

การประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนในหน่วยกลั่นแยกเบนซีนของกระบวนการผลิต
เอทิลเบนซีนสไตรีนโมโนเมอร์



นายพิสุทธิ สุขเกษม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี ภาควิชาวิศวกรรมเคมี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2557

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

APPLICATION OF ROBUST MODEL PREDICTIVE CONTROL IN BENZENE COLUMN OF ET
HYLBENZENE STYRENE MONOMER PRODUCTION PROCESS

Mr. Pisut Sukkasem



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Chemical Engineering
Department of Chemical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2014
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนใน หน่วยกลั่นแยกเบนซีนของกระบวนการผลิตเอทิลเบนซีนส ไตรีนโมโนเมอร์
โดย	นายพิสุทธิ์ สุขเกษม
สาขาวิชา	วิศวกรรมเคมี
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.สุรเทพ เขียวหอม

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยเป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.มนตรี วงศ์ศรี)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.สุรเทพ เขียวหอม)

.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กษิติศ หนูทอง)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ดร. พรชัย บำรุงศรี)

พิสุทธิ์ สุขเกษม : การประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนในหน่วยกลั่นแยกเบนซีนของกระบวนการผลิตเอทิลเบนซีนสไตรีนโมโนเมอร์ (APPLICATION OF ROBUST MODEL PREDICTIVE CONTROL IN BENZENE COLUMN OF ETHYLBENZENE STYRENE MONOMER PRODUCTION PROCESS) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: รศ. ดร. สุรเทพ เขียวหอม, 92 หน้า.

งานวิจัยนี้นำเสนอการสร้างแบบจำลองกระบวนการของหน่วยกลั่นแยกเบนซีนในรูปแบบระบบเชิงเส้นซึ่งมีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม และประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนออฟไลน์ ร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวเพื่อควบคุมระบบ จากผลการประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนในหน่วยกลั่นแยกเบนซีน พบว่า ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนให้สมรรถนะการควบคุมที่ดีกว่าตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองภายใต้สภาวะการดำเนินการแบบเดียวกัน



ภาควิชา วิศวกรรมเคมี
สาขาวิชา วิศวกรรมเคมี
ปีการศึกษา 2557

ลายมือชื่อนิสิต

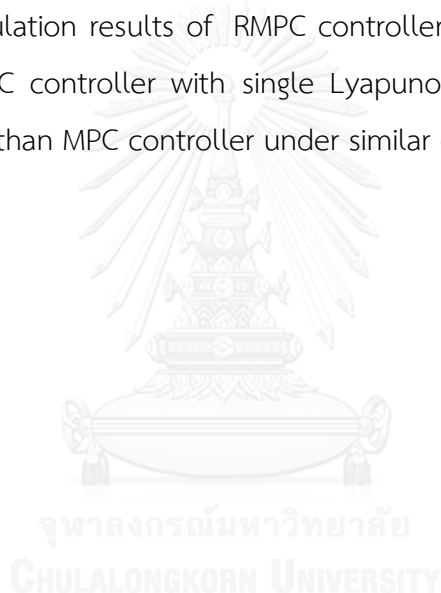
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

5470980221 : MAJOR CHEMICAL ENGINEERING

KEYWORDS: OFF-LINE ROBUST MPC / STATE FEEDBACK CONTROL / BENZENE COLUMN / NORM-BOUNDED UNCERTAIN SYSTEM / SINGLE LYAPUNOV FUNCTION

PISUT SUKKASEM: APPLICATION OF ROBUST MODEL PREDICTIVE CONTROL IN BENZENE COLUMN OF ETHYLBENZENE STYRENE MONOMER PRODUCTION PROCESS. ADVISOR: ASSOC. PROF. SOORATHEP KHEAWHOM, Ph.D.}, 92 pp.

This work presents the identification of benzene column process formulated as linear time-varying system with norm-bounded uncertainty. Offline robust predictive control (RMPC) with single Lyapunov function is then employed to control the system. The simulation results of RMPC controller in benzene column showed that the offline RMPC controller with single Lyapunov function provides a better control performance than MPC controller under similar operating condition.



Department: Chemical Engineering Student's Signature

Field of Study: Chemical Engineering Advisor's Signature

Academic Year: 2014

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับการให้คำแนะนำ ดูแล ตลอดจนข้อคิดเห็นในการแก้ปัญหาต่างๆ จากอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร. สุรเทพ เขียวหอม ทางผู้วิจัยจึงขอพระคุณมา ณ ที่นี้ด้วย

ขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. มนตรี วงศ์ศรี ประธานในการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ กษิติศ หนูทอง และ ดร. พรชัย บำรุงศรี กรรมการในการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาสละเวลาเพื่อให้ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์แก่งานวิจัยนี้

ขอขอบคุณ คุณกิตติพงษ์ ประเสริฐ วิศวกรฝ่ายเทคโนโลยี บริษัท ไออาร์พีซี จำกัด (มหาชน) ที่ช่วยสนับสนุนข้อมูลเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณ คุณอธิป ถายานู ในการสนับสนุนข้อมูลและคำแนะนำต่างๆในการทำวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณภาคีวิชาวิศวกรรมเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่ประสิทธิ์ประสาทความรู้ และประสบการณ์ทางวิชาชีพตลอดระยะเวลาที่ได้ศึกษาเล่าเรียนมา

ขอขอบคุณ คุณครู อาจารย์ทุกท่านที่ให้ความรู้ ความเข้าใจในสรรพวา และอบรมสั่งสอนในเรื่องต่างๆ

ขอขอบคุณเพื่อนพี่น้อง เพื่อนร่วมรุ่น ญาติมิตร พี่ ป้า น้า อา รวมถึงบุคคลอื่นอีกมากมาย ที่คอยให้กำลังใจ ให้ความช่วยเหลือ และให้คำแนะนำที่ดีเสมอมา

ท้ายสุด ทางผู้วิจัยใคร่ขอกราบขอพระคุณ บิดา มารดา ผู้มีพระคุณและเป็นกำลังใจที่สำคัญที่ทำให้ทำงานได้ประสบความสำเร็จและมีทุกวันนี้ได้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญรูป	ฉ
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	ฒ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของงานวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1.1 กระบวนการผลิตเอทิลเบนซีน (EB)	4
2.1.2 กระบวนการผลิตสไตรีนโมโนเมอร์ (SM).....	5
2.2 แบบจำลองสำหรับระบบที่มีความไม่แน่นอน.....	6
2.2.2 แบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม	7
2.3 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model Predictive Control).....	8
2.3.1 หลักการของการควบคุมเชิงทำนาย (MPC Concept).....	9
2.3.2 ปัญหาและขั้นตอนของการควบคุมเชิงทำนาย.....	11
2.4 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน (Robust Model Predictive Control)	13
2.5 การวิเคราะห์คงทน (Robust Analysis).....	14

2.5.1 ความไม่แน่นอนของแบบจำลอง.....	14
2.6 ทฤษฎีเลี้ยวป้อนสำหรับระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง.....	16
2.7 อสมการเมทริกซ์เชิงเส้น	17
2.7.1 นิยาม.....	17
2.7.2 การแก้ปัญหาอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น	18
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	20
2.8.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC)	20
2.8.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน (RMPC)	21
บทที่ 3 ตัวควบคุมกระบวนการที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัย	23
3.1 การควบคุมป้อนกลับสถานะ	23
3.1.1 ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนด้วยฟังก์ชันเลี้ยวป้อนอย่างเดียว	25
3.3 การควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์	27
3.3.1 ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนออฟไลน์.....	29
บทที่ 4 วิธีการดำเนินงานวิจัย	33
4.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย	33
4.1.1 Software สำหรับสร้างแบบจำลองกระบวนการของหน่วยกั้นแยกเบนซินที่ได้จาก กระบวนการผลิตจริง	33
4.1.2 Software สำหรับใช้ประยุกต์การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน	33
4.2 วิธีการดำเนินงานวิจัย	34
บทที่ 5 การสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิน	36
5.1 การออกแบบโครงสร้างแบบจำลองของหน่วยกั้นแยกเบนซิน.....	36
5.2 การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลสแต็ปเทสของหน่วยกั้นแยกเบนซิน.....	38
5.2.1 ผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าคือ ปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง(MV 1)	39

5.2.1 ผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าคือ ปริมาณอัตราการไหลของสารป้อนกลับหน่วยกั้น(MV 2)	41
5.3 การสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิน	45
5.3.1 การแปลงเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอนไปเป็นสมการปริภูมิสถานะระบบเวลาต่อเนื่อง	45
5.3.2 การแปลงแบบจำลองระบบเวลาต่อเนื่องให้อยู่ในรูปเวลาวิฤต	46
5.3.3 การวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิน	47
บทที่ 6 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง	53
6.1 การควบคุมหน่วยกั้นแยกเบนซินด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนร่วมกับ ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว	53
6.2 ผลการเปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนร่วมกับฟังก์ชัน เลียปูนอฟเดี่ยวกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองในหน่วยกั้นแยกเบนซิน	55
6.2.1 เปรียบเทียบผลการทดสอบความสามารถในการลู่เข้าสู่เป้าหมายของตัวแปรสถานะ ในหน่วยกั้นแยกเบนซิน	55
6.2.2 เปรียบเทียบผลของค่าตัวแปรปรับของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัว ควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน	59
6.2.3 เปรียบเทียบผลของค่าตัวแปรขาออกของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัว ควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน	60
บทที่ 7 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	64
7.1 สรุปผลการวิจัย	64
7.2 ข้อเสนอแนะ	65
รายการอ้างอิง	66
ภาคผนวก ก ชุดคำสั่งที่ใช้ควบคุมหอกลั่นแยกเบนซินด้วยตัวควบคุมต่างๆ	69
ก.1 ชุดคำสั่งที่ใช้ควบคุมแบบ MPC ในการควบคุมหอกลั่นแยกเบนซิน	69
ก.2 ชุดคำสั่งของตัวควบคุมแบบ offline Robust MPC	78

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์..... 92



สารบัญตาราง

ตารางที่ 5.1 ตารางแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรปรับกระบวนการกับตัวแปรควบคุม	37
---	----



สารบัญรูป

รูปที่ 2.1 ปฏิกิริยา Alkylation ระหว่างเอทิลีนและเบนซีนเกิดเป็นเอทิลเบนซีน	4
รูปที่ 2.2 กระบวนการผลิตเอทิลเบนซีน	5
รูปที่ 2.3 ปฏิกิริยา Dehydrogenation ของเอทิลเบนซีน เกิดเป็นสไตรีนโมโนเมอร์	5
รูปที่ 2.4 กระบวนการผลิตสไตรีนโมโนเมอร์.....	6
รูปที่ 2.5 โครงสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอน	8
รูปที่ 2.6 โครงสร้างการควบคุมของการควบคุมเชิงทำนาย.....	10
รูปที่ 2.7 กราฟแสดงพฤติกรรมของการควบคุมเชิงทำนาย	11
รูปที่ 3.1 โครงสร้างผังงานการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออนไลน์	28
รูปที่ 3.2 โครงสร้างผังงานในส่วนออฟไลน์สำหรับการออกแบบการควบคุมป้อนกลับสถานะ ร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว	31
รูปที่ 3.3 โครงสร้างผังงานในส่วนออนไลน์สำหรับการออกแบบการควบคุมป้อนกลับสถานะ ร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว	32
รูปที่ 4.1 แสดงแผนผังวิธีการดำเนินงานวิจัย	35
รูปที่ 5.1 ตัวอย่างการทดสอบแบบสแต็ประหว่างปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง (MV1) กับอุณหภูมิที่ถาดขาเข้าหน่วยกลั่น (CV1).....	39
รูปที่ 5.2 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV1 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1.....	39
รูปที่ 5.3 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV3 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1.....	40
รูปที่ 5.4 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV5 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1.....	40
รูปที่ 5.5 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV6 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1.....	41
รูปที่ 5.6 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV1 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2.....	41
รูปที่ 5.7 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV2 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2.....	42
รูปที่ 5.8 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV4 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2.....	42
รูปที่ 5.9 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV6 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2.....	43

รูปที่ 6.15 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_5(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัว ควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน.....	62
รูปที่ 6.16 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_6(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัว ควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน.....	63



คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

A	เมทริกซ์ตัวแปรสถานะ (state matrix)
B	เมทริกซ์ตัวแปรขาเข้า (input matrix)
C	เมทริกซ์ตัวแปรขาออก (output matrix)
Δ	เมทริกซ์บิล็อคทแยงมุม
\mathcal{R}	เมทริกซ์ถ่วงน้ำหนักขาเข้า (input weighting matrix)
Q	เมทริกซ์ถ่วงน้ำหนักของตัวแปรสถานะ (state weighting matrix)
Ω	เซตของความไม่แน่นอนในรูปแบบเชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลา
F	เมทริกซ์อัตราขยายป้อนกลับ
P	เมทริกซ์เลียปูนอฟ
\mathcal{Q}	แสดงถึงทรงรีใน $\mathcal{E} = \{x \in \mathbb{R}^{n_x} \mid x^T Q^{-1} x \leq 1\}$
J_∞	ฟังก์ชันวัตถุประสงค์
γ	ขอบเขตบนของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ J_∞
B_p	เมทริกซ์สัญญาณขาเข้า p
C_q	เมทริกซ์สัญญาณขาออก q
D_{qu}	เมทริกซ์สัญญาณควบคุมขาออก q
u	ตัวแปรปรับกระบวนการ
x	เวกเตอร์ของตัวแปรสถานะ
y	เวกเตอร์ของสัญญาณขาออก

ตัวอักษรย่อ

RMPC	Robust Model Predictive control
MPC	Model Predictive Control
SLF	Single Lyapunov Function
PID	Proportional Integral Derivative control
EB	Ethyl Benzene
SM	Styrene Monomer
DMC	Dynamic Matrix Control
SDP	Semi-definite programming



บทที่ 1

บทนำ

ในบทนี้จะกล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญในงานวิจัยนี้ วัตถุประสงค์ของงานวิจัย ขอบเขตของงานวิจัย และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของงานวิจัย

ปัจจุบันกลุ่มบริษัทที่ดำเนินธุรกิจปิโตรเคมีและการกลั่นครบวงจร ได้มีปรับปรุงและพัฒนากระบวนการผลิตอย่างต่อเนื่อง เพื่อผลิตผลิตภัณฑ์ที่มีคุณภาพดีเพื่อส่งต่อถึงลูกค้าอย่างต่อเนื่อง ดังเช่น โรงงานเอทิลเบนซีน สไตรีน โมโนเมอร์ (EBSM) ซึ่งในการที่จะได้ผลิตภัณฑ์ที่มีคุณภาพตรงตามมาตรฐานจำเป็นที่จะต้องมีการควบคุมอัตโนมัติเป็นส่วนสำคัญเพื่อที่จะทำให้ได้คุณภาพของผลิตภัณฑ์ตามที่ต้องการ อีกทั้งสามารถลดต้นทุนในการดำเนินงานจากการควบคุมการใช้พลังงานในกระบวนการผลิตอีกด้วย โดยการควบคุมระบบมีอยู่หลายวิธีด้วยกัน ไม่ว่าจะเป็นการควบคุมแบบสัดส่วนปริพันธ์อนุพันธ์ หรือ พีไอดี (Proportional Integral Derivative, PID) ซึ่งสามารถนำมาควบคุมกระบวนการอย่างง่ายได้โดยใช้หลักการของการควบคุมแบบป้อนกลับ (Feedback control) ที่ไม่ต้องอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ

ปัจจุบันนั้นโรงงานเอทิลเบนซีน สไตรีน โมโนเมอร์ (EBSM) ได้ทำการขยายกำลังการผลิตเพิ่มขึ้น ส่งผลให้ต้องทำการปรับปรุงระบบควบคุมในกระบวนการผลิตจากเดิมที่เป็น การควบคุมแบบสัดส่วน ปริพันธ์อนุพันธ์ หรือ พีไอดี (Proportional Integral Derivative, PID) เป็นการควบคุมโดยใช้ตัว ควบคุมที่อาศัยแบบจำลอง (Model Predictive Control, MPC) ซึ่งเป็นตัวควบคุมที่อาศัย แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อช่วยในการวิเคราะห์และสังเคราะห์ในระบบของหน่วยผลิตที่มีตัวแปร ควบคุมหลายตัวแปร และมีความไม่เป็นเชิงเส้นทำให้มีผลต่อการควบคุมคุณภาพผลิตภัณฑ์ โดยมี หลักการคือสามารถทำนายผลตอบสนองของระบบในอนาคต แล้วทำการคำนวณแบบออปติไมซ์เพื่อ หาค่าชุดตัวแปรปรับที่เหมาะสม เพื่อที่จะนำค่าที่ได้ไปใช้ในการควบคุมกระบวนการให้ได้ตาม เป้าหมายที่ต้องการ

ข้อเสียหลักของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (model predictive control , MPC) จะไม่สามารถรวบรวมผลของความไม่แน่นอนในแบบจำลองได้ ทำให้ในการคำนวณแบบออปติไมซ์ใช้ เวลานานเกินไป ไม่สามารถรับประกันเสถียรภาพของระบบได้ ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะ ประยุกต์ใช้ตัวควบคุมที่สามารถรวมผลของความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้นกับระบบ และนำเสนอตัวควบคุม เชิงทำนายแบบจำลองคงทน (Robust Model Predictive Control) โดยใช้ฟังก์ชันเลียบูนอฟเดียว

(Single Lyapunov Function, SLF) เพื่อรับประกันเสถียรภาพในการควบคุมระบบ มาพัฒนาสมรรถนะการควบคุมของตัวควบคุมให้ดียิ่งขึ้นกับกระบวนการผลิตในปัจจุบัน โดยสนใจศึกษาในหน่วยก้านแยกเบนซินซึ่งทำหน้าที่แยกเบนซินออกจากสารผสมเอทิลเบนซิน ซึ่งมีตัวแปรควบคุมที่สำคัญคืออุณหภูมิที่ชั้นหอกลั่น ที่จะแยกในส่วนที่เป็น ไอของเบนซิน กับ สารเอทิลเบนซินออกจากกัน เพื่อให้ได้ผลิตภัณฑ์ที่ตรงตามมาตรฐาน

เป้าหมายหลักของงานวิจัยนี้คือ เสนอวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนมาประยุกต์ใช้กับหน่วยก้านแยกเบนซิน โดยพัฒนาจากแบบจำลองกระบวนการเดิมให้อยู่ในรูปแบบแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม เพื่อศึกษาสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนเพื่อให้ระบบมีความคงทนต่อความไม่แน่นอน

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. นำวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนมาประยุกต์ใช้ควบคุมกับหน่วยก้านแยกเบนซินโดยประยุกต์กับแบบจำลองที่มีอยู่เดิม โดยคำนึงถึงสถานะความไม่แน่นอนของหน่วยก้านแยกเบนซิน
2. ศึกษาสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนในหน่วยก้านแยกเบนซินเพื่อให้ระบบมีความคงทนต่อความไม่แน่นอน

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. สร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มของหน่วยก้านแยกเบนซินในรูปแบบระบบเชิงเส้นที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาในเทอมของสมการปริภูมิสถานะดังต่อไปนี้

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + B_p p(k)$$

$$q(k) = C_q x(k) + D_{qu} u(k) + D_{qp} p(k)$$

$$y(k) = C_y x(k) + D_y u(k) + D_{yp} p(k)$$

$$p(k) = \Delta q(k)$$

โดยที่ Δ คือเมทริกซ์บล็อกทแยงมุม ดังสมการ

$$\Delta = \begin{bmatrix} \delta_1 & & & \\ & \delta_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \delta_r \end{bmatrix}$$

2. สร้างชุดคำสั่งการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนที่ประยุกต์ใช้เทคนิคฟังก์ชัน เลียนูปนอฟเดียวด้วยชุดคำสั่ง YALMIP ร่วมกับโปรแกรม MATLAB
3. ระเบียบวิธีการควบคุมที่ประยุกต์ใช้ในหน่วยกลั่นแยกเบนซีนเป็นวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนออฟไลน์ ภายใต้การวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขต นอร์ม

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน มาใช้ควบคุมในหน่วย กลั่นแยก เบนซีน ซึ่งคำนึงถึงสภาวะความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้น



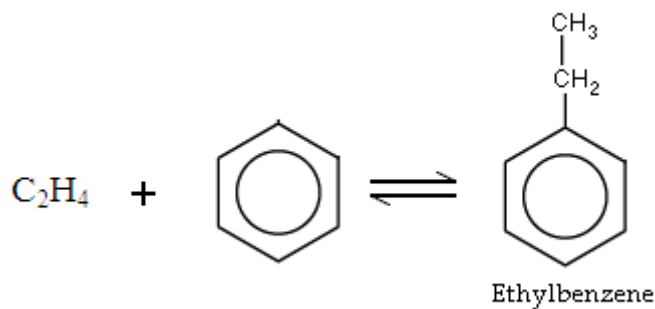
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวนการผลิตเอทิลเบนซีนและสไตรีนโมโนเมอร์ (EBSM) และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน

2.1 กระบวนการผลิตเอทิลเบนซีนและสไตรีนโมโนเมอร์

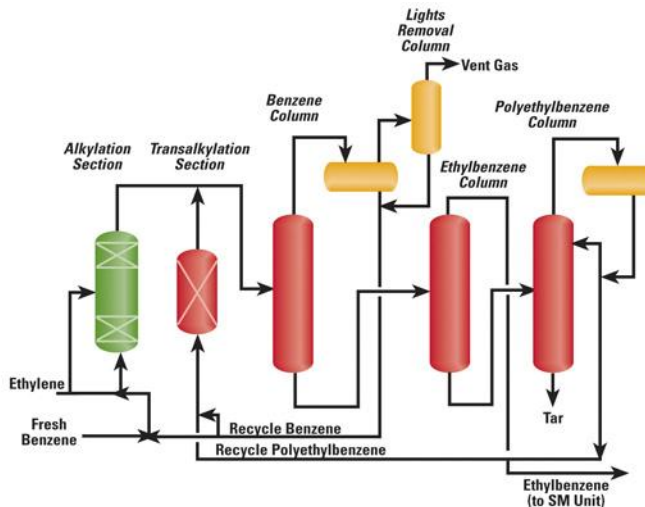
กระบวนการผลิตเอทิลเบนซีนและสไตรีนโมโนเมอร์ แบ่งออกเป็น 2 หน่วยผลิตย่อย คือ หน่วยผลิตเอทิลเบนซีน และหน่วยผลิตสไตรีนโมโนเมอร์ ในกระบวนการผลิตเอทิลเบนซีน ได้มาจากการนำเอทิลีนและเบนซีนมาทำปฏิกิริยา Alkylation ได้เป็นเอทิลเบนซีน แสดงปฏิกิริยาดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ปฏิกิริยา Alkylation ระหว่างเอทิลีนและเบนซีนเกิดเป็นเอทิลเบนซีน

2.1.1 กระบวนการผลิตเอทิลเบนซีน (EB)

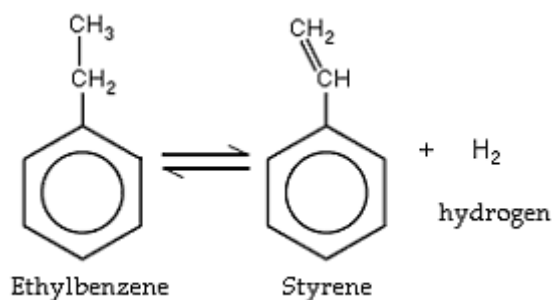
เริ่มจากป้อนเอทิลีนและเบนซีนเข้าไปทำปฏิกิริยาที่ Alkylation Reactor ที่ 1 และที่ 2 ซึ่งต่ออนุกรมกันเกิดเป็นเอทิลเบนซีน นอกจากนั้นจะมีโพลีเอทิลเบนซีน เช่น ไดเอทิลเบนซีน และไตรเอทิลเบนซีน เกิดขึ้นจากปฏิกิริยานี้ด้วย จากนั้นสารผสมจะถูกป้อนไปที่หอกลั่นแยกเบนซีน เพื่อที่จะแยกเบนซีนที่ไม่ทำปฏิกิริยาที่ด้านบนของหอกลั่นเพื่อนำกลับมาป้อนเข้าไปใน Alkylation Reactor และ Transalkylator Reactor สำหรับผลิตภัณฑ์ที่ก้นหอเบนซีนจะประกอบไปด้วยเอทิลเบนซีนและโพลีเอทิลเบนซีน จะถูกป้อนต่อไปที่หอกลั่นแยกเอทิลเบนซีน เพื่อที่จะแยกเอทิลเบนซีนออกที่ยอดหอเพื่อป้อนต่อไปที่ หน่วยผลิตสไตรีน โมโนเมอร์ ส่วนผลิตภัณฑ์ที่ก้นหอคือ โพลีเอทิลเบนซีน จะถูกป้อนต่อไปที่หอกลั่นแยก โพลีเอทิลเบนซีน เพื่อกลั่น โพลีเอทิลเบนซีนให้บริสุทธิ์และป้อนกลับเข้าไปที่ Transalkylator Reactor เพื่อทำปฏิกิริยาให้ได้ เอทิลเบนซีนที่มากขึ้น แสดงกระบวนการผลิตดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 กระบวนการผลิตเอทิลเบนซีน

2.1.2 กระบวนการผลิตสไตรีนโมโนเมอร์ (SM)

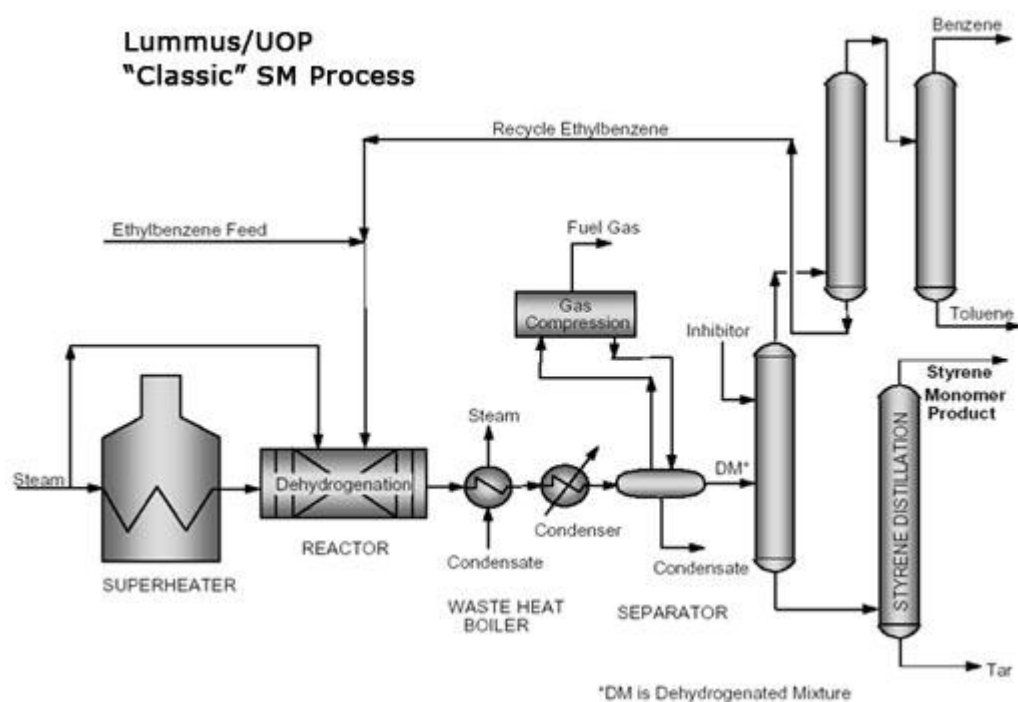
กระบวนการผลิตสไตรีนโมโนเมอร์ (SM) นั้นจะประกอบไปด้วยเครื่องปฏิกรณ์สำหรับทำปฏิกิริยาดีไฮโดรจีเนชัน เริ่มด้วยการป้อนเอทิลเบนซีนเข้าไปทำปฏิกิริยา ดีไฮโดรจีเนชัน ซึ่งเป็นปฏิกิริยาดูดความร้อน ทำให้เกิดเป็นสไตรีนโมโนเมอร์ แสดงปฏิกิริยาดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 ปฏิกิริยา Dehydrogenation ของเอทิลเบนซีน เกิดเป็นสไตรีนโมโนเมอร์

จากนั้นสารผสมที่ออกมาจากเครื่องปฏิกรณ์ดีไฮโดรจีเนชัน เรียกว่า สารผสมดีไฮโดรจีเนต จะถูกป้อนต่อไปที่หน่วยกลั่นแยกสไตรีนโมโนเมอร์ (SM Distillation) โดยเริ่มต้นป้อนเข้า หอกลั่นแยก EB/SM เพื่อแยก EB Mixture ออกที่ด้านบนของหอ และจะถูกป้อนต่อเข้าไปที่หอกลั่นนำกลับเอทิลเบนซีน เพื่อแยกเอทิลเบนซีนออกมาที่ก้นหอ ส่วนผลิตภัณฑ์ที่ด้านบนนั้นประกอบไปด้วย เบนซีนและโทลูอิน จะถูกส่งต่อไปให้โรงงานบีทีเอ็กซ์ ใ้ต่อไป สำหรับเอทิลเบนซีนที่แยกได้จากก้นหอจะถูกนำกลับเข้าไปที่ เครื่องปฏิกรณ์ดีไฮโดรจีเนชัน ต่อไป สำหรับผลิตภัณฑ์ที่ได้

จากกันทอกลั่นแยก EB/SM จะถูกส่งต่อเข้าไปที่ทอกลั่นแยก SM เพื่อแยกสไตรีนโมโนเมอร์ออกที่ด้านบนของทอกและส่งต่อไปเก็บที่ถังเก็บต่อไป และสำหรับผลิตภัณฑ์กันทอกจะถูกส่งต่อเข้าไปที่เครื่องระเหยเพื่อที่จะนำสไตรีนกลับมาใช้ใหม่ สำหรับสไตรีนทาร์จากกันของเครื่องระเหยแบบฟิล์มจะส่งถูกต่อไปเก็บที่ถังต่อไป แสดงกระบวนการผลิตดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 กระบวนการผลิตสไตรีนโมโนเมอร์

2.2 แบบจำลองสำหรับระบบที่มีความไม่แน่นอน

ในการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนนั้น เราสามารถที่จะจำแนกแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนตามขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง [1] ออกเป็นสองแบบด้วยกันคือแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทปิก (Polytopic uncertain model) และแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม (Norm-bounded uncertain model)

2.2.1 แบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทปิก

พิจารณาแบบจำลองเชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลาในระบบเวลาไม่ต่อเนื่องดังนี้

$$x(k+1) = A(k)x(k) + B(k)u(k),$$

$$y(k) = Cx(k), \quad (2.1)$$

$$[A(k) \ B(k)] \in \Omega$$

เมื่อ $x(k) \in \mathbb{R}^{n_x}, u(k) \in \mathbb{R}^{n_u}, y(k) \in \mathbb{R}^{n_y}$ และ Ω คือ โพลีโทปิก เนื่องจากเป็นเซตโพลีโทปิกดังนั้น Ω จึงสามารถเขียนได้ดังแสดงดังสมการที่ 2.2 ดังนี้

$$\Omega = Co\{[A_1 \ B_1], [A_2 \ B_2], \dots, [A_L \ B_L]\} \quad (2.2)$$

เมื่อ Co หมายถึง Convex hull หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือถ้า $[A(k)] \in \Omega$ ดังนั้นผลรวมของจำนวนที่มีค่าเป็นบวก $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ จะต้องเท่ากับหนึ่ง ดังแสดงในสมการที่ 2.3

$$[A(k) \ B(k)] = \sum_{j=1}^L \lambda_j(k) [A_j \ B_j] \quad (2.3)$$

เมื่อ $L = 1$ แบบจำลองมีความสอดคล้องในกรณีที่ตัวแปรของระบบเชิงเส้นเวลาต่อเนื่อง (Linear time invariant system) ตัวอย่างของแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทปิก ดังเช่นในกรณีที่พิจารณาแบบไม่เป็นเชิงเส้น เราสามารถที่จะสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการระบุเอกลักษณ์โดยปรับเปลี่ยนสัญญาณขาเข้าเล็กน้อย ณ จุดทำงานต่าง ๆ ผลลัพธ์ที่ได้เป็นแบบจำลองเชิงเส้นหลายจุดที่ทำงานครอบคลุมความไม่แน่นอนเชิงเส้นในช่วงดำเนินการทั้งหมด เราสามารถประยุกต์แบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทปิก (2.2)-(2.3) ร่วมกับตัวอย่างข้างต้น โดยจุดยอดของโพลีโทปิก จะได้จากแบบจำลองเชิงเส้นที่จุดทำงานต่าง ๆ จะพบว่าเราสามารถวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทปิกพร้อมกับระบบจริงได้

2.2.2 แบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม

แบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม หรือแบบจำลองความไม่แน่นอนป้อนกลับแบบมีโครงสร้าง (Structured feedback uncertainty) เป็นแบบจำลองเชิงเส้นเวลาต่อเนื่องที่มีความไม่แน่นอนรวมอยู่ด้วยแสดงดังรูปที่ 2.5(ข) และสามารถเขียนแบบจำลองในรูปของสมการปริภูมิสถานะได้ดังนี้

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + B_p p(k)$$

$$q(k) = C_q x(k) + D_{qu} u(k) + D_{qp} p(k) \quad (2.4)$$

$$y(k) = C_y x(k) + D_y u(k) + D_{yp} p(k)$$

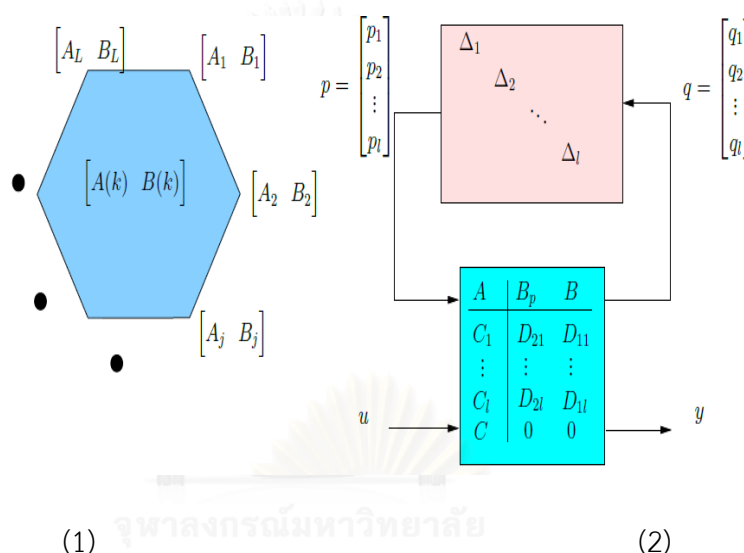
$$p(k) = \Delta q(k)$$

โดยที่ Δ คือเมทริกซ์บล็อกทแยงมุม ดังสมการ

$$\Delta = \begin{bmatrix} \delta_1 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \delta_2 & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \ddots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \delta_r \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

ในกรณีของระบบเชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลา ระบบที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มตามสมการที่ 2.4 สอดคล้องกับระบบที่มีความไม่แน่นอนเชิงพอลิโทปิกตามสมการ 2.1 ด้วยความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

$$\Omega = \{[A + B_p \Delta C_q \quad B + B_p \Delta D_{qu}]\} \quad (2.6)$$



รูปที่ 2.5 โครงสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอน

(1) ความไม่แน่นอนเชิงพอลิโทปิก (2) ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม

2.3 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model Predictive Control)

การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model Predictive Control, MPC) เป็นการควบคุมที่อาศัยหลักการออกแบบโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการที่ต้องการควบคุม หรือเรียกว่า Model Based Control สามารถแบ่งออกเป็น แบบจำลองที่เป็นเชิงเส้น (Linear Model Predictive Control) เช่น Dynamic Matrix Control (DMC) , Model Algorithmic Control , Inferential Control และ Internal Model Control เป็นต้น แบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear Model Predictive Control) และสุดท้ายคือ แบบจำลองควบคุมเชิงทำนายคงทน (Robust Model Predictive Control)

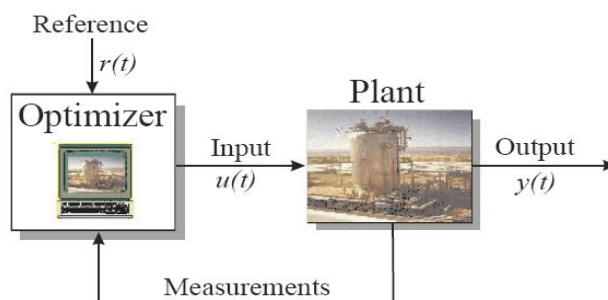
ระบบที่สามารถประยุกต์ใช้ควบคุมได้ด้วยการควบคุมเชิงทำนาย

- 1) ระบบที่มีตัวแปรปรับและตัวแปรควบคุมหลายตัว
- 2) มีขอบเขตทั้งตัวแปรปรับและตัวแปรควบคุม
- 3) มีข้อผิดพลาดของแบบจำลอง (Model Mismatch) หรือสิ่งรบกวน (Disturbance)
- 4) มีตัวหน่วงเวลา (Dead time)

คำตอบสนองของกระบวนการสามารถคำนวณได้จากการทำออปติไมซ์ (Optimization) ของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) โดยการกำหนดเป็นค่าต่ำสุดของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน จากนั้นจึงคำนวณกลับหาค่าการควบคุมที่ทำให้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์มีค่าน้อยที่สุด (หรือมากที่สุดแล้วแต่กรณี) เพื่อให้ตัวแปรควบคุมอยู่ที่ค่าเป้าหมายที่ต้องการ

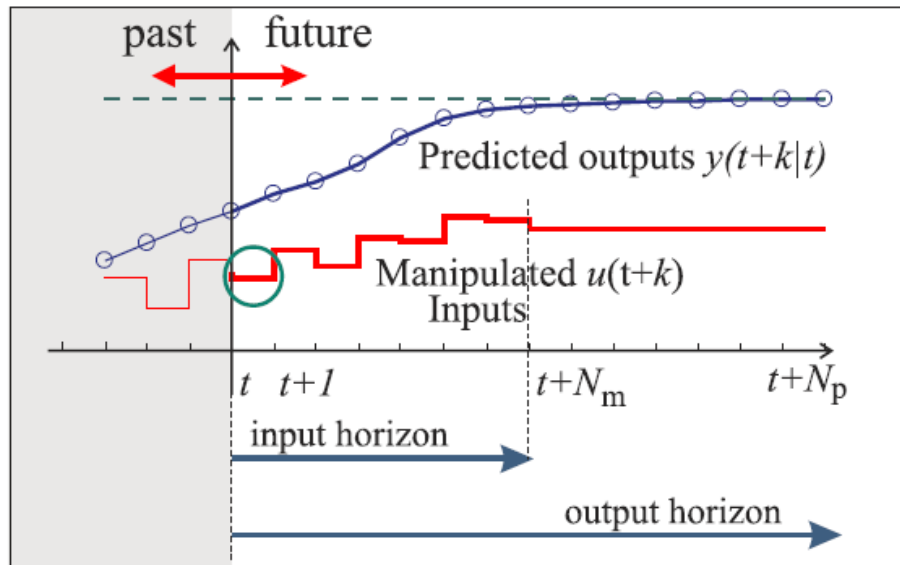
2.3.1 หลักการของการควบคุมเชิงทำนาย (MPC Concept)

โครงสร้างของตัวควบคุมเชิงทำนาย แสดงได้ดังรูปที่ 2.6 โดยตัวควบคุมเชิงทำนายนั้นมีแนวคิดมาจากแบบจำลองของกระบวนการผลิตจริง โดยจะถูกควบคุมด้วยการทำนายคำตอบล่วงหน้า โดยการทำนายคำตอบสนองของกระบวนการจะใช้วิธีคำนวณที่คล้ายคลึงกับวิธีการควบคุมแบบออปติมอล ซึ่งใช้ผลต่างของค่าความคลาดเคลื่อนจาก Set Point ซึ่งเป็นผลต่างของคำตอบสนองเอาต์พุตที่ได้คำนวณไว้ล่วงหน้ากับค่าเทียบเคียงมาตรฐาน ระบบควบคุมประกอบด้วย 2 ส่วนคือ อุปกรณ์ควบคุม และตัวควบคุม ค่าเอาต์พุตคือตัวแปรที่วัดค่าได้ซึ่งออกจากอุปกรณ์ควบคุมหรือค่าเป้าหมายเป็นอินพุตอีกตัวหนึ่ง ตัวควบคุมจะนำค่าที่ได้มาคำนวณหาตัวแปรปรับที่เหมาะสมกับกระบวนการ จากนั้นจึงส่งค่าตัวแปรปรับไปเป็นอินพุตของอุปกรณ์ โดยจะมีตัวแปรรบกวนอีกตัวหนึ่งที่เข้าอุปกรณ์ด้วย โดยผลกระทบจากตัวแปรรบกวนจะถูกกำจัดไปในที่สุด เนื่องจากการประมาณค่าตัวแปรวัดที่เหมาะสมกับตัวแปรควบคุม



รูปที่ 2.6 โครงสร้างการควบคุมของการควบคุมเชิงทำนาย

พฤติกรรมตัวควบคุมเชิงทำนายสามารถแสดงได้ดังกราฟในรูปที่ 2.7 ในส่วนทางด้านซ้ายของแกนในแนวตั้งคือส่วนที่ได้ทำการควบคุมไปแล้วในอดีต ส่วนทางด้านขวาของแกนตั้งคือส่วนที่มีการทำนายค่าควบคุมในอนาคต โดยจะทำการวัดค่าที่เวลา t ที่เวลาใด ๆ จากนั้นตัวควบคุมจะทำนายพฤติกรรมพลวัตในอนาคตของระบบโดยจะทำการวัดค่าตัวแปรควบคุมเพื่อทำการคำนวณค่าที่เหมาะสมเพื่อให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายที่เหมาะสม โดยการทำนายค่าบนแกนทำนาย จะเรียกชื่อว่า Prediction horizon (T_p) และทำการควบคุมบนแกนควบคุม จะเรียกชื่อว่า Control horizon (T_c) โดยจะกำหนดให้ค่า $T_c \leq T_p$ คือจะมีจำนวนครั้งของการควบคุมน้อยกว่าหรือเท่ากับจำนวนครั้งของการทำนายเสมอ จากนั้นจะนำตัวแปรปรับค่าแรกที่ได้จากการคำนวณมาทำการควบคุมกระบวนการ โดยที่หากระบวนการที่ทำการควบคุมไม่มีตัวแปรรบกวนและไม่มีคามผิดพลาดของแบบจำลองเลย การคำนวณเพียงครั้งเดียวนั้นก็สามารถควบคุมกระบวนการจากเวลาเริ่มที่ $t = 0$ ไปจนถึงที่ $t \geq 0$ ใด ๆ ได้ ถึงอย่างไรก็ตามระบบที่ต้องการควบคุมทั่วไปจะมีตัวแปรรบกวนและความผิดพลาดของแบบจำลองด้วยเสมอ นั่นคือพฤติกรรมของระบบจริงจะไม่ตรงกับที่ทำนายไว้ จึงต้องมีการคำนวณใหม่เป็นรอบ ๆ ไปด้วยช่วงเวลาที่กำหนดขึ้นให้ โดยทำการวัดค่าใหม่และทำซ้ำ ซึ่งพฤติกรรมดังกล่าว นั่นคือเปลี่ยนค่าตัวแปรปรับใหม่ทุกครั้งทีวัดเพื่อให้ตัวแปรควบคุมเข้าสู่ค่าเป้าหมายในที่สุด



รูปที่ 2.7 กราฟแสดงพฤติกรรมของการควบคุมเชิงทำนาย

2.3.2 ปัญหาและขั้นตอนของการควบคุมเชิงทำนาย

ปัญหาที่จะทำการควบคุมด้วยตัวควบคุมเชิงทำนายนั้นจะมีรูปแบบของสมการที่ไม่เป็นเชิงเส้น ดังแสดงในสมการที่ 2.1 เรียกสมการนี้ว่าสมการสเตตซึ่งจะอยู่ในรูปสมการเชิงอนุพันธ์สามัญ (Ordinary differential equation, ODE) และรูปแบบทั่วไปของการควบคุมนั้นสามารถเขียนได้ตั้งสมการที่ 2.2 และ 2.3 สามารถแสดงการควบคุมในหนึ่งรอบการคำนวณ ซึ่งเป็นลักษณะเดียวกับการควบคุมแบบออปติมอล โดยสมการที่ 2.4 ถึง 2.6 จะเป็นสมการที่แสดงเงื่อนไขของการควบคุมอันได้แก่ขอบเขตของการควบคุมและข้อกำหนดต่าง ๆ

แบบจำลองไม่เชิงเส้นของกระบวนการสามารถเขียนได้ดังนี้

$$\dot{x} = f(x(t), u(t)) \quad (2.7)$$

ปัญหาสำหรับตัวควบคุมเชิงทำนาย

$$\text{ฟังก์ชันวัตถุประสงค์} \quad \min \int_0^{t_f} \{w_1 (x - x_{sp})^2 + w_2 (\Delta u)^2\} dt \quad (2.8)$$

$$\text{สมการสเตต} \quad \dot{x} = f(x(t), u(t)) \quad (2.9)$$

$$\text{ขอบเขตของตัวแปรปรับ} \quad u_{\min} < u(t) < u_{\max} \quad (2.10)$$

ขอบเขตของตัวแปรควบคุม $x_{\min} < x(t) < x_{\max}$ (2.11)

ข้อกำหนดของตัวแปรควบคุม $x(t + t_f) = x_{sp}$ (2.12)

โดยที่ w_1 และ w_2 คือ เวกเตอร์น้ำหนัก

t_f คือ เวลาสุดท้ายที่ต้องการควบคุม

u_{\min} และ u_{\max} คือ ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของตัวแปรปรับตามลำดับ

x_{\min} และ x_{\max} คือ ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดของตัวแปรควบคุมตามลำดับ

เวกเตอร์น้ำหนัก w_1 และ w_2 นั้นจะมีผลต่อการตอบสนองของกระบวนการที่ควบคุม ซึ่งสามารถกำหนดให้มีค่าไม่เท่ากันได้ ขึ้นกับความสำคัญของตัวแปรที่ต้องการพิจารณา

ขั้นตอนในการควบคุมเชิงทำนาย

- 1) กำหนดตัวแปรควบคุม ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ รวมไปถึงขอบเขตและข้อกำหนดต่าง ๆ ที่ต้องการสำหรับการควบคุม
- 2) คำนวณสมการฟังก์ชันวัตถุประสงค์โดยให้มีค่าน้อยที่สุด สำหรับค่าเป้าหมายที่กำหนด เพื่อหาชุดของตัวแปรปรับใหม่ขึ้นมา
- 3) นำค่าตัวแปรปรับที่ได้ชุดแรก (ซึ่งอาจจะมิตัวแปรปรับหลายตัวในกระบวนการ) มาควบคุมกระบวนการจนกว่าจะถึงเวลาที่จะวัดค่าตัวแปรใหม่
- 4) ทำการวัดค่าตัวแปรควบคุมที่เปลี่ยนไปจากการปรับค่าตัวแปรปรับ

ทำตามขั้นตอนที่ 2 ถึง 4 ซ้ำ จนถึงเวลาสุดท้ายที่ต้องการควบคุม

ข้อดีสำหรับการควบคุมวิธีนี้คือกระบวนการที่ทำการควบคุมนั้นจะมีเสถียรภาพรวมถึงตัวควบคุมสามารถควบคุมกระบวนการที่มีขอบเขตจำกัดได้ แต่หากแบบจำลองกระบวนการมีความผิดพลาดคลาดเคลื่อนไปจากกระบวนการจริงก็จะทำให้การควบคุมกระบวนการนั้นให้ผลที่ไม่ดี ดังนั้นการนำการควบคุมเชิงทำนายใช้ให้ได้ผลดีนั้นจะต้องมีแบบจำลองที่ถูกต้อง และค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของกระบวนการจะต้องมีความถูกต้องด้วยเช่นกัน ดังนั้นแล้วการควบคุมเชิงทำนายจะให้สมรรถนะที่ดีกว่าการควบคุมแบบดั้งเดิม

2.4 การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน (Robust Model Predictive Control)

ตามที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้นนั้นถึงการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model predictive control, MPC) เป็นการควบคุมที่อาศัยแบบจำลองของระบบ ซึ่งสามารถควบคุมระบบที่มีตัวแปรควบคุมหลายตัว ระบบที่มีข้อจำกัดของการทำงานและมีตัวแปรรบกวน โดยมีหลักการคือ ทำนายการตอบสนองของระบบในอนาคตแล้วทำการคำนวณหาตัวแปรปรับสำหรับการควบคุม ซึ่งได้นำมาใช้งานในการควบคุมระบบหลากหลาย แต่ข้อเสียหลักของเทคนิคการออกแบบสำหรับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองทั่วไป (Nominal MPC) คือ ไม่สามารถรวมผลความไม่แน่นอนของแบบจำลองระบบได้ แต่ในปัจจุบันนั้นได้มีการพัฒนาการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ซึ่งได้กำหนดปัญหาการออกแบบที่คำนึงถึงผลความไม่แน่นอนของแบบจำลองระบบ เรียกว่า การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน (Robust Model predictive control) โดยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนนั้นได้ถูกพัฒนาสมรรถนะการควบคุมให้เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ด้วยเทคนิควิธีต่าง ๆ เช่น การออกแบบตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว (Single Lyapunov Function, SLF) เพื่อรับประกันเสถียรภาพในการควบคุมระบบ แต่ตัวควบคุมซึ่งใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวนั้นมีสมรรถนะในการควบคุมต่ำ จึงเลือกฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริม (Parameter Dependent Lyapunov Function, PDLF) มาพัฒนาสมรรถนะการควบคุมของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนให้ดียิ่งขึ้น ซึ่งแต่เดิมนั้นการออกแบบตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนเป็นการพิจารณาปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization problem) บนพื้นฐานต้นทุนสมรรถนะในสถานการณ์เลวร้ายที่สุด (Worst case) ซึ่งตัวควบคุมที่ได้ยังคงมีสมรรถนะการควบคุมที่ไม่ดีมากนัก แต่เมื่อไม่นานมานี้ได้มีการศึกษาตัวควบคุมซึ่งใช้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดบนพื้นฐานต้นทุนสมรรถนะปกติ (Nominal case) แทนการพิจารณาบนพื้นฐานต้นทุนสมรรถนะในสถานการณ์เลวร้ายที่สุด เพื่อให้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนนั้นมีสมรรถนะการควบคุมระบบดีมากขึ้นแต่ยังคงใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวในการสังเคราะห์ตัวควบคุมขึ้นมา และได้มีการพัฒนาตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน ซึ่งใช้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดบนพื้นฐานต้นทุนสมรรถนะปกติ และใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมซึ่งใช้สมรรถนะการควบคุมที่ดี

2.5 การวิเคราะห์คงทน (Robust Analysis)

2.5.1 ความไม่แน่นอนของแบบจำลอง

โดยทั่วไปนั้น แบบจำลองทางคณิตศาสตร์สามารถที่จะอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาเข้ากับสัญญาณขาออกของระบบที่เราต้องการควบคุมได้ ซึ่งแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ดีควรจะให้สัญญาณขาออกใกล้เคียงกับสัญญาณขาออกของระบบจริง แต่ในความเป็นจริงแล้ว แบบจำลองไม่สามารถประพฤติเหมือนระบบจริงอย่างสมบูรณ์[2]

ในทางวิศวกรรมควบคุม ความไม่แน่นอน (Uncertainty) คือความแตกต่างระหว่างระบบจริงกับแบบจำลอง [2]ความไม่แน่นอนนี้อาจเกิดได้จากหลายสาเหตุ โดยทั่วไปอาจแบ่งความไม่แน่นอนออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่ ความไม่แน่นอนเชิงซ้อน (Complex uncertainty) ซึ่งอาจเกิดจากการละเลยองค์ประกอบพลวัตบางส่วน of ระบบจริงในแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ และความไม่แน่นอนจริง (Real uncertainty) นั่นคือ พารามิเตอร์ของระบบมีค่าเปลี่ยนแปลง เนื่องจากสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน

การควบคุมคงทนพัฒนาแนวทางเพื่อใช้ข้อมูลของความไม่แน่นอนให้เกิดประโยชน์สูงสุดแก่การวิเคราะห์เสถียรภาพและสมรรถนะ รวมทั้งสังเคราะห์ตัวควบคุมเพื่อให้ได้สมบัติตามต้องการ กำหนดให้ p แทนเซตของระบบพลวัตที่พิจารณาทั้งหมด คำว่า คงทน (Robust) หมายถึง สมบัติที่เป็นจริงสำหรับทุก ๆ ระบบพลวัต $s \in p$ สมบัติของระบบพลวัตที่สำคัญเมื่อคำนึงถึงความไม่แน่นอนประกอบด้วยเสถียรภาพคงทน (Robust stability) กล่าวคือ แต่ละระบบพลวัตใน p มีความเสถียรภาพ และสมรรถนะคงทน (Robust performance) นั่นคือ แต่ละระบบพลวัตในเซต p มีความเสถียรภาพและมีสมรรถนะตามที่ระบุไว้

แนวทางการออกแบบตัวควบคุมส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลของแบบจำลองคณิตศาสตร์ ซึ่งแสดงการเชื่อมโยงระหว่างสัญญาณขาเข้ากับสัญญาณขาออก ซึ่งความถูกต้องของแบบจำลองขึ้นอยู่กับความใกล้เคียงระหว่างผลตอบสนองของแบบจำลองกับผลตอบสนองของระบบจริง อย่างไรก็ตามแม้ว่าแบบจำลองที่ซับซ้อนจะมีความถูกต้องมาก แต่ก็ยังคงมีปัจจัยที่ทำให้เกิดความแตกต่างกับระบบจริงหรือความไม่แน่นอนในแบบจำลอง ดังนั้น ระบบควบคุมที่ไม่ไวต่อความไม่แน่นอน คือ ระบบที่คงทน (Robust)

ความไม่แน่นอนอาจเกิดจากสาเหตุต่อไปนี้

1. การหาแบบจำลองอย่างง่ายจำเป็นต้องตั้งสมมติฐาน เช่น การมีสมบัติเป็นเชิงเส้น และการเลือกใช้แบบจำลองที่มีอันดับต่ำ ๆ ทำให้เกิดความแตกต่างกับระบบจริงมากขึ้น

2. พารามิเตอร์ของแบบจำลองเป็นเพียงค่าประมาณ นั่นคือ อาจมีความคลาดเคลื่อน
3. พารามิเตอร์บางตัวอาจเปลี่ยนแปลงไปเนื่องจากความไม่เป็นเชิงเส้น
4. ความคลาดเคลื่อนของตัวตรวจรู้ (Sensor) และตัวขับเคลื่อน (Actuator)
5. พลวัตที่ถูกกละเลยอาจส่งผลกระทบต่อผลตอบสนองได้
6. ความแตกต่างระหว่างตัวควบคุมที่นำไปใช้งานจริงกับตัวควบคุมที่สังเคราะห์ได้

ความไม่แน่นอนอาจแบ่งตามโครงสร้างได้เป็น 2 รูปแบบ ได้แก่

1. ความไม่แน่นอนที่ไร้โครงสร้าง (Unstructured uncertainty) เกิดจากการละเลยพลวัตบางส่วนจากระบบ โดยเฉพาะย่านความถี่สูง
2. ความไม่แน่นอนที่มีโครงสร้าง (Structured uncertainty) เช่น แบบจำลองมีพารามิเตอร์บางตัวที่มีความไม่แน่นอน บางครั้งจึงเรียกรูปแบบนี้ว่า ความไม่แน่นอนอิงตัวแปรเสริม (Parametric uncertainty)

ในการออกแบบตัวควบคุม เราควรคำนึงถึงแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบและความไม่แน่นอนไปพร้อม ๆ กัน ความไม่แน่นอนอาจแสดงได้หลายรูปแบบเช่น ความไม่แน่นอนเชิงบวก (Additive uncertainty), ความไม่แน่นอนเชิงการคูณขาออก (Output multiplicative uncertainty) และความไม่แน่นอนเชิงการคูณขาเข้า (Input multiplicative uncertainty) แบบจำลองความไม่แน่นอนทั้งสามนั้นมีรูปแบบเป็นการป้อนไปหน้า (Feed forward) นอกจากนี้อาจจำลองความไม่แน่นอนในรูปแบบการป้อนกลับ (Feedback) ตัวผกผัน (Inverse) หรือตัวประกอบร่วม (Coprime factor) ทั้งนี้รูปแบบเหล่านี้มีข้อดีข้อเสียต่างกันไป ถ้าเลือกใช้แบบจำลองที่ไม่เหมาะสมกับระบบก็อาจเพิ่มความอนุรักษ์มากขึ้น ส่งผลให้สมรรถนะของการควบคุมไม่ดีเท่าที่ควร

ในทางปฏิบัติการออกแบบตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนนิยมใช้แบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงการคูณ วัตถุประสงค์สำหรับการควบคุม ได้แก่ เสถียรภาพและสมรรถนะของระบบพลวัตภายใต้ความไม่แน่นอน ต่อไปจะกล่าวถึงการวิเคราะห์เสถียรภาพคงทนและสมรรถนะคงทน ซึ่งเพื่อความชัดเจนจะกล่าวถึงนิยามที่สำคัญในการวิเคราะห์คงทนดังนี้

- เสถียรภาพที่ระบุ (Nominal stability, NS) คือระบบเสถียรเมื่อไม่มีความไม่แน่นอน
- สมรรถนะที่ระบุ (Nominal performance, NP) คือ ระบบสอดคล้องกับเงื่อนไขสมรรถนะเมื่อไม่มีความไม่แน่นอน
- เสถียรภาพคงทน (Robust stability, RS) คือ ระบบเสถียรภายใต้ความไม่แน่นอน
- สมรรถนะคงทน (Robust performance, RP) คือระบบมีเสถียรภาพ และสอดคล้องกับเงื่อนไขสมรรถนะภายใต้ความไม่แน่นอน

2.6 ทฤษฎีเลียบนอพอสำหรับระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีเลียบนอพอสำหรับระบบที่ไม่ต่อเนื่อง ซึ่งเมื่อเราพิจารณาถึงเสถียรภาพเลียบนอพนั้นเราจะใช้วิธี forward difference มาพิจารณาในส่วนนี้ดังแสดงตามสมการที่ 2.13

$$\Delta V(x(k)) = V(x(k+1)) - V(x(k)) \quad (2.13)$$

สำหรับทฤษฎีบทต่อไปนี้จะกล่าวถึงเสถียรภาพของระบบที่ไม่ต่อเนื่องและเสถียรภาพคงทนของระบบไม่ต่อเนื่องซึ่งจำเป็นสำหรับนำมาประยุกต์ในการใช้ทฤษฎีเลียบนอพอเพื่อประยุกต์ใช้กับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน

ทฤษฎีบท 2.1 เสถียรภาพในระบบที่ไม่ต่อเนื่องทางเวลา

พิจารณาในระบบเวลาไม่ต่อเนื่องดังต่อไปนี้

$$x(k+1) = f(x(k))$$

เมื่อ $x \in \mathbb{R}^n$ และ $f(x) \in \mathbb{R}^n$ มีสมบัติที่ $f(0) = 0$ โดยให้ฟังก์ชันสเกลาร์มีความต่อเนื่องตลอดช่วงของค่า x ดังนั้น

$$V(x) > 0, \quad \forall x \neq 0$$

$$\Delta V(x) < 0, \quad \forall x \neq 0$$

$$V(0) = 0,$$

ดังนั้นที่สถานะสมดุล $x = 0$ จึงมีความเสถียรภาพวงกว้างเชิงเส้นกำกับ (globally asymptotically) โดยที่ $V(x)$ คือฟังก์ชันเลียปูนอฟ

ดังที่กล่าวมาในหัวข้อที่ 2.2 สำหรับความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทปิตตามสมการ (2.1) และ (2.2) และความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มตามสมการที่ (2.4) และ (2.5) วิธีปฏิบัติโดยทั่วไปคือการตรวจสอบการมีอยู่ของฟังก์ชันเลียปูนอฟ ซึ่งไม่ขึ้นกับสถานะของระบบเพียงอย่างเดียว แต่ยังขึ้นกับตัวแปรเสริมของความไม่แน่นอนด้วย ซึ่งเราเรียกฟังก์ชันนี้ว่า ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริม (parameter-dependent Lyapunov function, PDLF) ซึ่งในงานวิจัยนี้จะประยุกต์ระบบความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม สามารถแสดงนิยามของ “เสถียรภาพคงทน” ได้ดังนี้

นิยาม 2.1 เสถียรภาพคงทนในระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง

ในระบบเวลาไม่ต่อเนื่องมีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มตามสมการที่ (2.4) อ้างอิงได้ว่าระบบมีเสถียรภาพถ้าฟังก์ชันเลียปูนอฟเป็นดังต่อไปนี้

$$V(k+i) \triangleq x(k+i|k)^T P(\Delta(k+i)) x(k+i|k), \forall k, \forall i \geq 0, \quad (2.9)$$

$$P(\Delta(k+i)) \triangleq \sum_{j=1}^r \lambda_j(k+i) P_j, i \geq 0$$

เมื่อ $P(\Delta(k+i)) = P(\Delta(k+i))^T > 0$ ซึ่งทำให้ $\Delta V(x) < 0$ เป็นจริงสำหรับค่าสถานะ $x(k) \in \mathbb{R}^n$ ที่สอดคล้องกับสมการที่ (2.4) และตัวแปรเสริมความไม่แน่นอนที่สามารถเป็นไปได้ $\delta_j(k)$, $j = 1, 2, \dots, r$ มีค่าไม่เท่ากับศูนย์ เมื่อพิจารณาในแบบเดียวกันกับระบบเวลาวิฤตที่มีความไม่แน่นอนสอดคล้องกับสมการที่ (2.4) จึงสามารถกล่าวได้ว่ามีเสถียรภาพคงทน ถ้ากฎการควบคุมป้อนกลับสถานะ $u(k) = Fx(k)$ เป็นจริง แสดงว่าผลลัพธ์ของระบบวงปิดมีเสถียรภาพคงทนสำหรับตัวแปรเสริมความไม่แน่นอนที่สามารถเป็นไปได้ทั้งหมด

2.7 อสมการเมทริกซ์เชิงเส้น

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น และปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยใช้วิธีอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น

2.7.1 นิยาม

อสมการเมทริกซ์เชิงเส้น (linear matrix inequalities: LMIs) คืออสมการเมทริกซ์ในรูปแบบ

$$F(x) \triangleq F_0 + \sum_{i=1}^m x_i F_i > 0 \quad (2.15)$$

กำหนดให้ $x \in \mathbb{R}^m$ คือตัวแปร และเมทริกซ์สมมาตร $F_i = F_i^T \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $i = 0, \dots, m$ สัญลักษณ์ของอสมการ (2.14) หมายความว่า $F(x)$ เป็นบวกแน่นอน (positive definite) นั่นคือ $\zeta^T F(x) \zeta > 0$ สำหรับ $\zeta \in \mathbb{R}^n$ ทุกค่าไม่เป็นศูนย์

$$F(x) \geq 0 \quad (2.16)$$

โดยที่สัญลักษณ์ในอสมการ (2.14) นั้นหมายถึง ค่าของ $F(x)$ เป็นกึ่งบวกแน่นอน (positive semi-definite) นั่นคือ $\zeta^T F(x) \zeta \geq 0$ สำหรับ $\zeta \in \mathbb{R}^n$ ทุกค่า คุณสมบัติที่สำคัญของอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นอย่างหนึ่งคือ อสมการเมทริกซ์เชิงเส้น $F^{(1)}(x) > 0, \dots, F^{(m)}(x) > 0$ สามารถแสดงในรูปอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นเดี่ยวได้ดังนี้

$$F(x) = \text{diag}(F^{(1)}(x) > 0, \dots, F^{(m)}(x)) > 0$$

จากความสัมพันธ์ดังกล่าวนี้แสดงประพจน์ที่มีเงื่อนไขสำคัญ ถ้ากำหนดปัญหาเกี่ยวกับอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นที่หลากหลาย ปัญหาดังกล่าวจะไม่ต้องกำหนดโครงสร้างใหม่ แต่จำเป็นจะต้องสร้างอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นใหม่ที่มีขนาดใหญ่กว่าแทน คล้ายกับเมทริกซ์การจัดหมู่ (combination matrix) ของอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นทั้งหมด

อสมการเมทริกซ์เชิงเส้นมีประโยชน์อย่างมากในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัญหาการควบคุม ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้จัดรูปแบบปัญหาเป็นอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น ซึ่งการแก้ปัญหาด้วยวิธีนี้จะสามารถหาผลเฉลยที่มีประสิทธิภาพและมีความน่าเชื่อถือ อสมการเมทริกซ์เชิงเส้นจะนิยามเงื่อนไขบังคับเชิงคอนเวกซ์ และนำไปสู่การหาค่าต่ำสุดหรือค่าสูงสุดของฟังก์ชันสัมพรรค (affine function) โดยอยู่ภายใต้เงื่อนไขบังคับเชิงคอนเวกซ์ ด้วยเหตุนี้งานวิจัยจึงได้นำทฤษฎีการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงคอนเวกซ์มาใช้เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพสูงสุด

2.7.2 การแก้ปัญหามอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น

การแก้ปัญหามอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 วิธี [3] ได้แก่ วิธีเชิงทรงรี (Ellipsoid method) และวิธีจุดภายใน (Interior Point method) โดยในวิธีเชิงทรงรีนั้นจะเริ่มพิจารณาทรงรี $\mathcal{E}^{(0)}$ โดยมีค่าเหมาะสมที่สุดในขอบเขตทรงรีนั้น ถ้าปรากฏว่าค่าเหมาะสมที่สุดนั้นอยู่นอกขอบเขต ปัญหาก็จะไม่สอดคล้องกับเงื่อนไขและจะส่งผลให้อัลกอริทึมหยุดดำเนินการ

สำหรับกรณีที่มีค่าเหมาะสมที่สุดนั้นอยู่ในทรงรีแล้วจะคำนวณตัดระนาบออกเป็นสองส่วน โดยส่วนหนึ่งจะยังคงอยู่ในทรงรีที่ถูกตัด สำหรับการทำให้ซ้ำครั้งต่อไปของอัลกอริทึม จะคำนวณทรงรี $\mathcal{E}^{(1)}$ ที่มีค่าเหมาะสมที่สุดอยู่ และจะทำซ้ำตามขั้นตอนเดิมจนกระทั่งสิ้นสุดกระบวนการ

สำหรับอีกหนึ่งวิธีคือ วิธีจุดภายในนั้น เป็นวิธีที่มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง และมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีเชิงทรงรี โดยแนวคิดหลักคือ การแทนปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดที่มีเงื่อนไขบังคับ

$$\text{minimize } f(x)$$

$$\text{subject to } F(x) > 0$$

ด้วยปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดที่ไม่มีเงื่อนไขบังคับ

$$F_t(x) \triangleq tf(x) + \phi(x)$$

เมื่อ $t > 0$ คือตัวแปรเสริมถ่วงน้ำหนัก (penalty parameter) $f(x)$ เป็นฟังก์ชันสัมพรรค และ $\phi(x)$ นั้นคือฟังก์ชันกีดขวาง (barrier function) โดยแนวคิดนี้ของวิธีนี้คือ หาค่าต่ำสุด $x(t)$ ใน F_t และพิจารณาพฤติกรรมของ $x(t)$ เช่นเดียวกับตัวแปรเสริมถ่วงน้ำหนัก t

สำหรับในงานวิจัยนี้ เครื่องมือที่ใช้ในการแก้ปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงเส้นนั้นคือเครื่องมือ YALMIP[4] เป็นโปรแกรมสำเร็จรูปที่ทางผู้วิจัยใช้สำหรับการหาผลเฉลยของปัญหา และปัญหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงเส้นภายใต้เซตของอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นนั้นคือ

$$\text{minimize } c^T x$$

$$\text{subject to } F(x) > 0$$

โดยที่ c คือเวกเตอร์จำนวนจริงที่มีขนาดเหมาะสม และ F คือเมทริกซ์สมมาตร เมื่อเซตอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นเป็นคอนเวกซ์แล้ว ปัญหาจึงระบุเป็นคอนเวกซ์ด้วย และจะสามารถหาผลเฉลยในวงกว้าง (Global Solution) ภายในความแม่นยำที่ระบุไว้ได้ สำหรับรายละเอียดของเครื่องมือ YALMIP สามารถศึกษาเพิ่มเติมได้ใน[4]

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนของการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ 1.) งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC) 2.) งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน (RMPC)

2.8.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (MPC)

ความเป็นมาของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง แรกเริ่มนั้นมีลักษณะเป็นแบบฮิวริสติก (Heuristic) [5] โดยการควบคุมดังกล่าวนี้เป็นการควบคุมแบบไดนามิกเมทริกซ์ (Dynamic Matrix Control, DMC) และการควบคุมแบบโมเดลอัลกอริทึม (Model algorithmic control, MAC) [5] จะใช้หลักการของการตอบสนองแบบสเต็ป (Step response test) เพื่อสร้างแบบจำลอง ส่วนการควบคุมแบบ MAC จะสร้างแบบจำลองจากการตอบสนองอิมพัลส์ (Impulse response test) โดยมีฟังก์ชันวัตถุประสงค์อยู่ในรูปอัลกอริทึมแบบโปรแกรมกำลังสอง (Quadratic program) ซึ่งการควบคุมแบบฮิวริสติกนี้เป็นวิธีพื้นฐานสำหรับการปรับปรุงแก้ไขกระบวนการมานานหลายปี โดยต่อมามีการนำรูปแบบสมการตัวแปรสแตต (State space form) มาใช้ซึ่งสมการที่ได้จะอยู่ในรูปสมการเชิงเส้น

การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Model predictive control, MPC) สามารถแบ่งออกเป็นการควบคุมโดยอาศัยแบบจำลองที่เป็นเชิงเส้นและการควบคุมโดยอาศัยแบบจำลองที่ไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองแบบเชิงเส้น (Linear model predictive control, LMPC) ซึ่งได้มีการศึกษากันมายาวนานกว่า 40 ปี โดยเริ่มแรก [5] Zadah และ Whalen (1962). Propoi (1963) ได้เสนอวิธีการทำนายค่าบนแกนควบคุม ซึ่งเป็นหลักการสำคัญของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองอัลกอริทึมโดยรู้จักกันในชื่อว่า “Open Loop Optimal Feedback” นอกจากนั้นการประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองก็มีการประยุกต์ใช้อย่างหลากหลายมากในกระบวนการทางเคมี Mehra et al. (1982) ได้ทำการควบคุมหอกลิ้นโดยประยุกต์ใช้ Superheater, steam generator, a wind tunnel, utility boiler นอกนั้นก็ยังมีมีการประยุกต์ใช้ในระบบฟลูอิดคาตะไลติกส์แครกกิ่งด้วย (Prett and Gilletet, 1979) แสดงให้เห็นว่าการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองได้มีการนำมาประยุกต์ใช้อย่างหลากหลายในอุตสาหกรรมปิโตรเคมีอย่างต่อเนื่อง

การประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองที่มีความน่าสนใจที่สุดคือ การควบคุมระบบที่มีตัวแปรควบคุมหลายตัวแปรและมีข้อจำกัด เนื่องด้วยปัญหานี้ทำให้เป็นแรงจูงใจสำคัญที่มีการค้นคว้าศึกษาพัฒนาการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองอย่างต่อเนื่อง ทำให้งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองเป็นที่น่าสนใจและแพร่หลายในปัจจุบัน

2.8.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน (RMPC)

เนื่องจากการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองนั้น กำเนิดจากแนวคิดที่นำแบบจำลองที่ชัดเจนของกระบวนการในการออกแบบตัวควบคุมโดยใช้การทำนายสัญญาณขาออกในอนาคต โดยค่าที่เป็นไปได้จะต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขสัญญาณขาเข้าและสัญญาณขาออก แต่อย่างไรก็ตาม แบบจำลองที่ใช้ในการทำนายจำเป็นต้องสอดคล้องกับกระบวนการจริง ซึ่งในกระบวนการผลิตจริงอาจมีคุณลักษณะของกระบวนการที่เปลี่ยนแปลงและการรบกวนต่างๆ รวมถึงความไม่เป็นเชิงเส้น ส่งผลให้คุณลักษณะของกระบวนการมีความไม่แน่นอนเกิดขึ้น ดังนั้นระบบควบคุมที่ให้สมรรถนะเหมาะสมที่สุดสำหรับแบบจำลองที่เจาะจง เมื่อนำไปประยุกต์ใช้จริงอาจไม่สามารถควบคุมระบบได้ ได้มีการนำเสนอวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน ที่มีการเพิ่มเติมการวิเคราะห์คงทนเพื่อทำให้ระบบมีความคงทนต่อความไม่แน่นอนของระบบ

ในงานวิจัยนำเสนอ การประยุกต์และสังเคราะห์การควบคุมของ Kothare และคณะ [1] โดยเฉพาะอย่างยิ่งเทคนิคการควบคุมกระบวนการที่มีความไม่แน่นอนด้วยหลักการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดของอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น (Linear Matrix Inequalities: LMIS) จะเห็นว่าเทคนิคนี้มีข้อเด่นคือเราสามารถสร้างการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองในแต่ละเวลาด้วยปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดภายใต้อสมการเมทริกซ์เชิงเส้นร่วมกับเงื่อนไขของสัญญาณขาเข้าและสัญญาณขาออก รวมไปถึงความไม่แน่นอนของกระบวนการด้วย และยังรับประกันเสถียรภาพคงทนอีกด้วย ซึ่ง Kothare และคณะได้ใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว (single Lyapunov function: SLF) ในการวิเคราะห์เสถียรภาพคงทนนี้ด้วย

โดยต่อมาก็มีการพัฒนาโดย De Olivera และคณะ[6] ได้นำหลักการในการสังเคราะห์ตัวควบคุมที่พัฒนาต่อจากฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวโดยเรียกวิธีการนี้ว่า ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมตามหลักการนี้ถูกใช้กับระบบเชิงเส้นไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา (Linear Time Invariant, LTI) และต่อมา Daafouz และ Bemussou [7] พัฒนาหลักการฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมให้สามารถใช้สังเคราะห์กับระบบเชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลาได้ (Linear time varying) ต่อมาหลักการฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมนั้นได้ถูกนำไปประยุกต์กับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนโดย Cuzzola และคณะ [8] นั้นได้นำเสนอถึงตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนบนพื้นฐานต้นทุนสมรรถนะในสถานการณ์เลวร้ายที่สุดใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมนำไปใช้ควบคุมระบบเชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลา แต่วิธีการที่สังเคราะห์ตัวควบคุมขึ้นนั้นเป็นการสังเคราะห์ตัวควบคุมระบบเชิงเส้นไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา จึงได้มีการแก้ไขวิธีการสังเคราะห์ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนบนพื้นฐานต้นทุนสมรรถนะในสถานการณ์เลวร้ายที่สุดใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมขึ้นมาใหม่โดย Mao [9] ซึ่งได้แก้ไขให้สามารถใช้ควบคุมกับระบบเชิงเส้น

เปลี่ยนแปลงตามเวลาได้ ซึ่งวิธีการควบคุมแบบนี้จะทำการสร้างเซตคงที่ไปที่แต่ละจุดยอด (Vertice) เพื่อครอบคลุมระบบ ทำให้ขนาดวงรี (Ellipsoid) มีขนาดเล็กกว่าฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียว ซึ่งทำให้สมรรถนะในการควบคุมดีขึ้นเนื่องจากส่งผลต่อการพิจารณาปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดเพื่อการคำนวณหาค่าสัญญาณขาเข้าเพื่อนำไปควบคุมระบบ

ในการออกแบบการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ปัจจัยที่สำคัญอีกประการหนึ่งนั่นก็คือ เวลาการคำนวณ Cassavola และ คณะ [10] รวมไปถึง Lee และ Park [11] ได้กล่าวว่าปัญหาในการออกแบบสำหรับแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงโพลีโทป จะใช้เวลาในการคำนวณมาก และจำนวนอสมการเมทริกซ์เชิงเส้นจะเพิ่มขึ้นแบบเอกซ์โพเนนเชียลตามจำนวนแบบจำลองความไม่แน่นอน หรือที่เรียกว่าจุดยอดของโพลีโทป ดังนั้นจึงมีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม Lee และ Park [11] นำเสนอการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองสำหรับแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม โดยประยุกต์ใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริม ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงสนใจที่จะสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มและประยุกต์การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟ และแก้ปัญหาด้วยโปรแกรมกึ่งจำกัดเขต (semi-definite program: SDP) กับหน่วยกลั่นแยกเบนซิน

บทที่ 3

ตัวควบคุมกระบวนการที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัย

เมื่อเราได้ทราบเกี่ยวกับทฤษฎีที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อประยุกต์ใช้กับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนดังที่กล่าวในบทที่ผ่านมาแล้วนั้น ในบทนี้จะนำเสนอตัวควบคุมกระบวนการที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัย โดยแบ่งเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วน โดยหัวข้อ 3.1 จะแสดงถึงตัวควบคุมกระบวนการเชิงทำนายแบบจำลองคงทน ซึ่งใช้ทฤษฎีการวิเคราะห์เสถียรภาพคงทนในกฎการควบคุมป้อนกลับสถานะ ด้วยการประยุกต์ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว สำหรับแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มตามลำดับ และในหัวข้อ 3.2 จะแสดงถึงระเบียบวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแบบออฟไลน์

3.1 การควบคุมป้อนกลับสถานะ

ในส่วนนี้จะนำเสนอการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน ด้วยการควบคุมป้อนกลับสถานะร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวซึ่งเป็นการควบคุมที่ประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้ ซึ่งในงานวิจัยของ Lee และ Park [11] ได้ประยุกต์การควบคุมร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริม และจะทบทวนวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนวิธีต่างๆที่ [8, 9, 12] ได้นำเสนอไว้

พิจารณาถึงระบบเชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลา (Linear Time Invariant, LTI) ที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มดังสมการ (2.4) และ (2.5) โดยสมมติให้ตัวแปรสถานะของระบบ $x(k)$ สามารถวัดได้ โดยเราจะแทนที่การหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ณ เวลาชั้กตัวอย่าง k ด้วยการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์สมรรถนะคงทนตามสมการ

$$\min_{u(k+i|k), i \geq 0} \max_{\Delta(k+i|k), i \geq 0} J_{\infty}(k) \quad (3.1)$$

เรียกปัญหา (3.1) นี้ว่า ปัญหาค่าต่ำสุด-สูงสุด (min-max optimization) ซึ่งเป็นการหาค่าสูงสุดครอบคลุมเขตของความไม่แน่นอนทั้งหมดและเกี่ยวข้องกับการเลือกแบบจำลองที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา ซึ่งในการใช้แบบจำลองสำหรับการทำนายนั้น ควรที่จะวิเคราะห์ค่ามากที่สุด หรือค่าเร็วสุดของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $J_{\infty}(k)$ ในเขตของความไม่แน่นอนของกระบวนการทั้งหมด จากนั้นจึงหาค่าต่ำสุดของค่าเร็วสุดนี้บนการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณควบคุม ณ เวลาปัจจุบัน และ ในเวลาอนาคต $u(k+i|k), i \geq 0$ เราจึงสามารถกำหนดปัญหาในสมการ (3.1) ด้วยการหาค่าขอบเขตบน

(upper bound) ของจุดประสงค์สมรรถนะคงทน ต่อจากนั้นจึงหาค่าต่ำสุดในขอบเขตบนนี้ด้วยกฎการควบคุมป้อนกลับสถานะ $u(k+i|k) = Fx(k+i|k)$, $i \geq 0$

พิจารณาเสถียรภาพคงทนในระบบไม่ต่อเนื่องทางเวลา ในการสังเคราะห์กฎการควบคุมป้อนกลับสถานะ F ในทุกเวลาซีกตัวอย่าง k เราจะประยุกต์ใช้วิธีการขอบเขตบน (derivation of the upper bound) [1] เริ่มต้น พิจารณาฟังก์ชันกำลังสองหรือฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว $V(x(k)) = x(k)^T P x(k)$, $P > 0$ ที่สถานะ $x(k|k) = x(k)$ ตามระบบสมการ (2.4) และ (2.5) โดยฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวที่สถานะเท่ากับศูนย์ $V(0)$ มีค่าเท่ากับศูนย์

จากสมการที่ (2.4) และ (2.5) ณ เวลาซีกตัวอย่าง k กำหนดให้ V สอดคล้องกับสมการดังต่อไปนี้ สำหรับ $x(k+i|k)$, $u(k+i|k)$, $i \geq 0$ ทุกๆค่า

$$V(x(k+i+1|k)) - V(x(k+i|k)) \leq -\{x(k+i|k)^T Q x(k+i|k) + u(k+i|k)^T R x(k+i|k)\} \quad (3.2)$$

สำหรับฟังก์ชันวัตถุประสงค์สมรรถนะคงทนที่มีขอบเขตจำกัด จะต้องมีสถานะ $x(\infty|k) = 0$ และ $V(x(\infty|k)) = 0$ สามารถหาผลบวกในสมการ (4.2) จาก $i = 0$ จนถึง $i = \infty$ จะได้

$$-V(x(k|k)) \leq -J_\infty(k)$$

เพราะฉะนั้น

$$\max_{\Delta(k+i), i \geq 0} J_\infty(k) \leq V(x(k|k)) \leq \gamma SLF$$

ในที่นี้ γSLF คือขอบเขตบนของ $V(x(k|k))$ เมื่อประยุกต์ใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวสำหรับการรับประกันเสถียรภาพของระบบ เช่นเดียวกันกับการพิจารณาด้วยฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมตามสมการที่ (2.14) เราจะประยุกต์การอนุพันธ์ขอบเขตบนจากงานของ Cuzzola และคณะ [8], Feng พร้อมคณะ[12], และ Mao [9] โดยกำหนดให้ $V(k)$ สอดคล้องกับสมการต่อไปนี้

$$V(k+i+1) - V(k+i) < -\{x(k+i|k)^T Q x(k+i|k) + u(k+i|k)^T R x(k+i|k)\} \quad (3.3)$$

เพราะฉะนั้น

$$\max_{\Delta(k+i), i \geq 0} J_{\infty}(k) < V(x(k|k)) < \gamma SLF \quad (3.4)$$

เมื่อ γSLF นั้นคือขอบเขตบนของ $V(k)$ ดังนั้นในการหาค่าต่ำสุดของ $\max_{\Delta(k+i), i \geq 0} J_{\infty}(k)$ เราจึงสามารถนิยามได้จากการหาค่าต่ำสุดบนขอบเขตนี้ ดังนั้นในขั้นตอนสังเคราะห์ตัวควบคุม เราจึงสามารถนิยามเป้าหมายของขั้นตอนวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองวิธีใหม่ ซึ่งที่แต่ละเวลาการชั้ตัวอย่าง k เราจึงได้นำกฎการควบคุมแบบป้อนกลับสถานะ $u(k+i|k) = Fx(k+i|k)$ มาใช้ในการหาค่าต่ำสุดขอบเขตบน ซึ่งโดยปกติในการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง โดยเฉพาะครั้งแรกเท่านั้นที่สัญญาณควบคุม $u(k|k) = Fx(k|k)$ ได้ถูกนำมาประยุกต์ ณ เวลาการชั้ตัวอย่างครั้งต่อไปสถานะ $x(k+1)$ ถูกวัดได้ และสำหรับการหาค่าเหมาะสมที่สุดถูกคำนวณซ้ำเพื่อที่จะคำนวณอัตราขยายเมทริกซ์ป้อนกลับสถานะ F

3.1.1 ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนด้วยฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียว

สำหรับทฤษฎีบทต่อไปนี้ที่จะทำให้เงื่อนไขที่เป็นจริงของเมทริกซ์เลียปูนอฟ $P > 0$ ที่เหมาะสมซึ่งสอดคล้องกับสมการ (3.2) และเกี่ยวข้องกับอัตราขยายเมทริกซ์ป้อนกลับสถานะ F

ทฤษฎีบท 3.1 การควบคุมป้อนกลับสถานะร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียว

กำหนดให้ $x(k) = x(k|k)$ เป็นสถานะที่วัดได้ของระบบที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอนอร์มตามสมการ (2.4) ณ เวลาการชั้ตัวอย่าง k และกำหนดให้เงื่อนไขบังคับบนสัญญาณควบคุมขาเข้า และเงื่อนไขบังคับสัญญาณขาออกของกระบวนการ ถูกนำมารวมไว้ สมมติให้มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอนอร์ม Δ ตามสมการ (2.5) โดยที่อัตราขยายเมทริกซ์ป้อนกลับ F สามารถหาได้จาก

$$F = YQ^{-1}$$

เมื่อ $Q > 0$ และ Y สามารถหาได้จากผลเฉลยในปัญหาการหาค่าต่ำสุดของวัตถุประสงค์แบบเชิงเส้นตัวแปร γ, Q, Y และ Λ :

$$\min_{\gamma, Q, Y, \Lambda} \gamma \quad (3.5)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & x(k|k)^T \\ x(k|k) & Q \end{bmatrix} \geq 0, \quad (3.6)$$

$$\begin{bmatrix} Q & Y^T \mathcal{R}^{1/2} & Q Q^{1/2} & Q C_q^T + Y^T D_{qu}^T & Q A^T + Y^T B^T \\ \mathcal{R}^{1/2} Y & \gamma I & 0 & 0 & 0 \\ Q^{1/2} Q & 0 & \gamma I & 0 & 0 \\ C_q Q + D_{qu} Y & 0 & 0 & \Lambda & 0 \\ A Q + B Y & 0 & 0 & 0 & Q - B_p \Lambda B_p^T \end{bmatrix} \geq 0, \quad (3.7)$$

$$\begin{bmatrix} X & Y \\ Y^T & Q \end{bmatrix} \geq 0, \quad X_{qq} \leq u_{q,max}^2, \quad q = 1, \dots, n_u, \quad (3.8)$$

$$\begin{bmatrix} y_{max}^2 Q & (C_q Q + D_{qu} Y)^T & (A Q + B Y)^T C^T \\ C_q Q + D_{qu} Y & T^{-1} & 0 \\ C(A Q + B Y) & 0 & I - C B_p T^{-1} B_p^T C^T \end{bmatrix} \geq 0, \quad (3.9)$$

$$\text{เมื่อ } \Lambda = \text{diag}(\lambda_1 I_{n_1}, \dots, \lambda_r I_{n_r}) > 0 \quad (3.10)$$

สำหรับรายละเอียดและบทพิสูจน์นั้น ทางผู้วิจัยขอให้ศึกษาในบทความของ Kothare และคณะ[1] ซึ่งงานวิจัยได้นำเทคนิคดังกล่าวมาประยุกต์ใช้ควบคุมในหอกลิ้นแยกเบนซิน เพื่อพิจารณาเปรียบเทียบสมรรถนะกับเทคนิคการออกแบบด้วยฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมซึ่งจะกล่าวเพิ่มเติมในหัวข้อถัดไป

สำหรับการประยุกต์ใช้ทฤษฎีบท 3.1 นั้นสามารถแสดงขั้นตอนวิธีในการประยุกต์จริงสำหรับการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออนไลน์ ในการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนได้ดังนี้

อัลกอริทึม 3.1 การควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออนไลน์ ด้วยฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริม

1. วัดค่าสถานะ $x(k)$
2. คำนวณปัญหาค่าต่ำสุด $\min_{\gamma, G, Q, Y, \Lambda, T} \gamma$, ที่สอดคล้องกับเงื่อนไข (3.12)-(3.15) จากนั้นคำนวณค่าอัตราขยายป้อนกลับสถานะ $F(k)$

นำค่าตัวแปรปรับซึ่งคำนวณจาก $u(k) = F(k)x(k)$ ป้อนให้กับกระบวนการที่ต้องการควบคุม

กำหนดค่า ณ เวลาที่ $k := k + 1$ แล้วจึงกลับเข้าสู่ขั้นตอนที่ 1

จากอัลกอริทึมที่ 3.1 เราสามารถสรุปเป็นโครงสร้างผังงานการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออนไลน์ แสดงดังรูปที่ 3.1

3.3 การควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์

สำหรับในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยสนใจที่จะประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนโดยใช้การควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์ร่วมด้วย สำหรับกลยุทธ์แบบออฟไลน์นั้นคือการสร้างทรงรี ยืนยงที่มีเสถียรภาพกำกับ โดยในขั้นตอนการออกแบบนั้นเราจะต้องกำหนดบริเวณของสถานะ ว่า ณ เวลาที่พิจารณาสถานะที่บริเวณใด ต่อจากนั้นจะทำให้สถานะนั้นลู่เข้าสู่จุดกำเนิด (origin) ด้วยการควบคุมที่เราได้ออกแบบไว้ตั้งแต่เริ่มแรก ซึ่งจะต้องประยุกต์ใช้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดของ อสมการเมทริกซ์เชิงเส้นสำหรับการออกแบบการควบคุมป้อนกลับสถานะดังที่ได้กล่าวในหัวข้อที่กล่าวมาแล้ว พิจารณาการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนตามอัลกอริทึมที่ 3.1

$$\min_{Y, Q, Y, \Delta} Y \quad (3.16)$$

subject to (3.6), (3.7), (3.8) และ (3.9)

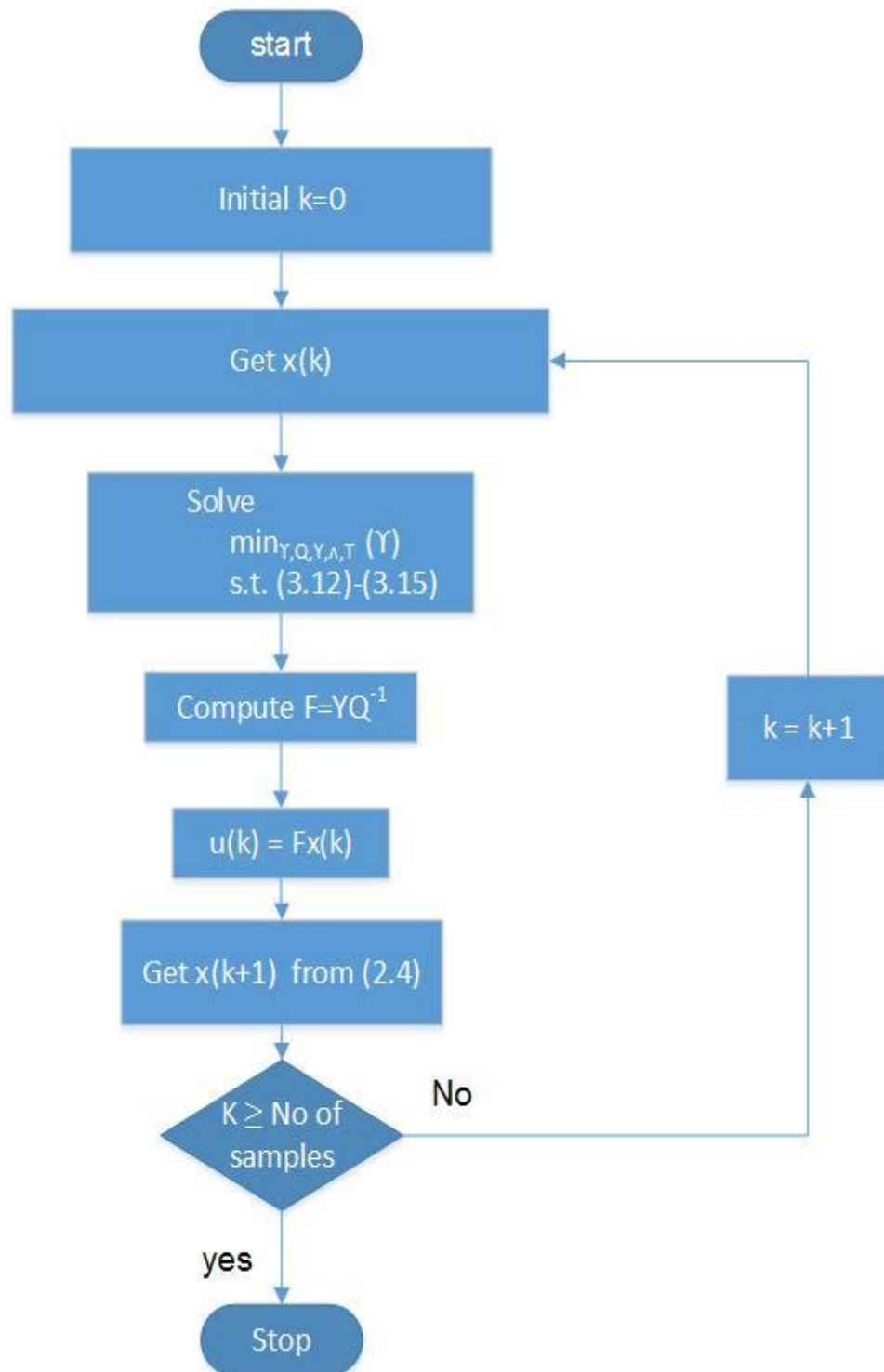
สำหรับนิยามและวิธีในการกำหนดทรงรียืนยงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับสำหรับระบบที่มีความไม่แน่นอน สามารถแสดงได้ดังต่อไปนี้

นิยามที่ 3.1 ทรงรียืนยงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับ

พิจารณาระบบเชิงพลวัตแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete dynamical system) $x(k+1) = f(x(k))$, และสับเซต $\mathcal{E} = \{x \in \mathbb{R}^{n_x} | x^T Q^{-1} x \leq 1\}$ ของปริภูมิสถานะ \mathbb{R}^{n_x} นั้นนิยามได้ว่าเป็น ทรงรียืนยงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับ ถ้ามีคุณสมบัติที่เมื่อก็ตามที่ $x(k_1) \in \mathcal{E}$ นั้นแล้ว $x(k) \in \mathcal{E}$ ตลอดเวลาที่ $k \geq k_1$ และ $x(k) \rightarrow 0$ โดยที่ $k \rightarrow \infty$

บทตั้งที่ 3.1 พิจารณาระบบที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม ตามสมการที่ (2.4) และกฎควบคุมป้อนกลับสถานะ $u(k) = YQ^{-1}x(k)$ เมื่อ Y และ Q^{-1} นั้นสามารถได้จากการประยุกต์ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดของอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น (3.16) กับสถานะของระบบ x_0 แล้วทรงรียืนยงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับคือ $\mathcal{E} = \{x \in \mathbb{R}^{n_x} | x^T Q^{-1} x \leq 1\}$

จากการนำทรงรียืนยงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับมาประยุกต์ใช้ในการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแบบออฟไลน์แล้วนั้น ในส่วนต่อไปจะนำเสนอหลักการควบคุมแบบออฟไลน์ โดยใช้แนวความคิดจาก Wan และ Kothare [13] มาประยุกต์ใช้



รูปที่ 3.1 โครงสร้างผังงานการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออนไลน์

3.3.1 ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทอออนไลน์

สำหรับระบบที่มีเงื่อนไขขาออก เมื่อเราประยุกต์ใช้ปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุดของ อสมการเมทริกซ์เชิงเส้น (3.16) ของสถานะของระบบที่อยู่ห่างจากจุดกำเนิดนั้นทำให้ผลของทรงรี ยิงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับมีเมทริกซ์อัตราขยายป้อนกลับมากกว่า จากงานวิจัยของ Kothare และคณะ [1] เราทราบได้ว่าไม่มีความจำเป็นที่จะเก็บค่าคงที่เมทริกซ์ป้อนกลับเมื่อสถานะของระบบ นั้นอยู่เข้าสู่จุดกำเนิดเมื่อระบบมีเงื่อนไขบังคับไม่มากพอที่จะเลือกเมทริกซ์ป้อนกลับ แต่ในระบบทรงรี ยิงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับ $\mathcal{E} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x^T Q^{-1} x \leq 1\}$ เรานิยามระยะทาง ระหว่างสถานะของระบบ x กับจุดกำเนิดให้เท่ากับค่านอร์มถ่วงน้ำหนัก $\|x\|_{Q^{-1}} \triangleq \sqrt{x^T Q^{-1} x}$ ด้วยการเพิ่มทรงรียิงที่มีเสถียรภาพเชิงเส้นกำกับภายในอีก ทำให้เรามีอิสระใน การเลือกเมทริกซ์ป้อนกลับสถานะที่แปรเปลี่ยนตามเวลาขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างค่าตัวแปรสถานะ กับจุดกำเนิด

อัลกอริทึมที่ 3.2 การควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์ ร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว [13] พิจารณาระบบที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มตามสมการที่ (2.3) เพื่อที่จะประยุกต์ใช้ในปัญหา การหาค่าเหมาะสมที่สุดของอสมการเมทริกซ์เชิงเส้น (3.5-3.7) ร่วมกับเงื่อนไขบังคับขาเข้า (3.8) และเงื่อนไขบังคับขาออก (3.9) เริ่มต้นขั้นตอนการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์ ด้วยการ กำหนดสถานะเริ่มต้นที่เหมาะสม x_0 ลำดับขั้นการคำนวณของตัวแปร γ_i, Q_i, X_i and Y_i ($i=1, \dots, N$) โดยเริ่มต้นที่ $i=1$ ดังต่อไปนี้

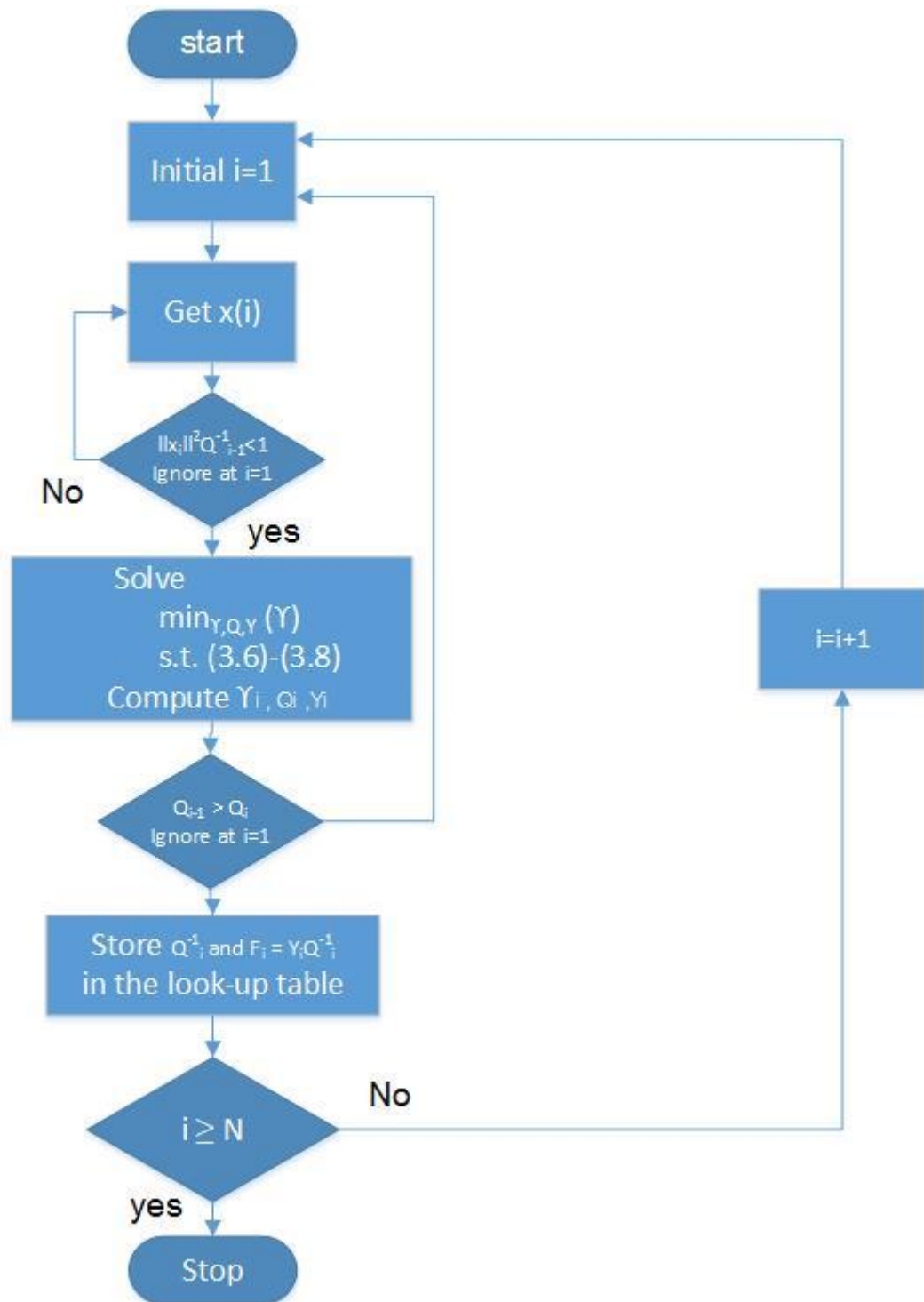
1. คำนวณค่าตัวแปร γ_i, Q_i, Y_i ด้วยทฤษฎีบทที่ 3.1 ร่วมกับเงื่อนไขเพิ่มเติม $Q_{i-1} > Q_i$ ไม่พิจารณาที่ $i=1$ เก็บข้อมูล $Q_i^{-1}, F_i (= Y_i Q_i^{-1}), X_i, Y_i$ ในตารางค้นหา ข้อมูล (look-up table)
2. ถ้า $i < N$ เลือกพิจารณาค่าตัวแปรสถานะ x_{i+1} ที่ทำให้ $\|x_{i+1}\|_{Q^{-1}}^2 < 1$
3. กำหนด $i := i + 1$ กลับสู่ขั้นตอนที่ 1

ในส่วนออนไลน์กำหนดค่าตัวแปรสถานะเริ่มต้น $x(0)$ ที่ทำให้ $\|x(0)\|_{Q^{-1}}^2 < 1$ และ ที่สถานะเวลา k ตัวแปรสถานะมีค่า $x(k)$ จากนั้นทำการค้นหาแบบแบ่งครึ่ง (bisection search) บน Q^{-1} จากตารางค้นหาข้อมูลเพื่อที่จะหาค่าดัชนี i ที่มีค่ามากที่สุดซึ่งสมมูลกับทรงรีที่เล็กที่สุด $\mathcal{E} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x^T Q^{-1} x \leq 1\}$ นั่นคือ $\|x(k)\|_{Q^{-1}}^2 \leq 1$ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้นั้นคือ

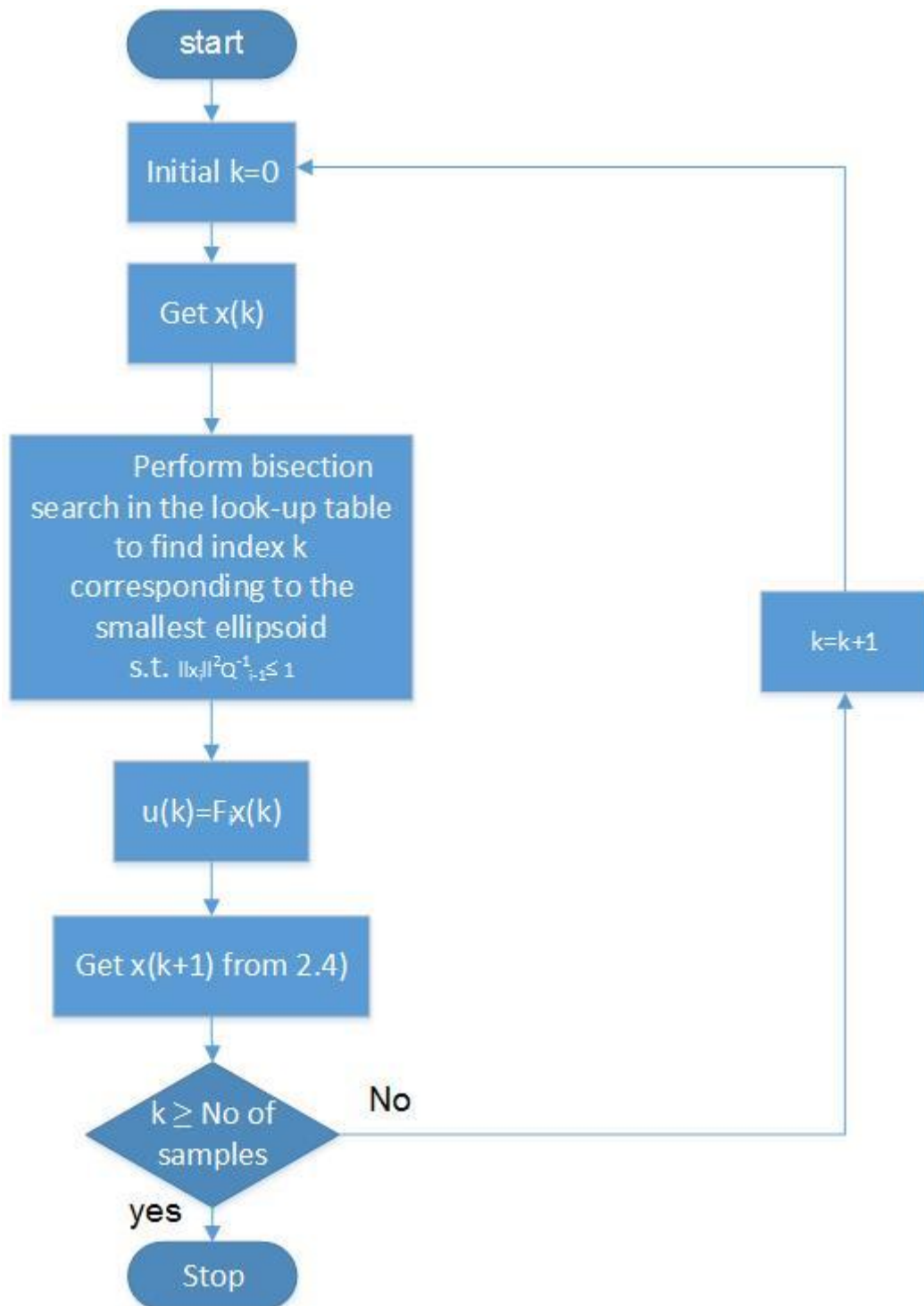
การประยุกต์กฎการควบคุม $u(k) = F_k x(k)$ หรือ เมทริกซ์ป้อนกลับสถานะที่แปรเปลี่ยนตามเวลา $F(k)$ ทำให้ระบบวงปิดมีเสถียรภาพคงทนแบบเชิงเส้นกำกับ

จากอัลกอริทึมที่ 3.2 เราสามารถสรุปเป็นโครงสร้างผังงานการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์ไลน์แสดงดังรูปที่ 3.2 และในส่วนของออนไลน์แสดงได้ดังรูปที่ 3.3





รูปที่ 3.2 โครงสร้างผังงานในส่วนออฟไลน์สำหรับการออกแบบการควบคุมป้อนกลับสถานะร่วมกับ ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียว



รูปที่ 3.3 โครงสร้างผังงานในส่วนออนไลน์สำหรับการออกแบบการควบคุมป้อนกลับสถานะร่วมกับ ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียว

บทที่ 4

วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้ นำแบบจำลองกระบวนการของหน่วยกลั่นแยกเบนซีนจากกระบวนการผลิตจริงเพื่อจะประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนโดยมีอุปกรณ์สำคัญที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ ชุด software และ licenses ของเทคโนโลยี Shell Global Solution ในส่วนของ software ที่ทางผู้วิจัยได้ใช้สำหรับประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนนี้คือ Matlab version 2012 และในที่สุดท้ายจะกล่าวถึงวิธีการดำเนินงานวิจัย

4.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

Software ที่ทางผู้วิจัยใช้แบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยกันคือ Software ที่แสดงข้อมูลแบบจำลองกระบวนการของหอกลั่นเบนซีน และ Software ที่ใช้ในงานวิจัย แสดงรายละเอียดดังนี้

4.1.1 Software สำหรับสร้างแบบจำลองกระบวนการของหน่วยกลั่นแยกเบนซีนที่ได้จากกระบวนการผลิตจริง

- โปรแกรมสร้างแบบจำลองสำหรับหน่วยกลั่นแยกเบนซีน (Aida Pro)
- โปรแกรมใช้งานตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง (Smoc Pro)
- โปรแกรมสร้างสมการทำนายปริมาณเบนซีน และ เอทิลเบนซีน ในหน่วยกลั่นแยกเบนซีน (RQE Pro)

โดยใช้ License คือ PCTP License

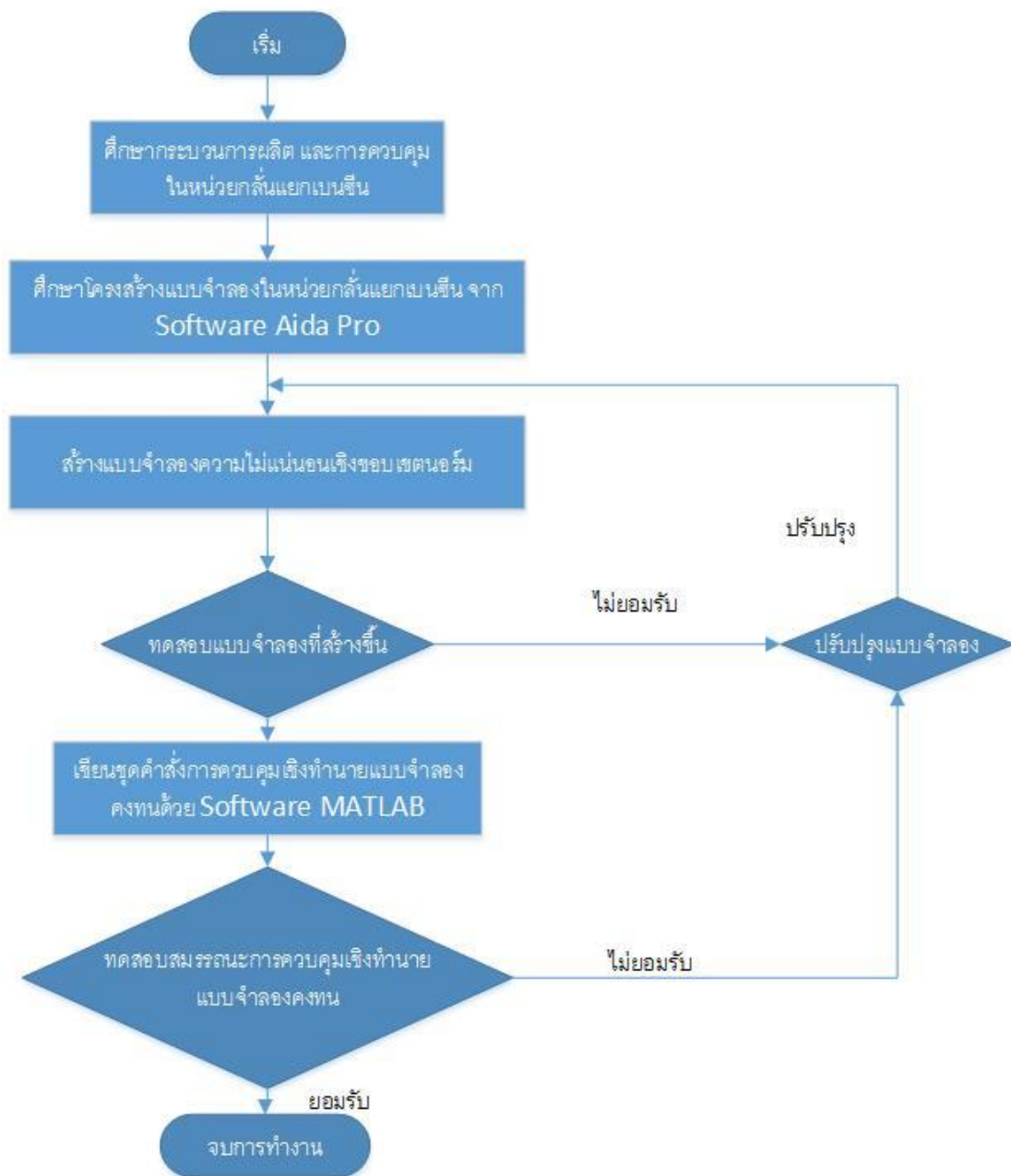
4.1.2 Software สำหรับใช้ประยุกต์การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน

- โปรแกรม MATLAB Version 2012
- ชุดคำสั่ง YALMIP เพื่อใช้แก้ปัญหาค่าเหมาะที่สุดเชิงเส้น

4.2 วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในส่วนของวิธีการดำเนินงานวิจัย ทางผู้วิจัยเริ่มต้นด้วยการศึกษากระบวนการผลิตของหน่วยกลั่นแยกเบนซีน เพื่อที่จะเข้าใจการตอบสนองทางพลวัตของตัวแปรขาออกต่อตัวแปรขาเข้าที่ใช้ในการควบคุมกระบวนการของหน่วยกลั่นแยกเบนซีนทั้งหมด จากนั้นจึงศึกษาตัวแปรควบคุม (controlled variables), ตัวแปรปรับ(manipulated variables) และตัวแปรรบกวน(disturbance variables) ที่ได้จากการออกแบบตามพฤติกรรมตอบสนองของตัวแปรขาออกต่อตัวแปรขาเข้าของกระบวนการผลิตจริง ซึ่งข้อมูลทั้งหมดที่ได้ถูกออกแบบไว้เพื่อที่จะนำไปสู่การสร้างแบบจำลองกระบวนการของหน่วยกลั่นแยกเบนซีน ซึ่งในที่นี้ทางผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลจาก software Aida Pro (Advance Identification Analysis) เป็นต้นแบบ และนำไปสู่การสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม ที่จะประยุกต์ใช้สำหรับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนต่อไป โดยรายละเอียดสำหรับการสร้างแบบจำลองเชิงขอบเขตนอร์ม สำหรับหน่วยกลั่นแยกเบนซีนจะกล่าวถึงในบทที่ 5 ต่อไป

จากนั้นเมื่อเราได้แบบจำลองสำหรับประยุกต์ใช้ในการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแล้ว จึงทำการทดสอบเปรียบเทียบสมรรถนะของการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนวิธีต่างๆ ดังที่ได้กล่าวโดยละเอียดในบทที่ 3 โดยใช้ software MATLAB ร่วมกับชุดคำสั่ง YALMIP โดยแผนผังวิธีการดำเนินงานวิจัยแสดงดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 แสดงแผนผังวิธีการดำเนินงานวิจัย

บทที่ 5

การสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนสำหรับหน่วยกลั่นแยกเบนซีน

ในงานวิจัยนี้ได้นำแบบจำลองกระบวนการของหน่วยกลั่นแยกเบนซีนเพื่อประยุกต์ใช้สำหรับการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน เนื่องจากหน่วยกลั่นแยกเบนซีนเป็นระบบที่มีความซับซ้อน ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองของกระบวนการจะใช้ข้อมูลการตอบสนองของตัวแปรขาออกเมื่อทำการปรับตัวแปรขาเข้าจากกระบวนการผลิตจริงเพื่อสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนในหน่วยกลั่นเบนซีนในบทนี้จะนำเสนอการสร้างแบบจำลองของ โดยแบ่งเนื้อหาออกเป็น 3 ส่วน ดังนี้

- 5.1 การออกแบบโครงสร้างแบบจำลองของหน่วยกลั่นแยกเบนซีน
- 5.2 การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลการสเปกเทรลของหน่วยกลั่นแยกเบนซีน
- 5.3 การสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนสำหรับหน่วยกลั่นแยกเบนซีน

5.1 การออกแบบโครงสร้างแบบจำลองของหน่วยกลั่นแยกเบนซีน

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ออกแบบตัวแปรควบคุม (controlled variable) , ตัวแปรปรับกระบวนการ (manipulated variables) และตัวแปรรบกวน (disturbance variables) ให้สอดคล้องกับหลักปฏิบัติ เพื่อที่จะนำไปประยุกต์ใช้ควบคุมกับหอกลั่นแยกเบนซีนซึ่งเป็นระบบในกระบวนการผลิตจริง ที่มีตัวแปรควบคุมหลายตัวแปรและเป็นระบบที่มีความไม่แน่นอนเกิดขึ้น ซึ่งเป็นเรื่องยากที่จะใช้วิธีการหาแบบจำลองโดยใช้วิธีสมดุลมวลสารและพลังงาน ดังนั้นผู้วิจัยจึงเสนอวิธีการหาแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลพฤติกรรมตอบสนองเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าในกระบวนการผลิตจริงเพื่อมาสร้างแบบจำลองและรวมผลของความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มเพื่อรับประกันเสถียรภาพของระบบ และได้แบบจำลองที่เหมาะสมกับหอกลั่นแยกเบนซีน

โครงสร้างแบบจำลองสำหรับหอกลั่นแยกเบนซีนมีตัวแปรควบคุม 6 ตัว, ตัวแปรปรับกระบวนการ 2 ตัว และตัวแปรรบกวน 1 ตัว โดยสามารถแสดงตัวแปรต่างๆดังนี้

ตัวแปรควบคุม (Controlled Variables)

ตัวแปรควบคุมที่ 1 (T_1) คือ อุณหภูมิที่ถาดขาเข้าหอกลั่น

ตัวแปรควบคุมที่ 2 (T_2) คือ อุณหภูมิที่ด้านบนหอกลั่น













- ตัวแปรควบคุมที่ 3 (T_3) คือ อุณหภูมิที่ด้านล่างหอกลิ้น
- ตัวแปรควบคุมที่ 4 (R_1) คือ อัตราส่วนระหว่างสารป้อนกลับเข้าหอกลิ้นต่อสารป้อนเข้า
- ตัวแปรควบคุมที่ 5 (T_4) คือ อุณหภูมิขาออกจากเตาเผา
- ตัวแปรควบคุมที่ 6 (P_1) คือ ความแตกต่างของความดันภายในหอกลิ้น

ตัวแปรปรับ (Manipulated Variables)

- ตัวแปรปรับที่ 1 (FG) คือ อัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง
- ตัวแปรปรับที่ 2 (RF) คือ อัตราการไหลของสารป้อนกลับเข้าหน่วยกลั่น

ในการออกแบบโครงสร้างแบบจำลองสำหรับหอกลิ้นแยกเบนซินนั้นจะเริ่มด้วยการทดสอบการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรปรับกระบวนการมีผลกระทบต่อตัวแปรควบคุมอย่างไรเพื่อหาความสัมพันธ์เบื้องต้น โดยยึดหลักทฤษฎีการควบคุมหอกลิ้นเป็นหลัก ตัวอย่างเช่นเมื่อมีการเพิ่มอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิงจะส่งผลให้อุณหภูมิของหอกลิ้นมีค่าที่สูงขึ้น ซึ่งในขั้นตอนนี้จะทำให้เห็นในเบื้องต้นถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรปรับกระบวนการและตัวแปรควบคุม เพื่อที่จะนำไปสร้างแบบจำลองกระบวนการของหอกลิ้นแยกเบนซินต่อไป โดยสามารถแสดงตารางความสัมพันธ์ดังตารางที่ 5.1 ดังนี้

ตารางที่ 5.1 ตารางแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรปรับกระบวนการกับตัวแปรควบคุม

โครงสร้างแบบจำลอง	ตัวแปรปรับกระบวนการที่ 1	ตัวแปรปรับกระบวนการที่ 2
ตัวแปรควบคุมตัวที่ 1		
ตัวแปรควบคุมตัวที่ 2		
ตัวแปรควบคุมตัวที่ 3		
ตัวแปรควบคุมตัวที่ 4		
ตัวแปรควบคุมตัวที่ 5		
ตัวแปรควบคุมตัวที่ 6		

จากตารางที่ 5.1 นั้นเครื่องหมายลูกศรชี้ขึ้นแสดงถึงตัวแปรควบคุมและตัวแปรปรับกระบวนการมีทิศทางเปลี่ยนแปลงในทิศเดียวกัน กล่าวคือเมื่อปรับค่าตัวแปรปรับกระบวนการเพิ่มขึ้นจะทำให้

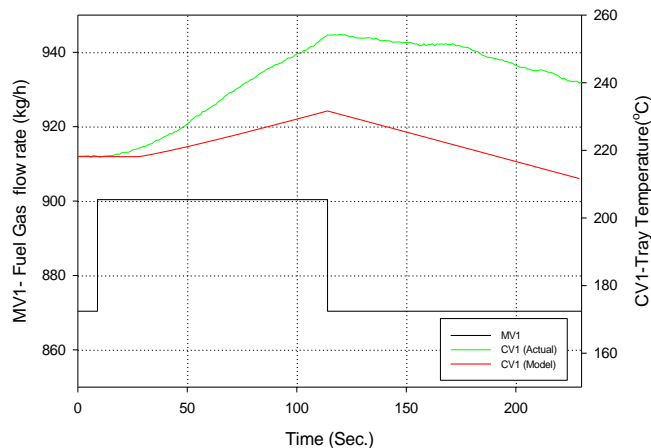
ตัวแปรควบคุมเพิ่มขึ้นด้วยและสำหรับเครื่องหมายลูกศรชี้ลงนั้นแสดงถึงตัวแปรควบคุมและตัวแปรปรับกระบวนการมีทิศทางที่ตรงกันข้าม กล่าวคือเมื่อปรับตัวแปรปรับกระบวนการเพิ่มขึ้นหรือลดลง จะส่งผลให้ตัวแปรควบคุมนั้นมีค่าลดลงหรือเพิ่มขึ้นตรงกันข้ามกับตัวแปรปรับกระบวนการ

เมื่อเราสามารถหาความสัมพันธ์ของตัวแปรปรับกระบวนการและตัวแปรควบคุมในหอกลับแยกเบนซินได้แล้วนั้น ในขั้นตอนต่อไปจะกล่าวถึงการทำให้เสถียรในหอกลับแยกเบนซิน

5.2 การสร้างแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลเตีปเทศของหน่วยกลั่นแยกเบนซิน

หลังจากที่ได้ศึกษาโครงสร้างของแบบจำลองของหน่วยกลั่นแยกเบนซินแล้ว ต่อมาขั้นตอนที่ผู้วิจัยได้นำข้อมูลเตีปเทศของหน่วยกลั่นแยกเบนซิน มาใช้เพื่อสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม แต่เพื่อความมั่นใจในการสร้างแบบจำลอง ทางผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและตรวจสอบข้อมูลเตีปเทศจาก software AIDA pro ซึ่งได้มีการทดสอบเตีปเทศจากกระบวนการผลิตจริง เพื่อทราบข้อมูลการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาเข้าต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาออก โดยที่ขั้นตอนการทดสอบแบบสเตีปเทศนั้น การปรับตัวแปรขาเข้ามีความสำคัญมากเนื่องจากขนาดของตัวแปรปรับนั้นจะต้องมีขนาดที่มากกว่าขนาดที่จะต้องใช้ปรับเพื่อควบคุมกระบวนการผลิตในช่วงปกติ เพื่อแสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างเห็นได้ชัดของการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาเข้าต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาออก

โดยข้อมูลสำหรับการทดสอบแบบสเตีปเทศในหน่วยกลั่นแยกเบนซินนั้นประกอบไปด้วยการปรับปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง (MV1) กับ อุณหภูมิที่ถาดขาเข้าของหน่วยกลั่น (CV1) โดยในการทดสอบครั้งนี้ได้ทำการปรับอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิงจาก 870.4 กิโลกรัมต่อชั่วโมง ไปเป็น 900 กิโลกรัมต่อชั่วโมง เพื่อให้เห็นการเปลี่ยนแปลงของ อุณหภูมิที่ถาดขาเข้าของหน่วยกลั่นอย่างชัดเจน ซึ่งจากตารางที่ 5.1 แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ของตัวแปรขาออกเมื่อทำการปรับตัวแปรขาเข้ามากกว่าปกติ ดังนั้นจากการทดสอบแบบสเตีปเทศจะทำให้เราได้ผลตอบสนองของตัวแปรขาออกต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาเข้าและนำไปสู่การหาค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง ได้แก่ ค่าอัตราการขยาย (Gain, K) ค่าคงตัวของเวลา (Time constant, τ) และเวลาเฉื่อย (Dead time, t_d) ของปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิงกับ อุณหภูมิที่ถาดขาเข้า ซึ่งสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 5.1

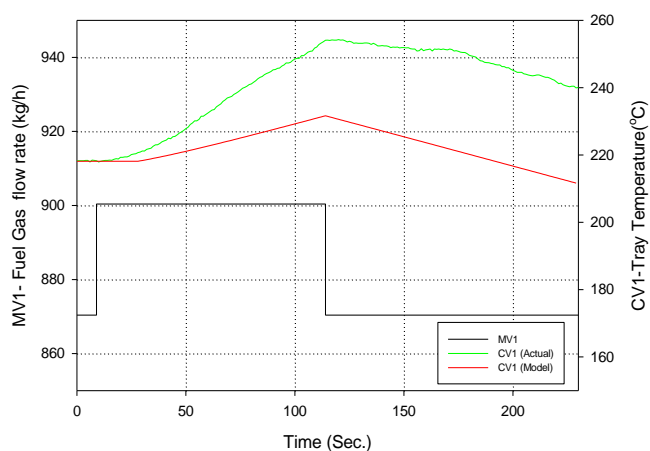


รูปที่ 5.1 ตัวอย่างการทดสอบแบบสแต็ประหว่างปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง (MV1) กับ อุณหภูมิที่ถาดขาเข้าหน่วยกลั่น (CV1)

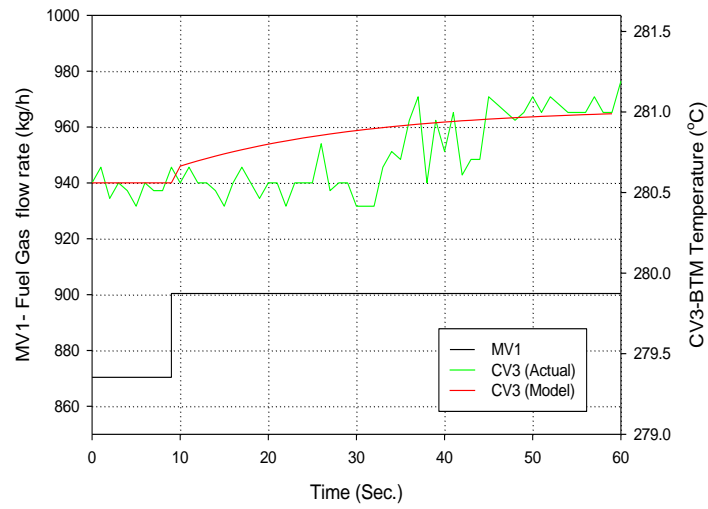
จากผลการทดสอบสแต็ปทดสอบทำให้ผู้วิจัยสามารถทราบถึงพฤติกรรมของการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาเข้ากับตัวแปรขาออกว่าสอดคล้องกับโครงสร้างของแบบจำลองดังตารางที่ 5.1 ดังนั้นจึงได้ทำการสรุปการทดสอบแบบสแต็ปทดสอบในหน่วยกลั่นแยกเบนซิน โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนนั่นคือ 1.) ผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าคือปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง (MV 1) และ 2.) ผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าคือปริมาณอัตราการไหลของสารป้อนกลับหน่วยกลั่น (MV 2)

5.2.1 ผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าคือปริมาณอัตราการไหลของแก๊สเชื้อเพลิง(MV 1)

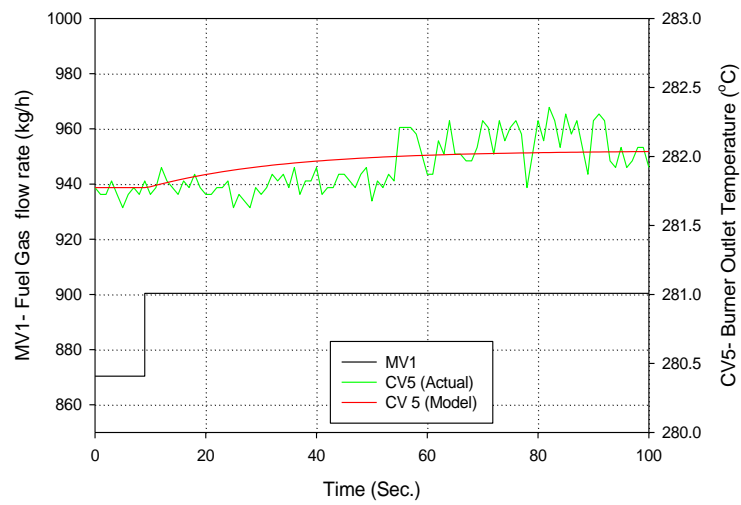
ผลการทดสอบแบบสแต็ปของตัวแปรขาเข้าที่ 1 (MV1) ต่อตัวแปรขาออกทุกตัวแสดงดังรูปที่ 5.2 ถึงรูปที่ 5.5



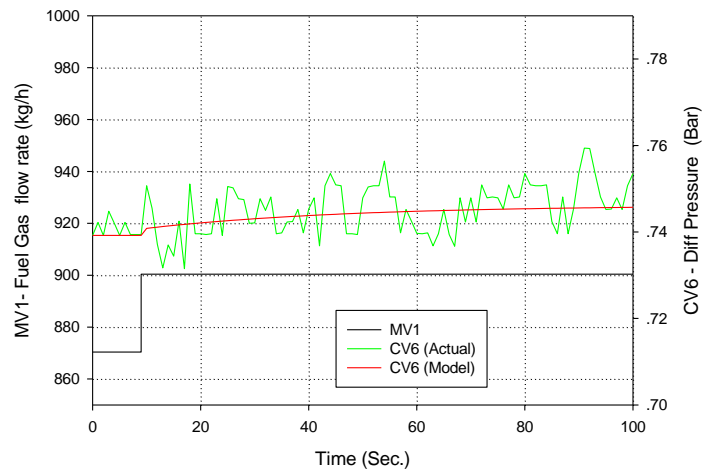
รูปที่ 5.2 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV1 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1



รูปที่ 5.3 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV3 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1



รูปที่ 5.4 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV5 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1

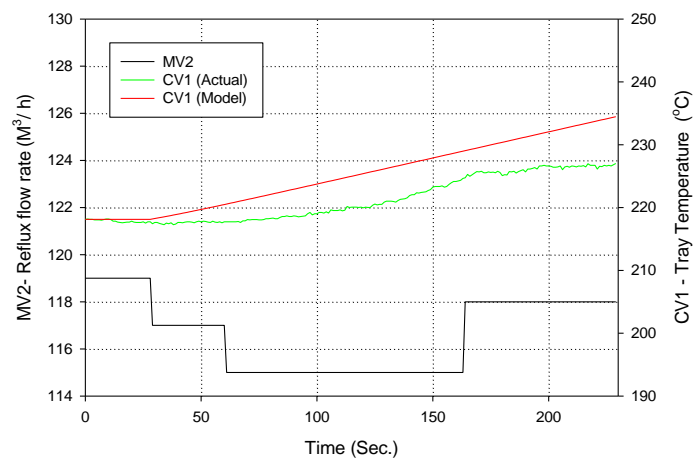


รูปที่ 5.5 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV6 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV1

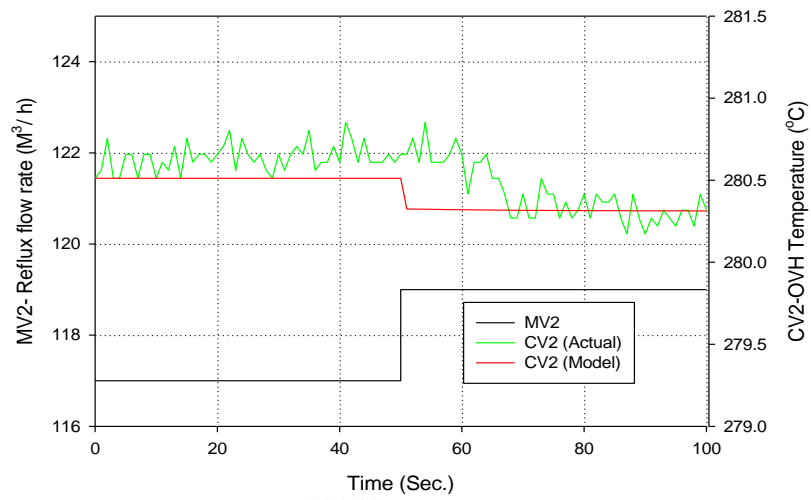
5.2.1 ผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าคือปริมาณอัตราการไหลของสารป้อนกลับหน่วยกลั่น(MV 2)

ผลการทดสอบแบบสแต็ปของตัวแปรขาเข้าที่ 1 (MV1) ต่อตัวแปรขาออกทุกตัวแสดงดังรูปที่ 5.6

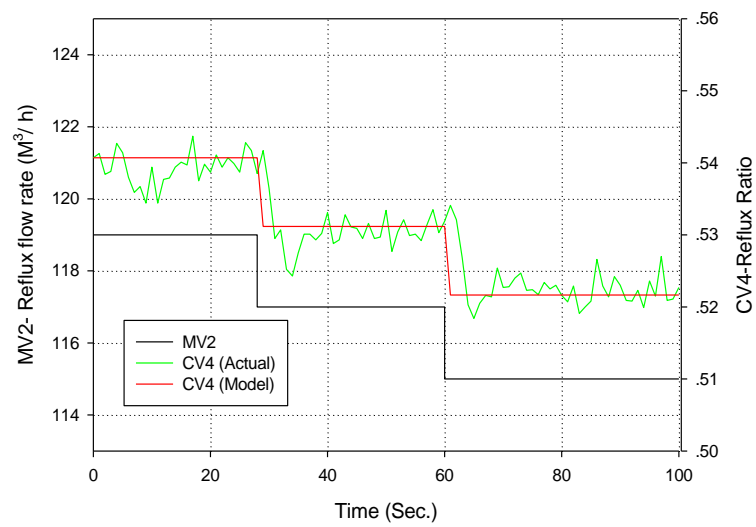
ถึงรูปที่ 5.9



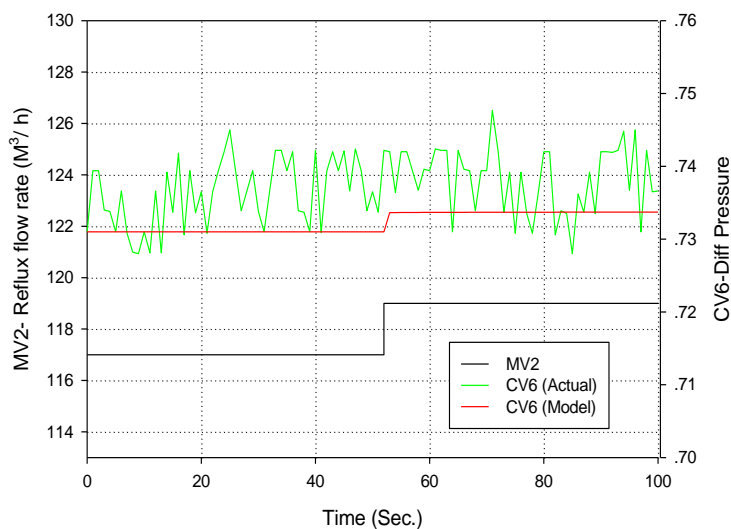
รูปที่ 5.6 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV1 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2



รูปที่ 5.7 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV2 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2



รูปที่ 5.8 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV4 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2



รูปที่ 5.9 แสดงผลตอบสนองของตัวแปรขาออก CV6 ต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้า MV2

หลังจากที่ได้ข้อมูลผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าจากการทดสอบแบบสแต็ปแล้ว จึงนำข้อมูลที่ได้มาหาแบบจำลองกระบวนการของหอกลับแยกเบนซินโดยกำหนดให้มีรูปแบบเป็นลักษณะระบบอันดับหนึ่งเวลาคงที่ที่มีความเฉื่อยโดยสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันถ่ายโอนได้เป็นสมการที่ 5.1

$$G(s) = \frac{Ke^{-t_d s}}{\tau s + 1} \quad (5.1)$$

โดยที่ $G(s)$ คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของกระบวนการ

K คือ ค่าอัตราขยาย (Gain)

t_d คือ เวลาเฉื่อย (dead time)

τ คือ ค่าคงตัวทางเวลาของกระบวนการ (process time constant)

ซึ่งค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันถ่ายโอนของกระบวนการสามารถคำนวณได้จากข้อมูลกราฟผลตอบสนองของตัวแปรขาเข้าต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรขาออกโดยสามารถแสดงค่าพารามิเตอร์ต่างได้ดังต่อไปนี้

- ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันถ่ายโอนของผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าตัวที่ 1 (MV1) แสดงดังสมการที่ (5.2) – (5.7)
- ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันถ่ายโอนของผลการตอบสนองของตัวแปรขาออกต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าตัวที่ 2 (MV2) แสดงดังสมการที่ (5.8) – (5.13)

ฟังก์ชันถ่ายโอนของของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าตัวที่ 1 (MV1)

$$\frac{CV1(s)}{MV1(s)} = \frac{0.005813}{(26.19s+1)s} \quad (5.2)$$

$$\frac{CV2(s)}{MV1(s)} = 0 \quad (5.3)$$

$$\frac{CV3(s)}{MV1(s)} = \frac{0.01545e^{-4.676s}}{21.03s + 1} \quad (5.4)$$

$$\frac{CV4(s)}{MV1(s)} = 0 \quad (5.5)$$

$$\frac{CV5(s)}{MV1(s)} = \frac{0.008934e^{-9.403s}}{24.23s + 1} \quad (5.6)$$

$$\frac{CV6(s)}{MV1(s)} = \frac{0.000233}{37.33s + 1} \quad (5.7)$$

ฟังก์ชันถ่ายโอนของของตัวแปรขาออกทุกตัวต่อการเปลี่ยนแปลงตัวแปรขาเข้าตัวที่ 2 (MV2)

$$\frac{CV1(s)}{MV2(s)} = \frac{-0.04158}{(19.61s+1)s} \quad (5.8)$$

$$\frac{CV2(s)}{MV2(s)} = \frac{-0.1}{18.64s + 1} \quad (5.9)$$

$$\frac{CV3(s)}{MV2(s)} = 0 \quad (5.10)$$

$$\frac{CV4(s)}{MV2(s)} = \frac{0.004762}{0.8368s + 1} \quad (5.11)$$

$$\frac{CV5(s)}{MV2(s)} = 0 \quad (5.12)$$

$$\frac{CV6(s)}{MV2(s)} = \frac{0.001354}{14.11s + 1} \quad (5.13)$$

จากสมการฟังก์ชันถ่ายโอนของตัวแปรขาเข้า ตัวแปรขาออก ทุกตัวเราสามารถนำมาเขียนฟังก์ชันถ่ายโอนของกระบวนการของหน่วยกั้นแยกเบนซินในรูปแบบเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอน ได้ดังสมการที่ (5.14)

$$H(S) = \begin{bmatrix} CV1(s) \\ CV2(s) \\ CV3(s) \\ CV4(s) \\ CV5(s) \\ CV6(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.005813}{(26.19s + 1)s} & \frac{-0.04158}{(19.61s + 1)s} \\ 0 & -0.1 \\ \frac{0.01545e^{-4.676s}}{21.03s + 1} & \frac{18.64s + 1}{18.64s + 1} \\ 0 & 0 \\ \frac{0.008934e^{-9.403s}}{24.23s + 1} & \frac{0.004762}{0.8368s + 1} \\ \frac{0.000233}{37.33s + 1} & \frac{0}{0.001354} \\ \frac{0.000233}{37.33s + 1} & \frac{0.001354}{14.11s + 1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} MV1(s) \\ MV2(s) \end{bmatrix} \quad (5.14)$$

5.3 การสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิน

จากหัวข้อที่ 5.2 เราได้ใช้ข้อมูลสเต็มเพลสของหน่วยกั้นแยกเบนซินทำให้ได้แบบจำลองกระบวนการที่อยู่ในรูปเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอน สำหรับในหัวข้อนี้จะอธิบายถึงการสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนซึ่งเป็นจุดมุ่งหมายของงานวิจัยที่จะประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนกับหน่วยกั้นแยกเบนซิน โดยเริ่มจากการแปลงเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอนไปเป็นสมการปริภูมิสถานะระบบเวลาต่อเนื่อง หลังจากนั้นจะนำทฤษฎีซิกตัวอย่างในระบบเวลาต่อเนื่องเพื่อแปลงแบบจำลองให้อยู่ในระบบเวลาวิฤต และในส่วนสุดท้ายจะอธิบายถึงการวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มเพื่อสร้างแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิน

5.3.1 การแปลงเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอนไปเป็นสมการปริภูมิสถานะระบบเวลาต่อเนื่อง

จากเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอนของหน่วยกั้นแยกเบนซินดังสมการที่ (5.14) เราสามารถเปลี่ยนรูปจากสมการฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นรูปแบบสมการปริภูมิสถานะของระบบเวลาต่อเนื่อง (Continuous-time state space model) ของหน่วยกั้นแยกเบนซินได้ด้วยการหาผลสัมฤทธิ์สำหรับเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอน [14] ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้โปรแกรม MATLAB เพื่อเปลี่ยนรูปแบบจำลองให้อยู่รูปแบบสมการปริภูมิสถานะของระบบเวลาต่อเนื่องด้วยคำสั่ง $sys = ss(H)$ ได้ผลลัพธ์ดังสมการที่ (5.15) และ (5.16) ดังนี้

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \\ \dot{x}_4(t) \\ \dot{x}_5(t) \\ \dot{x}_6(t) \\ \dot{x}_7(t) \\ \dot{x}_8(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0.0382 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.0476 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.0413 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.0268 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0510 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0536 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1.1950 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0709 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \\ x_4(t) \\ x_5(t) \\ x_6(t) \\ x_7(t) \\ x_8(t) \end{bmatrix} + \\
 \begin{bmatrix} 0.0613 & 0 \\ 0.0305 & 0 \\ 0.0153 & 0 \\ 0.0019 & 0 \\ 0 & 0.0609 \\ 0 & 0.0609 \\ 0 & 0.0365 \\ 0 & 0.0075 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \end{bmatrix} & \quad (5.15)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.0355 & 0 & 0 & 0 & -0.0339 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0858 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0231 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0911 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0023 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0032 & 0 & 0 & 0 & 0.0123 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \\ x_4(t) \\ x_5(t) \\ x_6(t) \\ x_7(t) \\ x_8(t) \end{bmatrix} \\
 & \quad (5.16)
 \end{aligned}$$

5.3.2 การแปลงแบบจำลองระบบเวลาต่อเนื่องให้อยู่ในรูปเวลาวิฤต

เนื่องจากรูปแบบของระบบที่กำลังจะพิจารณาอยู่ในระบบเวลาต่อเนื่อง เราจึงต้องทำการแปลงระบบเวลาต่อเนื่องให้เป็นระบบเวลาวิฤต ซึ่งในที่นี้จะใช้วิธีการหาแบบจำลองซึ่งสมมูลกับระบบเวลาต่อเนื่องนี้ซึ่งเรียกว่า การซัดตัวอย่างระบบเวลาต่อเนื่อง (Sampling a continuous-time system)[15] โดยในงานวิจัยนี้ใช้รูปแบบการซัดตัวอย่างแบบ การคงค่าอันดับศูนย์ (zero-order-hold: ZOH) ซึ่งวิธีนี้เราสามารถเลือกการซัดตัวอย่างแบบตัดล (sampling instants, t_k) ได้ง่ายสำหรับรายละเอียดการซัดตัวอย่างระบบเวลาต่อเนื่องสามารถศึกษาเพิ่มเติมได้ใน [14] จากสมการที่ (5.15) และ (5.16) สามารถแปลงสมการปริภูมิสถานะในระบบเวลาต่อเนื่องเป็นระบบเวลาวิฤตด้วยเวลาซัดตัวอย่าง $T_s = 1$ นาที โดยประยุกต์ใช้คำสั่ง MATLAB `sysd=c2d(sys,Ts,'zoh')` ได้ผลลัพธ์ดังสมการที่ (5.17) และ (5.18) ดังนี้

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \\ x_4(k+1) \\ x_5(k+1) \\ x_6(k+1) \\ x_7(k+1) \\ x_8(k+1) \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 0.9625 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.9536 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.9596 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.9736 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9503 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9478 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3027 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9316 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \\ x_4(k) \\ x_5(k) \\ x_6(k) \\ x_7(k) \\ x_8(k) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} 0.0613 & 0 \\ 0.0305 & 0 \\ 0.0153 & 0 \\ 0.0019 & 0 \\ 0 & 0.0609 \\ 0 & 0.0609 \\ 0 & 0.0365 \\ 0 & 0.0075 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{5.17}$$

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0355 & 0 & 0 & 0 & -0.0339 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0858 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0231 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0911 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0023 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0032 & 0 & 0 & 0 & 0.0123 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \\ x_4(k) \\ x_5(k) \\ x_6(k) \\ x_7(k) \\ x_8(k) \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{5.18}$$

5.3.3 การวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิ่ง

พิจารณาสมการปริภูมิสถานะ ณ จุดทำงานใดๆ ของแบบจำลองเชิงเส้นดังนี้

$$x(k+1) = A_i x(k) + B_i u(k), \text{ เมื่อ } i = 1, \dots, N$$

$$y(k) = C_{y,i} x(k) + D_{y,i} u(k) \tag{5.19}$$

โดยที่เมทริกซ์ $A_i, B_i, C_{y,i}, D_{y,i}$ สามารถอธิบายสถานะของหน่วยกั้นแยกเบนซิ่ง คือ จำนวนจุดสถานะการทำงานทั้งหมดของหน่วยกั้นแยกเบนซิ่ง โดยสามารถแสดงแบบจำลองตามสมการที่ (5.19) ในรูปแบบของระบบที่มีความไม่แน่นอนเชิงพารามิเตอร์ค่าจริง (real parametric uncertainty) ได้ดังสมการที่ (5.20) ดังนี้

$$\begin{aligned} x(k+1) &= (A + \Delta A)x(k) + (B + \Delta B)u(k), \\ y(k) &= (C_y + \Delta C_y)x(k) + (D_y + \Delta D_y)u(k) \end{aligned} \quad (5.20)$$

โดยที่ A, B, C_y, D_y คือเมทริกซ์ที่สถานะระบุ (nominal matrix) ซึ่งได้จากการเลือกที่สถานะจุดทำงานปกติของระบบ โดยการวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มนั้นสามารถแบ่งตามขั้นตอนได้ดังนี้

1. พิจารณาช่วงของความไม่แน่นอนของแบบจำลอง
2. คำนวณหาค่าเมทริกซ์ที่สถานะระบุโดยผู้วิจัยได้อ้างอิงจาก [16] ซึ่งกำหนดให้เมทริกซ์ที่สถานะระบุเป็นค่ากึ่งกลาง โดยที่ การเลือกเมทริกซ์ A จาก เมทริกซ์ A_i เมื่อ $i = 1, \dots, N$ ทำได้ดังสมการที่ (5.21)

$$A = \frac{1}{2}(A_{max} + A_{min}) \quad (5.21)$$

เมทริกซ์ A_{max} และ A_{min} คือเมทริกซ์ที่มีค่าสมาชิกในแต่ละตำแหน่งเป็นค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดตามลำดับ และสามารถหาค่าเมทริกซ์ความไม่แน่นอนจาก $\Delta A = A_{max} - A_{min}$ จากนั้นพิจารณาแบบเดียวกันกับเมทริกซ์ $B_i, C_{y,i}, D_{y,i}$ ทำให้เราได้ค่าเมทริกซ์ที่สถานะระบุ A, B, C_y, D_y และเมทริกซ์ความไม่แน่นอน $\Delta A, \Delta B, \Delta C_y, \Delta D_y$

3. ทำการคำนวณค่าเมทริกซ์แยกย่อยเอกลักษณ์ของเมทริกซ์ความไม่แน่นอนโดยใช้วิธีการแยกย่อยค่าเอกลักษณ์[15] ซึ่งจะได้เมทริกซ์แยกย่อยดังสมการที่ (5.22)

$$\begin{bmatrix} \Delta A & \Delta B \\ \Delta C_y & \Delta D_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{B}_p \\ \bar{D}_{yp} \end{bmatrix} \bar{\Delta} \begin{bmatrix} \bar{C}_q & \bar{D}_{qu} \end{bmatrix} \quad (5.22)$$

โดยที่ $\bar{\Delta} = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_r)$ เมทริกซ์เอกลักษณ์ที่คำนวณได้ซึ่งอาจจะมีบางแถวและบางหลักที่มีค่าเอกลักษณ์เป็นศูนย์ หรือมีค่านัยสำคัญน้อยกว่าที่ได้กำหนดไว้ ในที่นี้กำหนดไว้เท่ากับ 0.01 ทำให้เราสามารถลดมิติของเมทริกซ์เอกลักษณ์เหลือเพียงตำแหน่งที่ค่าเอกลักษณ์ไม่เป็นศูนย์ กล่าวคือมีลำดับชั้นเท่ากับ r ดังสมการที่ (5.23)

$$\Delta = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_r) \quad (5.23)$$

ทำการลดมิติของเมทริกซ์อื่นๆให้สอดคล้องกันดังนี้

$$\begin{bmatrix} B_p \\ D_{yp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{B}_p \\ \bar{D}_{yp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_r \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{และ} \quad \begin{bmatrix} C_q & D_{qu} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_r & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{C}_q & \bar{D}_{qu} \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

จากนั้นทำการจัดรูปสมการที่ (5.20) ให้อยู่ในรูปของระบบเชิงเส้นที่มีตัวแปรขาเข้า p ผ่านความไม่แน่นอน Δ ได้เป็นตัวแปรขาออก q [17] เพื่ออธิบายความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มตามสมการที่ (2.4)

สำหรับการวิเคราะห์ความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มสำหรับหน่วยกั้นแยกเบนซิน ทางผู้วิจัยได้วิเคราะห์แบบจำลองค่าสถานะระบุจากแบบจำลองปฏิกิริยาสถานะในระบบเวลาวิฤตทั้งหมดตามหัวข้อที่ 5.3.2 จากนั้นพิจารณาค่ากลางของแบบจำลองที่สามารถเป็นไปได้ทั้งหมด ทำให้ได้ผลลัพธ์สำหรับเมทริกซ์สถานะระบุดังต่อไปนี้

$$A = \begin{bmatrix} 0.6568 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.7564 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.9551 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.9542 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9618 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9736 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9471 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7979 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9847 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2129 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.9254 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.0713 & 0 \\ 0.0195 & 0 \\ 0.0192 & 0 \\ 0.029 & 0 \\ 0.0153 & 0 \\ 0.0029 & 0 \\ 0 & 0.0336 \\ 0 & 0.1148 \\ 0 & 0.0694 \\ 0 & 0.0398 \\ 0 & 0.0094 \end{bmatrix}$$

$$C_y = \begin{bmatrix} 0.0571 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0505 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0436 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.1543 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0133 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0947 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0009 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0896 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0207 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0026 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0075 \end{bmatrix}$$

$$D_y = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.25)$$

คำนวณหาค่าเมทริกซ์แยกย่อยเอกฐานของเมทริกซ์ความไม่แน่นอน พบว่ามีการเปลี่ยนแปลงเฉพาะในเมทริกซ์ A_i และ B_i เท่านั้น โดยเมทริกซ์ความไม่แน่นอนมีผลลัพธ์ดังต่อไปนี้

$$\Delta A = \begin{bmatrix} 0.2373 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1927 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0208 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0003 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0149 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.00004 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0423 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1779 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0120 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1619 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0094 \end{bmatrix}$$

$$\Delta B = \begin{bmatrix} -0.0122 & 0 \\ -0.0043 & 0 \\ 0.0117 & 0 \\ -0.001 & 0 \\ 0.0001 & 0 \\ 0.001 & 0 \\ 0 & -0.0259 \\ 0 & -0.0839 \\ 0 & -0.0538 \\ 0 & 0.00002 \\ 0 & 0.0057 \end{bmatrix} \quad (5.26)$$

หลังจากนั้นหาค่าแยกย่อยเอกฐานตามสมการ (5.21) และลดมิติของเมทริกซ์ตามสมการที่ (5.23) โดยให้ค่านัยสำคัญของค่าเอกฐานให้มีมากกว่า 0.01 พบว่าความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้นมีลำดับชั้น r เท่ากับ 9 ทำให้เมทริกซ์ B_p มีจำนวน 9 หลัก และเมทริกซ์ C_q และ D_{qu} มีจำนวนแถวเท่ากับ 9 แถว และนำค่าเอกฐานที่ได้คูณกับเมทริกซ์ย่อย C_q เพื่อที่จะกำจัดเทอมที่มีสัมประสิทธิ์หน้าความไม่แน่นอน $\delta_i, i = 1, \dots, 9$ แสดงดังสมการที่ (5.26) โดยที่เมทริกซ์ D_{yp} มีค่าเท่ากับศูนย์

$$\Delta = \begin{bmatrix} 0.2389 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2235 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1928 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1623 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0831 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0785 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0640 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0238 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0149 \end{bmatrix}$$

$$B_p = \begin{bmatrix} -0.2375 & 0 & 0 & 0 & -0.0025 & 0.0052 & -0.0035 & 0 & 0 \\ 0 & -0.0216 & 0.1915 & 0 & 0.0016 & -0.0013 & -0.0025 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0238 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0149 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0012 & 0.0095 & 0.0015 & 0 & -0.0255 & 0.0413 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1949 & 0.0222 & 0 & -0.0049 & 0.0047 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0191 & 0.003 & 0 & -0.0316 & 0.0122 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1619 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.002 & 0 & 0 & 0.0023 & -0.0045 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C_q = \begin{bmatrix} -0.2385 & 0 & 0 & 0 & -0.0025 & 0.0051 & -0.0034 & -0.0061 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.0251 & 0.222 & 0 & 0.0018 & -0.0015 & -0.0029 & -0.0025 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.007 & -0.0051 & -0.0029 & -0.1678 & -0.0011 & 0 & 0.0079 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1618 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0831 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0018 & 0 & 0 & 0 & -0.0228 & 0.0491 & -0.0342 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0221 & 0 & 0 & 0.0039 & -0.0032 & -0.0069 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.0123 & -0.0078 & -0.003 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D_{qu} = \begin{bmatrix} 0.0106 & 0 \\ 0.0043 & 0 \\ -0.0941 & -0.0027 \\ 0.0136 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.0022 & -0.0784 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, D_{qp} = 0 \quad (5.26)$$

จากการวิเคราะห์แบบจำลองความไม่แน่นอนในส่วนที่ผ่านมานั้น เป็นการสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม โดยเริ่มต้นจากการหาผลสัมฤทธิ์แบบจำลองเมทริกซ์ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ได้

จากกระบวนการหน่วยกัณฑ์แยกเบนซิน จากนั้นเราจึงแปลงแบบจำลองให้อยู่ในระบบเวลาวิฤตด้วยวิธีการชักตัวอย่างแบบคงค่าอันดับศูนย์ และกำหนดให้เวลาในการชักตัวอย่างเท่ากับ 1 นาที ในส่วนสุดท้ายการวิเคราะห์หาแบบจำลองค่าสถานะระบุจากแบบจำลองด้วยการพิจารณาค่ากลางทำให้สามารถสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนได้จากเชิงขอบเขตนอร์มได้จากการพิจารณาหาค่าแยกย่อยเอกฐาน ทราบว่าความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้นมีค่าลำดับเท่ากับ 9 ซึ่งในบทนี้เราได้วิเคราะห์สร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มของหอกัณฑ์แยกเบนซินเป็นที่เรียบร้อยแล้ว ในบทที่ 6 จะเป็นการประยุกต์การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนตามที่ได้กล่าวในบทที่แล้วกับแบบจำลองความไม่แน่นอนของหน่วยกัณฑ์แยกเบนซิน



บทที่ 6

ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในบทนี้จะเป็นการนำเสนอการประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนกับหน่วยก่ลั่นแยกเบนซิน โดยใช้เทคนิคที่ประยุกต์ด้วยฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว เปรียบเทียบสมรรถนะกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองในหน่วยก่ลั่นแยกเบนซิน โดยนำแบบจำลองความไม่แน่นอนอนเชิงขอบเขตนอร์มในหน่วยก่ลั่นแยกเบนซินที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 5 มาพิจารณา ซึ่งในการออกแบบตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนนี้โดยใช้เครื่องมือ YALMIP [4] ผ่านโปรแกรม MATLAB ด้วยคอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก Intel Core i5 2.30 GHz หน่วยความจำ 8 GB

6.1 การควบคุมหน่วยก่ลั่นแยกเบนซินด้วยการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว

ในการประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนในหน่วยก่ลั่นแยกเบนซินทางผู้วิจัยได้นำตัวควบคุมกระบวนการที่ได้นำเสนอไว้ในบทที่ 3 นั่นคือระเบียบวิธีการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแบบออฟไลน์ ร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวซึ่งแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือส่วนออฟไลน์ และส่วนออนไลน์ จากแบบจำลองความไม่แน่นอนอนเชิงขอบเขตนอร์มดังแสดงได้ดังนี้

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + B_p p(k)$$

$$q(k) = C_q x(k) + D_{qu} u(k) + D_{qp} p(k)$$

$$p(k) = \Delta(k) q(k)$$

$$y(k) = Cx(k)$$

โดยที่ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองเมทริกซ์ $A, B, B_p, C, C_q, D_{qu}$ และ D_{qp} ได้แสดงไว้อย่างละเอียดในบทที่ 5 ดังที่ได้กล่าวมาแล้ว

นำแบบจำลองที่มีความไม่แน่นอนอนเชิงขอบเขตนอร์มออกแบบการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนด้วยการควบคุมป้อนกลับสถานะแบบออฟไลน์ กำหนดให้เงื่อนไขบังคับสัญญาณขาเข้าคือ $|u_1(k+i|k)| \leq 0.5$ และ $|u_2(k+i|k)| \leq 0.5$ ค่าพารามิเตอร์ในการออกแบบคือ

$$Q = \text{diag}(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1), \quad R = 2 \times 10^{-5} \text{diag}(1,1)$$

เราเริ่มต้นในส่วนของออฟไลน์ โดยเลือกลำดับของสถานะเริ่มต้น x^{set} 11 สถานะตามปริภูมิย่อย 1 มิติ คือ

$$x^{set} = [1 \quad 0.5 \quad 0.3 \quad 0.2 \quad 0.1 \quad 0.033 \quad 0.01 \quad 0.005 \quad 0.002 \quad 0.001 \quad 0.0005]$$

จากนั้นนำค่า x^{set} มาคำนวณ $\min_{Y,Q,\Lambda} \mathcal{V}$ ภายใต้เงื่อนไขข้อสมการเมทริกซ์เชิงเส้นที่ (3.5)-(3.8) และคำนวณค่า $F_i = Y_i Q_i^{-1}$ โดยค่า Y_i, Q_i^{-1} และ F_i จะถูกบันทึกเก็บไว้ในฐานข้อมูล

ในส่วนออนไลน์ กำหนดสถานะเริ่มต้น

$$x(0) = [0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5 \quad 0.5]^T$$

ทดสอบค่า $x(0)$ ที่ทำให้ $\|x(0)\|_{Q^{-1}}^2 < 1$ และทำการควบคุมหน่วยก้านแยกเบนขึ้นตาม อัลกอริทึมที่ 3.2 โดยได้ผลการทดสอบออกตามหัวข้อถัดไป

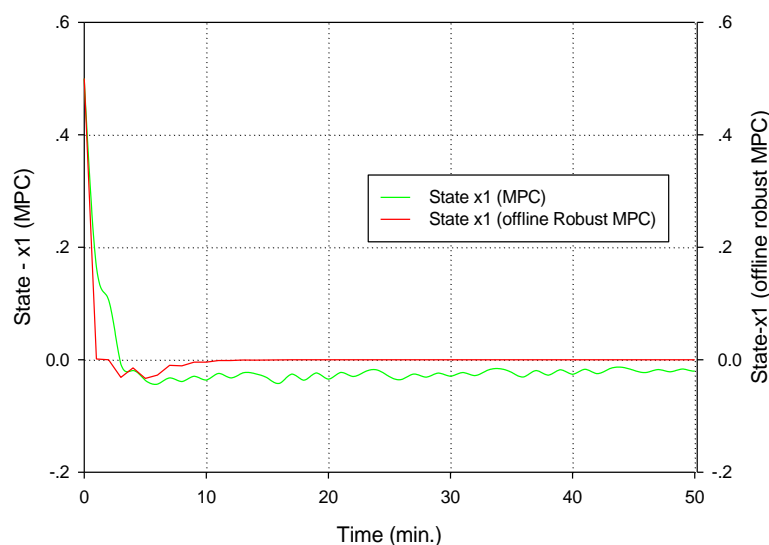


6.2 ผลการเปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียวกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองในหน่วยกัลันแยกเบนซิน

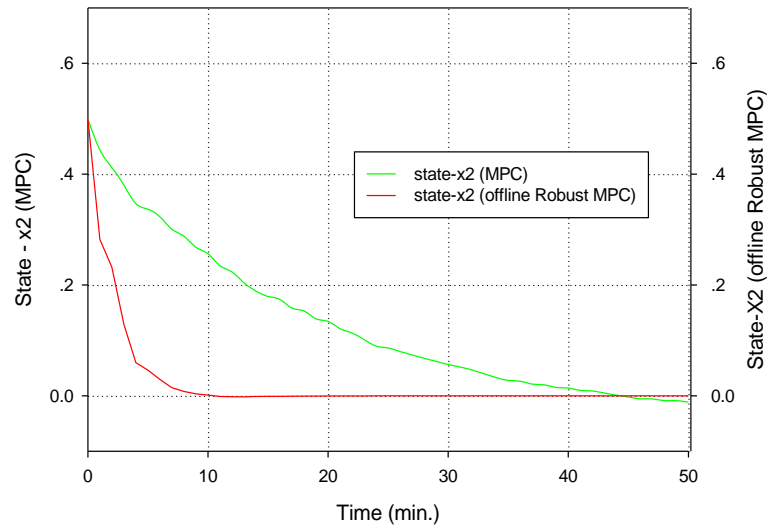
ผลการทดสอบความสามารถในการลู่เข้าสู่เป้าหมายของตัวแปรสถานะทั้ง 8 สถานะแสดงดังรูปที่ 6.1 – 6.8 ซึ่งเป็นผลการทดสอบที่ได้จากชุดคำสั่งในการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแบบออฟไลน์ร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยวเปรียบเทียบสมรรถนะกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง ภายใต้ขอบเขตความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม พบว่าสมรรถนะในการควบคุมของตัวควบคุมทั้งสอง ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนมีสมรรถนะในการควบคุมที่ดีกว่าตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองในสถานะความไม่แน่นอนของหน่วยกัลันแยกเบนซิน

6.2.1 เปรียบเทียบผลการทดสอบความสามารถในการลู่เข้าสู่เป้าหมายของตัวแปรสถานะในหน่วยกัลันแยกเบนซิน

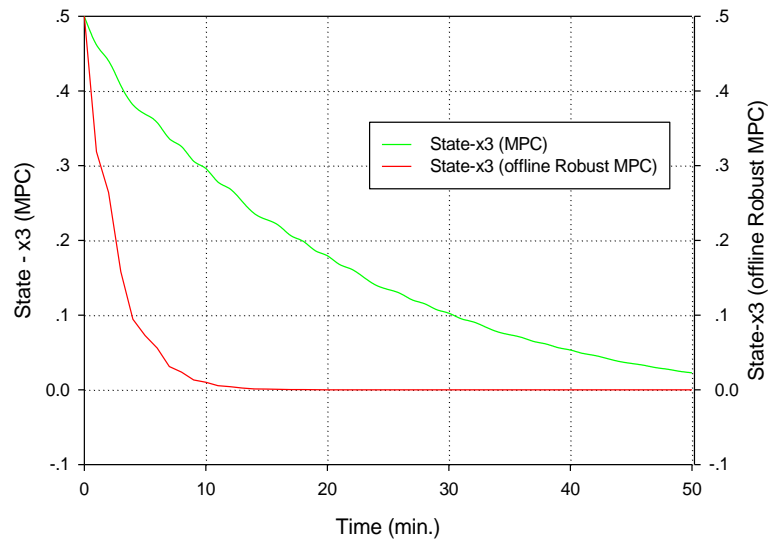
ผลการทดสอบการลู่เข้าสู่เป้าหมายของตัวแปรสถานะ แสดงดังรูปที่ 6.1 – 6.8



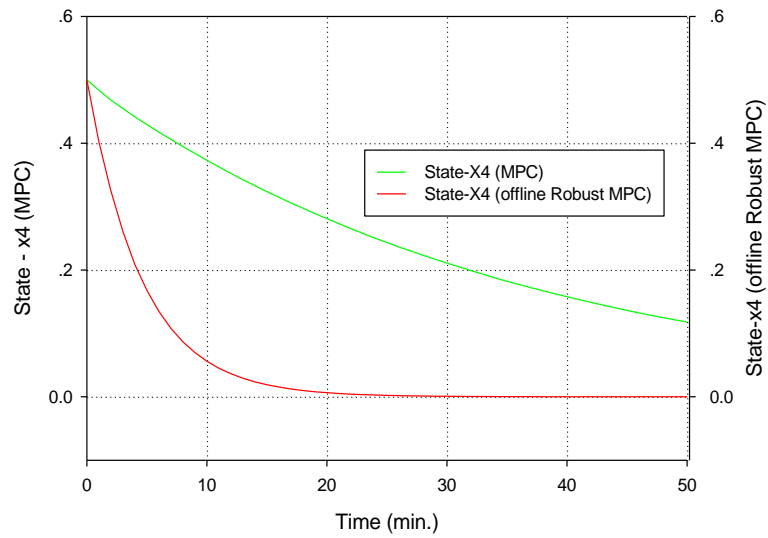
รูปที่ 6.1 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_1(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



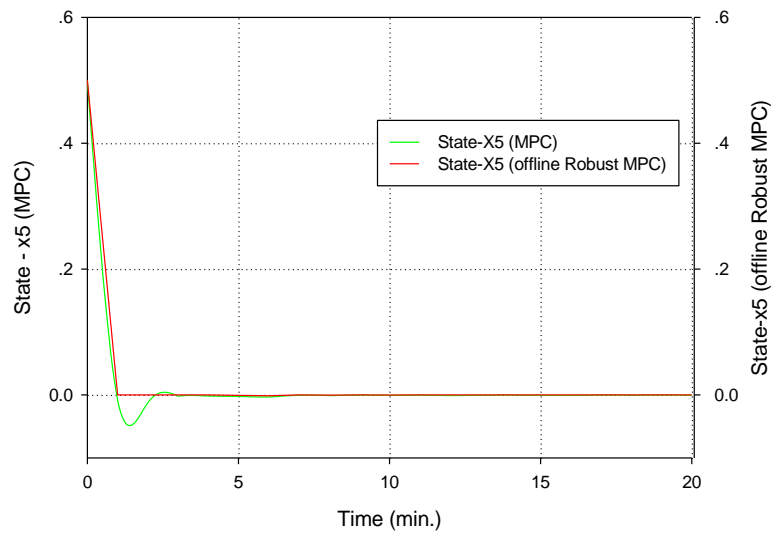
รูปที่ 6.2 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_2(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



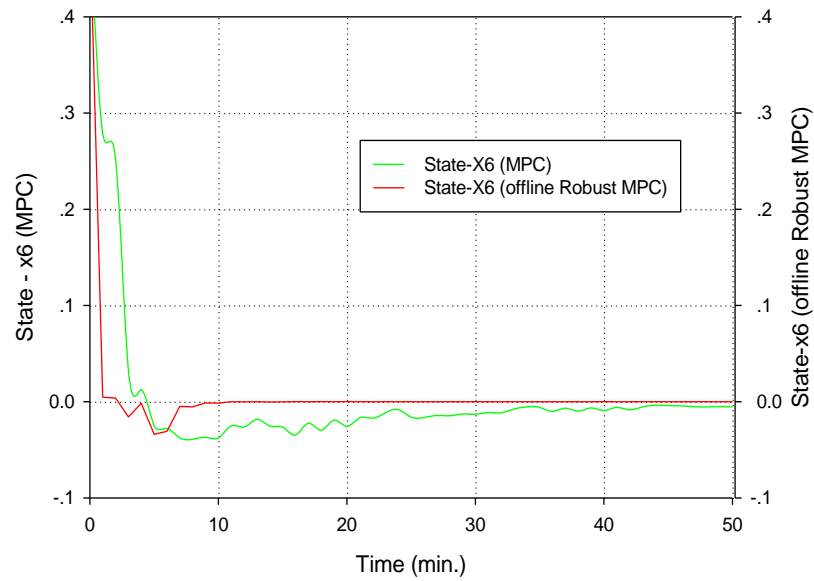
รูปที่ 6.3 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_3(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



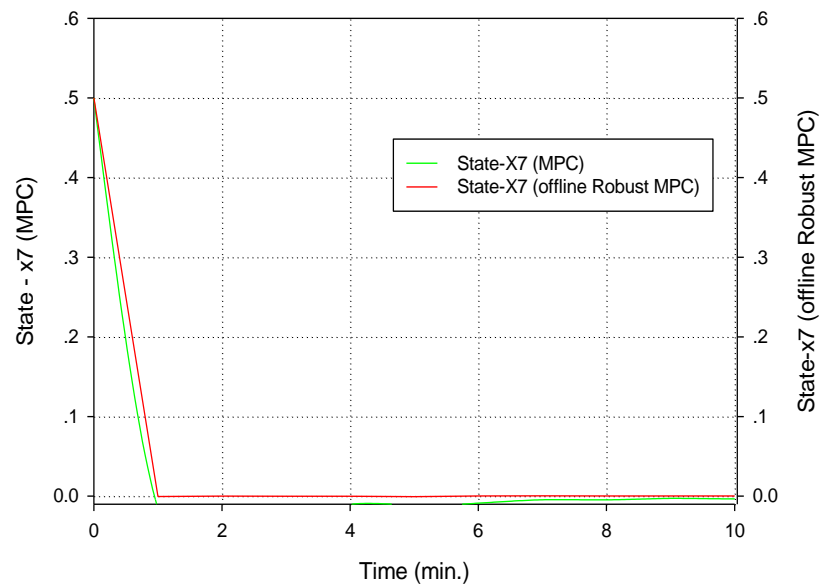
รูปที่ 6.4 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_4(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



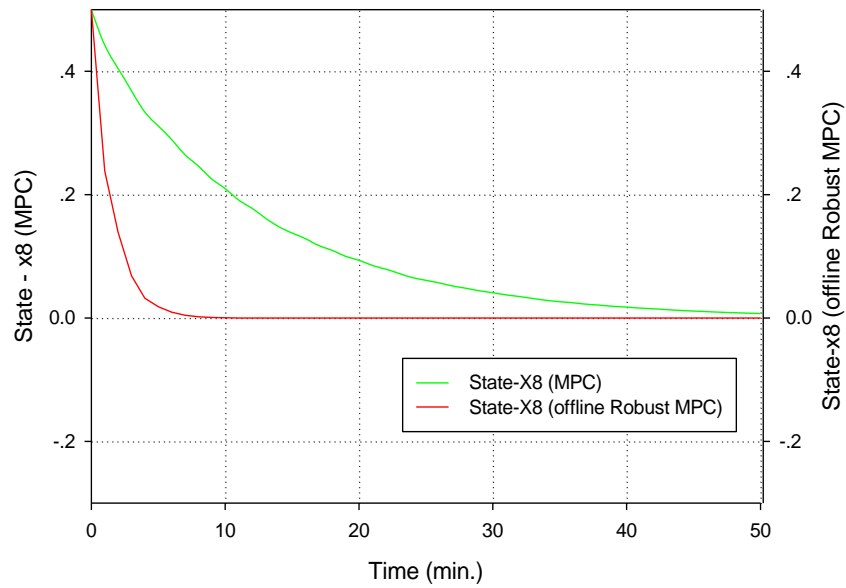
รูปที่ 6.5 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_5(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



รูปที่ 6.6 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_6(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



รูปที่ 6.7 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_7(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



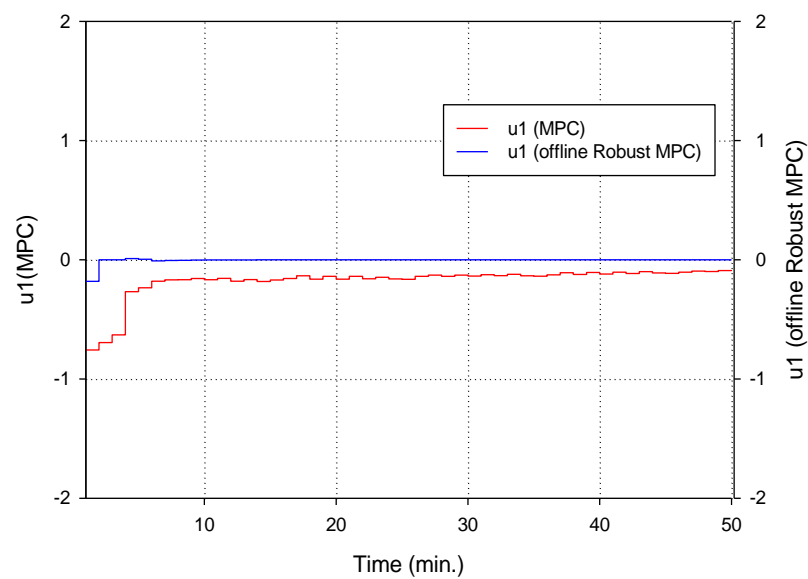
รูปที่ 6.8 ผลการทดสอบการลู่เข้าของตัวแปรสถานะ $x_8(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิง

ทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน

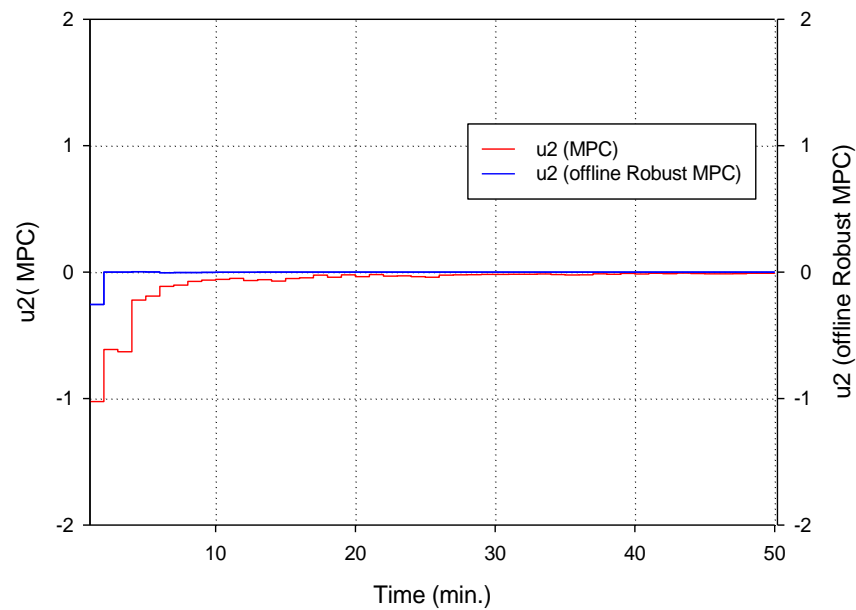
6.2.2 เปรียบเทียบผลของค่าตัวแปรปรับของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิง

ทำนายแบบจำลองคงทน

ค่าตัวแปรปรับที่ป้อนให้กับกระบวนการตัวที่ 1 และ ตัวที่ 2 แสดงดังรูปที่ 6.9 – 6.10

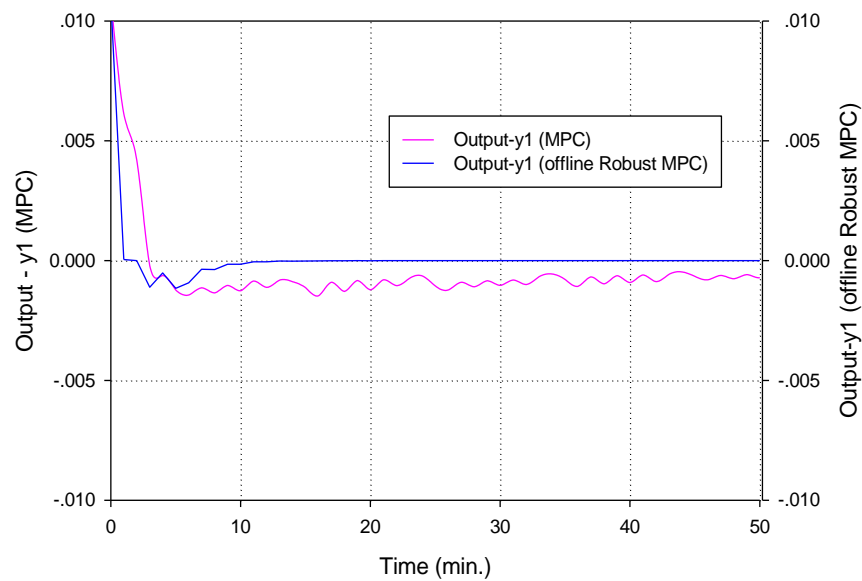


รูปที่ 6.9 ค่าตัวแปรปรับที่ป้อนให้กระบวนการในรูปตัวแปรเบี่ยงเบนตัวที่ 1

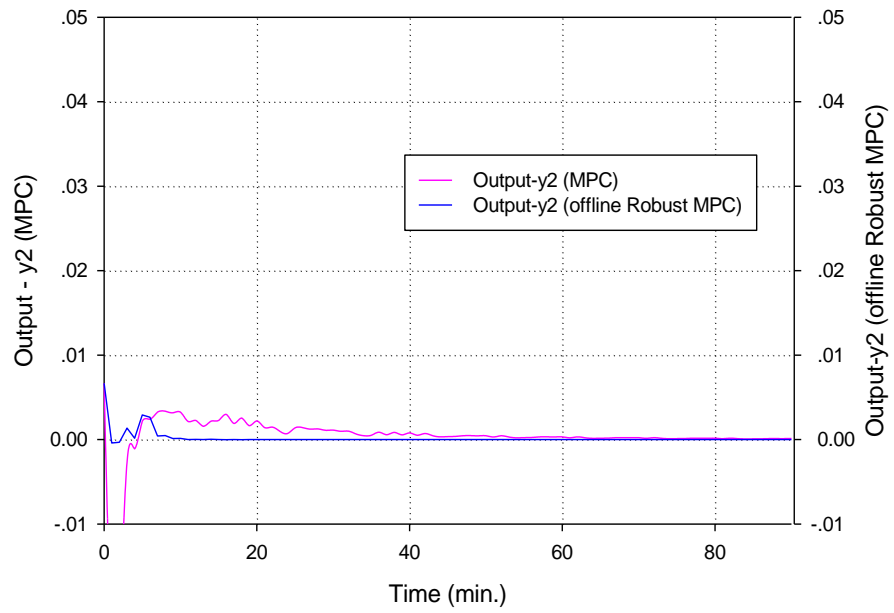


รูปที่ 6.10 ค่าตัวแปรปรับที่ป้อนให้กระบวนการในรูปตัวแปรเบี่ยงเบนตัวที่ 2
6.2.3 เปรียบเทียบผลของค่าตัวแปรขาออกของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน

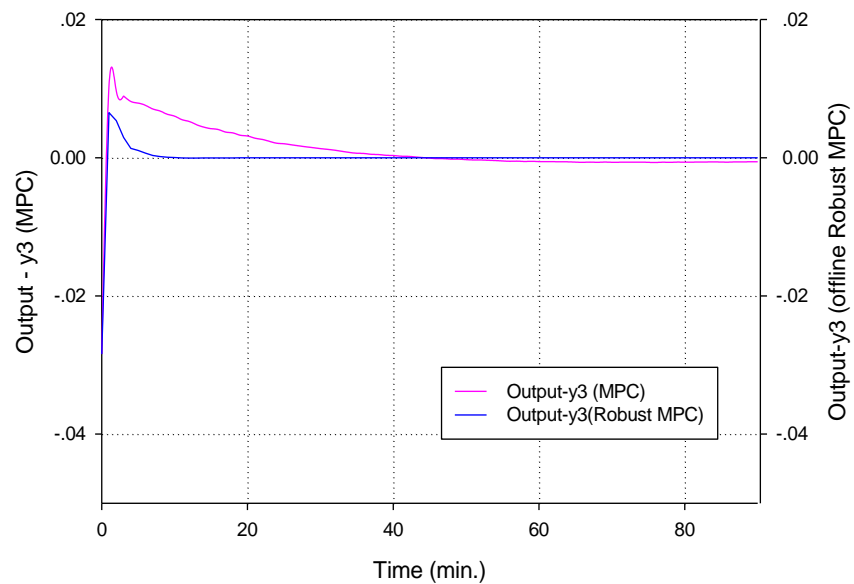
ค่าตัวแปรขาออกทั้ง 6 ตัวแปร แสดงดังรูปที่ 6.11 – 6.16



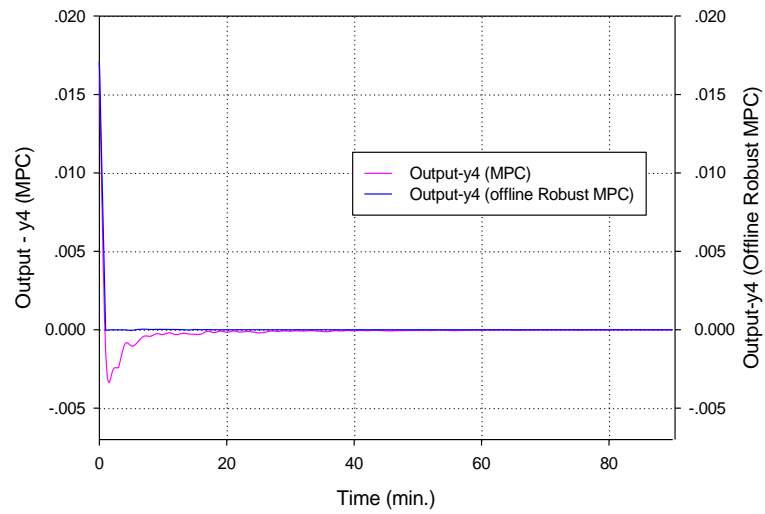
รูปที่ 6.11 ผลการทดสอบการรู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_1(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



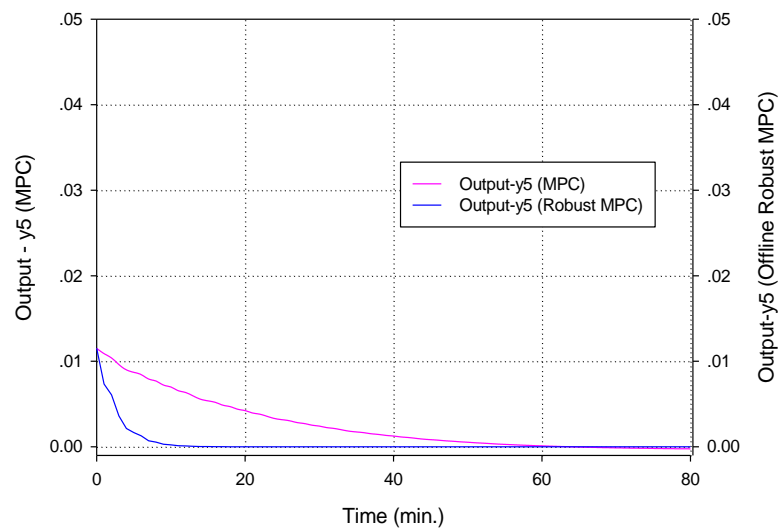
รูปที่ 6.12 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_2(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



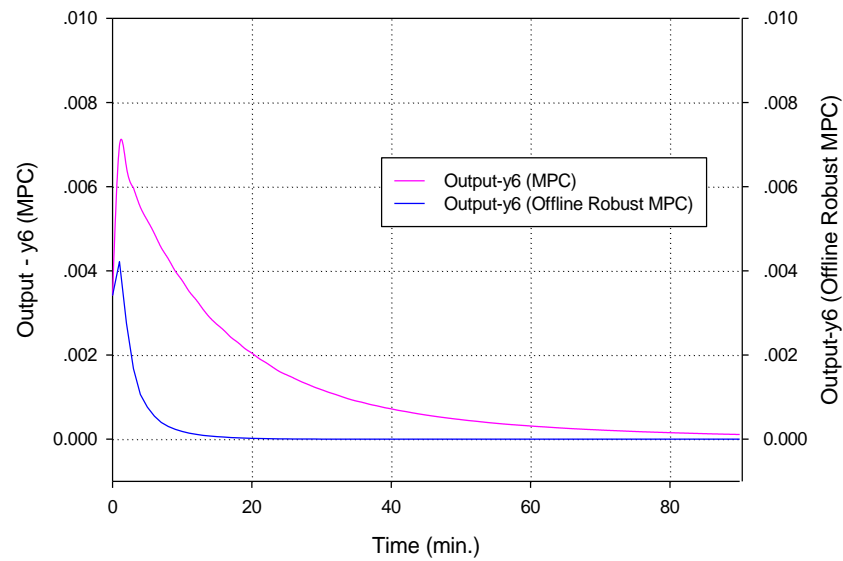
รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_3(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



รูปที่ 6.14 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_4(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



รูปที่ 6.15 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_5(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน



รูปที่ 6.16 ผลการทดสอบการลู่เข้าของสัญญาณขาออก $y_6(k)$ เปรียบเทียบสมรรถนะของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน

จากผลการควบคุมหน่วยก่อกวนแยกเบนขึ้นเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนกับตัวควบคุมเชิงทำนายพบว่า การควบคุมด้วยตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนสามารถปรับตัวแปรสถานะให้ลู่เข้าสู่จุดหมายได้เร็วกว่าตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง แสดงให้เห็นถึงความสามารถในระยะเบี่ยงวิธีการควบคุมของตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนสามารถควบคุมระบบที่ไม่ความไม่แน่นอนได้ดีกว่า ซึ่งเกิดได้จากการสร้างเงื่อนไขในการรับประกันเสถียรภาพ

บทที่ 7

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

7.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนกับหน่วยกลั่นแยกเบนซีน โดยทำการสร้างแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มจากแบบจำลองกระบวนการที่ได้จากกระบวนการผลิตจริงโดยใช้ข้อมูลจากการทำสเปปเทสในหน่วยกลั่นแยกเบนซีน ซึ่งทำให้ได้แบบจำลองกระบวนการที่มีพารามิเตอร์ความไม่แน่นอนของระบบรวมอยู่ด้วย จะสังเกตได้ว่าพารามิเตอร์ความไม่แน่นอนนั้นมีลักษณะที่ต่างกักันขึ้นอยู่กับจุดทำงานที่แปรเปลี่ยนไป ด้วยโครงสร้างความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มแบบจำลองที่สร้างนั้นสามารถครอบคลุมในจุดทำงานทั้งหมด จากนั้นจึงได้ประยุกต์ใช้ตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทน โดยประยุกต์ใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว เปรียบเทียบสมรรถนะกับตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลอง พบว่าตัวควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนให้สมรรถนะการควบคุมที่ดีกว่าทำระบบมีเสถียรภาพและมีความคงทนต่อความไม่แน่นอนของระบบ อย่างไรก็ตามเนื่องจากผู้วิจัยได้นำแบบจำลองกระบวนการที่ได้จากกระบวนการผลิตจริง ในขั้นตอนการคำนวณออฟติไมซ์ในส่วนของออฟไลน์จะใช้เวลาในการคำนวณนาน ดังนั้นจึงไม่เหมาะกับการควบคุมแบบออนไลน์ ดังนั้นจึงใช้เทคนิคการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแบบออฟไลน์มาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้จะได้ประสิทธิภาพการควบคุมที่ดีกว่า

จากเทคนิคการควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนแบบออฟไลน์ โดยประยุกต์ใช้กับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดี่ยว สำหรับแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์มนั้นสามารถที่จะประยุกต์ใช้กับกระบวนการผลิตจริงได้ในอุตสาหกรรม ซึ่งในเชิงของเทคโนโลยีที่ก้าวหน้าในปัจจุบัน จะสามารถลดเวลาการคำนวณออฟติไมซ์ที่นานนี้ได้และเหมาะสมพัฒนาในงานวิจัยถัดไป

7.2 ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้การควบคุมเชิงทำนายแบบจำลองคงทนร่วมกับฟังก์ชันเลียปูนอฟเดียวกับแบบจำลองความไม่แน่นอนเชิงขอบเขตนอร์ม ดังนั้นข้อเสนอแนะในการพัฒนางานวิจัยถัดไปคือ ประยุกต์ใช้ฟังก์ชันเลียปูนอฟซึ่งขึ้นกับตัวแปรเสริมที่สอดคล้องกับจำนวนความไม่แน่นอนของระบบ รวมถึงประยุกต์การควบคุมป้อนกลับสัญญาณขาออกซึ่งเชื่อว่าจะเป็นประโยชน์กับงานวิจัยถัดไป



รายการอ้างอิง

1. Kothare, M.V., V. Balakrishnan, and M. Morari, *Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities*. Automatica, 1996. **32**(10): p. 1361-1379.
2. บรรเจิดพงษ์ชัย, เ., ระบบควบคุมพลวัต การวิเคราะห์ การออกแบบและการประยุกต์. โรงพิมพ์จุฬาลงกรณ์, 2551(1).
3. Boyd, S., et al., *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory*. Philadelphia, PA: Studies in Applied Mathematics, SIAM, 1994.
4. Lofberg, J., *YALMIP : A toolbox for modeling and optimization in MATLAB*. in Proceedings of the CACSD Conference., 2004: p. 284-289.
5. García, C.E., D.M. Prete, and M. Morari, *Model predictive control: Theory and practice—A survey*. Automatica, 1989. **25**(3): p. 335-348.
6. Oliveira, R.C.L.F. and P.L.D. Peres, *Time-varying discrete-time linear systems with bounded rates of variation: Stability analysis and control design*. Automatica, 2009. **45**(11): p. 2620-2626.
7. Daafouz, J. and J. Bernussou, *Parameter dependent Lyapunov functions for discrete time systems with time varying parametric uncertainties*. Systems & Control Letters, 2001. **43**(5): p. 355-359.
8. A. Cuzzola, F., J. C. Geromel, and M. Morari, *An improved approach for constrained robust model predictive control*. Automatica, 2002. **38**(7): p. 1183-1189.
9. Mao, W.-J., *Robust stabilization of uncertain time-varying discrete systems and comments on “an improved approach for constrained robust model predictive control”*. Automatica, 2003. **39**(6): p. 1109-1112.
10. Casavola, A., D. Famularo, and G. Franzé, *Robust constrained predictive control of uncertain norm-bounded linear systems*. Automatica, 2004. **40**(11): p. 1865-1876.
11. Lee, S.M. and J.H. Park, *Robust model predictive control for norm-bounded uncertain systems using new parameter dependent terminal weighting matrix*. Chaos, Solitons & Fractals, 2008. **38**(1): p. 199-208.

12. Feng, L., J.L. Wang, and E.K. Poh, *Improved robust model predictive control with structured uncertainty*. Journal of Process Control, 2007. **17**(8): p. 683-688.
13. Wan, Z. and M.V. Kothare, *An efficient off-line formulation of robust model predictive control using linear matrix inequalities*. Automatica, 2003. **39**(5): p. 837-846.
14. Kunnee, V., *IDENTIFICATION AND ROBUST CONSTRAINED MODEL PREDICTIVE CONTROL FOR BINARY DISTILLATION COLUMN*. Master's Thesis, Department of electrical engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, 2007.
15. Astrom, K.J. and B. Wittenmark, *Computer-Controlled System, Theory and Design*. USA: Prentice Hall, 1997.
16. Werner, H., P.Korba, and T.C. Yang, *Robust Tuning of Power System Stabilizers Using LMI-Techniques*. IEEE Tran. Control Sys. Tech, 2003. **11**(1): p. 147-152.
17. Wan, Z. and M.V. Kothare, *Robust output feedback model predictive control using off-line linear matrix inequalities*. Journal of Process Control, 2002. **12**(7): p. 763-774.



ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ก

ชุดคำสั่งที่ใช้ควบคุมหอกลับแยกเบนซินด้วยตัวควบคุมต่างๆ

ในหัวข้อนี้จะแสดงถึงตัวอย่างของชุดคำสั่งที่ใช้ควบคุมหอกลับแยกเบนซินด้วยตัวควบคุมแบบ MPC และ offline Robust MPC

ก.1 ชุดคำสั่งที่ของตัวควบคุมแบบ MPC ในการควบคุมหอกลับแยกเบนซิน

% Benzene Column Plant

% Plant Model

Gs = [tf([0.05813],[0 26.19 1],'Timeunit','minutes') tf([-0.04158],[0 19.61 1],'Timeunit','minutes)]; %TC02A13.PV Tray Temperature

0 tf([-0.1],[0 18.64 1],'Timeunit','minutes'); %TI02A15.PV OVH Temperature

tf([0.01545],[0 21.03 1],'Timeunit','minutes','outputdelay',4.676) 0; %TI02A14.PV BTM Temperature

0 tf([0.004762],[0 0.8368 1],'Timeunit','minutes'); %Reflux Ratio FY02A08.PV

tf([0.008934],[0 24.23 1],'Timeunit','minutes','outputdelay',9.403) 0; %TI02A11.PV Burner Outlet Temperature

tf([0.000233],[0 37.33 1],'Timeunit','minutes') tf([0.001354],[0 14.11

1],'Timeunit','minutes');]; %PDI02A03 Different Pressure

%Convert to State Space

h=1; %sampling interval

Gsmin=ss(Gs,'min');

[Ac,Bc,Cc,Dc]=ssdata(Gsmin);

[Ap,Bp,Cp,Dp]=c2dm(Ac,Bc,Cc,Dc,h,'zoh');

[m1,n1]=size(Cp);

```

[n1,n_in]=size(Bp);

a1=0.5;

a2=0.5;

N1=5;

N2=5;

a=[a1 a2];

N=[N1 N2];

Np=200;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Augment state equations
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

A_e=eye(n1+m1,n1+m1);
A_e(1:n1,1:n1)=Ap;
A_e(n1+1:n1+m1,1:n1)=Cp*Ap;

B_e=zeros(n1+m1,n_in);
B_e(1:n1,:)=Bp;

B_e(n1+1:n1+m1,:)=Cp*Bp;

C_e=zeros(m1,n1+m1);
C_e(:,n1+1:n1+m1)=eye(m1,m1);

Q=C_e'*C_e;

R=0.1*eye(n_in,n_in);

[Omega,Psi]=dmprc(A_e,B_e,a,N,Np,Q,R);

L_m=zeros(n_in,sum(N));

[A1,L0]=lagd(a(1),N(1));

```

```

L_m(1,1:N(1))=L0';
ln_s=1;
for jj=2:n_in;
[Al,L0]=lagd(a(jj),N(jj));
ln_s=N(jj-1)+ln_s;
ln_e=ln_s+N(jj)-1;
L_m(jj,ln_s:ln_e)=L0';
end
K=L_m*(Omega\Psi);
Acl=A_e-B_e*K;
plot(eig(Acl),'b*')
y=zeros(m1,1);
u=zeros(n_in,1);
xm=[0.01;0.01;0.01;0.01;0.01;0.01;0.01;0.01]; %intial state
N_sim=200;
r1=zeros(1,N_sim+10);
r2=zeros(1,N_sim+10);
r3=zeros(1,N_sim+10);
r4=zeros(1,N_sim+10);
r5=zeros(1,N_sim+10);
r6=zeros(1,N_sim+10);
sp=[r1;r2;r3;r4;r5;r6];
[M,Lzerot]=Mdu(a,N,n_in,1);
load min_maxparameter3

```



```

%closed-loop simulation without constraints

[m1,n1]=size(Cp);

[n1,n_in]=size(Bp);

Xf=[xm;(y-sp(:,1))];

xm_s = [];

for kk=1:N_sim;

eta=-(\Omega\Psi)*Xf;

deltau=Lzerot*eta;

u=u+deltau;

deltau1(:,kk)=deltau;

u1(1:n_in,kk)=u;

y1(1:m1,kk)=y;

%%%%

%plant simulation

%%%%

xm_old=xm;

xm=random('unif',min(Amax2,Amin2),max(Amax2,Amin2))*xm+random('unif',min(Bmax
2,Bmin2),max(Bmax2,Bmin2))*u; % calculate xm(k+1)

y=random('unif',min(Cmax2,Cmin2),max(Cmax2,Cmin2))*xm; %calculate y(k+1)

%updating feedback state variable Xf

Xf=[xm-xm_old;(y-sp(:,kk+1))];

xm_s = [xm_s xm];

end

k=0:(N_sim-1);

```




```

Nsim = 1:200;

figure(10)

plot(Nsim,y1);

figure(11)

plot(Nsim,u1);

figure(12)

plot(Nsim,xm_s)

function [E,H]=dmopc(A_e,B_e,a,N,Np,Q,R);

%A_e;B_e define the extended state-space model when
% integrator is used
%they can also be other forms of state-space models
% a contains the Laguerre pole locations for each input
%N the number of terms for each input
%Np prediction horizon
%Q weight on the state variables
%R weight on the input variables assumed to be diagonal.
% The cost function is  $J = \eta^T E \eta + 2 \eta^T H x(k_i)$ 

[n,n_in]=size(B_e);

N_pa=sum(N); %the dimension of eta

E=zeros(N_pa,N_pa);

H=zeros(N_pa,n);

R_para=zeros(N_pa,N_pa);

n0=1;

ne=N(1);

```



```

%For each sample i

%%%%%%%%%%%%%%calculate input number 1

%specify the L0 and state matrix A1

%associated with the first input

[A1,L0]=lagd(a(1),N(1));

% Laguerre function associated with input number 1

S_sum(:,1:N(1))=A_e*S_sum(:,1:N(1))+ S_in(:,1:N(1))*(A1^(i-1));

%%move on to input number 2 and so on

ln_s=1;
for kk=2:n_in;
[A1,L0]=lagd(a(kk),N(kk));
ln_s=N(kk-1)+ln_s;
ln_e=ln_s+N(kk)-1;
S_sum(:,ln_s:ln_e)=A_e*S_sum(:,ln_s:ln_e)+ S_in(:,ln_s:ln_e)*(A1^(i-1));
end
phi=S_sum;
E=E+phi*Q*phi;
H=H+phi*Q*Eae;
end
E=E+R_para;

function [A,L0]=lagd(a,N)

v(1,1)=a;

L0(1,1)=1;

```

```

for k=2:N

v(k,1)=(-a).^(k-2)*(1-a*a);

L0(k,1)=(-a).^(k-1);

end

L0=sqrt((1-a*a))*L0;

A(:,1)=v;

for i=2:N

A(:,i)=[zeros(i-1,1);v(1:N-i+1,1)];

end

function [M,Lzerot]=Mdu(a,N,n_in,Nc)

%a and N are for the Laguerre functions

%n_in is the number of inputs

%Nc is the number of constraints

N_pa=sum(N);

M=zeros(n_in,N_pa);

M_du1=zeros(n_in,N_pa);

k0=1;

[A,L0]=lagd(a(k0),N(k0));

M_du1(1,1:N(1))=L0';

cc=N(1);

for k0=2:n_in;

[A,L0]=lagd(a(k0),N(k0));

M_du1(k0,cc+1:cc+N(k0))=L0';

cc=cc+N(k0);

```

```

end

Lzerot=M_du1;

M=M_du1;

for kk=2:Nc

k0=1;

[Al,L0]=lagd(a(k0),N(k0));

L=Al^(kk-1)*L0;

M_du1(1,1:N(1))=L';

cc=N(1);

for k0=2:n_in;

[Al,L0]=lagd(a(k0),N(k0));

L=Al^(kk-1)*L0;

M_du1(k0,cc+1:cc+N(k0))=L';

cc=cc+N(k0);

end

M=[M;M_du1];

End

function [u1,y1,deltau1,k,xm_s]= simuuc(xm,u,y,sp,Ap,Bp,Cp,N_sim,Omega,Psi,Lzerot)

%closed-loop simulation without constraints

[m1,n1]=size(Cp);

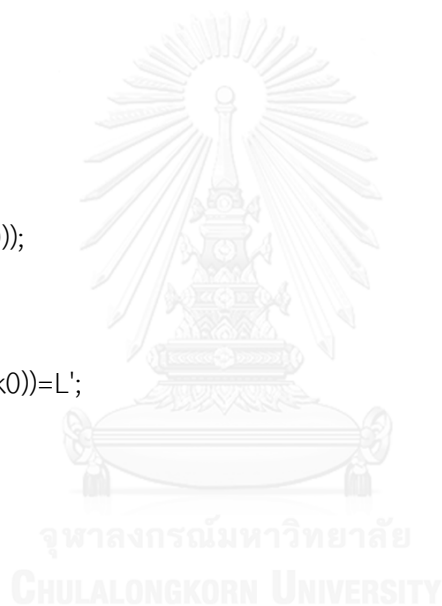
[n1,n_in]=size(Bp);

Xf=[xm;(y-sp(:,1))];

xm_s = [];

for kk=1:N_sim;

```



```

eta=-(Omega\Psi)*Xf;

deltau=Lzerot*eta;

u=u+deltau;

deltau1(:,kk)=deltau;

u1(1:n_in,kk)=u;

y1(1:m1,kk)=y;

%%%%

%plant simulation

%%%%%%%%

xm_old=xm;

xm=random('unif',min(Amax2,Amin2),max(Amax2,Amin2))*xm+random('unif',min(Bmax
2,Bmin2),max(Bmax2,Bmin2))*u; % calculate xm(k+1)

y=random('unif',min(Cmax2,Cmin2),max(Cmax2,Cmin2))*xm; %calculate y(k+1)

%updating feedback state variable Xf

Xf=[xm-xm_old;(y-sp(:,kk+1))];

xm_s = [xm_s xm];

end

k=0:(N_sim-1);

```

ก.2 ชุดคำสั่งของตัวควบคุมแบบ offline Robust MPC

```

% Benzene Column Process Model

% Case 1: FIR Fit Model DATA ALL DATA

yal mip('clear')

close all; clear all;

```

```

tic %start clock

Ts =1; %Sampling Time

sigma = 0.01 ; %standard deviation for the gain and time constant in the TF

theta1 = max(abs(1/(1+sigma)-1),abs(1/(1-sigma)-1));

theta2 = max(abs((1-sigma)/(1+sigma)-1),abs((1+sigma)/(1-sigma)-1));

H = [tf([0.05813],[26.19 1],'Timeunit','minutes') tf([-0.04158],[19.61
1],'Timeunit','minutes'); %TC02A13.PV Tray Temperature

    0 tf([-0.1],[0 18.64 1],'Timeunit','minutes'); %TI02A15.PV OVH Temperature

    tf([0.01545],[0 21.03 1],'Timeunit','minutes','outputdelay',4.676) 0; %TI02A14.PV BTM
Temperature

    0 tf([0.004762],[0 0.8368 1],'Timeunit','minutes'); %Reflux Ratio FY02A08.PV

    tf([0.008934],[0 24.23 1],'Timeunit','minutes','outputdelay',9.403) 0; %TI02A11.PV
Burner Outlet Temperature

    tf([0.000233],[0 37.33 1],'Timeunit','minutes') tf([0.001354],[0 14.11
1],'Timeunit','minutes');]; %PDI02A03 Different Pressure

%Convert to State Space
sys = ss(H);

%Convert continuous Time to Discrete Time

sysd = c2d(sys,Ts,'zoh');

%State Space Parameter

[A,B,C,D] = ssdata(sysd);

Bp = [eye(8,8),eye(8,8)];

C1 = eye(8,8);

Cq = theta1*[(C1-A);zeros(8)];

```

```

Dqu = theta2*[zeros(8,2);B];

umax = 0.5; %input constraints

% Design parameters

Qw = diag([1 1 1 1 1 1 1 1]);

Rw = 0.00002*diag([1 1]);

% Sequence of Nstates (N=11)

x_1 = [1 0.5 0.3 0.2 0.1 0.033 0.01 0.005] ; x_2 = zeros(1,8);

x_3 = x_1;
x_4 = x_2;
x_5 = x_3;
x_6 = x_4;
x_7 = x_5;
x_8 = x_6;

N = 8; v = zeros (N,8);
for k= 1:N
    v(k,:) = [x_1(k) x_2(k) x_3(k) x_4(k) x_5(k) x_6(k) x_7(k) x_8(k)];

    k = k+1;
end

% Set up a look up table of (Qi,Fi)

dataout1 = zeros(8,8*N); %to store matrices Qi

dataout2 = zeros(2,8*N); %to store matrices Fi

for i=1:N

    [Q,F] = rstatefeedback4(A,B,Bp,Cq,Dqu,Qw,Rw,v(i,:) ,umax);

```



```

dataout1(:,(8*i-7):8*i) = Q;

dataout2(:,(8*i-7):8*i) = F;

end

save('controller_gain_new');

%
*****

% rstatefeedback3.m
% Used in file:case 2 simulation of benzene column.m
% To determine the matrices Q and F of the out put feedback RCMPC law
% by solving an LMI optimization
%
% Pisut Sukkasem
% Update : 5/04/2015

%
*****

function [Q,F] = rstatefeedback4(A,B,Bp,Cq,Dqu,Qw,Rw,xk,umax)

n = 8; %number of state variables

p = 2; % number of inputs

% Define the variables for the minimization problem

gamma = sdpvar(1,1);

Q = sdpvar(n,n);

```

```

Y = sdpvar(p,n);

X = sdpvar(p,p);

lambda = sdpvar(16,16);

% Declare the left hand side of the LMIs

Qs = sqrtm(Qw);

Rs = sqrtm(Rw);

I1 = eye(n);

I2 = eye(p);

F1 = [1 xk';xk Q] ;

F2 = [ Q      Y'*Rs      Q*Qs      Q*Cq'+ Y'*Dqu'  Q*A'+Y'*B'
      Rs*Y      gamma*I2      zeros(2,8) zeros(2,16) zeros(2,8)
      Qs*Q      zeros(8,2)  gamma*I1      zeros(8,16) zeros(8)
      Cq*Q+Dqu*Y zeros(16,2) zeros(16,8) lambda      zeros(16,8)
      A*Q+B*Y      zeros(8,2) zeros(8)      zeros(8,16) Q-Bp*lambda*Bp'];

F3 = [X Y      % input constraints
      Y' Q] ;

X1 = X(1,1) ; X2 = X(2,2);

%Set up the constraints for the minimization problem

constraint = set(Q>0)+ set(F1>=0)+ set(F2>=0)+ set(F3>=0)+ set(X1<=umax^2)+
set(X2<=umax^2)+ set(lambda>0);

% Solve the minimization problem

solvesdp(constraint,gamma);

% The minimizer

```

```

Y = double(Y);

gamma = double(lambda);

Q= double(Q);

% The state feedback matrix

F = Y*inv (Q);

% Uncertainty Plant

Hmax = [tf([0.01929],[8.933 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',1.936)
tf([0.008958],[93.38 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',23.33)]; % TC02A13.PV - Tray
Temperature

    0 tf([-0.05516],[0 40.75 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',6.562)]; % TI02A15.PV -
OVH Temperature

    tf([0.02188],[0 40.98 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',9.51) 0; % TI02A14.PV -
BTM Temperature

    0 tf([0.004964],[0 1.019 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',0.1133)]; %
FY02A08.PV - Reflux Ratio

    tf([0.01399],[0 42.41 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',23.2) 0; % TI02A11.PV -
Burner Outlet Temperature

    tf([0.0003165],[0 37.39 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',0.0667)
tf([0.002015],[0 14.82 1], 'TimeUnit','minutes','outputdelay',2.324)]; % PDI02A03.PV -
Differential Pressure

%Convert to State Space

sys2 = ss(Hmax);

[Amax1,Bmax1,Cmax1,Dmax1] = ssdata(sys2)

%Convert to Discrete Time Model

```

```

sysd2 = c2d(sys2,1,'zoh');

[Amax2,Bmax2,Cmax2,Dmax2] = dssdata(sysd2);

Hmin = [tf([0.01157],[1.151 1],'TimeUnit','minutes') tf([-0.07071],[0.0001
1],'TimeUnit','minutes'); % TC02A13.PV - Tray Temperature

    0 tf([-0.139],[0 2.092 1],'TimeUnit','minutes');% TI02A15.PV - OVH Temperature

    tf([0.001154],[0 14.73 1],'TimeUnit','minutes','outputdelay',9.51) 0;% TI02A14.PV -
BTM Temperature

    0 tf([0.004254],[0 0.336 1],'TimeUnit','minutes'); % FY02A08.PV - Reflux Ratio

    tf([0.006131],[0 18.31 1],'TimeUnit','minutes','outputdelay',5.8) 0; % TI02A11.PV -
Burner Outlet Temperature

    tf([0.0001361],[0 37.21 1],'TimeUnit','minutes') tf([0.0003009],[0 11.4
1],'TimeUnit','minutes']);% PDI02A03.PV - Differential Pressure

%Convert to State Space

sys3 = ss(Hmin);

[Amin1,Bmin1,Cmin1,Dmin1] = ssdata(sys3);

%Convert to Discrete Time Model

sysd3 = c2d(sys3,1,'zoh');

[Amin2,Bmin2,Cmin2,Dmin2] = dssdata(sysd3);

save('min_maxparameter3')

%benzene column offline RMPC with Single Lyapunov Function

%load controller

load Controller_gain_new

```

load min_maxparameter3

%Simulation

xk = [0.5;0.5;0.5;0.5;0.5;0.5;0.5;0.5]; %intial state

%online closed loop

eps=zeros(1,8);

% for m = 1:N % N = 11

% tam=length(xk);

% %eps(m)=xk'*dataout1(:,1+tam*(m-1):tam*m)^(-1)*xk;

% end

% for m=1:N

% %uk(:,m)=dataout2(:,1+tam*(m-1):tam*m)*(xk.*(eps<=1));

% end

%uncertainty in simulation

RAND0= [0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1
0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1
1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 1
0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1
1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 0 1];

RAND1= [1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 0
1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1
1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1
1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1
1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1];

for j= 1:1:200

% A = random('unif',min(Amax2,Amin2),max(Amax2,Amin2));

```

% B = random('unif',min(Bmax2,Bmin2),max(Bmax2,Bmin2));
% C = random('unif',min(Cmax2,Cmin2),max(Cmax2,Cmin2));
% D = random('unif',min(Dmax2,Dmin2),max(Dmax2,Dmin2));

V = rand(5);

Delta = diag(V(1:16));

for m = 1:8                                % N = 10

L=length(xk);

eps(m)=xk*(dataout1(:,1+L*(m-1):L*m)^(-1))*xk;
uk(:,m)=dataout2(:,1+L*(m-1):L*m)*(xk.*(eps<=1));

V = rand(4);

Delta = diag(V(1:16));

A = Amin2+RAND0(j)*(Amax2-Amin2);
B = Bmin2+RAND1(j)*(Bmax2-Bmin2);

qk = Cq*xk + Dqu*uk(:,m);

pk = Delta*qk;

yk = C*xk + D*uk(:,m);

xk = A*xk + B*uk(:,m)+Bp*pk;

yk = C*xk + D*uk(:,m);

dataout5(j,:) = [xk(1) xk(2) xk(3) xk(4) xk(5) xk(6) xk(7) xk(8)];

dataout4(j,:) = [j uk(1) uk(2) yk(1) yk(2) yk(3) yk(4) yk(5) yk(6)];

end

end

%% Plot State x1

time = dataout4(:,1)*1-1;

```

```
figure (1); %plot the states x1  
plot(time,dataout5(:,1),'k');hold on;  
xlabel('time,_t(min)');  
ylabel('State,-x1-');
```

```
% Plot State x2
```

```
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (2); %plot the states x2  
plot(time,dataout5(:,2),'r');hold on;  
xlabel('time,_t(min)');  
ylabel('State,-x2-');
```

```
%Plot State x3
```

```
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (3); %plot the states x3  
plot(time,dataout5(:,3),'b');hold on;  
xlabel('time,-t(min)-');  
ylabel('State,-x3-');
```

```
%Plot State x4
```

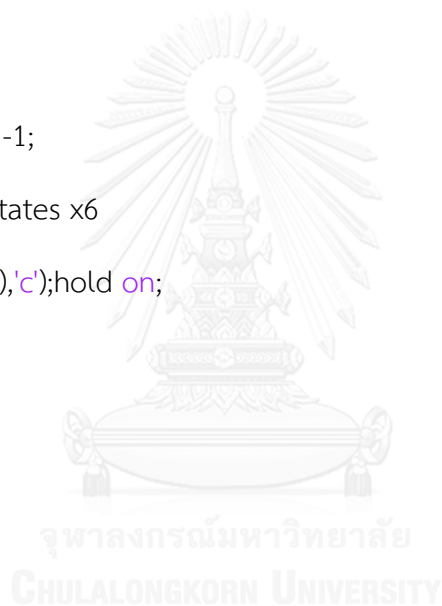
```
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (4); %plot the states x4  
plot(time,dataout5(:,4),'m');hold on;  
xlabel('time,-t(min)-');  
ylabel('State,-x4-');
```

```
%Plot State x5  
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (5); %plot the states x5  
plot(time,dataout5(:,5),'y');hold on;  
xlabel('time,-t(min)-');  
ylabel('State,-x5-');
```

```
%Plot State x6  
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (6); %plot the states x6  
plot(time,dataout5(:,6),'c');hold on;  
xlabel('time,-t(min)-');  
ylabel('State,-x6-');
```

```
%Plot State x7  
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (7); %plot the states x7  
plot(time,dataout5(:,7),'g');hold on;  
xlabel('time,-t(min)-');  
ylabel('State,-x7-');
```

```
%Plot State x8  
time = dataout4(:,1)*1-1;  
figure (8); %plot the states x1
```




```

plot(time,dataout5(:,8),'k');hold on;

xlabel('time,-t(min)');

ylabel('State,-x8-');

%%

figure(12); %plot the input u1

plot(time,dataout4(:,2),'b');

xlabel('time-(min)');

ylabel('control-move,-u');

%

figure(13); %plot the input u2

plot(time,dataout4(:,3),'r');

xlabel('time-(min)');

ylabel('control-move,-u');

plot(time,dataout4(:,3),'r');

%% Plot Output Response

%Plot Tray Temperature

figure (13)

plot(time,dataout4(:,4),'k'); hold on ; %closed loop

plot(time,dataout6(:,1),'k--'); %open-loop

xlabel('time,_t(min)');

ylabel('Output,-y1-');

```

```
%Plot OVH Temperature
```

```
figure (14);
```

```
plot(time,dataout4(:,5),'r'); hold on ; %closed loop
```

```
plot(time,dataout6(:,2),'r--'); %open-loop
```

```
xlabel('time,_t(min)');
```

```
ylabel('Output,-y2-');
```

```
%Plot BTM Temperature
```

```
figure (15);
```

```
plot(time,dataout4(:,6),'y'); hold on ; %closed loop
```

```
plot(time,dataout6(:,3),'y--'); %open-loop
```

```
xlabel('time,_t(min)');
```

```
ylabel('Output,-y3-');
```

```
%Plot Reflux Ratio
```

```
figure (16);
```

```
plot(time,dataout4(:,7),'m'); hold on ; %closed loop
```

```
plot(time,dataout6(:,4),'m--'); %open-loop
```

```
xlabel('time,_t(min)');
```

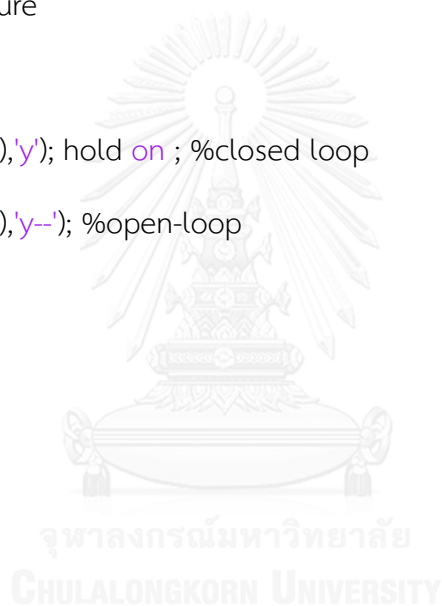
```
ylabel('Output,-y4-');
```

```
%Plot Burner Outlet Temperaturefigure (17);
```

```
plot(time,dataout4(:,8),'c'); hold on %closed loop
```

```
plot(time,dataout6(:,5),'c--'); %open-loop
```

```
xlabel('time,_t(min)');
```



```
ylabel('Output,-y5-');  
  
%Plot Difference Pressure  
  
figure (18);  
  
plot(time,dataout4(:,9),'b'); hold on ; %closed loop  
  
plot(time,dataout6(:,6),'b--'); %open-loop  
  
xlabel('time,_t(min)');  
  
ylabel('Output,-y6-');
```



ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายพิสุทธิ์ สุขเกษม เกิดวันที่ 31 พฤษภาคม พ.ศ. 2531 มีภูมิลำเนาอยู่ในจังหวัดนนทบุรีสำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย จากโรงเรียนรัตนาธิเบศร์ จังหวัดนนทบุรี จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ โดยสำเร็จการศึกษาในปีการศึกษา 2552 และเข้าทำงานเป็นวิศวกรกระบวนการผลิต ที่บริษัท ไออาร์พีซี จำกัด (มหาชน) เมื่อปี 2553 ต่อมาได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2554 ปัจจุบันทำงานเป็นวิศวกร ออกแบบระบบความปลอดภัย ที่บริษัท วอร์เลย์พาร์สัน (ประเทศไทย) จำกัด

