bằng phương pháp tối ưu hóa bất đẳng thức ma trận tuyến tính (LMI) để đảm bảo hiệu suất.

Những đóng góp của phần này được tóm tắt như sau:

- Đưa ra các phương trình động lực học phi tuyến tính đầy đủ của một cánh tay robot 2-DOF bằng cơ học Lagrange, được xây dựng lại thành một biểu diễn không gian trạng thái phù hợp cho thiết kế bộ quan sát.

- Thu thập dữ liệu: Xây dựng một tập dữ liệu đầu vào-đầu ra bằng bộ điều khiển SAT kết hợp logic mờ, chế độ trượt và hàm bão hòa để đảm bảo hiệu suất mạnh mẽ trong quá trình theo dõi quỹ đạo.

- Xác định mô hình không gian trạng thái NLPV thời gian liên tục sử dụng N4SID dựa trên dữ liệu đầu vào-đầu ra.

- Thiết kế bộ quan sát H_∞ thông qua tối ưu hóa LMI để ước tính trạng thái mạnh mẽ.

- Đánh giá phương pháp đề xuất thông qua các nghiên cứu mô phỏng để chứng minh tính hiệu quả của nó.

3.2.2. Tập dữ liệu đầu vào-đầu ra và mô hình robot

Phần này giới thiệu mô hình toán học của một robot hai liên kết và mô tả tập dữ liệu đầu vào-đầu ra được tạo ra dưới bộ điều khiển Mờ - Trượt - SAT, sau này được sử dụng để nhận dạng hệ thống và thiết kế bộ quan sát.

a. Mô hình toán học của Robot 2-DOF

Động lực học của robot được mô tả bằng công thức Lagrange [1], [11]:

$$\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}}_{\text{Ma trận quán tính } H(q)} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} T\dot{\theta}_2^2 + 2T\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 \\ -T\dot{\theta}_1^2 \end{bmatrix}}_{\text{Coriolis } C(q,\dot{q})\dot{q}} + \underbrace{\begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \end{bmatrix}}_{\text{Trọng lượng } G(q)} \quad (3.24)$$

Symbol Giải nghĩa

τ_1, τ_2 Mô men khớp (đầu vào điều khiển)

θ_1, θ_2 Góc khớp

$\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2$ Vận tốc góc khớp

$\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2$ Gia tốc góc khớp

h_{ij} Các phần tử của ma trận quán tính $H(q)$

T Hằng số liên quan đến hiệu ứng Coriolis/hướng tâm

g_1, g_2 Mô-men xoắn do trọng lực gây ra

Bằng cách xác định vectơ trạng thái:

$$x = [x_{11}, x_{21}, x_{12}, x_{22}]^T = [\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2]^T \quad (3.25)$$

Mô hình có thể được chuyển đổi thành dạng không gian trạng thái phi tuyến:

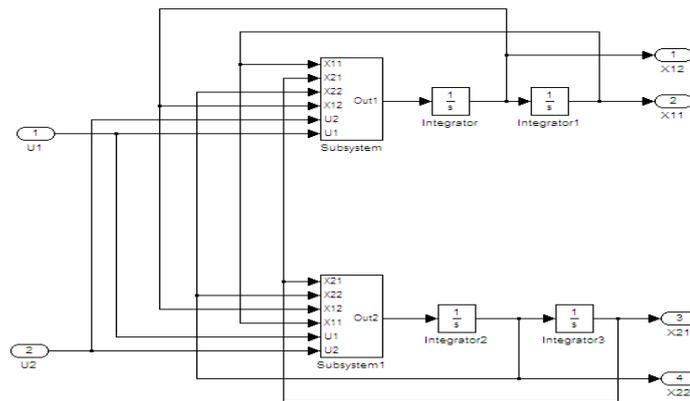
$$\dot{x} = f(x) + G(x)\tau \quad (3.26)$$

Các phương trình không gian trạng thái chi tiết được hiển thị như sau:

$$\begin{cases} \dot{x}_{12} = x_{12} \\ \dot{x}_{12} = -\frac{1}{D_H} \{h_{22}(Tx_{22}^2 + 2Tx_{12}x_{22}) + h_{12}Tx_{12}^2 + h_{22}g_1 - h_{12}g_2\} + \frac{1}{D_H}(h_{22}u_1 - h_{12}u_2) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \dot{x}_{21} = x_{22} \\ \dot{x}_{22} = -\frac{1}{D_H} \{-h_{22}(Tx_{22}^2 + 2Tx_{12}x_{22}) + h_{11}Tx_{12}^2 - h_{12}g_1 + h_{11}g_2\} + \frac{1}{D_H}(-h_{12}u_1 + h_{11}u_2) \end{cases}$$

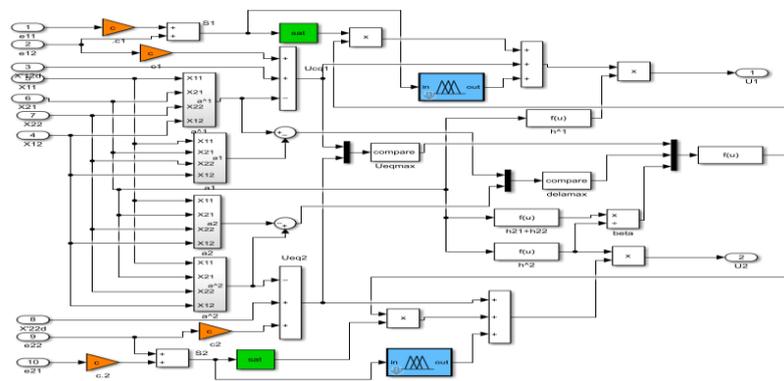
Mô hình robot 2 bậc tự do được mô phỏng trên Simulink như thể hiện trong Hình 3.1:



Hình 3.1. Mô hình Robot 2 bậc tự do.

b. Cấu trúc bộ điều khiển mờ trượt SAT

Để đảm bảo tính bền vững trước các bất định và nhiễu loạn của mô hình, bộ điều khiển Mờ - Trượt - SAT được sử dụng. Cấu trúc của bộ điều khiển này được biểu diễn trong Matlab - Simulink bao gồm các khối như trong Hình 3.2.



Hình 3.2. Sơ đồ bộ điều khiển Fuzzy-Sliding mode-SAT

Thiết kế bề mặt trượt:

$$s_i = \dot{e}_i + \lambda_i e_i \quad (3.27)$$

Với $e_i = \theta_{i, \text{ref}}(t) - \theta_i(t)$ là sai lệch bám ($i = 1, 2$)

Mô-đun logic mờ: đánh giá độ lớn của bề mặt trượt s_i và điều chỉnh mức tăng điều khiển cho phù hợp bằng cách sử dụng các quy tắc mờ.

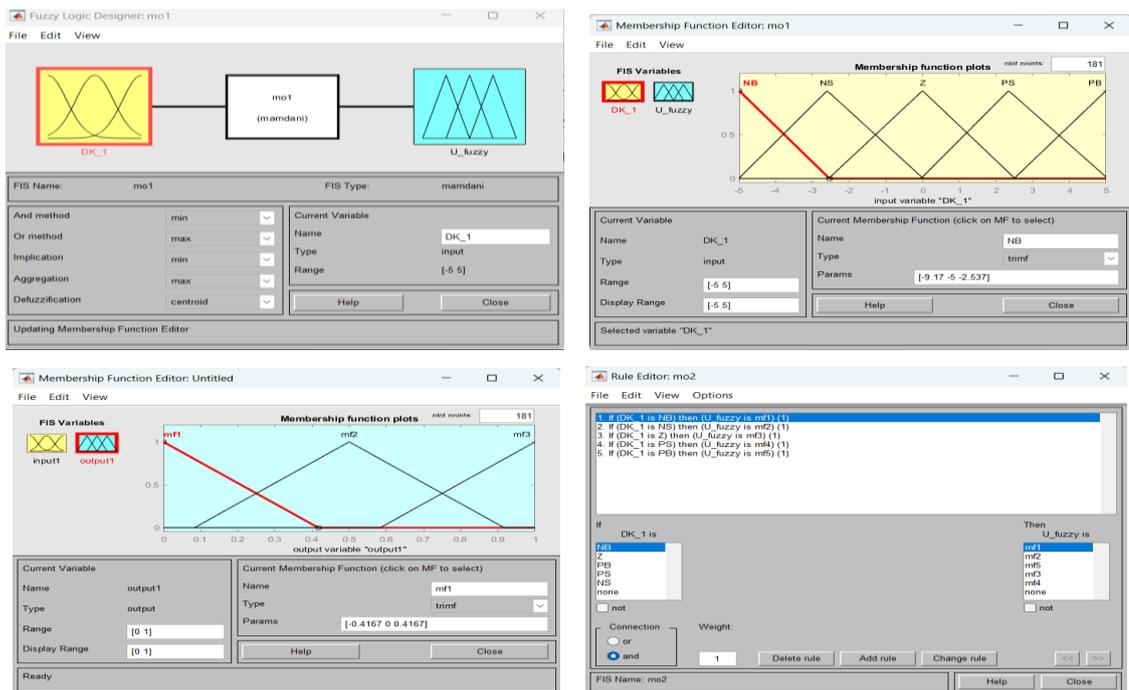
Hàm bão hòa: được áp dụng để ngăn chặn hiệu ứng chattering:

$$u_i = -k_i \cdot \text{sat}(s_i/\phi) \quad (3.28)$$

Đầu ra: điều khiển mô-men τ_i áp dụng cho khớp i

Đầu vào của bộ điều khiển mờ là lỗi bề mặt trượt, $S = [S1 \ S2]$, biểu thị độ lệch của mỗi khớp so với quỹ đạo tham chiếu của nó. Phạm vi vật lý của S_i được chọn là $[-5, 5]$, bao phủ phạm vi sai lệch bám dự kiến.

Đầu ra là mô-men điều khiển mờ u_{fuzzy} , mà điều chỉnh lực điều khiển áp dụng cho từng khớp. Phạm vi đầu ra điều khiển được định nghĩa như sau: đối với khớp 1, $u_{\text{fuzzy}1} \in [-1, 1]$; đối với khớp 2, $u_{\text{fuzzy}2} \in [-0,5, 0,5]$.



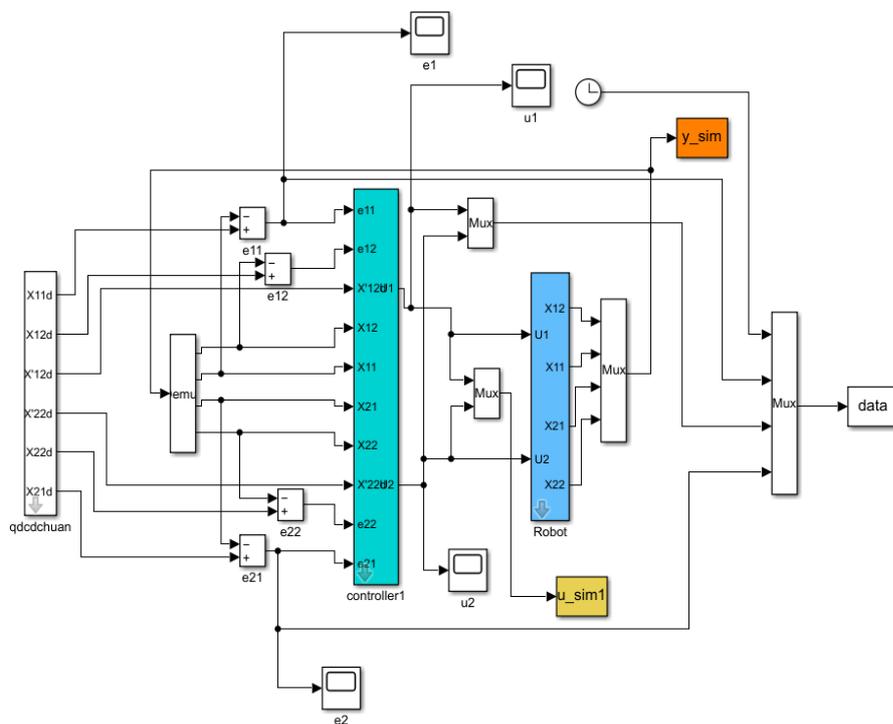
Hình 3.3. Cấu trúc của bộ điều khiển mờ

Các phạm vi này được lựa chọn dựa trên các đặc tính vật lý và giới hạn động của từng bộ truyền động khớp. Cấu trúc và thuật toán cụ thể của bộ điều khiển mờ được thể hiện trên Hình 3.

3.2.3. Mô tả thu thập dữ liệu

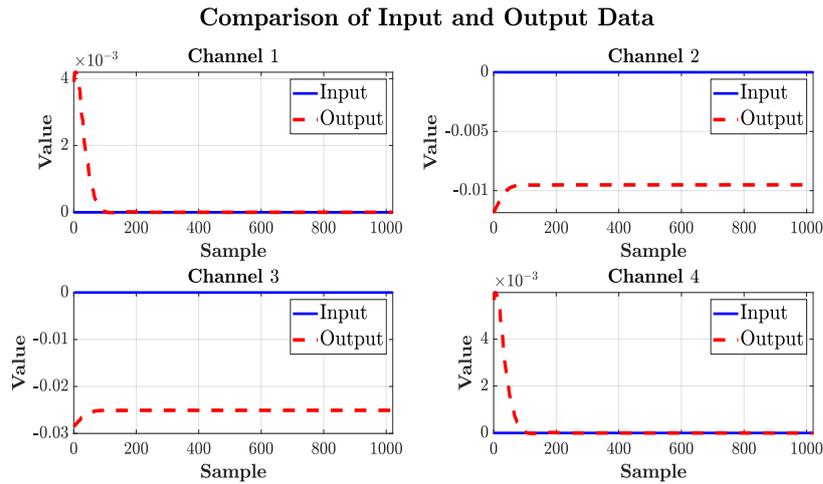
Bộ dữ liệu được thu thập từ mô phỏng MATLAB/Simulink (được hiển thị trong Hình 4) và bao gồm:

- Tín hiệu đầu vào $u_{\text{sim}1} \in \mathbb{R}^2$: Mômen điều khiển tác dụng lên hai khớp.
- Tín hiệu đầu ra $y_{\text{sim}} \in \mathbb{R}^4$: Góc khớp và vận tốc góc $\theta_1, \theta_2, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2$.
- Quỹ đạo tham chiếu: Được sử dụng để tạo đường dẫn mong muốn cho các khớp.
- Lỗi theo dõi: Được tính như $e_i(t) = \theta_{i,\text{ref}}(t) - \theta_i(t)$



Hình 3.4. Sơ đồ mô tả việc lấy dữ liệu từ Matlab

Các tín hiệu này sau đó được sử dụng để xây dựng tập dữ liệu nhận dạng và thiết kế bộ quan sát trạng thái H_∞ dựa trên mô hình NLPV đã xác định



Hình 3.5. So sánh dữ liệu đầu vào và đầu ra

Sai lệch bám (*Tracking errors*) Hình 3.5 so sánh các quỹ đạo đầu vào tham chiếu và phản hồi đầu ra của hệ thống trên bốn kênh. Các biểu đồ chứng minh rằng bộ điều khiển mờ trượt SAT được thiết kế để điều khiển hiệu quả các đầu ra của hệ thống để căn chỉnh với các đầu vào tham chiếu, dẫn đến các lỗi theo dõi nhỏ, đặc biệt là sau pha thoáng qua ban đầu.

Đáng chú ý, kênh 3 thể hiện lỗi trạng thái ổn định lớn nhất, khoảng 0,025, có thể là kết quả của tính phi tuyến của hệ thống và động lực học ghép nối vốn có của bộ điều khiển robot hai liên kết. Mặc dù vậy, các đầu ra trên tất cả các kênh đều hội tụ chặt chẽ với các quỹ đạo đầu vào sau giai đoạn ổn định ban đầu, cho thấy hiệu quả của bộ điều khiển trong việc bù nhiễu.

Những lỗi này rất quan trọng để xây dựng mô hình NLPV. Các xu hướng lỗi, đặc biệt là các giá trị vượt ngưỡng và độ lệch trạng thái ổn định, phản ánh các đặc tính biến thiên theo thời gian của hệ thống và thúc đẩy nhu cầu thiết kế bộ quan sát mạnh mẽ sử dụng cấu trúc mô hình NLPV đã xác định.

Bộ điều khiển Mờ - Trượt – SAT thể hiện hiệu suất theo dõi quỹ đạo tốt, khả năng chống chịu mạnh mẽ với các yếu tố phi tuyến tính và nhiễu loạn, và hành vi hệ thống ổn định. Tuy nhiên, ở trạng thái ổn định vẫn tồn tại một sai số nhỏ (khoảng 0,025 ở kênh 3), cho thấy hệ thống chưa đạt được độ chính xác hoàn hảo. Dữ liệu đầu vào-đầu ra được thu thập bằng bộ điều khiển này là cơ sở phù hợp để xác định mô hình NLPV chính xác hơn bằng phương pháp N4SID, một yếu tố thiết yếu cho thiết kế bộ quan sát.

3.2.4. Nhận dạng hệ thống dùng N4SID

Phần này trình bày quy trình nhận dạng hệ thống cho bộ điều khiển robot 2-DOF sử dụng dữ liệu đầu vào-đầu ra được tạo ra bởi bộ điều khiển Mờ - Trượt - SAT. Mục tiêu là xác định một mô hình không gian trạng thái NLPV thời gian liên tục có thể nắm bắt chính xác động lực học của hệ thống cho mục đích thiết kế bộ quan sát.

Mô hình không gian trạng thái thời gian liên tục có dạng biểu diễn bộ điều khiển robot

$$\begin{cases} \dot{x} = A(\rho)x(t) + B(\rho)u(t) + F(\rho)f(x(t)) + W_1\omega(t) \\ y = Cx(t) + W_2\omega(t) \end{cases} \quad (3.29)$$

trong đó: $x(t)$ là vectơ trạng thái hệ thống,

$u(t)$ là vectơ đầu vào, $\omega(t)$ là vectơ nhiễu,

$y(t)$ là đầu ra được đo (vị trí góc và vận tốc);

$A(\rho)$, $B(\rho)$, $F(\rho)$, W_1 , C , W_2 là các ma trận hệ thống;

$f(x)$ là hàm phi tuyến tính;

ρ biểu diễn các tham số lập lịch nắm bắt bản chất phi tuyến tính hoặc thay đổi theo thời gian của hệ thống.

Dữ liệu đầu vào-đầu ra được trích xuất từ mô phỏng như hình 3.4 bằng tệp IO.mat, bao gồm hai tín hiệu điều khiển (đầu vào – u_sim1), bốn phản hồi hệ thống (đầu ra – y_sim) và các tín hiệu lỗi tương ứng. Dữ liệu này được sử dụng để xây dựng tập dữ liệu nhận dạng trong MATLAB bằng định dạng đối tượng iddata. Phương pháp N4SID (xem Sertaç T., 2020; Katayama T., 2005) được sử dụng để xác định các động lực học cơ bản.

Chuẩn bị dữ liệu:

Từ tệp IO.mat, trích xuất dữ liệu:

$$U = \{u(t_1), u(t_2), \dots, u(t_N)\},$$

$$Y = \{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_N)\},$$

$$e(t) = y(t) - \hat{y}(t): \text{ sai lệch đầu ra}$$

Bước 1: Xây dựng ma trận Hankel

$$\begin{aligned}
 U_p &= \begin{bmatrix} u(1) & u(2) & \cdots & u(N-p+1) \\ u(2) & u(3) & \cdots & u(N-p+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(p) & u(p+1) & \cdots & u(N) \end{bmatrix} \\
 Y_p &= \begin{bmatrix} y(1) & y(2) & \cdots & y(N-p+1) \\ y(2) & y(3) & \cdots & y(N-p+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(p) & y(p+1) & \cdots & y(N) \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{3.30}$$

Bước 2: Tính toán phép chiếu chéo

Sử dụng phép chiếu chéo giữa đầu ra trong tương lai và đầu vào và đầu ra trong quá khứ:

$$\mathcal{O} = Y_f / (U_p, Y_p) \tag{3.31}$$

Y_f : Ma trận Hankel của các đầu ra trong tương lai.

U_p : Ma trận Hankel của các đầu vào trong quá khứ.

Y_p : Ma trận Hankel của các đầu ra trong quá khứ.

(U_p, Y_p) : Sự kết hợp của thông tin đầu vào và đầu ra trong quá khứ.

Bước 3: Phân tích giá trị đơn lẻ Singular Value Decomposition (SVD)

$$\mathcal{O} = U\Sigma V^T \tag{3.32}$$

Trích xuất chiều trạng thái n từ các giá trị riêng lớn nhất của Σ .

Bước 4: Ước tính trình tự trạng thái

$$\hat{X} = \Sigma^{1/2} V^T \tag{3.33}$$

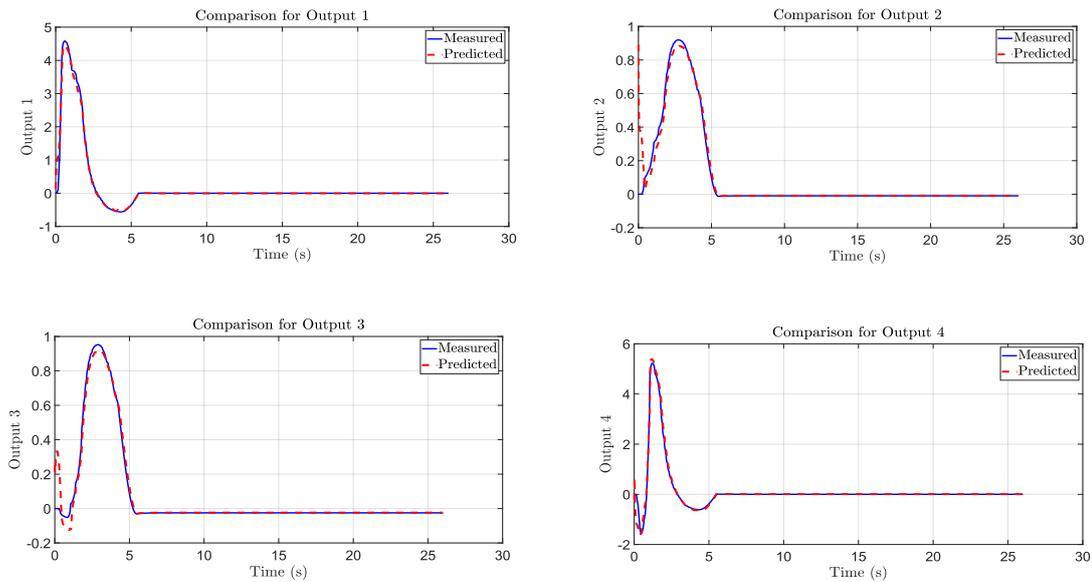
Bước 5: Ước lượng bình phương nhỏ nhất của ma trận hệ thống

$$\text{Từ chuỗi trạng thái ước tính: } \dot{x}(t) \approx \frac{x(t+\Delta t) - x(t)}{\Delta t} \tag{3.34}$$

Ước tính các ma trận:

$$\begin{aligned}
 A &= \arg \min \| \dot{X} - AX - BU \|^2 \\
 C &= \arg \min \| Y - CX - DU \|^2
 \end{aligned} \tag{3.35}$$

Dữ liệu sau khi được xác định, sẽ được hiển thị như trong Hình 6.



Hình 3.6. So sánh giữa đo lường và dự đoán

Bảng 3.1. Bảng chỉ số độ lệch cho nhận dạng hệ thống dựa trên N4SID

Num	RMSE	NRMSE	MAE
Đầu ra 1	0.00039791	0.0489650	0.00033163
Đầu ra 2	6.3651e-05	0.0066866	5.1568e-05
Đầu ra 3	9.8841e-05	0.0039403	7.9487e-05
Đầu ra 4	0.0015444	0.0602190	0.0012306

Giải thích các thông số

RMSE – Root Mean Square Error (Sai số trung bình bình phương căn bậc hai)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (3.36)$$

RMSE đo mức độ sai lệch trung bình giữa giá trị thực x_i và giá trị ước lượng \hat{x}_i . Đơn vị của RMSE giống với đại lượng gốc (ví dụ: rad, rad/s, m/s,...). RMSE càng nhỏ, mô hình hoặc bộ quan sát càng chính xác.

NRMSE – Normalized Root Mean Square Error (Sai số RMSE đã chuẩn hóa)

Công thức phổ biến:

$$\text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3.37)$$

hoặc

$$\text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\text{mean}(x)} \quad (3.38)$$

NRMSE cho biết sai số tương đối so với biên độ hoặc giá trị trung bình của tín hiệu, là tỉ lệ phần trăm lỗi, giúp so sánh giữa các biến có đơn vị hoặc biên độ khác nhau.

R^2 – Coefficient of Determination (Hệ số xác định)

Công thức:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.39)$$

Trong đó:

- x_i : giá trị thực,
- \hat{x}_i : giá trị ước lượng,
- \bar{x} : giá trị trung bình của dữ liệu thực.

R^2 thể hiện tỷ lệ phần trăm biến thiên của dữ liệu thực được mô hình ước lượng giải thích được. R^2 nằm trong khoảng $[0, 1]$:

- $R^2 = 1$ → hoàn hảo, \hat{x} trùng khít với x .
- $R^2 = 0$ → mô hình không có khả năng ước lượng.
- $R^2 < 0$ → mô hình tệ hơn cả trung bình của dữ liệu (rất kém).

MAE – Mean Absolute Error (Sai số tuyệt đối trung bình)

Công thức:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{x}_i| \quad (3.40)$$

MAE thể hiện độ lệch trung bình giữa giá trị thực và giá trị ước lượng. Nó đo sai số tuyệt đối (không bình phương như RMSE), nên ít bị ảnh hưởng bởi các điểm sai số lớn. Đơn vị của MAE giống với đại lượng gốc (ví dụ: rad, rad/s, ...)

Kết quả nhận dạng thu được thông qua phương pháp N4SID (trong Hình 3.6 và Bảng 3.1) cho thấy hiệu suất khả quan trên tất cả các kênh đầu ra. Giá trị sai số bình phương trung bình chuẩn hóa (NRMSE) cho tất cả các đầu ra đều dưới 0,07, cho thấy

độ chính xác dự đoán cao. Cụ thể, đầu ra 2 và 3 cho hiệu suất tốt nhất, với giá trị NRMSE lần lượt là 0,0067 và 0,0039. Các chỉ số sai số thấp này cho thấy sự phù hợp tuyệt vời giữa dữ liệu đo được và dữ liệu dự đoán. Đầu ra 1 cũng duy trì chất lượng dự đoán khả quan với NRMSE xấp xỉ 4,9%. Mặc dù Đầu ra 4 có RMSE và MAE cao nhất, NRMSE của nó vẫn ở mức chấp nhận được là 6,0%, cho thấy mô hình hoạt động đáng tin cậy.

Kết quả của ma trận trạng thái A, B và C sau khi nhận dạng như sau:

$A_1 =$

-1.3512	3.0907	-1.3106	-1.8119
1.9060	-1.4636	-0.7185	-1.0548
-3.1181	21.5764	-8.6293	-13.5763
22.8287	3.1558	-21.4970	-54.5012

$B_1 =$

1.0e+03 *	
0.0164	-0.0680
-0.0007	0.0041
0.0258	-0.0962
-0.3269	1.4481

$C_1 =$

-2.2235	10.9926	-0.2047	0.1233
-1.9770	-1.1863	0.5236	-0.0906
-1.5250	-1.9095	0.5859	-0.1051
-4.9491	15.0933	-0.6208	-0.2042

Trong các tình huống nhận dạng khác nhau, các ma trận A_2 , B_2 , C_2 được xác định dựa trên các giá trị khác nhau của tham số biến thiên $\rho(t)$, biểu thị các đặc điểm thay đổi theo thời gian hoặc các điều kiện vận hành khác nhau của hệ thống.

Nhìn chung, mô hình dựa trên N4SID đạt được biểu diễn hệ thống chính xác và phù hợp cho các mục đích thiết kế bộ quan sát tiếp theo.

3.2.5. Thiết kế bộ quan sát H_∞

Định lý 3: Xét hệ thống (3.1) và bộ quan sát trạng thái (3.3). Ma trận độ lợi quan sát được thiết kế để thỏa mãn các điều kiện mong muốn nếu tồn tại một ma trận đối xứng, xác định dương P , một tập hợp các ma trận $Y_i, i = 1 \dots 2^{n_\rho}$ và các số vô hướng dương $\varepsilon_l, \gamma_\infty$. Các tham số này là lời giải cho bài toán tối ưu hóa dựa trên LMI sau:

$$\min_{P, Y_i, \varepsilon_l} \gamma_\infty$$

s.t.

$$\begin{bmatrix} \Omega_{1i} & PF_i & \Omega_{2i} \\ F_i^T P & -\varepsilon_l I & 0 \\ \Omega_{2i}^T & 0 & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (3.41)$$

where:

$$\Omega_{1i} = A_i^T P + PA_i + C^T Y_i^T + Y_i C$$

$$\Omega_{2i} = PW_1 + Y_i W_2$$

Với các ma trận hệ thống A, B, C, \dots được xác định từ N4SID. Các ma trận phi tuyến và nhiễu F, W_1, W_2 được thêm vào để tăng độ chính xác và độ tin cậy của hệ thống.

Sau đó, ma trận bộ quan sát tại các đỉnh của đa diện được xác định:

$$L_i = -P^{-1}Y_i \quad (3.42)$$

Sử dụng công cụ CVX (Boyd, S. (1994). (2014)) trong Matlab để giải bài toán tối ưu hóa trong Định lý 1 (20) để tìm ma trận quan sát tại hai đỉnh ρ, L_1 và L_2 . Khi đó, ta có ma trận quan sát như sau:

$$L(\rho) = \frac{\bar{\rho} - \rho}{\bar{\rho} - \rho} L_1 + \frac{\rho - \bar{\rho}}{\bar{\rho} - \rho} L_2 \quad (3.43)$$

Từ kết quả L_1 và L_2 Ta tìm được $L(\rho)$ dựa trên biểu thức (3.43) và tính $Y(\rho) = -P(\rho)L(\rho)$.

Kết quả thu được cho các thông số sau: $\gamma_\infty = 5.1039e-07$ và bộ quan sát tại hai đỉnh của ρ là L_1 và L_2

$$\begin{array}{ll} L_1 = & L_2 = \\ [0.6488 & 3.0907; & [0.6588 & 3.1007; \\ 1.9060 & 0.5364; & 1.9160 & 0.5464; \\ -3.1181 & 21.5764; & -3.1081 & 21.5864; \\ 22.8287 & 3.1558] & 22.8387 & 3.1658] \end{array}$$

Chương 4. ÁP DỤNG BỘ QUAN SÁT TRẠNG THÁI BỀN VỮNG CHO CÁNH TAY ROBOT

4.1. Áp dụng bộ quan sát cho mô hình robot khớp linh hoạt

Để đánh giá và phân tích hiệu năng của bộ quan sát đề xuất trong cả miền thời gian và miền tần số, phương pháp này được áp dụng nhằm ước lượng các biến trạng thái của mô hình robot khớp linh hoạt, một liên kết

4.1.1. Mô hình toán học của robot khớp linh hoạt

Trong phần này, mô hình robot khớp linh hoạt một liên kết (Spong, 2020) được sử dụng để đánh giá hiệu quả của bộ quan sát đã thiết kế ở mục 3.1. Mô hình này bao gồm hai phần chính: động cơ (motor) và khớp (link).

Các biến trạng thái chính của mô hình như sau:

θ_m : góc quay của động cơ,

ω_m : vận tốc góc của động cơ,

θ_l : góc quay của khớp,

ω_l : vận tốc góc của khớp.

Các thông số của hệ thống được cho trong bảng 4.1.

Bảng 4.1 Thông số vật lý của robot khớp linh hoạt

Kí hiệu	Tham số	Giá trị	Đơn vị
m	Khối lượng của thanh nối	0,21	kg
$2h$	Chiều dài của thanh	$3,0 \times 10^{-2}$	m
g	Gia tốc trọng trường	9,8	$m \cdot s^{-2}$
k	Hằng số lò xo xoắn	$1,8 \times 10^{-1}$	$N \cdot m \cdot rad^{-1}$
K_τ	Hệ số khuếch đại	$8,0 \times 10^{-2}$	$N \cdot m \cdot V^{-1}$
B	Hệ số ma sát nhớt	$4,6 \times 10^{-2}$	$N \cdot s/m^2$
J_l	Mô men quán tính khớp	$9,3 \times 10^{-3}$	$kg \cdot m^2$
J_m	Mô men quán tính động cơ	$3,7 \times 10^{-3}$	$kg \cdot m^2$

Hệ phương trình động học mô tả mối quan hệ giữa các biến trạng thái gồm các phương trình vi phân:

$$\begin{aligned}\dot{\theta}_m &= \omega_m \\ \dot{\omega}_m &= \frac{k}{J_m}(\theta_l - \theta_m) - \frac{B}{J_m}\omega_m + \frac{K_\tau}{J_m}u \\ \dot{\theta}_l &= \omega_l \\ \dot{\omega}_l &= -\frac{K}{J_l}(\theta_l - \theta_m) - \frac{mgh}{J_l}\sin(\theta_l)\end{aligned}$$

Chọn các trạng thái của hệ thống như sau:

$$x = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T = [\theta_m, \omega_m, \theta_l, \omega_l]^T \in \mathbb{R}^4$$

Mô hình được chuyển về dạng trong không gian trạng thái như ở (3.29) như sau:

$$\begin{cases} \dot{x} = A(\rho)x + B(\rho)u + Ff(x) + W_1\omega \\ y = Cx + W_2\omega \end{cases} \quad (4.1)$$

Với các ma trận hệ thống $A(\rho)$, $B(\rho)$, F , W_1 , C , W_2 đã biết.

Trong mô hình (4.1) này, biến tham số thay đổi ρ được xác định trực tiếp từ trạng thái $x_3(t)$, tức là: $\rho = x_3(t)$.

Do đó, giá trị $\rho(t)$ là một biến được xác định tại mọi thời điểm dựa trên cảm biến trạng thái. Miền giá trị của ρ là hữu hạn và được lấy từ khoảng hoạt động thực tế của hệ thống:

$$\rho \in [\rho_{min}, \rho_{max}] = [-\pi/2, \pi/2] \quad (4.2)$$

Phần phi tuyến

$$f(x) = -\frac{mgh}{J_l}\sin(x_3), \quad (4.3)$$

do đó:

$|f'(x_3)| = |\cos(x_3)| \leq 1$, đây là một hàm thỏa mãn điều kiện Lipschitz, vì:
 $\|\sin(x_3) - \sin(\hat{x}_3)\| \leq L_f |x_3 - \hat{x}_3|$,

với hằng số Lipschitz là:

$$L_f = \left| -\frac{mgh}{J_l} \right| = \left| \frac{0,21 \times 9,8 \times 1,5 \cdot 10^{-2}}{9,3 \times 10^{-3}} \right| = 3,33 \quad (4.4)$$

được tính từ tham số vật lý của hệ.

4.1.2. Thiết kế bộ quan sát và phân tích trong miền tần số

Phần này trình bày phương pháp đa diện được sử dụng để giải bài toán LMI (8), qua đó xác định được ma trận $L(\rho)$ của bộ quan sát. Trong đó, ta có $n_x = 4, n_y = 2, n_\omega = 1$. Để giải bài toán tối ưu ở Định lí 1, công cụ CVX (Boyd, S. (2014)) trong Matlab được sử dụng để tìm ma trận bộ quan sát tại hai đỉnh của ρ là L_1 và L_2 . Sau đó, ta có ma trận bộ quan sát là:

$$L(\rho) = \frac{\bar{\rho} - \rho}{\bar{\rho} - \underline{\rho}} L_1 + \frac{\rho - \underline{\rho}}{\bar{\rho} - \underline{\rho}} L_2 \quad (4.5)$$

Ta tìm được $L(\rho)$ dựa vào biểu thức (4.5) khi có các kết quả L_1 và L_2 , và tính

$$Y(\rho) = -P(\rho)L(\rho) \quad (4.6)$$

Áp dụng Định lí 1 với phương pháp đa diện vào mô hình robot khớp linh hoạt một liên kết:

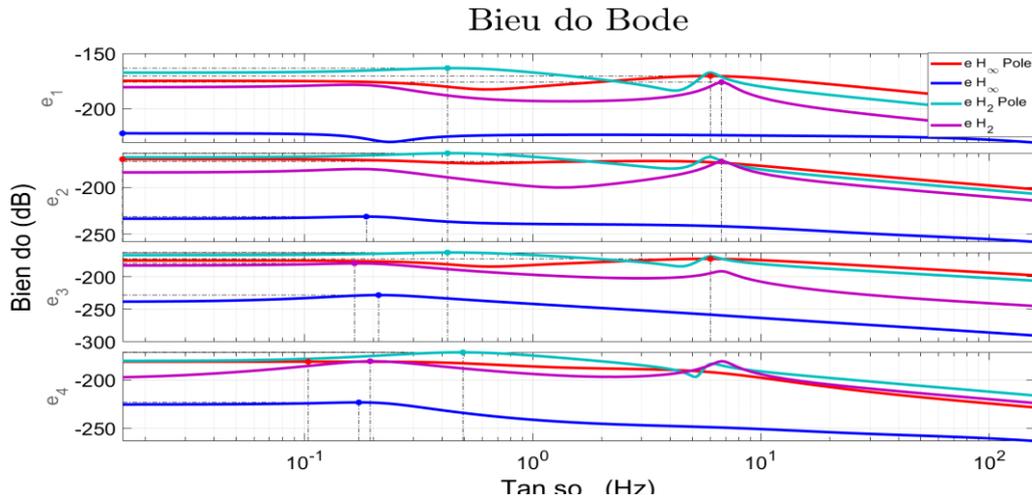
Ta được kết quả như sau: $\gamma_2 = 6,2574e-04$, $\varepsilon_l = 8,5170e + 03$ và bộ quan sát tại hai đỉnh của ρ là L_1 và L_2 :

$$L_1 = \begin{bmatrix} 171,3099 & -170,3099 \\ 162,3248 & -161,3248 \\ 150,6201 & -149,6201 \\ 37,5813 & -36,5813 \end{bmatrix} \quad L_2 = \begin{bmatrix} 147,6832 & -146,6832 \\ 139,3896 & -138,3896 \\ 126,8410 & -125,8410 \\ 20,3442 & -19,3442 \end{bmatrix}$$

4.1.3. Phân tích trong miền tần số

Phần này tập trung phân tích tác động của nhiễu ω lên sai số ước lượng e trong miền tần số, qua đó đánh giá hiệu suất lọc nhiễu của bộ quan sát đề xuất.

Hình 4.1 thể hiện các đồ thị Bode tương ứng với các hàm truyền mô tả mối quan hệ từ nhiễu ω đến sai số ước lượng e , nhằm đánh giá khả năng suy giảm nhiễu của bộ quan sát trong miền tần số.



Hình 4.1. Hàm truyền $\|e/\omega\|$

Từ Hình 4.1 có thể nhận thấy, đỉnh biên độ của sai số ước lượng e xuất hiện trong dải tần từ 10 đến 20 Hz. Khi tần số tăng cao, biên độ lỗi giảm đáng kể, cho thấy các phương pháp đều có khả năng suy giảm ảnh hưởng của nhiễu ω đối với sai số ước lượng, với mức dự trữ biên tăng dần theo tần số. Nhiễu trong mô phỏng là nhiễu Gaussian có biên độ $\leq 0,01$

Bảng 4.2. So sánh chuẩn năng lượng các phương pháp

	$\ e\ _\infty$	$\ \omega\ _2$	$\ e\ _\infty/\ \omega\ _2$
H_∞	1,0e-10 * 0,3940976993952	0,03156500232	1,0e-07 * 0,119049242005
H_2	1,0e-10 * 0,3724862906779	0,03156500232	1,0e-07 * 0,112520856200
$H_\infty + pole$	1,0e-10 * 0,3082136000156	0,03156500232	1,0e-07 * 0,09310532772
$H_2 + pole$	1,0e-10 * 0,0563966236918	0,03156500232	1,0e-07 * 0,017036321989

Dựa vào Bảng 4.2, kết quả cho thấy cả 4 phương pháp đều ổn định và kháng nhiễu tốt. Trong đó, $H_2 + pole$ giảm lỗi tối đa và kháng nhiễu tốt vượt trội.

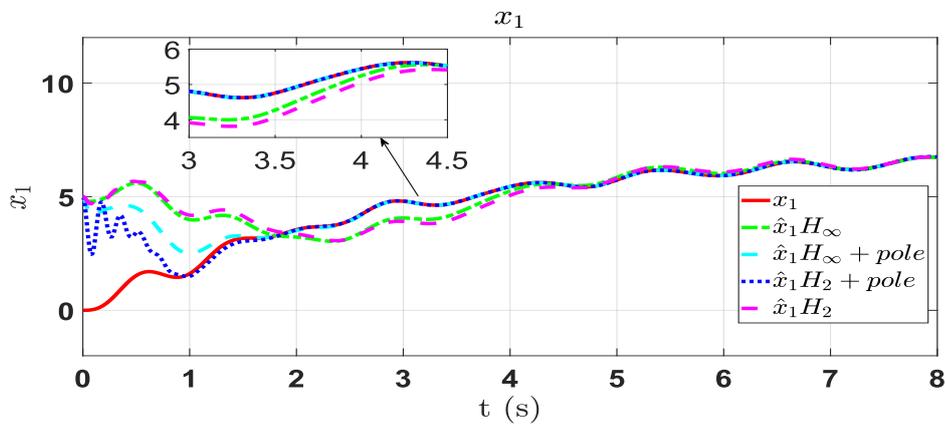
4.1.4. Một số kết quả mô phỏng

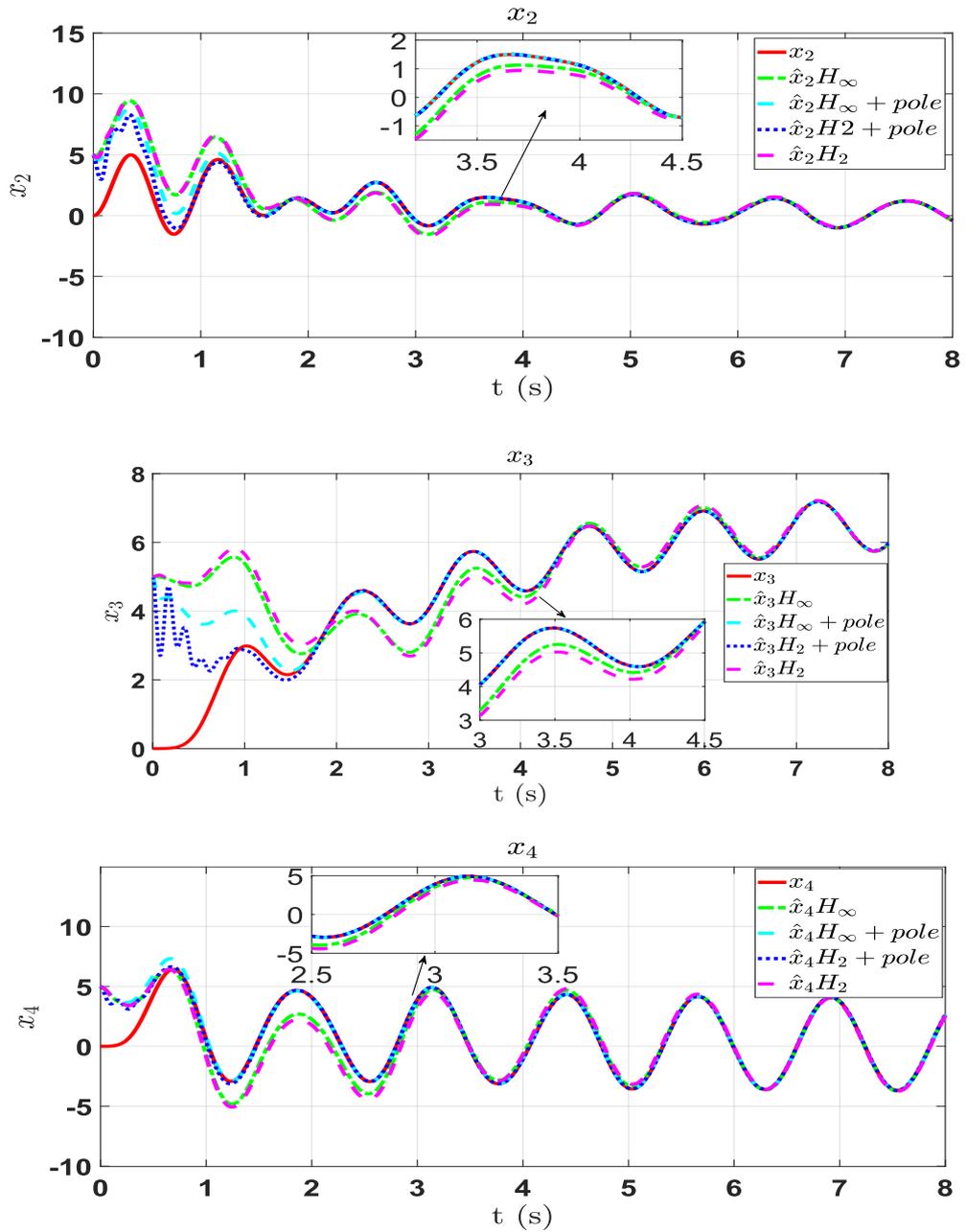
Phần này trình bày mô phỏng trong miền thời gian nhằm tiếp tục đánh giá hiệu năng của bộ quan sát, với các điều kiện ban đầu x_0 của hệ thống và \hat{x}_0 của bộ quan sát được thiết lập như sau:

$$x_0 = [0, 0, 0, 0]^T \quad \hat{x}_0 = [5, 5, 5, 5]^T$$

Tiếp theo là thực hiện so sánh giữa trạng thái thực x và trạng thái ước lượng \hat{x} . Việc so sánh này cho phép đánh giá mức độ chính xác và hiệu quả ước lượng trạng thái của phương pháp quan sát được đề xuất. Phần này so sánh 4 trường hợp như sau: (i) phương pháp dùng bộ quan sát H_∞ thông thường (đường chấm gạch), (ii) bộ quan sát H_∞ có gán điểm cực (nét đứt) như trong tài liệu [26], (iii) bộ quan sát NLPV H_2 thông thường (nét đứt mảnh) và (iv) bộ quan sát NLPV H_2 gán điểm cực (đường chấm chấm) là phương pháp đề xuất trong bài báo và hệ thống thật (đường nét liền) như thể hiện ở Hình 2. Kịch bản mô phỏng khi tín hiệu đầu vào dạng hình sin.

Từ kết quả mô phỏng các trạng thái của robot trên miền thời gian như Hình 4.2, bộ quan sát đề xuất H_2 gán điểm cực (đường chấm chấm) có khả năng hội tụ nhanh hơn và bám sát trạng thái thực tốt.



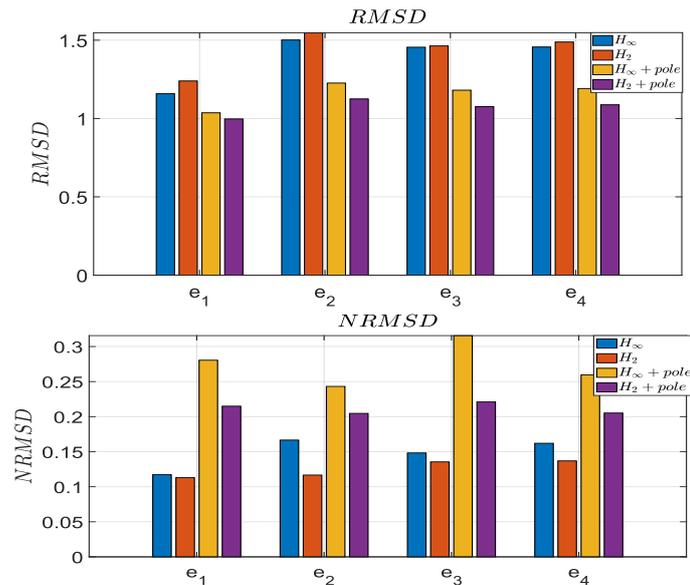


Hình 4.2. Kết quả quan sát trạng thái của robot

Bảng 4.3. Bảng so sánh RMSE và NRMSE so sánh các phương pháp

RMSE	H_∞	H_2	$H_\infty + pole$	$H_2 + pole$
e_1	1,1583	1,2396	1,0364	0,9972
e_2	1,5013	1,5465	1,2263	1,1250
e_3	1,4551	1,4633	1,1809	1,0759
e_4	1,4566	1,4882	1,1915	1,0877

NRMSE				
e_1	0,1172	0,1130	0,2805	0,2149
e_2	0,1666	0,1167	0,2431	0,2047
e_3	0,1482	0,1354	0,3156	0,2210
e_4	0,1620	0,1369	0,2594	0,2052



Hình 4.3. Biểu đồ so sánh RMSD và NRMSE

4.1.5. Kết luận mục 4.1

Phần này đề xuất thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững H_2 cho một lớp đối tượng phi tuyến có tham số thay đổi và chịu ảnh hưởng của nhiễu, nhằm ước lượng chính xác trạng thái hệ thống trong điều kiện bất định. Hiệu quả của bộ quan sát này được kiểm nghiệm trên mô hình robot khớp linh hoạt (áp dụng kết quả ở mục 3.1) và so sánh với bộ quan sát H_∞ . Kết quả mô phỏng thể hiện phương pháp mới giúp cải thiện đáng kể tốc độ hội tụ, kể cả độ chính xác của ước lượng trạng thái.

4.2. Áp dụng bộ quan sát cho cánh tay robot 2-DOF

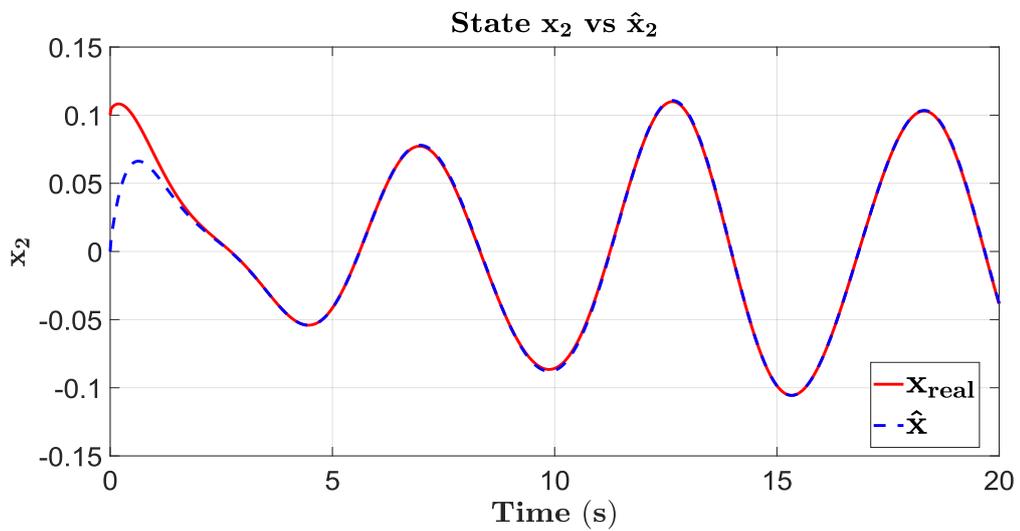
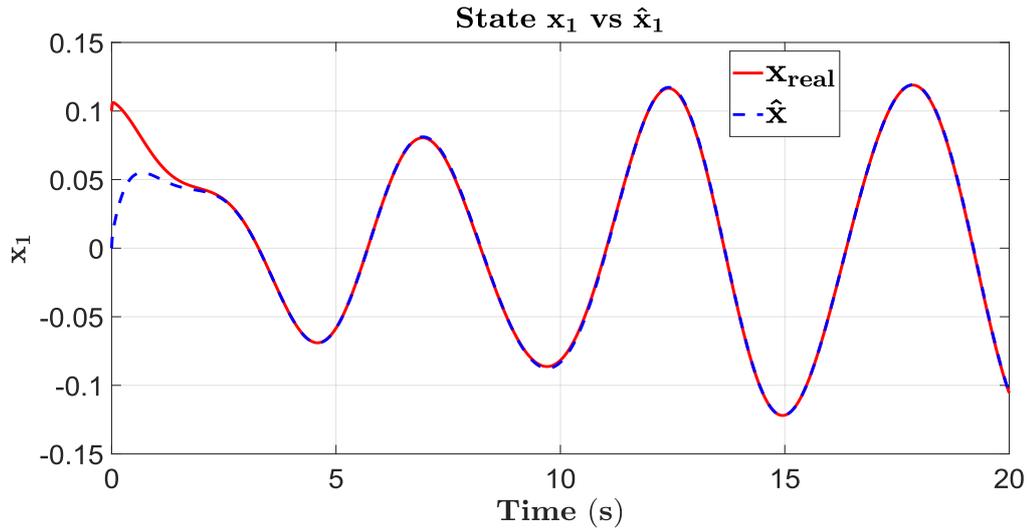
4.2.1. Thiết lập các trạng thái ban đầu

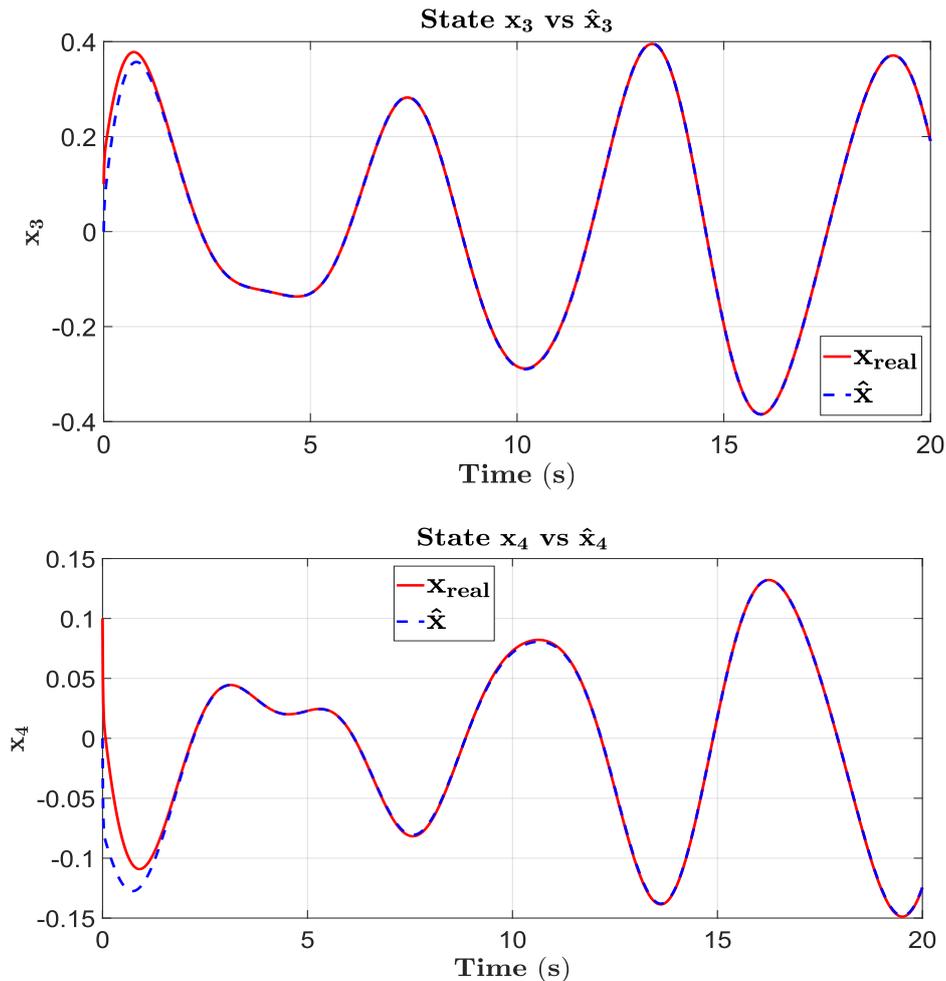
Trong phần này, bộ quan sát đã thiết kế trong mục 3.2 sẽ được mô phỏng trong miền thời gian với các giá trị ban đầu x_0 của hệ thống và \hat{x}_0 của bộ quan sát cho cánh tay robot 2-DOF như sau:

$$x_0 = [0.1, 0.1, 0.1, 0.1]^T; \quad \hat{x}_0 = [0, 0, 0, 0]^T$$

Để phân tích kết quả mô phỏng, trong phần này, các giá trị x và \hat{x} được so sánh. Bằng cách so sánh x và \hat{x} , chúng ta có thể đánh giá hiệu quả ước lượng trạng thái của phương pháp đề xuất. Kích bản mô phỏng khi tín hiệu đầu vào là hàm sin.

4.2.2. Kết quả mô phỏng





Hình 4.4. Kết quả quan sát trạng thái robot

Hình 4.4 thể hiện: đường nét liền (x_{real}): giá trị thực của trạng thái (lấy từ mô phỏng chính xác). Đường đứt đoạn (\hat{x}): giá trị ước lượng từ bộ quan sát H_{∞} /NLPV.

Phân tích trạng thái

Trạng thái $x_1 = \theta_1$: Góc khớp thứ nhất

Trong giai đoạn đầu (0–2s), có sai lệch nhỏ giữa x_1 thực và \hat{x}_1 do trạng thái ban đầu của bộ quan sát khác trạng thái thực. Sau đó, đường màu xanh nhanh chóng hội tụ và trùng với đường màu đỏ, chứng tỏ bộ quan sát đã ổn định và ước lượng chính xác.

Nhận xét: Bộ quan sát cho khớp 1 có khả năng hội tụ nhanh và sai số nhỏ gần như bằng 0 sau ~2s.

Trạng thái $x_2 = \theta_2$: Góc khớp thứ hai

Đặc tính tương tự như khớp 1: sai lệch ban đầu nhẹ rồi hội tụ nhanh. Cả hai tín hiệu gần như trùng khớp sau 2s → chứng tỏ mô hình động học và ma trận quan sát được

thiết kế phù hợp. Dao động của θ_2 tương đồng với θ_1 , cho thấy chuyển động phối hợp giữa hai khớp (có thể là quỹ đạo đồng pha hoặc điều khiển bám quỹ đạo).

Nhận xét: Sai số ước lượng góc của khớp thứ hai gần như bằng 0; hệ quan sát ổn định tốt.

Trạng thái $x_3 = \dot{\theta}_1$: Vận tốc góc khớp thứ nhất

Sai lệch ban đầu nhỏ hơn so với góc (do bộ quan sát có phản hồi tốt với đạo hàm). Từ $\sim 1s$ trở đi, hai đường gần như hoàn toàn trùng nhau \rightarrow bộ quan sát tái tạo rất chính xác vận tốc góc. Biên độ dao động khoảng ± 0.4 rad/s cho thấy đây là chuyển động điều hòa với năng lượng tương đối ổn định.

Nhận xét: Bộ quan sát tái tạo rất tốt vận tốc khớp 1, sai số hội tụ cực nhanh ($< 1s$).

Trạng thái $x_4 = \dot{\theta}_2$: Vận tốc góc khớp thứ hai

Ban đầu có một sai lệch nhỏ hơn 0.1 rad/s do nhiễu hoặc điều kiện ban đầu.

Sau $\sim 1.5s$, \hat{x}_4 và x_4 trùng nhau gần như hoàn toàn.

Biên độ dao động tương đương $\pm 0.1-0.15$ rad/s, có pha tương tự vận tốc khớp 1 \rightarrow biểu hiện sự đồng bộ cơ học giữa hai khớp.

Nhận xét: Bộ quan sát đảm bảo hội tụ chính xác cho cả vận tốc của khớp 2.

4.2.3. Thảo luận kết quả:

Hiệu quả của bộ quan sát đề xuất đã được đánh giá bằng cách sử dụng hệ thống phi tuyến tính 4 trạng thái mô phỏng. Như thể hiện trong Hình 4.4, các trạng thái ước tính (\hat{x}_i , đường nét đứt) bám sát các trạng thái thực (x_i , đường nét liền) trong khoảng thời gian mô phỏng 20 giây cho tất cả các biến trạng thái từ x_1 đến x_4 . Bộ quan sát H_∞ đề xuất thể hiện sự hội tụ nhanh và độ chính xác ước lượng cao, ngay cả khi có sự hiện diện của các bất định mô hình và nhiễu đo lường. Sai số ước lượng không đáng kể cho thấy tính mạnh mẽ và độ chính xác của bộ quan sát được thiết kế, khiến nó phù hợp với các hệ thống phi tuyến tính biến thiên theo tham số.

Bảng 4.4 Bảng chỉ số độ lệch trạng thái của bộ quan sát H_∞

Trạng thái	RMSE	NRMSE	R^2
x_1	0.0108	0.0096	0.9988
x_2	0.0115	0.0107	0.9985
x_3	0.0092	0.0030	0.9999
x_4	0.0103	0.0082	0.9990

Bảng 4.4 trình bày hiệu suất của bộ quan sát H_∞ được đề xuất sử dụng Sai số bình phương trung bình (RMSE), RMSE chuẩn hóa (NRMSE) và hệ số xác định (R^2). Bộ quan sát đạt được giá trị RMSE rất thấp ($\leq 0,0115$) trên tất cả các trạng thái, cho thấy độ chính xác nhất quán. NRMSE vẫn dưới 1,1%, với sai số nhỏ nhất được quan sát thấy ở x_3 (0,0030). Giá trị R^2 nằm trong khoảng từ 0,9985 đến 0,9999, xác nhận sự phù hợp tuyệt vời giữa trạng thái ước tính và trạng thái thực tế.

Những kết quả này chứng minh rằng bộ quan sát H_∞ được đề xuất cung cấp ước tính trạng thái chính xác và đáng tin cậy, đảm bảo hiệu suất mạnh mẽ ngay cả khi hệ thống có sự nhiễu loạn và phi tuyến tính.

4.2.4. Kết luận mục 4.2

Bộ quan sát H_∞ được đề xuất đã chứng minh hiệu quả ước tính trạng thái và giảm nhiễu, cải thiện hiệu suất tổng thể của hệ thống. Kết quả mô phỏng đã xác nhận tính mạnh mẽ và độ chính xác của thiết kế bộ quan sát trong việc ước tính trạng thái hệ thống. Các nghiên cứu trong tương lai sẽ xem xét việc triển khai phương pháp được đề xuất theo thời gian thực và phát triển các cơ chế thích ứng để nâng cao hiệu suất của bộ quan sát trong các điều kiện vận hành khác nhau. Ngoài ra, các bộ quan sát nơ-ron dựa trên Bộ nhớ Dài Ngắn Hạn (Long Short-Term Memory, LSTM) sẽ được nghiên cứu để nắm bắt các phụ thuộc theo thời gian và nâng cao khả năng ước tính động lực học phi tuyến, biến thiên theo thời gian trong các hệ thống robot phức tạp.

KẾT LUẬN – HƯỚNG PHÁT TRIỂN CỦA ĐỀ TÀI

1. Tóm tắt kết quả nghiên cứu:

a. *Thiết kế 1*: đề xuất một bộ quan sát PID–LPV cho hệ thống được mô hình hóa dưới dạng Linear Parameter-Varying (LPV) với tham số thay đổi. Phương pháp thiết kế dựa trên mô hình LPV có hàm Lyapunov phụ thuộc vào tham số, đảm bảo ổn định và hội tụ sai số quan sát. *Đây là nền tảng khung lý thuyết của đề tài, cung cấp phương pháp xây dựng hàm Lyapunov phụ thuộc vào tham số và mô hình hóa LPV. Phần thiết kế PID–LPV được mở rộng trong đề tài này để áp dụng cho cánh tay robot phi tuyến, tạo thành observer cơ sở dùng để so sánh với H_2 và H_∞ .*

b. *Thiết kế 2*: trình bày thiết kế bộ quan sát H_2 cho hệ Nonlinear Parameter-Varying (NLPV), trong đó các thành phần phi tuyến được mô hình hóa dưới dạng nhiễu Lipschitz có giới hạn. Sử dụng tiêu chuẩn tối ưu H_2 để tối thiểu năng lượng sai số quan sát, và giải điều kiện ràng buộc bằng LMI (Linear Matrix Inequality) trong MATLAB/CVX. *Đây là bước phát triển thứ hai của đề tài, mở rộng từ PID–LPV sang observer tối ưu năng lượng lỗi H_2 . Kết quả của bài báo này chứng minh tính hiệu quả của phương pháp LMI và hàm Lyapunov phụ thuộc vào tham số là cơ sở cho việc xây dựng bộ quan sát H_∞ bền vững ở giai đoạn kế tiếp.*

c. *Thiết kế 3* đề xuất bộ quan sát H_∞ bền vững cho hệ NLPV có phi tuyến Lipschitz và nhiễu giới hạn, sử dụng phương pháp S-procedure để biến đổi điều kiện bền vững sang dạng LMI khả nghiệm. *Đây là kết quả thứ 3 của đề tài, thể hiện năng lực thiết kế bộ quan sát bền vững H_∞ cho hệ NLPV có bất định. Mô hình này được ứng dụng trực tiếp cho cánh tay robot, đóng vai trò nền tảng khoa học cho nghiên cứu và giảng dạy trong lĩnh vực điều khiển bền vững.*

2. Kết luận chung

Đề tài “**Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot**” đã hoàn thành toàn bộ các mục tiêu nghiên cứu đề ra, bao gồm:

- Xây dựng mô hình robot khớp linh hoạt một liên kết và cánh tay robot phi tuyến phụ thuộc tham số (NLPV) có xét đến nhiễu và bất định mô hình.

- Thiết kế, mô phỏng và đánh giá các bộ quan sát H_2 và H_∞ , nhằm ước lượng chính xác các trạng thái ẩn của hệ thống trong điều kiện có nhiễu và biến thiên của tham số.
- Ứng dụng các phương pháp Lyapunov phụ thuộc vào tham số và LMI (Linear Matrix Inequality) để đảm bảo ổn định toàn cục và khả năng bền vững.

Kết quả mô phỏng trên mô hình robot cho thấy:

- Bộ quan sát H_2 giảm năng lượng lỗi ước lượng trung bình.
- Cả hai phương pháp H_2 và H_∞ đều đảm bảo tính bền vững và ổn định toàn cục theo tiêu chuẩn Lyapunov.

Đề tài không chỉ mang giá trị khoa học trong lĩnh vực quan sát và điều khiển bền vững, mà còn có ý nghĩa thực tiễn cao trong việc giảm chi phí cảm biến, tăng độ chính xác và an toàn của hệ robot công nghiệp.

3. Những đóng góp mới của đề tài

- Đề xuất khung thiết kế bộ quan sát cho hệ NLPV có phi tuyến Lipschitz, kết hợp đồng thời các tiêu chuẩn PID-LPV, H_2 , H_∞ .
- Xây dựng và giải thành công điều kiện LMI phụ thuộc vào tham số, bảo đảm ổn định toàn cục và tối ưu năng lượng sai số.
- Mở rộng ứng dụng từ hệ LPV sang hệ NLPV cơ điện tử (robot), chứng minh tính tổng quát của mô hình.
- Cung cấp bộ mã nguồn MATLAB/CVX hoàn chỉnh, hỗ trợ giảng dạy và nghiên cứu chuyên sâu.
- Hình thành chuyên đề giảng dạy mới trong các học phần *Kỹ thuật điều khiển nâng cao, Mô hình hóa – Mô phỏng hệ thống*.

4. Hạn chế của đề tài

- Việc đánh giá mới dừng ở mô phỏng số, chưa triển khai thực nghiệm trên robot thật.
- Bộ quan sát H_∞ được thiết kế với giả thiết phi tuyến Lipschitz có giới hạn toàn cục, trong khi một số hệ thực có thể chỉ thỏa mãn cục bộ.

- Chưa khai thác tiềm năng của AI (mạng nơ-ron hoặc mờ thích nghi) để xấp xỉ các phi tuyến phức tạp hơn.

5. Hướng phát triển

- Thực nghiệm trên mô hình robot thực tế 2 bậc tự do, kiểm chứng kết quả mô phỏng và hiệu năng của bộ quan sát H_2 , H_∞ .

- Tích hợp trí tuệ nhân tạo (AI) - đặc biệt là mạng nơ-ron mờ thích nghi (Fuzzy Adaptive Improved Optimized Fuzzy System - FAIOFS, Radial Basis Function Neural Network - RBF) để xấp xỉ phi tuyến phức tạp và nâng cao khả năng học thích nghi.

- Phát triển bộ điều khiển–quan sát hợp nhất (Observer-based Controller) cho hệ NLPV nhằm cải thiện cả quan sát và điều khiển.

- Xây dựng phần mềm hỗ trợ tự động thiết kế observer NLPV dựa trên LMI (MATLAB Toolbox).

- Mở rộng hướng nghiên cứu cho hệ thống năng lượng tái tạo (PV, inverter, STATCOM) và robot công nghiệp nhiều bậc tự do hơn.

6. Kết luận chung

Đề tài “**Thiết kế bộ quan sát trạng thái bền vững cho cánh tay robot**” đã hoàn thiện đầy đủ cả cơ sở lý thuyết, mô phỏng và công bố khoa học, đáp ứng mục tiêu của đề tài cấp trường và có tiềm năng phát triển trong tương lai.

Kết quả nghiên cứu mang tính mới, sáng tạo và ứng dụng cao, đồng thời góp phần nâng cao năng lực nghiên cứu, giảng dạy, và phát triển công nghệ điều khiển bền vững tại Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. A. Packard, "Gain scheduling via linear fractional transformations," *Syst. Control Lett.*, vol. 22, no. 2, pp. 79–92, 1994.
2. P. Apkarian and P. Gahinet, "A convex characterization of gain-scheduled H_∞ controllers," *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. 40, no. 5, pp. 853–864, 1995.
3. G. J. Balas, "Linear, parameter-varying control and its application to a turbofan engine," *Int. J. Robust Nonlinear Control*, vol. 8, no. 11, pp. 923–939, 1998.
4. F. Wu, "A generalized LPV system analysis and control synthesis framework," *Int. J. Robust Nonlinear Control*, vol. 10, no. 11–12, pp. 943–969, 2000.
5. R. Tóth, *Modeling and Identification of Linear Parameter-Varying Systems*, Springer, 2010.
6. M. Meijer et al., "Efficient Lyapunov-based stabilizability and detectability tests: From LTI to LPV", 2023. *arXiv preprint arXiv:2303.10633*
7. Patrick J. W. Koelewijn, Siep Weiland, and Roland Tóth, "Equilibrium-independent control of continuous-time nonlinear systems via the LPV framework," *August 2023* DOI: [10.48550/arXiv.2308.08335](https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.08335), 2023.
8. Balázs Németh, Péter Gáspár, "Scheduling-Informed LPV Approach for Control Design Purposes", *IFAC-PapersOnLine*, vol.59, no.15, pp.85, 2025.
9. Chris Verhoek, Roland Tóth, Hossam S. Abbas, "Direct Data-Driven State-Feedback Control of Linear Parameter-Varying Systems", *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2025.
10. [Chris Verhoek](#); [Ivan Markovskiy](#); [Sofie Haesaert](#); [Roland Tóth](#) "The behavioral approach for LPV data-driven representations" *IEEE Transactions on Automatic Control* (Early Access) Page(s): 1 – 14, Date of Publication: 24 September 2025, DOI: 10.1109/TAC.2025.3613909
11. M. L. C. Peixoto, P. M. Oliveira, I. Bessa, P. H. Coutinho, P. S. Pessim, V. Puig, R. M. Palhares. "Fault-tolerant dynamic output feedback control of LPV systems via fault hiding", *Automatica*, April 2025, 112191, <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2025.112191>
12. Kalman, R. E., "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems." *ASME. J. Basic Eng.*, vol. 82, no.1, 1960, p. 35–45, <https://doi.org/10.1115/1.3662552>.

13. Kalman, R. E., and Bucy, R. S., "New Results in Linear Filtering and Prediction Theory." *ASME. J. Basic Eng.*, vol. 83, no. 1, 1961, p. 95–108, <https://doi.org/10.1115/1.3658902>.
14. Luenberger, D. G., "Observing the state of a linear system", *IEEE Transactions on military electronics*, vol. 8, no. 2, 1964, p. 74-80.
15. Pham, T. P., Sename, O., & Dugard, L. "A nonlinear parameter varying observer for real-time damper force estimation of an automotive electro-rheological suspension system", *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 31, no. 17, 2021, p.8183-8205, <https://doi.org/10.1002/rnc.5583>
16. Wang Y, Rajamani R, Bevly DM. "Observer design for parameter varying differentiable nonlinear systems, with application to slip angle estimation", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 62, no. 4, p. 1940-1945, 2016. DOI: 10.1109/TAC.2016.2587385
17. Raissi, T., Efimov, D., Zolghadri, A., "Interval state estimation for a class of nonlinear systems", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 57, no. 1, 2011, p. 260-265.
18. Ha, Q. P., Trinh, H., "State and input simultaneous estimation for a class of nonlinear systems", *Automatica*, vol. 40, no. 10, 2004, p. 1779-1785. <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2004.05.012>
19. T-P. Pham, O. Sename and L. Dugard, "Design and Experimental Validation of an H ∞ Observer for Vehicle Damper Force Estimation", *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, no. 5, 2019, p. 673-678. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.09.107>
20. T-P. Pham, O. Sename and L. Dugard, "LPV force observer design and experimental validation from a dynamical semi-active ER damper model", *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, no. 17, 2019, p. 60-65. 10.1016/j.ifacol.2019.11.027
21. Pham, T.-P., Tran, G. Q. B., Sename, O., Phan, T. T. V., Hoang, D., Nguyen, Q. D. (2022) "Real-time Damper Force Estimation for Automotive Suspension: A Generalized H2/LPV Approach", *Periodica Polytechnica Transportation Engineering*, 50(4), pp. 309–317. <https://doi.org/10.3311/PPtr.20076>
22. Pham, D. D., Duong, H. T., & Suh, Y. S., "Walking monitoring for users of standard and front-wheel walkers", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 66, no. 12, 2017, p. 3289-3298. DOI: 10.1109/TIM.2017.2745058
23. P. D. Duong and D. Q. Vinh, "Combining inertial sensors and a distance sensor in foot motion estimation", *VCCA 2019*, 2019.

24. Morato, M. M., Sename, O., Dugard, L., & Nguyen, M. Q. “Fault estimation for automotive electro-rheological dampers: LPV-based observer approach”. *Control Engineering Practice*, vol. 85, 2019, p.11-22. DOI: 10.1016/j.conengprac.2019.01.005
25. Do, M. H., Koenig, D., Theilliol, D., “Robust H_{∞} proportional-integral observer-based controller for uncertain LPV system”, *Journal of the Franklin Institute*, vol. 357, no. 4, 2020, p. 2099-2130. <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2019.11.053>
26. Koenig, D., Mammar, S., “Design of proportional-integral observer for unknown input descriptor systems”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 47, no. 12, 2002, p. 2057-2062. DOI: 10.1109/TAC.2002.805675
27. Koenig, D., “Unknown input proportional multiple-integral observer design for linear descriptor systems: application to state and fault estimation”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 50, no. 2, 2005, p. 212-217. DOI: 10.1109/TAC.2004.841889
28. Komachali, F. P., Shafiee, M., Darouach, M., “Design of unknown input fractional order proportional–integral observer for fractional order singular systems with application to actuator fault diagnosis”, *IET Control Theory and Applications*, vol. 13, no. 14, 2019, p. 2163-2172. doi.org/10.1049/iet-cta.2018.5712
29. T-P. Pham, O. Sename and L. Dugard, “Unified H_{∞} Observer for a Class of Nonlinear Lipschitz Systems: application to a real ER Automotive Suspension”, *IEEE Control Systems Letters*, vol. 3, no. 4, 2019, p. 817-822. DOI: 10.1109/LCSYS.2019.2919813
30. Boyd S, El Ghaoui L, Feron E, Balakrishnan V, “Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory”, *SIAM*, vol. 15, Philadelphia, PA, 1994.
31. C. Briat, *Linear parameter-varying and time-delay systems, Analysis, observation, filtering and control*, Springer, 2014.
32. A. Zemouche and M. Boutayeb, “On LMI conditions to design observers for Lipschitz nonlinear systems”, *Automatica*, vol. 49, no. 2, p. 585–591, 2013. 10.1016/j.automatica.2012.11.029
33. Raghavan, S., Hedrick, J., “Observer design for a class of nonlinear systems”, *International Journal of Control*, 59:2, p 515-528, 1994. <https://doi.org/10.1080/00207179408923090>
34. Hoang Dung, Pham Thanh Phong, Phan Thi Thanh Van, Pham Duy Duong, Duong Quang Thien, “Steady state observer H_{∞} for Lipschitz nonlinear systems with variable parameters: gridding method”, *The University of Danang – Journal of Science and Technology*, vol. 20, no. 11.2, 2022.

35. Shengya Meng, Fanwei Meng, Fan Zhang, Qi Li, Yu Zhang, Ali Zemouche, “Observer design method for nonlinear generalized systems with nonlinear algebraic constraints with applications”, *Automatica*, Vol. 162, p. 111512, 2024.
36. Mohite, M Alma, A. Zemouche, “Observer-Based Stabilization of Lipschitz Nonlinear Systems by Using a New Matrix-Multiplier Based LMI Approach” *IEEE Control Systems Letters*, vol. 7, p. 3723 – 3728, 2023. 10.1109/LCSYS.2023.3341549
37. Gia Quoc Bao Tran, Thanh-Phong Pham, Olivier Sename, “Multi-objective Grid-based Lipschitz NLPV PI Observer for Damper Fault Estimation”, *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 55, Issue 6, p. 163-168, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.07.123>
38. Apkarian, P. and Noll, D. (2006). Nonsmooth h_∞ synthesis. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 51(1), 71–86.
39. Csek"o, L.H., Kvasnica, M., and Lantos, B. (2015). Explicit mpc-based rbf neural network controller design with discrete-time actual kalman filter for semiactive suspension. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(5), 1736–1753.
40. Darouach, M., Boutat-Baddas, L., and Zerrougui, M. (2011). h_∞ observers design for a class of nonlinear singular systems. *Automatica*, 47(11), 2517–2525.
41. Oliveira, M.S. and Pereira, R.L. (2021). On unknown input observers designs for discrete-time lpv systems with bounded rates of parameter variation. *European Journal of Control*, 58, 183–195.
42. Dugard, L., Sename, O., Aubouet, S., and Talon, B. (2012). Full vertical car observer design methodology for suspension control applications. *Control Engineering Practice*, 20(9), 832–845.
43. Gao, N., Darouach, M., Voos, H., and Alma, M. (2016). New unified h_∞ dynamic observer design for linear systems with unknown inputs. *Automatica*, 65, 43–52.
44. Grant, M. and Boyd, S. (2014). Cvx: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.1.
45. Ichalal, D. and Mammar, S. (2015). On unknown input observers for lpv systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(9), 5870–5880.
46. Iwasaki, T. and Shibata, G. (2002). Lpv system analysis via quadratic separator for uncertain implicit systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 46(8), 1195–1208.
47. Koch, G., Kloiber, T., Pellegrini, E., and Lohmann, B. (2010). A nonlinear estimator concept for active vehicle suspension control. In *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, 4576–4581. doi: 10.1109/ACC.2010.5530877.

48. Kulcsár, B., Bokor, J., and Shinar, J. (2010). Unknown input reconstruction for lpv systems. *International Journal of Robust and Nonlinear Control: IFAC-Affiliated Journal*, 20(5), 579–595.
49. Marx, B., Ichalal, D., Ragot, J., Maquin, D., and Mammar, S. (2019). Unknown input observer for lpv systems. *Automatica*, 100, 67–74.
50. Mohammadpour, J. and Scherer, C.W. (2012). *Control of linear parameter varying systems with applications*. Springer Science & Business Media.
51. Pérez-Estrada, A.J., Osorio-Gordillo, G.L., Darouach, M., Alma, M., and Olivares-Peregrino, V.H. (2018). Generalized dynamic observers for quasi-lpv systems with unmeasurable scheduling functions. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 28(17), 5262–5278.
52. Pham, T.P., Sename, O., and Dugard, L. (2019). Unified hinf observer for a class of nonlinear lipschitz systems: application to a real er automotive suspension. *IEEE Control Systems Letters*.
53. Pham, T.P., Sename, O., and Dugard, L. (2021). A nonlinear parameter varying observer for real-time damper force estimation of an automotive electro-rheological suspension system. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 31(17), 8183–8205.
54. Savaresi, D., Favalli, F., Formentin, S., and Savaresi, S. (2019). On-line damping estimation in road vehicle semi-active suspension systems. *IFAC-PapersOnLine*, 52(5), 679–684.
55. Savaresi, S.M., Poussot-Vassal, C., Spelta, C., Sename, O., and Dugard, L. (2010). *Semi-active suspension control design for vehicles*. Elsevier.
56. Sename, O. (2025). *Linear Parameter-Varying Control: Theory and Application to Automotive Systems*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
57. Sename, O., Gaspar, P., and Bokor, J. (2013). *Robust control and linear parameter varying approaches: application to vehicle dynamics*, volume 437. Springer.
58. Tseng, H.E. and Hrovat, D. (2015). State-of-the-art survey: active and semi-active suspension control. *Vehicle system dynamics*, 53(7), 1034–1062.
59. Tudón-Martínez, J.C., Fergani, S., Sename, O., Martínez, J.J., Morales-Menéndez, R., and Dugard, L. (2015). Adaptive road profile estimation in semiactive car suspensions. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(6), 2293–2305.
60. Wu, F. (1995). *Control of Linear Parameter Varying Systems*. Ph.D. thesis, University of California, Berkeley.

61. Yi, K. and Suk Song, B. (1999). Observer design for semiactive suspension control. *Vehicle System Dynamics*, 32(2-3), 129–148.
62. Spong, M. W., Hutchinson, S., & Vidyasagar, M., "Robot Modeling and Control". Wiley, 2020.
63. Siciliano, B., & Khatib, O. (Eds.), Springer Handbook of Robotics. Springer, 2016.
64. Jingyu Wu, A Review of Research on Robot Automatic Control Technology, Proceedings of the 5th International Conference on Signal Processing and Machine Learning, 2025. DOI: 10.54254/2755-2721/120/2025.19484
65. Verhaegen, M., & Yu, W., A class of subspace model identification algorithms to identify the state-space model of MIMO systems. *Automatica*, 31(12), 1995, p. 1817–1834.
66. Sertaç T., Günday F., Aydın Hakan A. Subspace Identification Using N4SID Methods Applied to Model Concrete Chimney JournalNX- A Multidisciplinary Peer-Reviewed Journal, vol 6 (6), 2020, p. 415 - 423.
67. Van Overschee, P., & De Moor, B. Subspace Identification for Linear Systems: Theory - Implementation - Applications. Springer, 1996
68. Katayama, T., Subspace Methods for System Identification. Springer, 2005
69. Tinh X. Ng., Fuzzy sliding control for robot arm, Master's thesis, The University of Danang, 2009

PHỤ LỤC

Chương trình File.m

%% B??c 1: Nhập ma tr?n trên vào Matlab nh? sau

```
clear all, clc
A=[0 1 0 0;-48.6 -1.25 48.6 0;0 0 0 1 ;19.5 0 -19.5 0];
A1=[0 1 0 0;-48.6 -1.25 48.6 0;0 0 0 0.5;19.5 0 -19.5 0];
A2=[0 1 0 0;-48.6 -1.25 48.6 0;0 0 0 1 ;19.5 0 -19.5 0];
B1=[0; 21.6; 0; 0];
B2=[1; 1;1;1];
C=[1 0 0 0; 0 1 0 0];
D1=[0; 0];
D2=[1; 1];
Lf=3.33
```

%%B??c 2: Xác ??nh các ma tr?n Cn và Dn

```
nx=size(A2,1);
ny=size(C,1);
nw=size(D2,2);
%%
Cn=eye(nx);
Dn=zeros(nx,nw);
```

%% B??c 3: Dùng Matlab v?i b? công c? ?? gi?i bài toán t?i ?u (? ?ây ta s? d?ng CVX) tìm nh? sau:

%Bo quan sat co dat cuc

```
cvx_begin sdp
    variable P(nx,nx) symmetric
    variable Y1(nx,ny)
    variable Y2(nx,ny)
    variable gamma_inf
    variable gamma2_inf
    variable epsilon
    minimize gamma_inf
    beta=1;
    subject to
        P > 0;
        gamma_inf>0;
        gamma2_inf>0;
        epsilon>0
        [A1'*P + P*A1+Y1*C+C'*Y1'+epsilon*Lf'*Lf + 2*beta*P    P*B2+Y1*D2          Cn';
         B2'*P+D2'*Y1'          -gamma_inf*eye(nw)          Dn';
         Cn                    Dn          -gamma_inf*eye(nx)]<0;

        [A2'*P + P*A2+Y2*C+C'*Y2'+epsilon*Lf'*Lf + 2*beta*P    P*B2+Y2*D2          Cn';
         B2'*P+D2'*Y2'          -gamma_inf*eye(nw)          Dn'];
```

```

Cn          Dn          -gamma_inf*eye(nx)]<0;
cvx_end

%% LMI Normal
cvx_begin sdp
    variable P1(nx,nx) symmetric
    variable Y3(nx,ny)
    variable Y4(nx,ny)
    variable gamma_inf
    variable gamma2_inf
    variable epsilon2
    minimize gamma2_inf
    Lf=3.33
subject to
    P1 > 0;
gamma2_inf>0;
    gamma_inf>0;
    epsilon2>0
    [A1'*P1 + P1*A1+Y3*C+C'*Y3'+epsilon*Lf'*Lf    P1*B2+Y3*D2          Cn';
    B2'*P1+D2'*Y3'          -gamma_inf*eye(nw)          Dn';
    Cn          Dn          -gamma_inf*eye(nx)]<0;

    [A2'*P1 + P1*A2+Y4*C+C'*Y4'+epsilon*Lf'*Lf    P1*B2+Y4*D2          Cn';
    B2'*P1+D2'*Y4'          -gamma_inf*eye(nw)          Dn';
    Cn          Dn          -gamma_inf*eye(nx)]<0;
cvx_end
%%
L1=-inv(P)*Y1;
L2=-inv(P)*Y2;
L3=-inv(P1)*Y3;
L4=-inv(P1)*Y4;
%% Nhap cac gia tri Ro
Romax=0.75;
Romin = 0;
Ro=0.15;
muy1= (Ro-Romin)/(Romax-Romin)
muy2= (Romax-Ro)/(Romax-Romin)
L=muy1*L1+ muy2*L2;
L5=muy1*L3+ muy2*L4;

%%
options = bodeoptions;
options.FreqUnits = 'Hz'; % or 'rad/second', 'rpm', etc.
sys_error_H_inf_Pole = ss(A-L*C,B2-L*D2,Cn,Dn);

```

```

sys_error_H_inf = ss(A-L1*C,B2-L1*D2,Cn,Dn);

figure(1)
bodemag(sys_error_H_inf_Pole,{0.1,1000},options,'r')
hold
bodemag(sys_error_H_inf,{0.1,1000},options,'b')
grid

%% Mô ph?ng
x_0=[0 ; 0;0;0];
x_obs_0=[5 ; 5;5;5];
sim('Onelink_Hinf_Obs_2Ro_Pole_2019a2.slx');
%%
t=x.time;
x=x.signals.values;
x_mu=x_mu.signals.values;
x_mu1=x_mu1.signals.values;
%%
figure(2)
subplot(2,2,1)
plot(t, x(:,1),'r',t, x_mu1(:,1),'g-.',t,x_mu(:,1),'b--','Linewidth',1.5)
xlabel('t (s)','interpreter','latex');
ylabel('$x_1$','interpreter','latex');
legend('$x_1$', '$\hat{x}_1$', '$\hat{x}_{1+pole}$','interpreter','latex');
title('$x_1$','interpreter','latex');
xlim([0 10]);
ylim([-5 20]);
grid on
%%
hold on
subplot(2,2,2)
plot(t, x(:,2),'r',t, x_mu1(:,2),'g-.',t,x_mu(:,2),'b--','Linewidth',1.5)
xlabel('t (s)','interpreter','latex');
ylabel('$x_1$','interpreter','latex');
legend('$x_1$', '$\hat{x}_1$', '$\hat{x}_{1+pole}$','interpreter','latex');
title('$x_2$', 'interpreter','latex');
xlim([0 10]);
ylim([-20 20]);
grid on

hold on
subplot(2,2,3)
plot(t, x(:,3),'r',t, x_mu1(:,3),'g-.',t,x_mu(:,3),'b--','Linewidth',1.5)
xlabel('t (s)','interpreter','latex');

```

```

ylabel('$x_1$', 'interpreter', 'latex');
legend('$x_1$', '$\hat{x}_1$', '$\hat{x}_{1+pole}$', 'interpreter', 'latex');
title('$x_3$', 'interpreter', 'latex');
xlim([0 10]);
ylim([-5 20]);
grid on
%%
subplot(2,2,4)
plot(t, x(:,4), 'r', t, x_mu1(:,4), 'g-.', t, x_mu(:,4), 'b--', 'Linewidth', 1.5)
xlabel('t (s)', 'interpreter', 'latex');
ylabel('$x_1$', 'interpreter', 'latex');
legend('$x_1$', '$\hat{x}_1$', '$\hat{x}_{1+pole}$', 'interpreter', 'latex');
title('$x_4$', 'interpreter', 'latex');
xlim([0 10]);
ylim([-10 10]);
grid on

```

Gọi File trên Simulink

