

การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์

นางสาววิญญา ปลอดจินดา



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2557

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ACTIVE NOISE CONTROL USING PARTICLE FILTER

Miss Varanya Plodchinda



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2014

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์
โดย	นางสาววิรัชญา ปลอดภัยจินดา
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.ลัญฉกร วุฒิสีทธิกุลกิจ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ดร.พิสิฐ วณิชชานันท์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

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

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ประสิทธิ์ ทิมพุด)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.ลัญฉกร วุฒิสีทธิกุลกิจ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม
(ดร.พิสิฐ วณิชชานันท์)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.นิตาชล ตั้งเสงี่ยมวิสัย)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วรากร ศรีเชวงทรัพย์)

วรัญญา ปลอดภัยจินดา : การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ (ACTIVE NOISE CONTROL USING PARTICLE FILTER) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: รศ. ดร.ลัญฉกร วุฒิสัทติกุลกิจ, อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม: ดร.พิสิฐ วนิชชานันท์, 77 หน้า.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอการนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟเพื่อกำจัดเสียงที่ไม่ต้องการได้ยิน ณ ตำแหน่งไมโครโฟนรับความผิดพลาดภายใต้เงื่อนไขสภาพแวดล้อมมีคุณสมบัติแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา วิทยานิพนธ์นี้จึงเริ่มจากการศึกษาทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟและทฤษฎีพื้นฐานของพาทีเคิลฟิลเตอร์ จากการศึกษาทฤษฎีพื้นฐานพบว่า การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟมีพื้นฐานมาจากการนำอัลกอริทึมแบบปรับค่าได้มาบ่งชี้ระบบ จึงเริ่มต้นด้วยการออกแบบอัลกอริทึมสำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์เพื่อนำมาใช้กับการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา จากผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึมที่วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอสามารถบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาได้อย่างดี จากนั้นจึงพัฒนาอัลกอริทึมที่นำเสนอให้สามารถประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟ

นอกจากนี้ยังมีการนำผลการจำลองของอัลกอริทึมที่เรานำเสนอเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมหลักที่ใช้สำหรับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟ คือ อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด จากผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึมที่เรานำเสนอมีประสิทธิภาพดีกว่าในการการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟในสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา ในขณะที่อัลกอริทึมน้อยที่สุดกำลังสองแบบเวียนเกิดมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดสำหรับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟในสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

ปีการศึกษา 2557

ลายมือชื่อนิสิต

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม

5470358021 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORDS: PARTICLE FILTER / ACTIVE NOISE CONTROL / NON-LINEAR AND TIME VARYING ENVIRONMENT

VARANYA PLODCHINDA: ACTIVE NOISE CONTROL USING PARTICLE FILTER.
 ADVISOR: ASSOC. PROF. DR.LUNCHAKORN WUTTISITTIKULKIJ, CO-ADVISOR:
 DR.PISIT VANICHCHANUNT, 77 pp.

The thesis proposes active noise control using particle filter to cancel unwanted sound in nonlinear and time-varying environment at an error microphone. This thesis, therefore, begins with studying the basic theory of active noise control and particle filter. The study shows that active noise control is based on system identification. Hence, the thesis designs updating algorithms by using particle filter to identify nonlinear and time-varying environment. According to the simulation results, the proposed algorithms can identify nonlinear and time-varying environment very well. Consequently, the proposed algorithms are developed to be applied with active noise control.

Furthermore, the simulation results of the proposed algorithms are compared with those of the other algorithms -- Least Mean Square (LMS) and Recursive Least Square (RLS) algorithms. From the simulation results, the proposed algorithms perform better than the other conventional two algorithms in nonlinear and time-varying environment while RLS algorithm works more effectively than LMS and the proposed algorithms in nonlinear and time-invariant environment.

Department: Electrical Engineering

Field of Study: Electrical Engineering

Academic Year: 2014

Student's Signature

Advisor's Signature

Co-Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ได้ เนื่องด้วยความกรุณาของอาจารย์ที่ปรึกษา รศ. ดร. ลัญฉกร วุฒิสัทติกุลกิจ และอาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ดร.พิสิฐ วณิชชานันท์ ที่ให้คำแนะนำต่าง ๆ

ผลงานวิจัยทั้งหมดสำเร็จได้ด้วยความอนุเคราะห์ด้านอุปกรณ์ และสถานที่ใช้ทำวิจัย ณ ห้องปฏิบัติการศูนย์เชี่ยวชาญเฉพาะด้านเทคโนโลยีโทรคมนาคม ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ห้องสมุดประชาธิปไตย-รำไพพรรณี อาคารศศปาลฐศาลาสถาบันบัณฑิตบริหารธุรกิจ และสำนักงานวิทยทรัพยากร จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย (หอสมุดกลาง) และขอขอบคุณ น.ส.ธนชชา วิริยะนิธิกรณ ที่ให้ข้าพเจ้ายืมใช้คอมพิวเตอร์พกพาในการเขียนเล่มวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

กำลังใจและบรรยากาศที่ดีจากเพื่อน ๆ พี่ ๆ และน้อง ๆ ในห้องปฏิบัติการวิจัยที่เป็นส่วนสำคัญที่ช่วยให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประสบความสำเร็จ และท้ายที่สุด ขอขอบคุณคุณพ่อและคุณแม่ที่ให้การสนับสนุนทั้งร่างกายแรงใจ กำลังใจ คำปรึกษาที่ดี และทุนทรัพย์ตลอดมาอย่างหาที่สุดไม่ได้ ดังนั้นจึงมีคำกล่าวใด ๆ ที่สามารถทดแทนสิ่งดี ๆ เหล่านี้ได้ จึงคงไว้ซึ่งความรู้สึกซาบซึ้งและขอบคุณตลอดไป

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
บทที่ 1 บทนำ.....	5
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา	5
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์	8
1.3 แนวทางที่นำเสนอและผลที่คาดว่าจะได้รับ	8
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย	8
1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน	8
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	9
บทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐาน.....	10
2.1 การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ	10
2.1.1 หลักการพื้นฐาน.....	12
2.1.2 ผลกระทบจากเส้นทางทุติยภูมิ (Secondary-Path Effects).....	13
2.2 ทฤษฎีพื้นฐานวงจรกรองปรับตัวได้	14
2.2.1 ฟังก์ชันค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean-Squared Error Cost Function)..	15
2.2.2 อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด.....	16
2.2.3 อัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด.....	17
2.3 ทฤษฎีความน่าจะเป็นพื้นฐาน	18
2.3.1 ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Probability).....	18
2.3.2 ค่าเฉลี่ย (mean) และความแปรปรวนของข้อมูล (variance) ของการสุ่มแบบไม่ต่อเนื่อง (discontinuous random variable).....	18

2.3.3 ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของข้อมูลของการสุ่มแบบต่อเนื่อง (continuous random variable)	19
2.3.4 การแจกแจงแบบปกติ (normal distribution)	20
2.4 แบบจำลองมาร์คอฟ	21
2.4.1 ตัวกรองแบบเบย์ (Bayesian filters).....	23
2.4.2 ตัวกรองเบย์แบบเวียนเกิด	24
2.4.3 พาทีเคิลฟิลเตอร์.....	24
บทที่ 3 การประยุกต์ใช้งานพาทีเคิลฟิลเตอร์	31
3.1 การนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการบ่งชี้ระบบ (System identification).....	31
3.1.1 บล็อกไดอะแกรมของการบ่งชี้ระบบโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์	31
3.1.2 สมการของระบบไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์.....	32
3.1.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการบ่งชี้ระบบโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์.....	35
3.2 การนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ.....	36
3.2.1 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์.....	36
3.2.2 สมการของสภาพแวดล้อมที่ไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์	37
3.2.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์	38
3.3 การนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟในกรณีที่ไม่โครโฟนอ้างอิงเป็นแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา.....	39
3.3.1 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ที่มีสัญญาณรบกวนที่ไม่โครโฟนอ้างอิง	39

3.3.2	รูปแบบสมการของระบบไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับ พาทีเคิลฟิลเตอร์	40
3.3.3	บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของ การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดย การใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์สำหรับไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลง ตามเวลา	41
บทที่ 4	ผลการจำลองอัลกอริธึมบนโปรแกรมจำลองทางคณิตศาสตร์	42
4.1	จำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิล ฟิลเตอร์	42
4.2	จำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์..	46
4.3	จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิง เส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์และนำมาเปรียบเทียบกับ อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ.....	48
4.4	จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิง เส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึม กำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ	53
4.5	จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิง เส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 ด้วยการ ใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและ อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ	57
4.6	จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิง เส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 เมื่อใช้ ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ย น้อยที่สุดแบบวนซ้ำ	63
4.7	วิเคราะห์ผลการจำลอง.....	67
บทที่ 5	สรุป.....	72

ญ

หน้า

รายการอ้างอิง 73

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 77



สารบัญรูป

รูปที่ 2-1 การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟที่ใช้อุปกรณ์ทางเสียงคือไมโครโฟนและลำโพง ..	10
รูปที่ 2-2 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ	11
รูปที่ 2-3 บล็อกไดอะแกรมอย่างง่ายของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ	13
รูปที่ 2-4 บล็อกไดอะแกรมของวงจรกรองปรับตัวได้.....	15
รูปที่ 2-5 แบบจำลอง Linear transversal filter	15
รูปที่ 2-6 บล็อกไดอะแกรมของอัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด.....	18
รูปที่ 2-7 แบบจำลองมาร์คอฟโดยใช้ Bayesian network.....	22
รูปที่ 3-1 บล็อกไดอะแกรมของการบ่งชี้ระบบโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์	31
รูปที่ 3-2 บล็อกไดอะแกรมลำดับการทำงานของระบบการบ่งชี้ระบบโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ ...	35
รูปที่ 3-3 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์....	36
รูปที่ 3-4 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ โดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์	38
รูปที่ 3-5 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยการใช้พาทีเคิล ฟิลเตอร์ที่มีสัญญาณรบกวนที่ไม่โครโฟนอ้างอิง	39
รูปที่ 3-6 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ โดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์และไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา.....	41
รูปที่ 4-1 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง และสัญญาณขา ออกที่พาทีเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้.....	44
รูปที่ 4-2 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองในระบบจริง และสัมประสิทธิ์ของวงจร กรองที่พาทีเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้	45
รูปที่ 4-3 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง และสัญญาณขา ออกที่พาทีเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้.....	47
รูปที่ 4-4 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองของระบบจริง และสัมประสิทธิ์ของ วงจรกรองที่พาทีเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้	48

รูปที่ 4-5 สัญญาณความผิดพลาดของพาทิเคิลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวน.....	49
รูปที่ 4-6 สัญญาณรบกวนปฐมภูมิ.....	50
รูปที่ 4-7 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจรถ่วงของระบบจริง	50
รูปที่ 4-8 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง.....	51
รูปที่ 4-9 สัญญาณความผิดพลาดจากไมโครโฟนวัดความผิดพลาดของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ย น้อยที่สุด	52
รูปที่ 4-10 สัญญาณความผิดพลาดจากไมโครโฟนวัดความผิดพลาดของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ย น้อยที่สุดแบบวนซ้ำ.....	53
รูปที่ 4-11 สัญญาณความผิดพลาดของพาทิเคิลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวน.....	54
รูปที่ 4-12 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจรถ่วงในระบบจริง	54
รูปที่ 4-13 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณรบกวนทุติยภูมิที่สามารถวัดได้ของระบบจริง	55
รูปที่ 4-14 สัญญาณความผิดพลาดที่ไมโครโฟนรับความผิดพลาดของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ย น้อยที่สุด	56
รูปที่ 4-15 สัญญาณความผิดพลาดที่ไมโครโฟนรับความผิดพลาดของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ย น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด.....	57
รูปที่ 4-16 สัญญาณเสียงจริงที่ได้จากไฟล์เสียง.....	60
รูปที่ 4-17 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน	60
รูปที่ 4-18 สัญญาณขจัดสัญญาณรบกวนเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนทุติยภูมิ	61
รูปที่ 4-19 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน เมื่อเปรียบเทียบกับ สัญญาณรบกวนทุติยภูมิของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด.....	62
รูปที่ 4-20 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน เมื่อเปรียบเทียบกับ สัญญาณรบกวนทุติยภูมิอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด.....	63
รูปที่ 4-21 สัญญาณรบกวนปฐมภูมิ.....	64
รูปที่ 4-22 สัญญาณรบกวนปฐมภูมิที่เมื่อใช้ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้น และไม่เปลี่ยนแปลง ตามเวลา	64

รูปที่ 4-23 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณทฤษฎี.....	65
รูปที่ 4-24 สัญญาณขจัดสัญญาณรบกวนเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนทฤษฎี	65
รูปที่ 4-25 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณทฤษฎีของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด	66
รูปที่ 4-26 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนทฤษฎีของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด	67



สารบัญตาราง

ตารางที่ 4-1 การนำพาทีเคลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการบ่งชี้ระบบ	68
ตารางที่ 4-2 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทีเคลฟิลเตอร์ สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา	68
ตารางที่ 4-3 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทีเคลฟิลเตอร์ สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา	69
ตารางที่ 4-4 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทีเคลฟิลเตอร์ สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณเสียงจริง	70
ตารางที่ 4-5 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทีเคลฟิลเตอร์ สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณเสียงจริงเมื่อใช้ ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา.....	71

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

สัญญาณรบกวนทางเสียง (acoustic noise) คือเสียงที่เราไม่ต้องการได้ยิน เช่น เสียงรบกวนจากภายนอกเมื่อฟังเพลงจากหูฟัง ทำให้เราต้องเพิ่มระดับเสียงจนอาจทำให้เป็นอันตรายต่อหู หรือเสียงเครื่องจักรจากโรงงานอุตสาหกรรมส่งผลให้ผู้อาศัยบริเวณใกล้เคียงหรือผู้ที่ทำงานในโรงงานนั้นอาจสูญเสียการได้ยินแบบถาวร [1] นอกจากนี้แล้วยังมีเสียงรบกวนที่เกิดจากการคมนาคม จากคริวเรื่อน และเสียงรบกวนอื่น ๆ เช่น จากการโฆษณา พัดร้อง พัดผ้า เสียงรบกวนนี้จะส่งผลกระทบต่อสุขภาพจิต คือ ทำให้หงุดหงิด รำคาญใจ โรคประสาทซึ่งเกิดจากความเครียดเรื้อรัง คลุ้มคลั่ง เสียสมาธิ นอกจากนี้ยังส่งผลกระทบต่อสุขภาพกาย เช่น ทำให้หัวใจเต้นแรง นอนไม่หลับ กล้ามเนื้อกระตุก ความดันโลหิตสูง ประสาทหูเสื่อม อาจทำให้หูตึง หูหนวกได้ ซึ่งในหลายประเทศได้มีการรณรงค์ให้งดใช้เสียงดังในที่สาธารณะ เช่น ประเทศญี่ปุ่นห้ามคุยโทรศัพท์มือถือหรือห้ามสนทนาในรถไฟฟ้าใต้ดิน นอกจากนี้ในประเทศไทยยังมีการออกกฎหมายเกี่ยวกับการควบคุมเสียงรบกวนบริเวณก่อสร้าง เช่น ห้ามกระทำให้เกิดเสียงดังเกินกว่า 75 เดซิเบลที่ระยะห่าง 30 เมตรจากอาคารที่ก่อสร้าง หรือ ห้ามก่อสร้างหรือกระทำการใดในบริเวณที่ได้รับอนุญาตให้ก่อสร้างซึ่งก่อให้เกิดเสียงรบกวนผู้อาศัยข้างเคียงระหว่าง 22.00 น. ถึง 6.00 น. เพื่อแก้ไขปัญหาที่กล่าวมาข้างต้น วิทยานิพนธ์นี้จึงศึกษาวิธีการควบคุมสัญญาณรบกวนให้มีประสิทธิภาพ จากการศึกษาปัญหาสัญญาณรบกวนพบว่าในทางทฤษฎีสัญญาณเสียงรบกวนที่กล่าวมาข้างต้นสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทตามแถบความถี่ คือ [2]

1. สัญญาณรบกวนความถี่แถบกว้าง (broadband frequency noise) เช่น เสียงความถี่ต่ำของเครื่องบินเจ็ท (jet planes) และ สัญญาณอิมพัลส์ (impulse noise) ของการระเบิด เป็นต้น

2. สัญญาณรบกวนความถี่แถบแคบ (narrowband frequency noise) เช่น สัญญาณรบกวนของเครื่องยนต์สันดาปภายใน (internal combustion engine) ในการคมนาคมเพรสเซอร์ (compressor) ในเครื่องปรับอากาศ และเครื่องปั๊มสุญญากาศ (vacuum pump) เป็นต้น

วิธีที่ใช้ในการควบคุมเสียงที่เราไม่ต้องการมี 2 ประเภท คือ วิธีพาสซีฟและวิธีแอคทีฟ โดยทั่วไปใช้วิธีแบบพาสซีฟซึ่งเป็นวิธีแบบดั้งเดิม เช่น การใช้อุปกรณ์ห่อหุ้ม (enclosures) การใช้ตัวกั้นสัญญาณรบกวน (barriers) และการใช้ตัวทำให้เงียบ (silencers) เพื่อลดทอนสัญญาณรบกวนซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายแต่อุปกรณ์ที่ใช้อาจมีขนาดใหญ่ น้ำหนักมาก ราคาแพง และไม่มีประสิทธิภาพในการลดทอนสัญญาณรบกวนความถี่ต่ำ (low-frequency noise) [3]

ในทางกลับกันการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ (ANC) เป็นวิธีแบบแอกทีฟ ซึ่งเป็นวิธีการลดทอนสัญญาณรบกวนที่เกี่ยวข้องกับระบบอะคูสติกเชิงไฟฟ้า (electroacoustic) หรือระบบกลเชิงไฟฟ้า (electromechanical) ที่กำจัดเสียงรบกวนโดยใช้หลักการซ้อนทับของสัญญาณ (superposition) โดยระบบจะสร้างสัญญาณที่มีขนาดเท่ากับสัญญาณรบกวนปฐมภูมิ (primary noise) แต่มีเฟสต่างกัน 180 องศา แล้วนำสัญญาณที่ได้นี้ไปรวมกับสัญญาณรบกวนปฐมภูมิ จึงทำให้เกิดการหักล้างกันเนื่องจากระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนที่มีความถี่ต่ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ [4] จึงมีการพัฒนาระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟขึ้นอย่างรวดเร็ว ด้วยการปรับปรุงคุณภาพและประสิทธิภาพการควบคุมสัญญาณรบกวนในแง่ของ ขนาด น้ำหนัก ปริมาตร และราคาการออกแบบระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ

จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมาพบว่ามีกรออกแบบระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้ไมโครโฟนและลำโพงที่ขับเคลื่อนด้วยไฟฟ้าเพื่อสร้างสัญญาณเสียงสำหรับกำจัดสัญญาณรบกวนปฐมภูมิ ได้รับเสนอขึ้นเป็นครั้งแรกในสิทธิบัตรของ Lueg ใน ค.ศ. 1936 [5] เนื่องจากแหล่งกำเนิดสัญญาณรบกวนและสภาพแวดล้อมต่าง ๆ มีคุณลักษณะที่แปรเปลี่ยนตามเวลา องค์ประกอบทางความถี่ แอมพลิจูด เฟส และความถี่เสียงของสัญญาณไม่คงตัว (nonstationary) ด้วยเหตุนี้ ระบบ การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ จึงต้องนำอัลกอริธึมแบบปรับตัวได้มาประยุกต์ใช้ เพื่อให้สามารถจัดการกับความเปลี่ยนแปลงเหล่านี้ได้ โดยเรียกว่าวงจรกรองปรับตัวได้ (adaptive filter) โดยมีหลักการสำคัญ คือการปรับค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรให้เหมาะสมเพื่อให้ระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟมีประสิทธิภาพสูงสุด คือ สัญญาณความผิดพลาด (error signal) มีค่าน้อยที่สุด วงจรกรองพื้นฐานที่นำมาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟมีโครงสร้างเป็นแบบทรานส์เวอร์ซอล (transversal filter) ที่ใช้อัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุด (Least-Mean-Square algorithm: LMS) ตัวกำจัดสัญญาณรบกวน (noise canceller) จะเป็นระบบสัญญาณดิจิทัล ซึ่งจะแปลงสัญญาณที่ได้มาให้เป็นสัญญาณไฟฟ้าโดยใช้ระบบการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (digital signal processing: DSP system) ใน ค.ศ. 1980 มีการพัฒนาชิปการประมวลผลสัญญาณดิจิทัลให้มีราคาถูกลงและทำให้มีการเอาไปใช้อย่างกว้างขวางในระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ

หลังจากนั้นได้มีการนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟไปใช้งานในหลายแอปพลิเคชัน เช่น การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟไปกำจัดสัญญาณรบกวนในตู้บเด็ททารก [6] ซึ่งเสียงรบกวนเกิดจากเครื่องมือทางการแพทย์ และบริการทางการแพทย์ เสียงรบกวนนี้ส่งผลต่อสุขภาพของเด็กทารกที่อ่อนแออย่างรุนแรง จึงได้มีวิธีแก้ไขโดยใช้วิธีพาสซีฟ คือ นำอุปกรณ์

มาท้อหุ้มและลดการบริการทางการแพทย์ แต่ว่าวิธีนี้จะกั้นการมองเห็นของตู้ของเด็ก และไม่มีประสิทธิภาพเมื่อสัญญาณรบกวนมีความถี่ต่ำ จึงได้นำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟมาใช้ ในการกำจัดเสียงรบกวนแทน นอกจากนี้แล้วการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟยังได้นำไปลดสัญญาณรบกวนที่เข้ามาในหูฟัง [7] เพื่อให้ผู้ใช้หูฟังไม่จำเป็นต้องปรับระดับเสียงให้ดังขึ้นเพื่อให้ได้ยินเสียง ซึ่งอาจทำให้หูตึงหรือหูหนวกในที่สุด ในรถไฟความเร็วสูง [8] เสียงรบกวนจากภายนอกมักจะเข้ามาในห้องผู้โดยสารซึ่งก่อให้เกิดความรำคาญและไม่สะดวกสบายต่อผู้ใช้บริการ จึงได้มีการใช้อุปกรณ์มาท้อหุ้ม ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่มีขนาดใหญ่ น้ำหนักมาก และราคาแพง อีกทั้งยังไม่สามารถปรับตัวต่อการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อมจึงทำให้วิธีพาสซีฟนี้ไม่สามารถขจัดเสียงรบกวนจนหมดได้ ดังนั้น การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟจึงเป็นวิธีที่เหมาะสมในการกำจัดเสียงรบกวนดังกล่าว ในงานวิจัยส่วนใหญ่อัลกอริธึมปรับค่าในระบบปรับตัวได้นี้คือ อัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด (Recursive Least Square: RLS) ซึ่งบางครั้งก็ไม่สามารถใช้งานได้ดีในระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา เราจึงพยายามหาอัลกอริธึมที่ใช้งานได้ดีกับระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาเพื่อกำจัดเสียงรบกวนในสภาวะแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาเพื่อนำไปใช้ในชีวิตประจำวันได้มากขึ้น ใน [9] นำอัลกอริธึม particle swarm optimization มาใช้ในการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟ จากผลการทดลองอัลกอริธึมที่เสนอสามารถใช้งานได้ดีกว่าอัลกอริธึม FXLMS และยังใช้ได้กับระบบที่เปลี่ยนแปลงตามเวลาอีกด้วย นอกจากนี้จากการศึกษางานวิจัยพบว่าอัลกอริธึมอันหนึ่งซึ่งใช้งานได้ดีกับระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา นั่นคือ พาทิเคิลฟิลเตอร์ [10] ในปัจจุบันมีการใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์ ในงานหลายอย่าง เช่น การติดตามเป้าหมาย (target tracking) การมองเห็นของคอมพิวเตอร์ (computer visions) หุ่นยนต์เคลื่อนที่ได้ (mobile robotics) โครงข่ายเซ็นเซอร์ (sensor networks) การเงิน (finance) และการรวบรวมข้อมูล (data assimilation) [11] นอกจากนี้ในงานวิจัย [12] ได้นำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้ในการทำนายปัญหาระดับน้ำท่วม เนื่องจากระดับน้ำมักจะขึ้น ๆ ลง ๆ อย่างไม่แน่นอน ซึ่งยากในการทำนายระดับน้ำได้ในงานวิจัยดังกล่าวจึงได้นำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาใช้ในการแก้ปัญหา นอกจากนี้ใน [13] ได้นำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาใช้ในการตัดเสียงจากสภาพแวดล้อมภายนอกให้เหลือเฉพาะเสียงที่เราต้องการ จากงานวิจัยที่ผ่านมายังไม่พบการนำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาใช้ในการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟในสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา ในวิทยานิพนธ์นี้จึงเสนอการนำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาใช้ในการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟในสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาเพื่อลดสัญญาณรบกวนในสภาพแวดล้อมที่มีคุณสมบัติไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาและถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ซึ่งมีประโยชน์ในการกำจัดสัญญาณรบกวนในที่ชุมชนติดสนามบิน โรงงานอุตสาหกรรม ริมทางรถไฟได้ดียิ่งขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

1. ศึกษาหลักการทำงานของเครื่องควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ
2. ศึกษาความเป็นไปได้ของการนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ
3. นำเสนอแนวทางการนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ

1.3 แนวทางที่นำเสนอและผลที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถนำพาทีเคิลฟิลเตอร์ไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ
2. ทราบและเข้าใจการหลักการทำงานของพาทีเคิลฟิลเตอร์

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ศึกษาและทำความเข้าใจสัญญาณรบกวนทั้งที่เป็นเกาส์ และสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นเกาส์
2. นำความรู้ที่ได้จากการศึกษาในข้อ 1 มาพิจารณาความเป็นไปได้เพื่อทำการจำลองการลดทอนสัญญาณรบกวนโดยวิธีการนำเอาพาทีเคิลฟิลเตอร์มาใช้ในการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ

1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

1. ศึกษาทฤษฎีและหลักการของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ
2. ทำการจำลองการทำงานของอัลกอริธึมต่าง ๆ ที่ใช้เกี่ยวกับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ
3. ศึกษาทฤษฎีและหลักการของพาทีเคิลฟิลเตอร์
4. หาวิธีนำเอาพาทีเคิลฟิลเตอร์ไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ
5. ทำการจำลองการทำงานของพาทีเคิลฟิลเตอร์ในข้อ 4
6. เก็บรวบรวมผลการจำลองการทำงานของอัลกอริธึมต่าง ๆ และพาทีเคิลฟิลเตอร์ที่ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ

7. เปรียบเทียบและสรุปผลการจำลองที่ได้ในข้อ 6
8. จัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทราบและเข้าใจการหลักการทำงานของพาทิเคิลฟิลเตอร์
2. สามารถนำพาทิเคิลฟิลเตอร์ไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟ



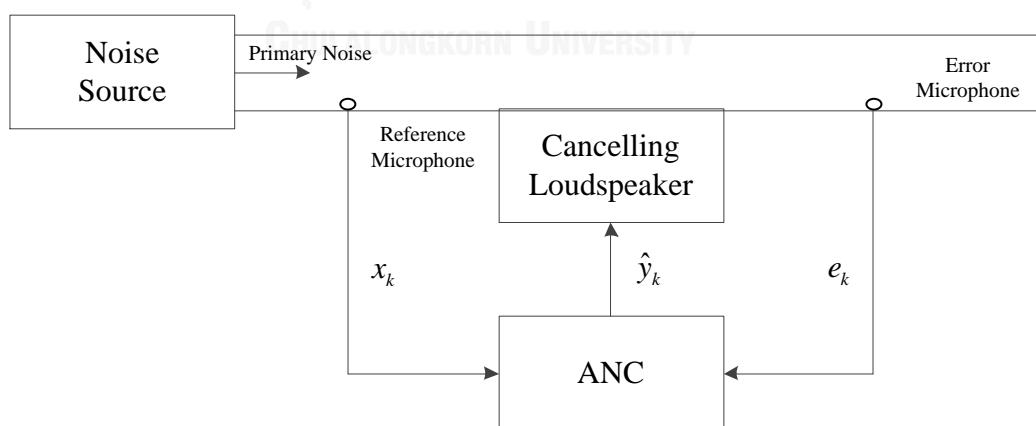
บทที่ 2

ทฤษฎีพื้นฐาน

2.1 การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟ

การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟเป็นระบบเกี่ยวกับเชิงไฟฟ้าทางเสียง (electroacoustic) ที่ใช้ในการกำจัดเสียงที่ไม่ต้องการโดยใช้หลักการซ้อนทับของสัญญาณเสียง [14] กล่าวคือ ระบบจะสร้างสัญญาณเสียงที่มีแอมพลิจูดเท่ากันแต่มีเฟสตรงข้ามกับสัญญาณรบกวนที่เราต้องการกำจัด จากนั้นนำเสียงทั้งสองมารวมกันจึงเกิดการหักล้างกันแบบสมบูร์นตามหลักการซ้อนทับ ซึ่งการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟเป็นวิธีการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยเฉพาะอย่างยิ่งที่สัญญาณความถี่ต่ำ จึงได้มีการนำไปประยุกต์ใช้อย่างหลากหลายเพื่อลดทอนสัญญาณเสียงรบกวน เช่น

1. รถยนต์ เช่น การทำให้เงียบแบบอิเล็กทรอนิกส์ในท่อไอเสียและระบบเหนี่ยวนำกระแส การลดทอนสัญญาณรบกวนในห้องผู้โดยสาร
2. เครื่องใช้ เช่น ท่อแอร์ ตู้เย็น พัดลมท่อไอเสียในห้องครัว เครื่องซักผ้า เครื่องตัดหญ้า เครื่องดูดฝุ่น
3. โรงงานอุตสาหกรรม เช่น พัดลม ท่อแอร์ ปล่องไฟ หูฟัง หม้อแปลง ช่องลม เครื่องปั้มน้ำ
4. ระบบการขนส่ง เช่น เครื่องบิน เรือ เฮลิคอปเตอร์ รถมอเตอร์ไซด์ เครื่องยนต์ดีเซล

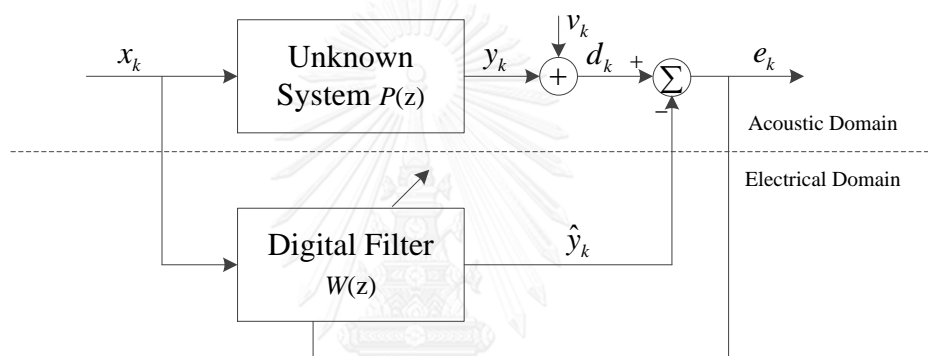


รูปที่ 2-1 การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอคทีฟที่ใช้อุปกรณ์ทางเสียงคือไมโครโฟนและลำโพง

การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟอยู่บนพื้นฐานของระบบ 2 ระบบ คือ feedforward control และ feedback control [3] โดยที่ระบบ feedforward control เป็นระบบที่ไม่ได้นำสัญญาณขาออกกลับมากำหนดลักษณะการควบคุมสัญญาณรบกวนอีก ในขณะที่ระบบป้อนกลับได้นำสัญญาณขาออกกลับมาใช้ในการคำนวณค่าการควบคุม

เราสามารถแบ่งประเภทของ feedforward control สำหรับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟได้ ดังนี้

1. Broadband adaptive feedforward control
2. Narrow-band adaptive feedforward control



รูปที่ 2-2 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ

ในส่วนนี้เราจะพิจารณาระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ ที่ประกอบด้วยแหล่งกำเนิดสัญญาณปฐมภูมิ (primary noise source) ไมโครโฟนอ้างอิง (reference microphone) และไมโครโฟนวัดความผิดพลาด (error microphone) เพียงอย่างละหนึ่งตัว และมีแหล่งกำเนิดสัญญาณทุติยภูมิ (cancelling loudspeaker) ซึ่งใช้ขจัดสัญญาณรบกวนเพียง 1 แหล่งและในที่นี้จะยกตัวอย่างโดยใช้ระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่เป็นท่ออะคูสติกช่องเดียว (single-channel acoustic-duct ANC system) ดังแสดงในรูปที่ 2.1 โดยที่ไมโครโฟนอ้างอิงรับสัญญาณรบกวนปฐมภูมิเข้าไปในระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟเพื่อสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน (antinoise) ที่ขับเคลื่อนด้วยแหล่งกำเนิดสัญญาณทุติยภูมิ ในขณะที่ไมโครโฟนวัดความผิดพลาดมีไว้ใช้ในการประเมินคุณภาพของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ จุดประสงค์ของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน คือ การทำให้สัญญาณความผิดพลาด

(error signal) มีค่าน้อยที่สุด สังเกตว่าการติดตั้งนี้ได้ใช้เป็นตัวอย่างของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟซึ่งเทคนิคทั่วไปสามารถนำไปปรับใช้ได้กับปัญหาทางเสียงได้หลากหลาย

2.1.1 หลักการพื้นฐาน

เพื่อความเข้าใจที่ง่ายขึ้นเราจะเขียนระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟในรูปที่ 2.1 โดยใช้รูปที่ 2.2 เป็นการอธิบายการทำงานของระบบแบบปรับตัวได้ (adaptive system identification) โดยที่ตัวกรองปรับค่าได้ใช้ประมาณระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติ (unknown system) เส้นทางที่สัญญาณรบกวนปฐมภูมิที่ผ่านเส้นทางหลัก (primary path) จะตรวจจับได้โดยไมโครโฟนอ้างอิงที่ต้นทาง ในขณะที่ไมโครโฟนวัดความผิดพลาดเป็นตัวตรวจจับสัญญาณรบกวน ณ ตำแหน่งที่เราไม่ต้องการเสียงรบกวน

ในรูปที่ 2.2 ตัวกรองปรับค่าได้ $w(z)$ ใช้บ่งชี้ระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติ $P(z)$ ส่วนเส้นทางหลักประกอบด้วยการตอบสนองแบบอะคูสติกจากไมโครโฟนอ้างอิงไปยังไมโครโฟนวัดความผิดพลาด ถ้าระบบเป็นระบบพลวัต อัลกอริธึมปรับค่าได้สามารถตรวจจับสัญญาณที่เวลาต่าง ๆ ได้ จุดประสงค์ของตัวกรองปรับค่าได้ คือเพื่อทำให้สัญญาณความผิดพลาด e_k มีค่าน้อยที่สุด โดยสมรรถนะของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟกำหนดได้โดยหลักการวิเคราะห์ในโดเมนความถี่ของสัญญาณความผิดพลาด e_k โดยที่ autopower spectrum ของ e_k คือ

$$S_{ee}(\omega) = [1 - C_{dx}(\omega)]S_{dd}(\omega) \quad (2-1)$$

โดยที่

$C_{dx}(\omega)$ คือ magnitude-squared coherence function ระหว่าง d_k และ x_k

$S_{dd}(\omega)$ คือ autopower spectrum ของ d_k

สมการที่ (2-1) เป็นสมการที่บ่งบอกว่าสมรรถนะของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟแปรผันตามค่า coherence (C_{dx}) ที่เป็นการวัดของสัญญาณรบกวนและความสัมพันธ์ของ d_k และ x_k ดังนั้นถ้าจะทำให้สัญญาณรบกวนมีค่าน้อย เราต้องทำให้ coherence มีค่าสูง ($C_{dx} \approx 1$) ณ ความถี่ที่มีพลังงานในการรบกวนมาก disturbance energy ของการลดสัญญาณรบกวนในระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ความถี่ ω ในหน่วยเดซิเบลสามารถคำนวณได้จาก $-10\log_{10}[1 - C_{dx}(\omega)]$

จากรูปที่ 2.1 ไมโครโฟนอ้างอิงรับสัญญาณรบกวนปฐมภูมิ ดังนั้นการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟจะมีเวลาคำนวณสัญญาณขาออกที่ถูกต้องไปยังลำโพงในการกำจัดสัญญาณรบกวนปฐมภูมิดังกล่าว ถ้าความล่าช้าในเชิงไฟฟ้ามากกว่าความล่าช้าเชิงอะคูสติก (acoustic delay) ซึ่งเดินทาง

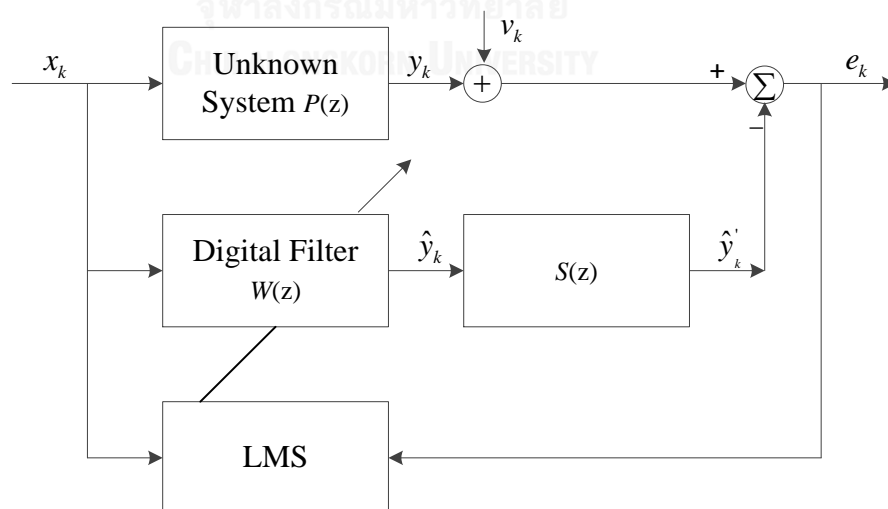
จากไมโครโฟนอ้างอิงผ่านเส้นทางหลักไปยังลำโพงกำจัดเสียง (canceling loudspeaker) สมรรถนะของระบบจะด้อยลงเรื่อย ๆ เพราะว่าการตอบสนองของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟจะขึ้นอยู่กับสัญญาณในอนาคต (noncausality) ระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่จะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่กว้างได้ (broad-band random noise) นั้นจะต้องมีคุณสมบัติขึ้นกับสัญญาณในปัจจุบันและอดีต (causality condition) เท่านั้น

ในกรณีระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟขาดคุณสมบัติขึ้นกับสัญญาณในปัจจุบันและอดีต ระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟอาจจะมีประสิทธิภาพที่จะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนที่มีแถบความถี่แคบ (narrow-band) หรือสัญญาณรบกวนแบบเป็นคาบ (periodic) ได้เท่านั้น [3]

2.1.2 ผลกระทบจากเส้นทางทุติยภูมิ (Secondary-Path Effects)

การใช้วงจรกรองปรับตัวได้เพื่อการใช้งานการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟแสดงในรูปที่ 2-1 ส่วน

แสดงหลักการซ้อนทับแบบอะคูสติก (acoustic superposition) จากลำโพงกำจัดเสียงไปยังไมโครโฟนวัดความผิดพลาด ซึ่งเป็นที่ d_k รวมกับ \hat{y}_k ดังนั้นจึงจำเป็นในการชดเชย secondary-path transfer function $S(z)$ จาก \hat{y}_k ไปยัง e_k สำหรับการวิเคราะห์เราแสดงระบบจริง (actual system) ในรูปที่ 2.2 โดยรูปที่ 2.3



รูปที่ 2-3 บล็อกไดอะแกรมอย่างง่ายของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ

จากรูปที่ 2-3 การแปลงซี (z-transform) ของสัญญาณความผิดพลาด คือ

$$E(z) = [P(z) - S(z)W(z)]X(z) \quad (2-2)$$

จากสมการที่ (2-1) สัญญาณความผิดพลาดถูกจำกัดโดย coherence ของสัญญาณอ้างอิง แต่หากเป็นในแบบอุดมคติ หลังการเข้าสู่ของวงจรรองปรับตัวได้สัญญาณความผิดพลาดจะเป็นศูนย์ $E(z) = 0$ และยังต้องการให้ $W(z)$ เป็น optimal transfer function

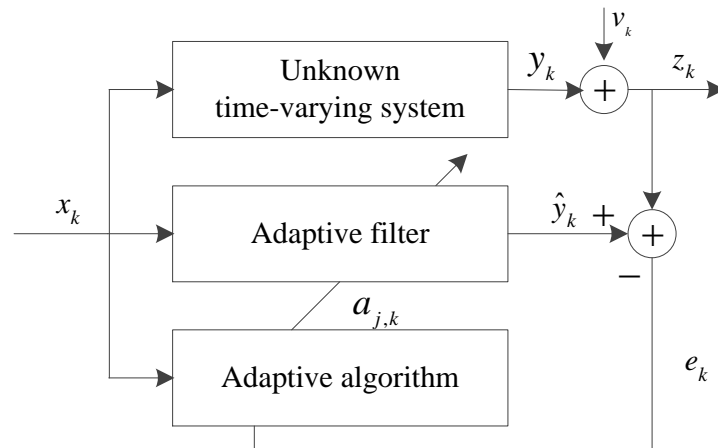
$$W^o(z) = \frac{P(z)}{S(z)} \quad (2-3)$$

เนื่องจากแหล่งกำเนิดสัญญาณรบกวนมักจะถูกรบกวนด้วยสภาวะแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลาทำให้คุณสมบัติของสัญญาณเสียง เช่นแอมพลิจูด เฟส และความเร็วของสัญญาณเสียงเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา ดังนั้นเพื่อให้การลดสัญญาณรบกวนทางเสียงมีประสิทธิภาพสูงสุดวิศวกรจึงต้องออกแบบและพัฒนาระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟให้สามารถรับมือกับการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวได้ซึ่งวิธีที่ใช้ในระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟในปัจจุบันคือระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยใช้วงจรรองแบบปรับตัวได้

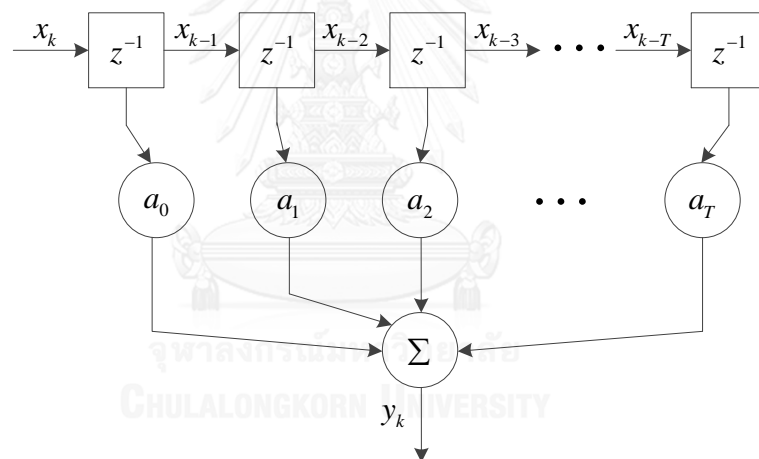
2.2 ทฤษฎีพื้นฐานวงจรรองปรับตัวได้

วงจรรองปรับตัวได้เป็นเครื่องมือคำนวณชนิดหนึ่งที่ใช้ในการประมาณหรือสร้างระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติ ซึ่งสามารถสร้างระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติได้โดยใช้เพียงสัญญาณขาเข้า และสัญญาณขาออกที่เราสามารถตรวจจับได้ด้วยการปรับค่าของสัมประสิทธิ์ของตัวกรองจนสัญญาณขาออกของระบบที่เราต้องการสร้างมีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณขาออกที่เราต้องการมากที่สุด ซึ่งการสร้างวงจรรองปรับตัวได้มีได้หลายรูปแบบ เช่น การเขียนเป็นชุดของคำสั่งโปรแกรมที่คำนวณบนไมโครโพรเซสเซอร์หรือบนชิปหรืออาจจะสร้างขึ้นโดยใช้วงจรรวมขนาดใหญ่ (VLSI) ก็ได้เช่นกัน ซึ่งบล็อกไดอะแกรมของวงจรรองปรับตัวได้และตัวแปรต่างๆถูกแสดงดังรูปที่ 2.4 โดยวงจรรองปรับตัวได้มีองค์ประกอบหลัก 4 ส่วนดังนี้

1. สัญญาณ (signal)
2. โครงสร้าง (structure)
3. พารามิเตอร์ (parameters)
4. อัลกอริทึมปรับค่าได้ (Adaptive algorithm)



รูปที่ 2-4 บล็อกไดอะแกรมของวงจรกรองปรับตัวได้



รูปที่ 2-5 แบบจำลอง Linear transversal filter

อัลกอริธึมปรับตัวได้มีพื้นฐานมาจากแบบจำลอง linear transversal filter ดังแสดงในรูปที่ 2-5 อัลกอริธึมที่นำไปประยุกต์กับวงจรกรองปรับตัวได้มีดังนี้

2.2.1 ฟังก์ชันค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean-Squared Error Cost Function)

ฟังก์ชันค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสองเป็นอัลกอริธึมปรับตัวได้ที่นิยมใช้มากที่สุดนิยามได้เป็น [15]

$$J_k = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} e_k^2 p_k(e_k) de_k = \frac{1}{2} E\{e_k^2\} \quad (2-4)$$

$p_k(e_k)$ คือ ฟังก์ชันความน่าจะเป็น (probability density function) ของความผิดพลาดที่เวลา k

$E\{\cdot\}$ คือ expectation

J_k คือ ฟังก์ชันค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง

2.2.2 อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดเป็นการใช้วิธี steepest descent ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (weight filter) ของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟเพื่อให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองมีค่าน้อยที่สุด [16] จากบล็อกไดอะแกรมในรูปที่ 2.4 มีวัตถุประสงค์ให้อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดสร้าง \hat{y}_k ที่ใกล้เคียงกับ z_k มากที่สุดเพื่อให้สัญญาณ e_k มีค่าน้อยที่สุด ดังนั้นเมื่อสัญญาณรบกวนป้อน x_k ผ่านสภาพแวดล้อมที่ไม่ทราบคุณสมบัติแบบไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา (unknown time-invariant system) ได้สัญญาณขาออก y_k ถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน v_k ได้สัญญาณ z_k ที่สามารถวัดค่าได้และในขณะเดียวกันสัญญาณ x_k เข้ามาในวงจรอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดเพื่อสร้างสัญญาณ \hat{y}_k หลังจากนั้นสัญญาณ \hat{y}_k จะถูกขับด้วยแหล่งกำเนิดเสียงทุติยภูมิไปหักล้างกับสัญญาณ z_k ได้สัญญาณ e_k และนำไปเป็นสัญญาณขาเข้าของวงจรอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดอีกตัวหนึ่งเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของตัวกรองเพื่อให้ได้สัญญาณ \hat{y}_k ตามที่เราต้องการ เพื่อไปใช้ในการทำให้ e_k มีค่าน้อยที่สุด นั่นหมายความว่า การควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟ โดยใช้อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดสามารถตรวจจับสัญญาณรบกวนได้และลดสัญญาณรบกวนได้โดยสมการที่เกี่ยวข้องกับวงจรอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดมีดังต่อไปนี้

$$z_k = y_k + v_k \quad (2-5)$$

$$e_k = z_k - \hat{y}_k \quad (2-6)$$

$$y_k = \sum_{j=0}^M a_{j,k} x_{k-j} \quad (2-7)$$

$$\hat{\mathbf{a}}_{k+1} = \hat{\mathbf{a}}_k + \mu \mathbf{x}_k e_k^* \quad (2-8)$$

โดยที่ M คือ จำนวนของค่าถ่วงน้ำหนักซึ่งถูกกำหนดโดย tap size ของวงจรรอง

$$\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-M}]^T$$

2.2.3 อัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด

อัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิดเป็นอัลกอริธึมที่ใช้หาสัมประสิทธิ์ของฟิลเตอร์ (filter coefficients) แบบวนซ้ำเพื่อต้องการทำให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองมีค่าน้อยที่สุดด้วยวิธีการทำอนุพันธ์ (derivative) สัญญาณความผิดพลาดกำลังสองเทียบกับสัมประสิทธิ์ของฟิลเตอร์ โดยเราจะใช้สัญญาณขาเข้าเป็นค่าที่เรากำหนด (deterministic) ซึ่งจะต่างจากอัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดที่มีสัญญาณขาเข้าเป็นแบบสุ่ม หรือ stochastic ข้อดีของวิธีนี้คือ มีการลู่เข้าเร็ว แต่ข้อเสียก็คือ การคำนวณที่ยุ่งยาก

กำหนดให้สัญญาณขาเข้าเป็น $x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}$ และสัญญาณขาออก y_k และสัญญาณที่เราต้องการ \hat{y}_k โดยจุดประสงค์คือต้องการประมาณพารามิเตอร์ $\mathbf{a}_{0,k}$

อัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิดเป็นการคำนวณการประมาณที่ปรับค่าของ tap weight vector ขึ้นอยู่กับข้อมูลที่เข้ามาใหม่ โดย cost function ไม่ต้องใช้ข้อมูลทางสถิติของ x_k หรือ y_k และสมการอัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิดได้ดังต่อไปนี้

Likelihood variable $\gamma = \mathbf{x}_{k+1}^T \Phi_k^{-1} \mathbf{x}_{k+1}$ (2-9)

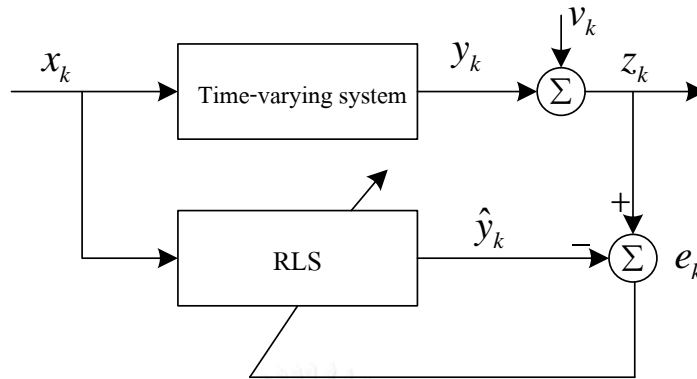
Gain vector $\mathbf{g}_{k+1} = \frac{\Phi_k^{-1} \mathbf{x}_{k+1}}{\gamma + 1}$ (2-10)

Priori estimation error $\zeta_k = z_{k+1} - \mathbf{x}_{k+1}^T \hat{\mathbf{a}}_k$ (2-11)

Estimated filter coefficient vector $\hat{\mathbf{a}}_{k+1} = \hat{\mathbf{a}}_k + \mathbf{g}_{k+1} \zeta_{k+1}$ (2-12)

Inverse autocorrelation input matrix $\Phi_{k+1}^{-1} = \Phi_k^{-1} - \mathbf{g}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T \Phi_k^{-1}$ (2-13)

โดยที่ Φ_k คือ autocorrelation ของสัญญาณขาเข้า x_k



รูปที่ 2-6 บล็อกไดอะแกรมของอัลกอริธึมกำลังสองที่น้อยที่สุดแบบเวียนเกิด

2.3 ทฤษฎีความน่าจะเป็นพื้นฐาน

2.3.1 ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Probability)

ถ้ามีเหตุการณ์ที่เราสนใจอยู่สองเหตุการณ์ คือเหตุการณ์ A และเหตุการณ์ B เหตุการณ์ A เกิดขึ้นจะส่งผลต่อเหตุการณ์ B ดังนั้นความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ B จะขึ้นอยู่กับเหตุการณ์ A ซึ่งสามารถเขียนแทนได้ด้วย $P(B|A)$ [17]

$$P(A \cap B) = P(A|B)P(B) = P(B \cap A) = P(B|A)P(A) \quad (2-14)$$

จากสมการที่ (2-14)

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad \text{เมื่อ } P(B) > 0 \quad (2-15)$$

เรียกสมการที่ (2-15) นี้ว่ากฎของเบย์ (Bays' rule)

2.3.2 ค่าเฉลี่ย (mean) และความแปรปรวนของข้อมูล (variance) ของการสุ่มแบบไม่ต่อเนื่อง (discontinuous random variable)

เมื่อเราทราบฟังก์ชันการแจกแจงของความน่าจะเป็น $f(\cdot)$ เราสามารถหาค่าเฉลี่ยซึ่งเป็นค่ากลางของข้อมูล และค่าความแปรปรวนซึ่งเป็นการวัดการกระจายของข้อมูลได้ในกรณีที่ X ซึ่งตัวแปรสุ่มเป็นแบบไม่ต่อเนื่องเราสามารถหาค่าเฉลี่ยได้ดังนี้

$$\mu = E(X) = \sum_x xf(x) \quad (2-16)$$

ความแปรปรวนของข้อมูลคือ

$$\sigma^2 = V(X) = E(X - \mu)^2 = \sum_x (x - \mu)^2 f(x) = \sum_x x^2 f(x) - \mu^2 \quad (2-17)$$

σ แทนความเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) ของ X

ค่าเฉลี่ยของ $h(X)$ ถ้า X เป็นตัวแปรสุ่มแบบไม่ต่อเนื่อง (discrete random variable) ที่มีฟังก์ชันมวลของความน่าจะเป็น (probability mass function)

$$E[h(X)] = \sum_x h(x)f(x) \quad (2-18)$$

การแจกแจงยูนิฟอร์มของตัวแปรสุ่มแบบไม่ต่อเนื่อง (discrete uniform distribution) ของตัวแปรสุ่ม X เป็นการแจกแจงแบบที่ว่า ทุกค่าของตัวแปรสุ่มมีโอกาสเกิดขึ้นเท่า ๆ กัน ดังนั้นฟังก์ชันความน่าจะเป็นของ X คือ

$$f(x_i) = 1/n \quad (2-19)$$

2.3.3 ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของข้อมูลของการสุ่มแบบต่อเนื่อง (continuous random variable)

ให้ X เป็นตัวแปรสุ่มแบบต่อเนื่องที่มีฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (probability density function) $f(x)$ ค่าเฉลี่ย μ หรือค่าคาดหวัง $E(X)$ ของ X นิยามได้ดังนี้

$$\mu = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx \quad (2-20)$$

ความแปรปรวนของข้อมูล X สามารถเขียนได้เป็น

$$\sigma^2 = V(X) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x)dx = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x)dx - \mu^2 \quad (2-21)$$

และความเบี่ยงเบนมาตรฐานของ X คือ σ

ค่าเฉลี่ยของข้อมูล X สามารถเขียนได้เป็น

$$E[h(X)] = \int_{-\infty}^{\infty} h(x)f(x)dx \quad (2-22)$$

ฟังก์ชันยูนิฟอร์มแบบต่อเนื่อง (continuous uniform distribution)

ตัวแปรสุ่มแบบต่อเนื่อง (continuous random variable) X ที่มีฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (probability density function) ตัวแปรสุ่มยูนิฟอร์มแบบต่อเนื่อง เขียนได้เป็น

$$f(x) = 1/(b-a), \quad a \leq x \leq b \quad (2-23)$$

2.3.4 การแจกแจงแบบปกติ (normal distribution)

การแจกแจงความน่าจะเป็นของตัวแปรสุ่มที่มีค่าแบบต่อเนื่อง X โดยตัวแปรสุ่มนี้จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ย μ ค่าฟังก์ชันความหนาแน่นของการแจกแจงแบบปกติ จะเป็นดังต่อไปนี้

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad -\infty < x < \infty \quad (2-24)$$

โดยที่ x แทนค่าของตัวแปรสุ่ม X และ μ แทนค่าเฉลี่ย

การแจกแจงแบบปกตินี้มีค่าเฉลี่ยและความเปลี่ยนแปลงของข้อมูลเป็น

$$E(X) = \mu \text{ และ } V(X) = \sigma^2 \quad (2-25)$$

$N(\mu, \sigma^2)$ หมายถึงการแจกแจงแบบ normal distribution ที่มีค่าเฉลี่ยเป็น μ โดยที่ $-\infty < \mu < \infty$ และ $\sigma > 0$ โดยที่ตัวแปรสุ่มปกติ (Normal random variable) $\mu=0$ และ $\sigma^2 = 1$ เรียกว่า ตัวแปรสุ่มปกติมาตรฐานแสดงได้ด้วย Z

ฟังก์ชันการแจกแจงสะสม (cumulative distribution function) ของตัวแปรสุ่มปกติมาตรฐานแสดงได้เป็น

$$\Phi(z) = P(Z \leq z) \quad (2-26)$$

คุณสมบัติของฟังก์ชันหนาแน่นความน่าจะเป็นร่วม (Joint probability mass function) ของตัวแปรสุ่มไม่ต่อเนื่อง X และ Y คือ

1. $f_{XY}(x, y) \geq 0$ (2-27)

2. $\sum_x \sum_y f_{XY}(x, y) = 1$ (2-28)

3. $f_{XY}(x, y) = P(X = x, Y = y)$ (2-29)

2.4 แบบจำลองมาร์คอฟ

แบบจำลองมาร์คอฟ (Markov model) คือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมของตัวแปรเพื่อพยากรณ์พฤติกรรมของตัวแปรนั้นในอนาคต โดยที่ปัญหาที่จะนำแบบจำลองมาร์คอฟมาแก้ปัญหา คือ ปัญหานั้นต้องมีผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นจำนวนที่แน่นอนจำนวนหนึ่ง ค่าความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ถัดไป ต้องขึ้นอยู่กับผลลัพธ์ก่อนหน้านั้น และค่าความน่าจะเป็นของการเกิดผลลัพธ์ต่าง ๆ ต้องมีค่าคงที่เสมอไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาที่เปลี่ยนไป [18]

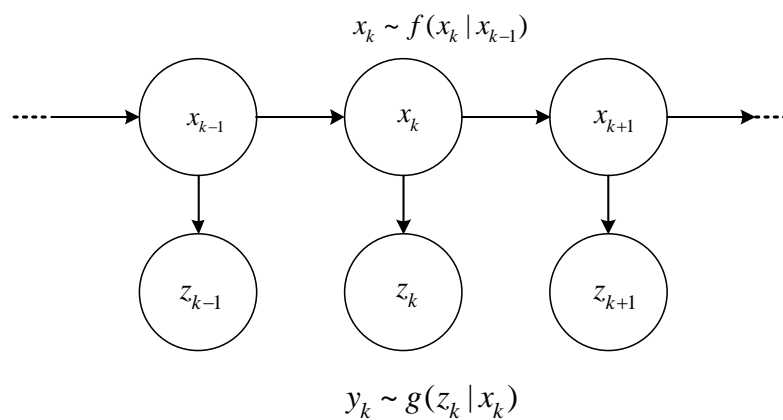
ลูกโซ่มาร์คอฟ (Markov chain) คือลำดับของการเกิดเหตุการณ์ (event) ที่ความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์แต่ละเหตุการณ์ขึ้นอยู่กับเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นก่อนหน้านั้น เช่น การเปลี่ยนสถานะจากสถานะหนึ่งไปยังอีกสถานะหนึ่งในปริภูมิสถานะ (state space) จะขึ้นอยู่กับสถานะก่อนหน้าเท่านั้น เช่น กระบวนการมาร์คอฟอันดับหนึ่ง (first order Markov process) มีคุณสมบัติที่เรียกว่า memory less โดยเราสามารถจำลองระบบนี้ได้จากสองสมการหลัก คือ สมการการเปลี่ยนสถานะ (State transition) หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าสมการวิวัฒนาการ (Evolution equation) และสมการการวัด (Measurement Equation)

สมการการเปลี่ยนสถานะ
$$\mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (2-30)$$

สมการการวัด
$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{n}_k) \quad (2-31)$$

โดยที่	$f(\cdot, \cdot, \cdot)$	คือ ฟังก์ชันการเปลี่ยนแปลงสถานะ (evolution function)
	$h(\cdot, \cdot, \cdot)$	คือ ฟังก์ชันการวัด (measurement function) ซึ่งอาจเป็นฟังก์ชันแบบไม่เชิงเส้น
	\mathbf{x}_k	คือ สถานะปัจจุบัน (current state)
	\mathbf{z}_k	คือ สัญญาณที่ได้จากการวัด (measurement)
	\mathbf{x}_{k-1}	คือ สถานะก่อนหน้าก่อนหน้า (previous state)
	\mathbf{u}_k	คือ สัญญาณขาเข้าที่ระบบของสถานะปัจจุบัน
	\mathbf{u}_{k-1}	คือ สัญญาณขาเข้าระบบของสถานะก่อนหน้า
	\mathbf{v}_{k-1}	คือ สัญญาณรบกวนสถานะก่อนหน้า (อาจไม่ใช่แบบเกาส์)
	\mathbf{n}_k	คือ สัญญาณรบกวนการวัด (อาจไม่ใช่แบบเกาส์)

เวกเตอร์แสดงสถานะ ค่าที่ได้จากการวัด สัญญาณขาเข้า สัญญาณรบกวนสถานะ และสัญญาณรบกวนการวัดสามารถมีมิติที่ต่างกันได้ ซึ่งแบบจำลองการเปลี่ยนแปลงสถานะ Hidden Markov Model (HMM) แสดงดังรูปที่ 2-7



รูปที่ 2-7 แบบจำลองมาร์คอฟโดยใช่ Bayesian network

จากรูปที่ 2-7 คุณสมบัติของลูกโซ่มาร์คอฟสถานะ x_k จะขึ้นอยู่กับ x_{k-1} เท่านั้น ดังนั้นค่าเริ่มต้นของแบบจำลองนี้จึงเริ่มจาก x_{k-1} เท่านั้น จาก x_{k-1} เราใช้สมการการวัดตามความสัมพันธ์ $p(z_{k-1} | x_{k-1})$ ซึ่งสมการการวัดเป็นไปตามสมการที่ (2-31) จะได้ z_{k-1} ที่วัดได้จาก x_{k-1} เท่านั้น จากนั้นนำ x_{k-1} ไปผ่านกระบวนการเปลี่ยนสถานะ first order Markov process $p(x_k | x_{k-1})$ ซึ่งสมการการเปลี่ยนแปลงสถานะเป็นไปตามสมการที่ (2-30) จะได้ x_k ซึ่งไม่สามารถวัดได้โดยตรง ต้องใช้การประมาณค่าเท่านั้น และทำตามกระบวนการนี้ไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะถึงสถานะที่เราต้องการ ซึ่งสามารถสรุปได้ดังนี้ คือ สัญญาณที่ได้จากการวัดมีคุณสมบัติอิสระต่อกันแบบมีเงื่อนไข (conditionally independent) ซึ่งสามารถหาได้จาก $p(z_k | x_k)$ เท่านั้น และในการหา HMM ต้องรู้ค่า $p(x_0)$ เสมอและ $p(x_k | x_{k-1})$ ถูกนิยามให้เป็นสมการการเปลี่ยนสถานะ สำหรับ $k \geq 1$ เท่านั้น

2.4.1 ตัวกรองแบบเบย์ (Bayesian filters)

ตัวกรองแบบเบย์มีจุดประสงค์ในการประมาณ posterior pdf ของสถานะ x_k เมื่อรู้ $z_{1:k}$ จาก $p(x_k | z_{1:k})$ ซึ่งเราจะต้องรู้ค่า $p(x_0)$ โดยการประมาณด้วยตัวกรองแบบเบย์นี้สามารถถูกเรียกว่าเป็นวิธีการแก้ปัญหาที่สมบูรณ์ ที่ใช้ในการแก้ปัญหาค่าประมาณที่เหมาะสมที่สุด เพราะวงจรกรองจะใช้ข้อมูลที่มีอยู่ทั้งหมดทำการคำนวณ posterior pdf ดังนี้

สมมติให้ระบบรู้ pdf ของสถานะเริ่มต้น $p(x_0)$ และ $z_{1:k}$ เราจะใช้การเรียนรู้ posterior pdf โดยให้ f_k เป็นฟังก์ชันใด ๆ ที่ขึ้นอยู่กับส่วนประกอบทั้งหมดของสถานะ x และ trajectory ทั้งหมดของ state-space โดยฟังก์ชันนี้สามารถเป็นตัวประมาณสำหรับสถานะปัจจุบัน เพื่อทำนายสิ่งที่เกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งเราสามารถคำนวณค่าประมาณ (MMSE estimate) ของสถานะได้โดย

$$E[f_k(x_{0:k})] = \int f_k(x_{0:k}) p(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k} \quad (2-32)$$

การประมาณที่สามารถคำนวณได้ คือ ค่ากลางข้อมูล (median) ฐานนิยม (modes) และ confidence intervals เป็นต้น

2.4.2 ตัวกรองเบย์แบบเวียนเกิด

ตัวกรองเบย์แบบเวียนเกิด (Recursive Bayesian filters) เป็นการปรับปรุงตัวกรองแบบเบย์ให้สามารถคำนวณข้อมูลทั้งหมดในขั้นตอนเดียว เช่น จากวิธีการปรับค่าของลำดับที่ต่อเนื่องกัน (sequential update) ของการประมาณก่อนหน้า ตัวกรองเบย์แบบเวียนเกิดทำการปรับปรุงให้เป็นกระบวนการกลุ่ม ซึ่งวิธีนี้ไม่เพียงแต่เร็วกว่าเท่านั้นแต่ยังให้มีกระบวนการ online ของข้อมูลทั้งหมด ทำให้มีข้อดีเพิ่มขึ้น คือ ความซับซ้อนในการคำนวณลดลง และสามารถคำนวณได้อย่างรวดเร็ว โดยตัวกรองเบย์แบบเวียนเกิดแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนหลัก คือ ขั้นตอนการทำนาย (prediction step) และ ขั้นตอนการปรับค่า (update step) ดังนี้ [19]

$$\text{ขั้นตอนการทำนาย} \quad p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \rightarrow p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) \quad (2-33)$$

$$\text{ขั้นตอนการปรับค่า} \quad p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}), \mathbf{z}_k \rightarrow p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \quad (2-34)$$

2.4.3 พาทีเคิลฟิลเตอร์

พาทีเคิลฟิลเตอร์ หรือ Monte Carlo method หรือเป็นที่รู้จักกันในชื่อ bootstrap filter เป็นการนำ ตัวกรองเบย์แบบเวียนเกิดมาใช้ในการจำลอง [20] โดยจุดประสงค์ของวิธีนี้คือการเสนอการประมาณ posterior density function โดยการสุ่มตัวอย่างที่มีค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กัน (associated weights) มาจำนวนหนึ่ง จากนั้นทำการคำนวณค่าประมาณแบบถ่วงน้ำหนักของตัวอย่างทุกตัวที่พาทีเคิลฟิลเตอร์สุ่มขึ้นมา เนื่องจากจำนวนของตัวอย่างที่พาทีเคิลฟิลเตอร์สุ่มขึ้นมา มีจำนวนมาก พาทีเคิลฟิลเตอร์จึงทำการอธิบายค่าตัวแปรต่าง ๆ ในรูปแบบฟังก์ชันปกติ (usual functional description) เพื่อทำการอธิบายค่า posterior pdf จากวิธี sequential importance sampling filter: SIS filter และ optimal Bayesian estimation

ตัวแปรต่าง ๆ ที่ใช้ในพาทีเคิลฟิลเตอร์เป็นดังต่อไปนี้ $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ เป็นเซตของตัวอย่างและค่าถ่วงน้ำหนักที่พาทีเคิลฟิลเตอร์ทำการสุ่มขึ้นมาเพื่อประมาณค่า posterior pdf $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k})$ [21] โดยที่ $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, i=0, \dots, N_s\}$ คือเซตของตัวอย่างที่พาทีเคิลฟิลเตอร์สุ่มขึ้นมาที่เวลา $T \in \{0, \dots, k\}$ ซึ่งแต่ละเวลา k พาทีเคิลฟิลเตอร์จะทำการสุ่มตัวอย่างขึ้นมา N_s ตัวอย่าง ซึ่งแต่ละตัวอย่างมีค่าถ่วงน้ำหนักของตัวเองคือ $\{\omega_k^i, i=1, \dots, N_s\}$ และ $\mathbf{x}_{0:k} = \{\mathbf{x}_j, j=0, \dots, k\}$ เป็นชุดของสถานะทั้งหมดถึงเวลา k โดยค่าถ่วงน้ำหนักที่พาทีเคิลฟิลเตอร์สุ่มขึ้นมาต้องทำการนอร์มัลไลซ์

(normalized) เพื่อให้ค่าถ่วงน้ำหนักมีค่ารวมกันเท่ากับ $1 \sum_i \omega_k^i = 1$ ดังนั้น posterior density ที่เวลา k จะประมาณได้เป็น [22]

$$p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^i) \quad (2-35)$$

สมการที่ (2-35) แสดงการหา posterior pdf $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k})$ แบบไม่ต่อเนื่องทางเวลา โดยใช้ค่าถ่วงน้ำหนักและตัวอย่างที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สุ่มขึ้นมา โดยค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกเลือกโดยใช้หลักการของ importance sampling ซึ่งหลักการนี้เป็นดังต่อไปนี้

กำหนดให้ $p_x \propto \pi_x$ โดยที่ $p(x)$ เป็นความหนาแน่นของความน่าจะเป็นที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ไม่สามารถหาค่าได้โดยตรง แต่สำหรับ $\pi(x)$ พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถหาค่าได้ นอกจากนี้ให้ $x^i \sim q(x)$, $i=1, \dots, N_s$ เป็นตัวอย่างที่ถูกสร้างได้ง่ายจาก importance density $q(\cdot)$ ดังนั้นค่าประมาณที่ถูกถ่วงน้ำหนักต่อความหนาแน่นของความน่าจะเป็น $p(\cdot)$ คือ

$$p(x) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega^i \delta(x - x^i) \quad (2-36)$$

โดยที่ค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกนอแมลไลซ์ของตัวอย่างตัวที่ i คือ

$$\omega^i \propto \frac{\pi(x^i)}{q(x^i)} \quad (2-37)$$

ดังนั้นถ้า $x_{0:k}^i$ สุ่มมาจาก $q(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k})$ ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนักในสมการที่ (2-35) จะนิยามโดยสมการที่ (2-38) ซึ่งนิยามว่าเป็นค่าถ่วงน้ำหนักที่นอแมลไลซ์แล้ว

$$\omega_k^i \propto \frac{p(\mathbf{x}_{0:k}^i | \mathbf{z}_{1:k})}{q(\mathbf{x}_{0:k}^i | \mathbf{z}_{1:k})} \quad (2-38)$$

ในแต่ละรอบของการวนซ้ำของพาทิเคิลฟิลเตอร์จะได้ $p(\mathbf{x}_{0:k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ เพื่อนำมาประมาณ $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k})$ ที่เป็นชุดตัวอย่างใหม่ของพาทิเคิลฟิลเตอร์ ดังนั้นถ้า importance density แจกแจงเป็น [23]

$$q(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k}) = q(x_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{1:k}) q(\mathbf{x}_{0:k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \quad (2-39)$$

พาทิเคิลฟิลเตอร์จะสามารถคำนวณ $x_{0:k}^i \sim q(x_{0:k} | z_{1:k})$ จาก $x_{0:k-1}^i \sim q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})$ กับสถานะใหม่ $x_k^i \sim q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})$ เพื่อปรับสมการหาค่าถ่วงน้ำหนัก เราต้องทำการแสดงค่า $p(x_{0:k} | z_{1:k})$ เป็นอันดับแรกในรูปของ $p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})$ $p(z_k | x_k)$ และ $p(x_k | x_{k-1})$ ซึ่งสามารถคำนวณได้โดย

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_{0:k}, z_{1:k-1})p(x_{0:k} | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (2-40)$$

$$= \frac{p(z_k | x_{0:k}, z_{1:k-1})p(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \times p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \quad (2-41)$$

$$= \frac{p(z_k | x_k)p(x_k | x_{k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \times p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \quad (2-42)$$

$$\propto p(z_k | x_k)p(x_k | x_{k-1})p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \quad (2-43)$$

จากนั้นนำสมการที่ (2-39) และ (2-43) มาแทนค่าในสมการที่ (2-38) จะได้สมการหาค่าถ่วงน้ำหนักเป็น

$$\begin{aligned} \omega_k^i &\propto \frac{p(z_k | x_k^i)p(x_k^i | x_{k-1}^i)p(x_{0:k-1}^i | z_{1:k-1})}{q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, z_{1:k})q(x_{0:k-1}^i | z_{1:k-1})} \\ &= \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i)p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, z_{1:k})} \end{aligned} \quad (2-44)$$

ถ้า $q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k}) = q(x_k | x_{k-1}, z_k)$ แล้วค่า importance density จะขึ้นอยู่กับ x_{k-1} และ z_k เท่านั้น ซึ่งมีประโยชน์มากในกรณีทั่วไปเมื่อพาทิเคิลฟิลเตอร์ต้องการประมาณเฉพาะค่า $p(x_k | z_{1:k})$ ในแต่ละเวลา k ซึ่ง x_k^i เท่านั้นที่จำเป็นต้องถูกเก็บไว้ค่าไว้ใน การคำนวณรอบถัดไป เราจึงสามารถลดการเก็บข้อมูลโดยการไม่เก็บค่า $x_{0:k-1}^i$ และ $z_{1:k-1}$ ออกไปได้ โดยค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกปรับให้เป็น [24]

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i)p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (2-45)$$

และ posterior filtered density $p(x_k | z_{1:k})$ สามารถประมาณใหม่ได้เป็น

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_k} \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (2-46)$$

ค่าถ่วงน้ำหนักที่นิยามไว้ในสมการที่ (2-44) สามารถบอกได้ว่าถ้า $N_s \rightarrow \infty$ การประมาณในสมการที่ (2-45) จะเข้าใกล้สู่ค่า true posterior density $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$

อัลกอริธึม SIS จะประกอบด้วย การส่งผ่านแบบวนซ้ำของค่าถ่วงน้ำหนัก และ ค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ได้รับในแต่ละรอบของการวนซ้ำ ซึ่งจะอธิบายในอัลกอริธึมที่ 1 ดังนี้ [11]

Algorithm 1: SIS PF

$$[\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}] = \text{SIS}[\{\mathbf{x}_{k-1}^i, \omega_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}, \mathbf{z}_k]$$

For $i=1:N_s$

Draw $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)$

Assign the particle a weight ω_k^i according to (2-44).

End

ปัญหาทั่วไปของ SIS พาทิคิลฟิลเตอร์ คือ degeneracy phenomenon นั่นคือหลังจากพาทิคิลฟิลเตอร์ ทำการคำนวณซ้ำไปไม่ก่อบของชั้นเวลา พาทิคิลบางพาทิคิล หรือทุกพาทิคิล จะมีค่าถ่วงน้ำหนักที่น้อยมากจนสามารถละเลยได้ ซึ่งเป็นผลมาจากค่าความแปรปรวนของ importance weight ซึ่งจะเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ เมื่อเวลาผ่านไป ดังนั้นจึงเป็นไปได้ที่จะหลีกเลี่ยง degeneracy phenomenon นี้ โดยวิธีที่เหมาะสมในการวัดความรุนแรงของ degeneracy phenomenon คือ การหาค่า effective sample size N_{eff} นิยามได้เป็น

$$N_{eff} = \frac{N_s}{1 + \text{Var}(\omega_k^{*i})} \quad (2-47)$$

โดยที่ $\omega_k^{*i} = \frac{p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{z}_{1:k})}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)}$ หมายถึงค่าถ่วงน้ำหนักจริง (true weight) ซึ่งไม่สามารถหาค่าได้

อย่างแม่นยำ ดังนั้นเราจึงหาค่าประมาณของ N_{eff} แทน ดังนี้

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^2} \quad (2-48)$$

โดยที่ ω_k^i เป็นค่าถ่วงน้ำหนักที่ normalized แล้วจากสมการที่ (2-44) สังเกตว่า $N_{eff} \leq N_s$ ถ้า N_{eff} มีค่าน้อย หมายถึง degeneracy ที่รุนแรงมาก ปัญหา degeneracy เป็นผลที่เราไม่ต้องการในพาทิคิลฟิลเตอร์ วิธี brute force จะทำให้สามารถลดผลที่เกิดขึ้นได้ โดยการใช N_s ขนาดใหญ่ใหญ่

แต่ในทางปฏิบัติไม่สามารถนำมาใช้ได้จริงจึงใช้วิธี 2 วิธี คือ วิธี Good choice of importance density และ Resampling [11]

วิธี Good choice of importance density เป็นวิธีเกี่ยวกับการเลือก importance density $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)$ เพื่อให้ความแปรปรวน $Var(\omega_k^i)$ มีค่าน้อยที่สุด เพื่อให้ N_{eff} มีค่ามากที่สุด การเลือก importance density function ที่เหมาะสมที่สุดที่อยู่ในเงื่อนไขของ \mathbf{x}_{k-1}^i และ \mathbf{z}_k คือ

$$q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)_{opt} = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k-1}^i) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)} \quad (2-49)$$

แทนค่าสมการที่ (2-49) ใน สมการที่ (2-45) จะได้

$$\begin{aligned} \omega_k^i &\propto \omega_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) \\ &= \omega_{k-1}^i \int p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i) d\mathbf{x}_k^i \end{aligned} \quad (2-50)$$

ฟังก์ชันนี้เป็น importance density ที่เหมาะสมที่สุด เพราะ \mathbf{x}_{k-1}^i และ ω_k^i ให้ค่าที่สุ่มจาก $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)_{opt}$ เหมือนกันบนเงื่อนไข \mathbf{x}_{k-1}^i , $Var(\omega_k^i) = 0$ นั่นคือความแปรปรวนของ ω_k^i ที่แตกต่างกันเกิดจาก \mathbf{x}_k^i ที่แตกต่างกัน แต่ในขณะเดียวกัน Optimal importance density ก็มีข้อเสียสองอย่าง คือ ฟังก์ชันฟิลเตอร์ต้องทำการสุ่มตัวอย่างจาก $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)$ และหาคำนวณค่า integral ในช่วงสถานะใหม่ (new state) ในกรณีทั่วไปอาจไม่สามารถคำนวณได้โดยตรง มีเพียงสองกรณีที่เป็นไปได้ คือ

กรณีที่ 1 เมื่อ \mathbf{x}_k เป็นสมาชิกของเซตจำกัด ในกรณีนี้การ integral ในสมการที่ (2-50) จะกลายเป็นการหาผลบวก และการสุ่มตัวอย่างจาก $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)$ สามารถทำได้ ตัวอย่างเช่น เมื่อ \mathbf{x}_k เป็นสมาชิกของเซตจำกัดและเป็นระบบ Jump-Markov linear สำหรับการตรวจจับตำแหน่งเป้าหมาย ดังนั้นแบบจำลองสถานะแบบไม่ต่อเนื่อง (discrete modal state) จะถูกตรวจจับโดยใช้ ฟังก์ชันฟิลเตอร์ และสถานะที่ต่อเนื่องกัน (continuous base state) ถูกตรวจจับโดยใช้ kalman filter: KF

กรณีที่ 2 การหาค่าเชิงวิเคราะห์ที่ใช้ได้เมื่อ $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)$ เป็นเกาส์ วิธีนี้จะใช้ได้เมื่อระบบพลวัตไม่เชิงเส้นและการวัดเป็นระบบเชิงเส้น (measurement linear)

วิธี Resampling ซึ่งเป็นวิธีที่สองที่สามารถลดผลของ degeneracy phenomenal ได้ โดยเมื่อไหร่ก็ตามที่ degeneracy มีความรุนแรงมาก ๆ จะถูกสังเกตเห็นเช่นเมื่อ N_{eff} มีค่าต่ำกว่า threshold N_T แนวความคิดพื้นฐานของการ resampling คือการกำจัดฟิสิกส์ที่มีค่าถ่วงน้ำหนัก

น้อย ๆ และเพิ่มความสัมพันธ์กับ พาหิเคลิลที่มีค่าถ่วงน้ำหนักสูง ๆ แทน โดยขั้นตอนการ resampling เกี่ยวข้องกับการสร้างเซตของ $\{\mathbf{x}_k^{i*}\}_{i=1}^{N_s}$ ใหม่ด้วยการแทนที่ด้วยการสุ่มตัวอย่างขึ้นมาใหม่จากตัวอย่างการประมาณแบบไม่ต่อเนื่อง $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ resampling จำนวน N_s ครั้ง โดยให้

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (2-51)$$

จะได้ $\Pr(\mathbf{x}_k^{i*} = \mathbf{x}_k^j) = \omega_k^j$ ในความจริงแล้วตัวอย่างที่ได้จากการสุ่มมีคุณสมบัติเป็นแบบ i.i.d. ซึ่งเป็นตัวอย่างที่สุ่มมาจากสมการที่ (2-51) ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกตั้งใหม่ให้เป็น $\omega_k^i = 1/N_s$ โดยอธิบายวิธี resampling ในอัลกอริธึมที่ 2 ซึ่ง $U[a,b]$ เป็นการแจกแจงแบบสม่ำเสมอ (uniform distribution) ในช่วง $[a,b]$ และ Generic พาหิเคลิลฟิลเตอร์ แสดงในอัลกอริธึมที่ 3

Algorithm 2: Resampling Algorithm

$[\{\mathbf{x}_k^{j*}, \omega_k^j, i^j\}_{i=1}^{N_s}] = \text{RESAMPLE}[\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$

Initialize the CDF: $c_i = 0$

For $i = 2 : N_s$

Construct CDF: $c_i = c_{i-1} + \omega_k^i$

End

Start at the bottom of the CDF $i = 1$

Draw a starting point: $u_1 \sim U[0, N_s^{-1}]$

For $j = 1 : N_s$

Move along the CDF $u_j = u_1 + N_s^{-1}(j-1)$

While $u_j > c_j$

$*i = i + 1$

End

Assign sample: $\mathbf{x}_k^{j*} = \mathbf{x}_k^i$

Assign weight: $\omega_k^j = N_s^{-1}$

Assign parent : $i^j = i$

End for

Algorithm 3: Generic PF

$$[\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}] = \text{PF}[\{\mathbf{x}_{k-1}^i, \omega_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}, \mathbf{z}_k]$$

For $i = 1 : N_s$

Draw $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)$

Assign the particle a weight ω_k^i according to (2-45)

End

Calculate total weight: $t = \text{SUM}[\{\omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$

For $i = 1 : N_s$

Normalize : $\omega_k^i = t^{-1} \omega_k^i$

End

Calculate \hat{N}_{eff} using (2-48)

If $\hat{N}_{eff} < N_T$

Resample using algorithm 2

$$[\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i, -\}_{i=1}^{N_s}] = \text{RESAMPLE}[\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$$

End

บทที่ 3

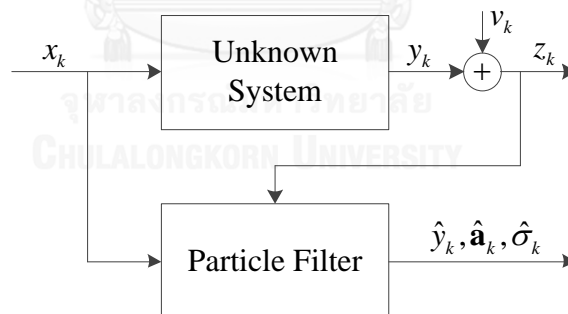
การประยุกต์ใช้งานพาทิเคิลฟิลเตอร์

3.1 การนำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการบ่งชี้ระบบ (System identification)

การบ่งชี้ระบบเป็นเครื่องมือชนิดหนึ่งที่ใช้ในการประมาณเพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติจากข้อมูลของสัญญาณที่เราสามารถทำการวัดได้ เช่น สัญญาณขาเข้าระบบและสัญญาณขาออกของระบบซึ่งอาจถูกรบกวนจากสิ่งแวดล้อมภายนอก (output signal with noise) เป็นต้น การบ่งชี้ระบบ (system identification) นี้ใช้ในอุปกรณ์ที่หลากหลาย เช่น ทางการเดินทาง การแพทย์ ชีววิทยา และทางดาราศาสตร์ [25]

โดยทั่วไปแล้วระบบที่เราจะนำมาทำการประมาณด้วยการบ่งชี้ระบบ (identify) จะแบ่งออกเป็น 2 ระบบหลัก คือระบบที่มีคุณสมบัติแบบเชิงเส้น หรือไม่เชิงเส้น และระบบที่มีคุณสมบัติคือเปลี่ยนแปลงตามเวลา หรือไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา ระบบที่เราสนใจคือระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา

3.1.1 บล็อกไดอะแกรมของการบ่งชี้ระบบโดยการใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์



รูปที่ 3-1 บล็อกไดอะแกรมของการบ่งชี้ระบบโดยการใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์

จากทฤษฎีพาทิเคิลฟิลเตอร์ที่ได้บรรยายไว้ในบทที่ 2 นำมาประยุกต์ใช้กับการบ่งชี้ระบบดังรูปที่ 3-1 ซึ่งแสดงบล็อกไดอะแกรมของการบ่งชี้ระบบมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลฟิลเตอร์ โดยมีสัญญาณขาเข้า x_k ผ่านระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติได้สัญญาณขาออก y_k ซึ่งไม่สามารถวัดได้โดยตรง และถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวน v_k ได้สัญญาณขาออกที่เราสามารถวัดได้ z_k โดยที่ $z_k = y_k + v_k$ ในการบ่งชี้ระบบโดยใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์เราต้องการสัญญาณขาเข้า x_k และสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ z_k เพื่อใช้ในการหาค่าประมาณของสัญญาณขาออก \hat{y}_k ค่าประมาณของ

สัมประสิทธิ์ของระบบไม่ทราบคุณสมบัติ \mathbf{a}_k และค่าประมาณของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวน σ_k ซึ่งจะแสดงการประยุกต์การใช้งานดังหัวข้อที่ 3.1.2 และ 3.1.3 ดังนี้

3.1.2 สมการของระบบไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์

รูปแบบสมการของระบบไม่ทราบคุณสมบัติเป็นดังต่อไปนี้

$$y_k = q(x_{k-L:k}, a_{0:M,k}) \quad (3-1)$$

โดยที่

y_k คือ สัญญาณขาออกแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา

$x_{k-L:k}$ คือ สัญญาณขาเข้ามีหน่วยความจำจำกัด L

$a_{0:M,k}$ คือ สัมประสิทธิ์ของฟิลเตอร์ $(a_{0,k}, a_{1,k}, \dots, a_{M,k})$ ที่เปลี่ยนไปตามเวลา k

$q(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา

และสัญญาณขาออกของระบบที่สามารถวัดได้เป็นดังต่อไปนี้

$$z_k = y_k + v_k \quad (3-2)$$

โดยที่

z_k คือ สัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้

v_k คือ สัญญาณรบกวนแบบเกาส์ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และความแปรปรวนเป็น σ_k^2

สมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์มีดังต่อไปนี้ โดยสมการหาค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละพาทีเคิลซึ่งสามารถหาได้จาก

$$w_{k+1}^{(i)} = w_k^{(i)} p(z_k | x_{k-L:k}, \hat{a}_{0:M,k}^{(i)}, \hat{\sigma}_k^{(i)}) \quad (3-3)$$

$w_{k+1}^{(i)}$ คือค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละพาทิเคิลซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ความน่าเชื่อถือของ $\hat{a}_{0:M,k}^{(i)}$ และ $\hat{\sigma}_{k+1}^{(i)}$ ซึ่งเป็นค่าประมาณของ $a_{0:M,k}$ และ σ_{k+1} โดยพาทิเคิลที่ i ตามลำดับ โดยใช้ในการเปรียบเทียบค่า z_k กับ $\hat{z}_k^{(i)}$ โดยที่ $\hat{z}_k^{(i)}$ หาได้จาก

$$\hat{z}_k^{(i)} = \hat{y}_k^{(i)} + \hat{v}_k^{(i)} \quad (3-4)$$

และ $\hat{y}_k^{(i)}$ หาได้จาก

$$\hat{y}_k^{(i)} = q(x_{k-L:k}, \hat{a}_{0:M,k}^{(i)}) \quad (3-5)$$

ซึ่ง $\hat{v}_k^{(i)}$ คือ สัญญาณรบกวนเกาส์ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น $\hat{\sigma}_k^{(i)}$

ถ้า $\hat{z}_k^{(i)}$ มีค่าใกล้เคียงกับ z_k มากแสดงว่า $\hat{a}_{0:M,k}^{(i)}$ และ $\hat{\sigma}_k^{(i)}$ ที่พาทิเคิลนั้นคำนวณขึ้นมา มีความแม่นยำมาก ส่งผลให้ค่าถ่วงน้ำหนักของพาทิเคิลนั้นมีค่ามาก ในทางกลับกันถ้า $\hat{z}_k^{(i)}$ มีค่าใกล้เคียงกับ z_k น้อยแสดงว่า $\hat{a}_{0:M,k}^{(i)}$ และ $\hat{\sigma}_k^{(i)}$ ของพาทิเคิลนั้นแม่นยำน้อยมาก ส่งผลให้ค่าถ่วงน้ำหนักของพาทิเคิลนั้นมีค่าน้อยมากใกล้เคียงศูนย์ หลังจากพาทิเคิลฟิลเตอร์ที่เวลา k คำนวณค่า $w_{k+1}^{(i)}$ ของทุกชุดเรียบร้อยแล้วพาทิเคิลฟิลเตอร์จะนำค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละพาทิเคิลไปนอแมลไลซ์ และทำการresampling เพื่อปรับค่า $\hat{a}_{0:M,k+1}^{(i)}$ และ $\hat{\sigma}_{k+1}^{(i)}$ ขึ้นมาใหม่ ซึ่งสมการที่ใช้ในการปรับค่าของสัมประสิทธิ์ตัวกรองสำหรับระบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา คือ

$$\hat{a}_{j,k+1}^{(i)} = \hat{a}_{j,k}^{(i)} + \lambda \hat{\sigma}_k^{(i)} N(0,1), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_s, \quad j = 0, 1, 2, \dots, M \quad (3-6)$$

และสมการที่ใช้ในการปรับค่าของสัมประสิทธิ์ตัวกรองสำหรับระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา คือ

$$\hat{a}_{j,k+1}^{(i)} = \hat{a}_{j,k}^{(i)} + \sqrt{\rho \text{Var}(\hat{a}_{j,k}^{(i)}) + \lambda \hat{\sigma}_k^{(i)2}} N(0,1), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_s, \quad j = 0, 1, 2, \dots, M \quad (3-7)$$

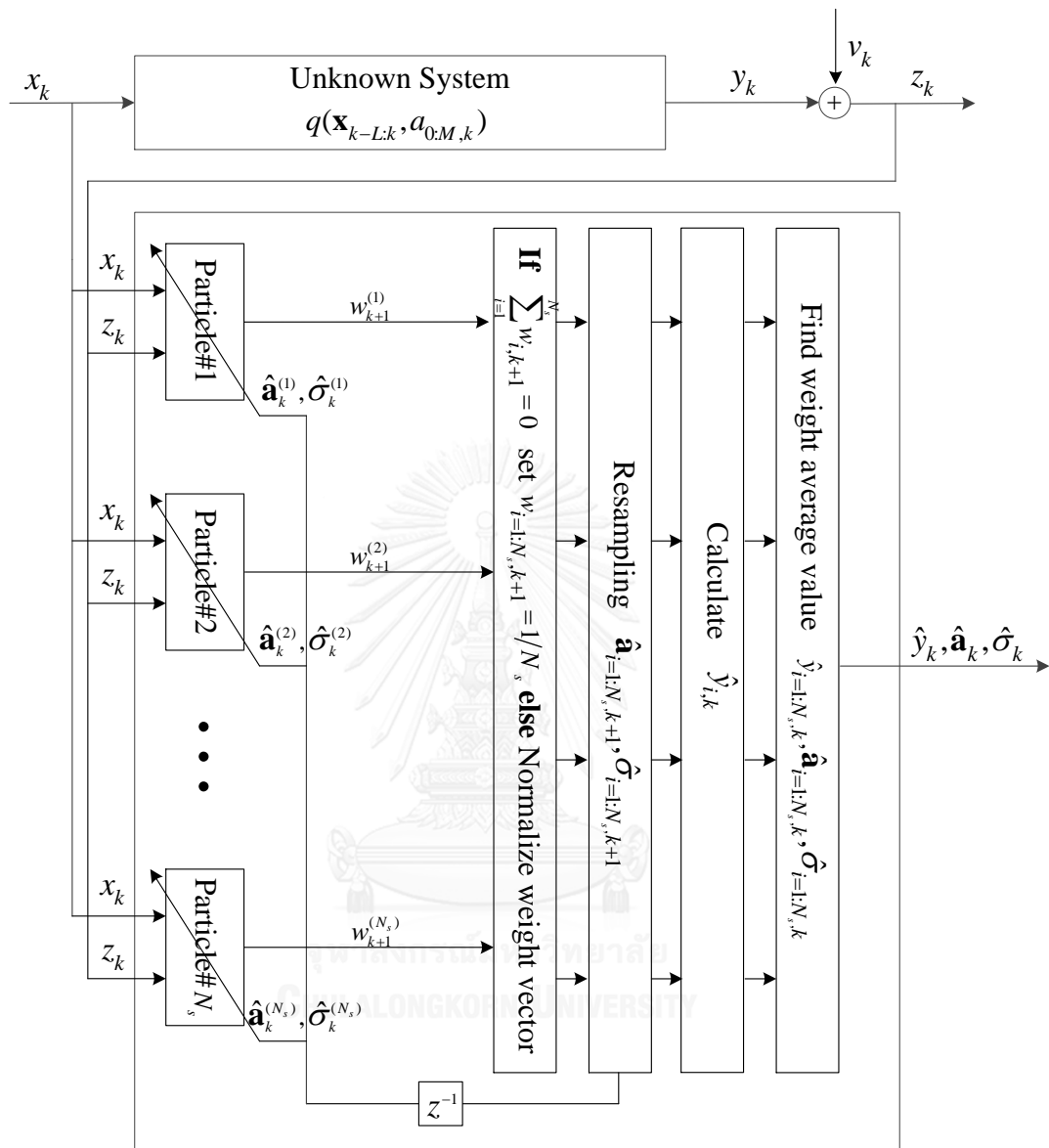
โดยที่ $N(0,1)$ คือ ตัวแปรสุ่มแบบเกาส์ (Gaussian random variable) ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และความแปรปรวนเท่ากับหนึ่ง และ $\hat{\sigma}_k^{(i)}$ คือ ค่าประมาณของความแปรปรวนเฉลี่ยของสัญญาณรบกวนเวลา k ซึ่งสมการที่ใช้ในการปรับค่าของ $\hat{\sigma}_k^{(i)}$ ดังนี้

$$\begin{aligned} & \text{if } \sigma_k^{(i)} + \beta\sqrt{\text{Var}(\sigma_k) + \eta\sigma_k^2} N(0,1) > 0 \\ & \quad \sigma_{k+1}^{(i)} = \sigma_k^{(i)} + \beta\sqrt{\text{Var}(\sigma_k) + \eta\sigma_k^2} N(0,1) \\ & \text{else } \sigma_{k+1}^{(i)} = \sigma_k^{(i)} \end{aligned} \quad (3-8)$$

โดยที่ λ ρ β และ η คือค่าพารามิเตอร์ปรับค่าได้

หลังจากพาทิเคิลฟิลเตอร์คำนวณตามขั้นตอนมาถึงตรงนี้แล้ว พาทิเคิลฟิลเตอร์จะได้ค่า $\hat{a}_{0:M,k+1}^{(i)}$ และ $\sigma_{k+1}^{(i)}$ ที่เวลา $k+1$ ต่อไปพาทิเคิลฟิลเตอร์จะทำการประมาณค่า $y_{i,k}$ ที่แต่ละพาทิเคิลคำนวณได้ จากนั้นทำการหาค่าเฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ดังแสดงตามรูปที่ 3-2 เพื่อให้พาทิเคิลฟิลเตอร์ ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด เราจะต้องทำการทดลองซ้ำๆ เพื่อปรับค่า λ ρ β และ η เพื่อให้ได้ค่าที่ดีที่สุด

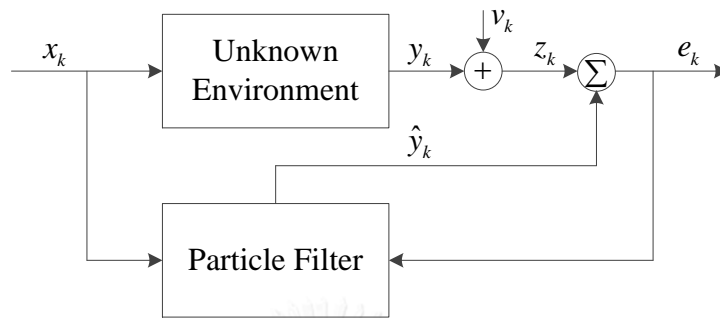
3.1.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการบ่งชี้ระบบโดยใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์



รูปที่ 3-2 บล็อกไดอะแกรมลำดับการทำงานของระบบการบ่งชี้ระบบโดยใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์

3.2 การนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ

3.2.1 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์



รูปที่ 3-3 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์

จากทฤษฎีพื้นฐานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟในรูปที่ 2-1 และรูปที่ 2.4 นำมาประยุกต์เป็นบล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ได้ดังรูปที่ 3-3 โดยแหล่งกำเนิดเสียงรบกวนสร้างสัญญาณรบกวนปฐมภูมิแทนด้วย x_k ผ่านสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา สัญญาณออกมาแทนด้วย y_k สัญญาณนี้เราไม่สามารถวัดได้โดยตรงและถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ v_k ได้สัญญาณขาออกมาเป็นสัญญาณที่เราสามารถตรวจวัดได้ z_k ซึ่ง $z_k = y_k + v_k$ ถ้าเป็นระบบการบ่งชี้ระบบพาทีเคิลฟิลเตอร์สามารถรับสัญญาณ z_k เป็นสัญญาณขาเข้าในการประมาณค่า \hat{y}_k ได้เลย แต่เมื่อนำมาปรับใช้กับระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟพาทีเคิลฟิลเตอร์ไม่สามารถรับ z_k เข้ามาตรง ๆ ได้ แต่รับได้เข้ามาในรูปของ e_k โดยที่ $e_k = z_{k+1} - \hat{y}_k$ นอกจากนั้น พาทีเคิลฟิลเตอร์ ยังมีสัญญาณขาเข้าอีก 1 สัญญาณ คือ สัญญาณ x_k ที่พาทีเคิลฟิลเตอร์รับเข้ามาจากไมโครโฟนอ้างอิงโดยพาทีเคิลฟิลเตอร์ จะนำค่า e_k มาประมาณหา \hat{z}_{k+1} เพื่อนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของพาทีเคิลฟิลเตอร์ในรอบถัดไป

3.2.2 สมการของสภาพแวดล้อมที่ไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทิเคิลฟิลเตอร์

สำหรับรูปแบบสภาพแวดล้อมที่ไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทิเคิลฟิลเตอร์ของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยการใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์ จะใช้เหมือนกรณีการบ่งชี้ระบบที่เสนอไปในหัวข้อก่อนหน้านี้ ยกเว้นสมการถ่วงน้ำหนักจะถูกเปลี่ยนไปตามความสัมพันธ์ดังนี้

$$w_{k+1}^{(i)} = w_k^{(i)} p(\hat{z}_k | x_{k-L:k}, a_{0:M,k}^{(i)}, \sigma_k) \quad (3-9)$$

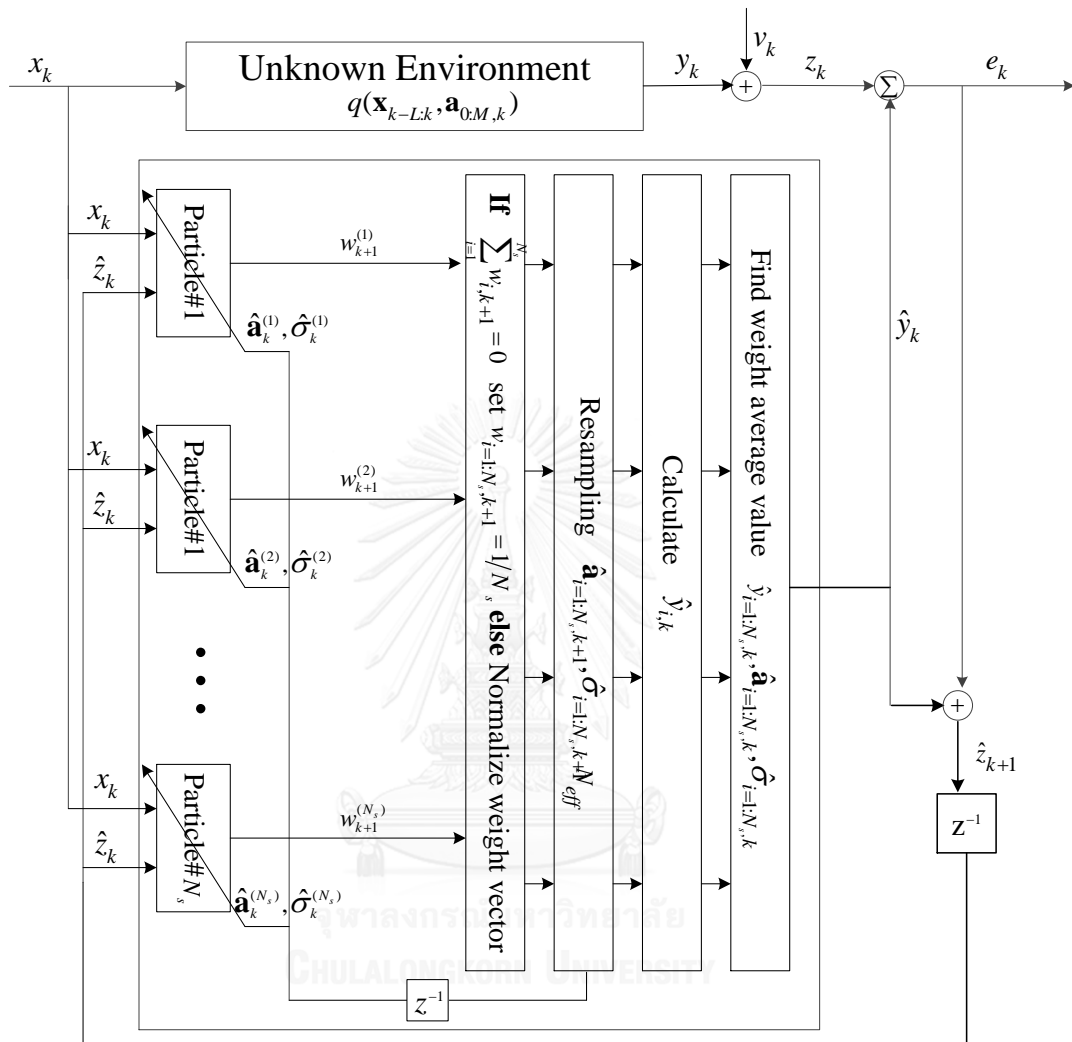
โดยที่ \hat{z}_k คำนวณได้จาก

$$\hat{z}_{k+1} = \hat{y}_k + e_k \quad (3-10)$$

และ e_k คำนวณได้จาก

$$e_k = z_{k+1} - \hat{y}_k \quad (3-11)$$

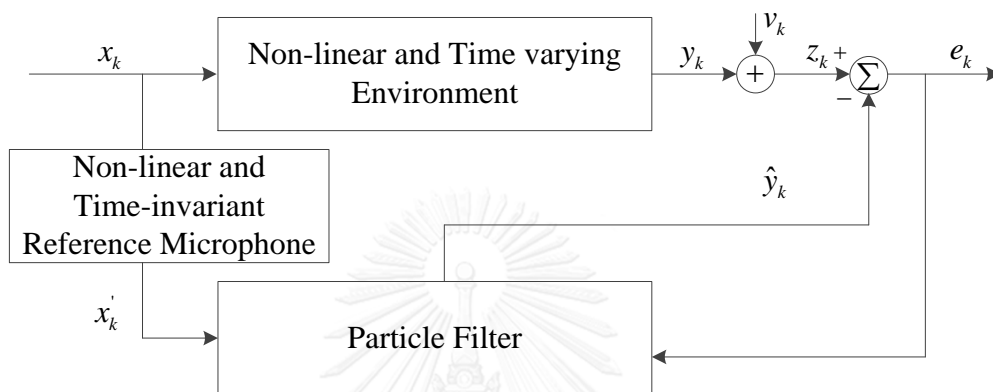
3.2.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์



รูปที่ 3-4 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์

3.3 การนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟในกรณีที่ไม่โครโฟนอ้างอิงเป็นแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

3.3.1 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ที่มีสัญญาณรบกวนที่ไม่โครโฟนอ้างอิง



รูปที่ 3-5 บล็อกไดอะแกรมของการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ที่มีสัญญาณรบกวนที่ไม่โครโฟนอ้างอิง

สัญญาณรบกวนปฐมภูมิ x_k ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมแบบระบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา ได้สัญญาณขาออก y_k ซึ่งถูกรบกวนด้วยสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ v_k ได้เป็นสัญญาณขาออก z_k ส่วน ไมโครโฟนวัดความผิดพลาดรับสัญญาณ ณ จุดที่เราต้องการให้เสียงเงียบแล้วส่งสัญญาณนั้นเข้าไปในพาทีเคิลฟิลเตอร์เพื่อประมาณค่า \hat{y}_k นอกจากนี้สัญญาณขาเข้า x_k ถูกขับเคลื่อนไปยังไมโครโฟนอ้างอิง ณ ตำแหน่ง ไมโครโฟนอ้างอิง จะมีคุณสมบัติแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาดังนั้นสัญญาณที่ได้ออกมาเป็น x'_k และถูกขับเคลื่อนไปยังพาทีเคิลฟิลเตอร์เพื่อนำไปประมาณค่า \hat{y}_k เช่นเดียวกันซึ่งสัญญาณที่ออกจากไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาเป็นไปตามความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

$$x'_k = g(x_{k-p:k}, c_{0:j,k}) \quad (3-12)$$

x'_k คือ สัญญาณที่ออกจากไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่แปรเปลี่ยนตามเวลา

$x_{k-p:k}$ คือ เวกเตอร์ของสัญญาณขาเข้า $[x_{k-p}, x_{k-p+1}, x_{k-p+2}, \dots, x_k]$

$c_{0:j,k}$ คือ สัมประสิทธิ์ของฟิลเตอร์ที่ไม่เปลี่ยนไปตามเวลา k และ $j = 0, 1, \dots, J$

$g(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

3.3.2 รูปแบบสมการของระบบไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์

สำหรับรูปแบบสมการของระบบไม่ทราบคุณสมบัติและสมการปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับพาทีเคิลฟิลเตอร์ของระบบจะใช้เหมือนกรณีการนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟ ที่เสนอไปในหัวข้อก่อนหน้านี้ ยกเว้นสมการถ่วงน้ำหนักจะถูกเปลี่ยนไปตามความสัมพันธ์ดังนี้

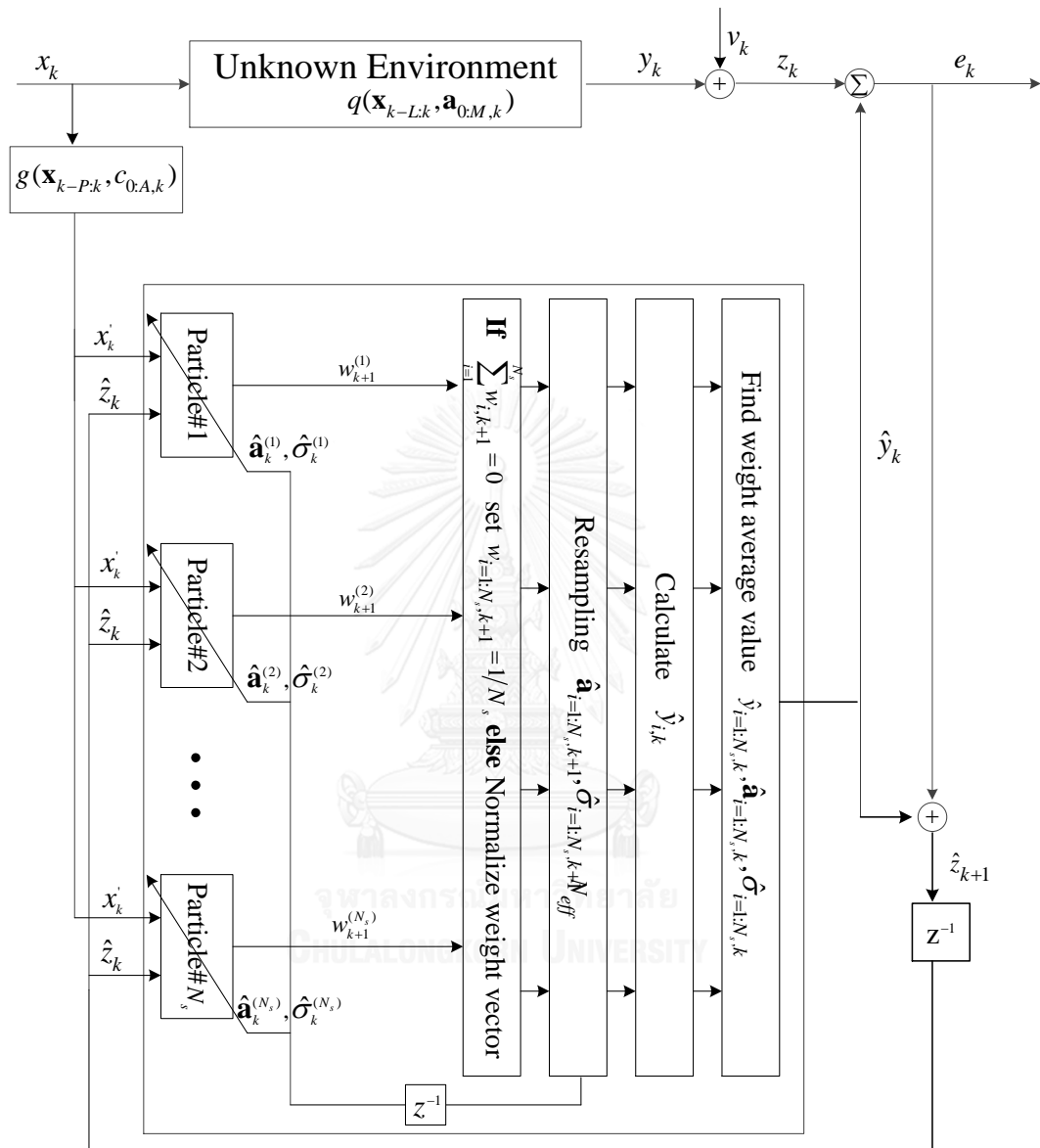


$$w_{k+1}^{(i)} = w_k^{(i)} p(\hat{z}_k | x'_{k-L:k}, \hat{a}_{0:M,k}^{(i)}, \sigma_k) \quad (3-13)$$



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

3.3.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์สำหรับไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา



รูปที่ 3-6 บล็อกไดอะแกรมแสดงการทำงานของระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟโดยใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์และไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

บทที่ 4

ผลการจำลองอัลกอริธึมบนโปรแกรมจำลองทางคณิตศาสตร์

ในบทนี้เราจะจำลองการทำงานของอัลกอริธึมที่เสนอในบทที่ 3 ซึ่งประกอบไปด้วย

- ก. จำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์
- ข. จำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์
- ค. จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด
- ง. จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด
- จ. จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 ด้วยการใช้อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด
- ฉ. จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 เมื่อใช้ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด

4.1 จำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทีเคิลฟิลเตอร์

เรากำหนดให้สมการฟิลเตอร์ (filter equation) ของระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติที่ใช้ในหัวข้อ

ก. ถึง ง. มีความสัมพันธ์ดังนี้

$$y_k = a_{0,k}x_k + a_{1,k}x_{k-1} + a_{2,k}x_{k-2} + a_{3,k}x_{k-1}^2 + a_{4,k}x_kx_{k-2} \quad \text{เมื่อ } k = 1, \dots, T \quad (4-1)$$

โดยที่กำหนดให้

- ค่าสัมประสิทธิ์ฟิลเตอร์ $a_{0:4}$ ของระบบที่มีคุณสมบัติไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาเป็น 0.7 -0.3 0.3 0.2 และ 0.2 ตามลำดับสำหรับทุกเวลา k
- สัญญาณขาเข้า x_k เป็นสัญญาณที่มีการแจกแจงแบบปกติ (normal distribution) ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 7
- สัญญาณรบกวนการวัดสัญญาณขาออก (observation noise) v_k เป็นสัญญาณรบกวนแบบเกาส์ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 0.05

สัญญาณขาเข้าพาทีเคิลฟิลเตอร์ของหัวข้อ ก. และ ข. เป็นดังต่อไปนี้

- สัญญาณขาเข้าของระบบที่ไม่ทราบคุณสมบัติ x_k
- สัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ z_k

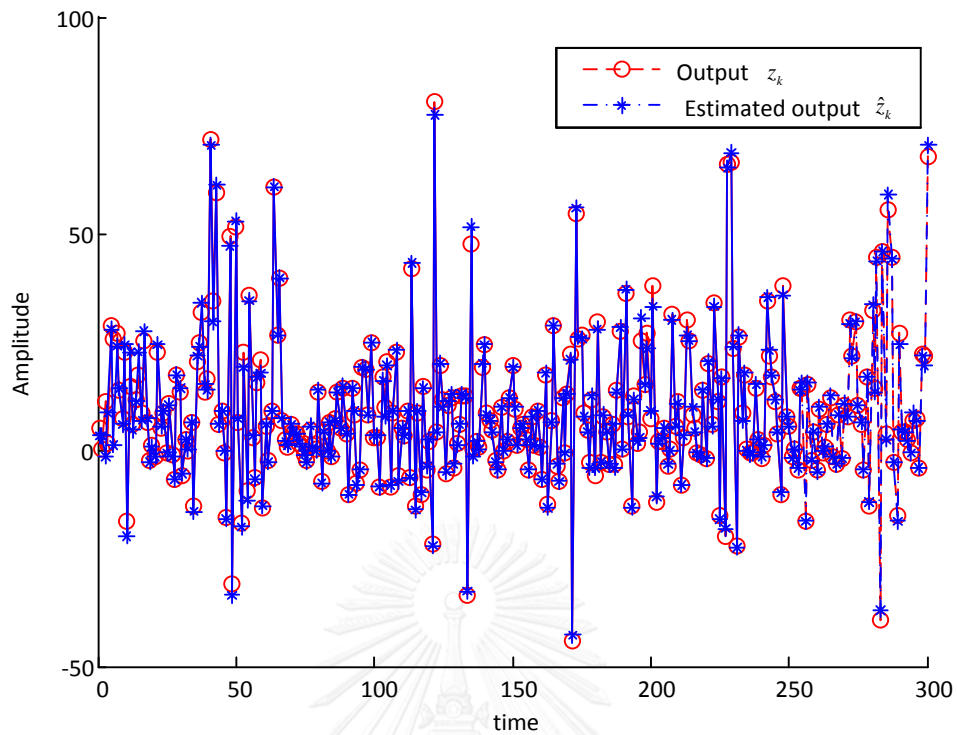
กำหนดให้

- จำนวนพาทีเคิล คือ 4000 พาทีเคิล
- T คือ 300 รอบ

ค่าทางสถิติ และขอบเขตของตัวแปรต่าง ๆ ที่พาทีเคิลฟิลเตอร์ใช้ในการสุ่มเพื่อเรียนรู้และปรับเพื่อให้ได้สมการที่แม่นยำเป็นดังนี้

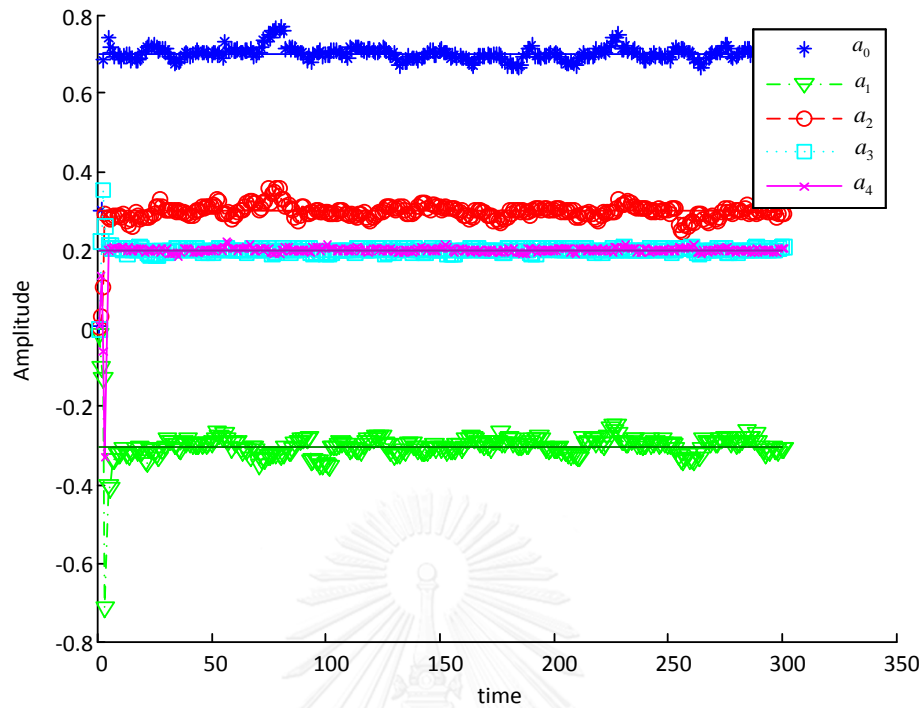
- ค่าเริ่มต้นของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวนสัญญาณขาออกให้ใช้การสุ่มแบบการกระจายปกติมีค่าตั้งแต่ 0.01 จนถึง 0.1
- ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักของพาทีเคิลทุกตัว คือ $1/N_s$
- ค่าเริ่มต้นของสัมประสิทธิ์ของตัวกรองทุกตัวสุ่มการแจกแจงแบบปกติ มีค่าตั้งแต่ -1 จนถึง 1

สำหรับระบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาตัวแปร λ β และ η จากสมการที่ (3-6) และ (3-8) ที่เหมาะสมและทำให้สมรรถนะของระบบดีที่สุดคือ 0.4 0.12 และ 0.02 ตามลำดับ ผลการจำลองแสดงดังรูปที่ 4-1 และรูปที่ 4-2 จากผลการจำลองจะสามารรถเห็นได้ว่าพาทีเคิลฟิลเตอร์สามารถบ่งชี้ระบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาได้อย่างแม่นยำ ผลจากการจำลองแสดงได้ดังรูปที่ 4-1 และรูปที่ 4-2



รูปที่ 4-1 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง และสัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้

จากรูปจะเห็นได้ว่าสัญญาณขาออกที่ประมาณได้ \hat{z}_k แสดงด้วยสัญลักษณ์ดอกจันทับกับสัญญาณขาออก z_k แสดงด้วยสัญลักษณ์วงกลมได้เกือบสนิท หมายความว่าสัญญาณขาออกที่ประมาณได้ \hat{z}_k สามารถตรวจจับสัญญาณขาออก z_k ได้อย่างแม่นยำ



รูปที่ 4-2 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจรรองในระบบจริง
และสัมประสิทธิ์ของวงจรรองที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้

จากรูปจะเห็นได้ว่าสัมประสิทธิ์ของวงจรรองที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้ \hat{a}_k แสดงด้วยสัญลักษณ์ดอกจัน สามเหลี่ยมคว่ำ วงกลม สี่เหลี่ยมและกากบาท ตามลำดับ ทับกับเส้นตรง a_k ได้เกือบสนิท นั่นคือ วงจรรองที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้ \hat{a}_k สามารถตรวจจับสัมประสิทธิ์ของวงจรรองในระบบจริง a_k ได้แม่นยำตั้งแต่ช่วงเวลาแรก ๆ ที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ทำงาน

4.2 จำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพหุคูณฟิลเตอร์

- ค่าสัมประสิทธิ์ฟิลเตอร์ $a_{0.4,k}$ ของระบบที่มีคุณสมบัติเปลี่ยนแปลงตามเวลา k โดยที่ค่าคงที่ $\gamma = 0.1$ ได้ค่าสัมประสิทธิ์ฟิลเตอร์ดังนี้

$$a_{0,k} = a_0 + \gamma \sin(2\pi(0.01k)) \quad (4-2)$$

$$a_{1,k} = a_1 + \gamma \sin(2\pi(0.02k + \pi/3)) \quad (4-3)$$

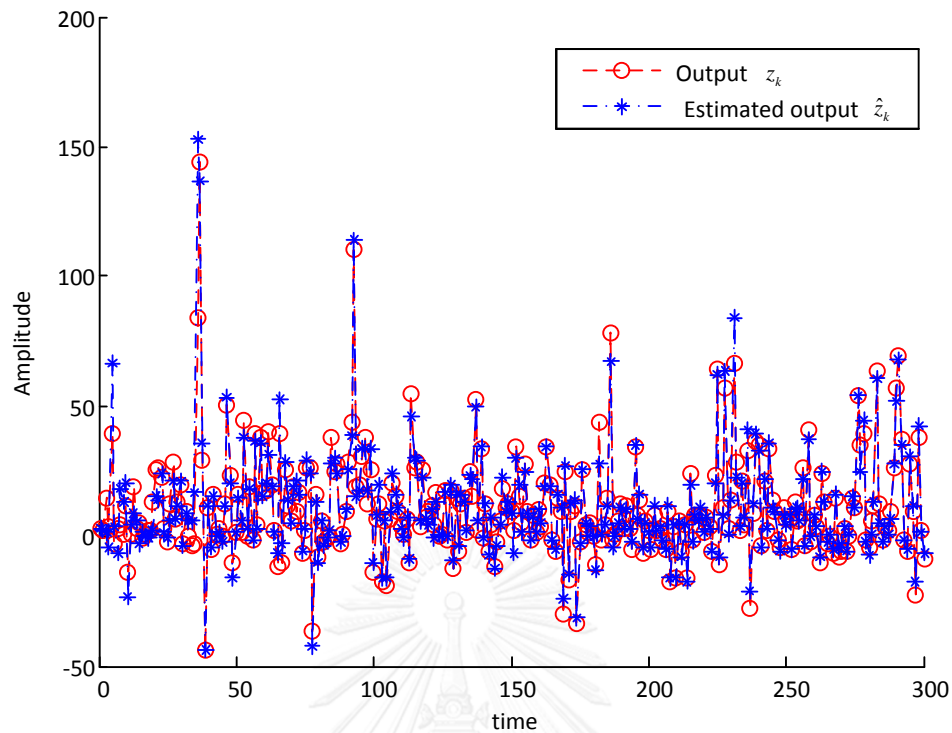
$$a_{2,k} = a_2 + \gamma \sin(2\pi(0.02k + \pi/2)) \quad (4-4)$$

$$a_{3,k} = a_3 + \gamma \sin(2\pi(0.03k + \pi)) \quad (4-5)$$

$$a_{4,k} = a_4 + \gamma \sin(2\pi(0.03k + \pi/6)) \quad (4-6)$$

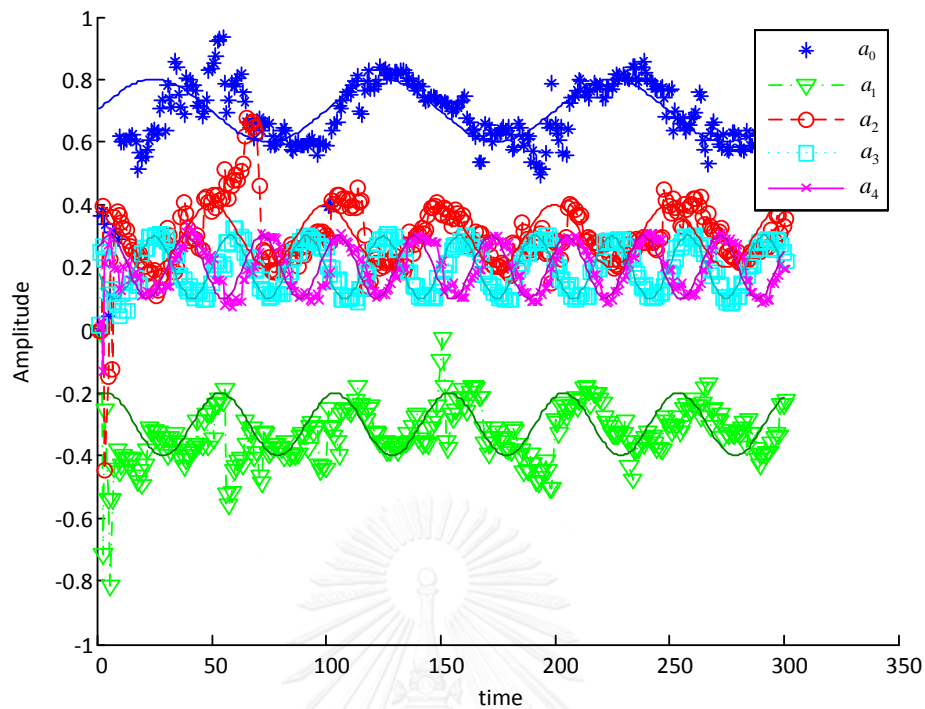
สำหรับระบบไม่เชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลาตัวแปร ρ λ β และ η จากสมการที่ (3-7) และ (3-8) ที่เหมาะสมและทำให้สมรรถนะของระบบดีที่สุดคือ 0.16 0.15 0.12 และ 0.02 ตามลำดับ ผลการจำลองแสดงดังรูปที่ 4-3 และ รูปที่ 4-4

อัตราการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ถูกควบคุมด้วยคลื่นไซน์ตามสมการเหล่านี้ การที่ใช้คลื่นไซน์เพื่อไม่ให้ a เปลี่ยนค่าได้มากหรือน้อยจนเกินไป



รูปที่ 4-3 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง และสัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้

จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้ \hat{z}_k แสดงด้วยสัญลักษณ์ดอกจันทับกับสัญญาณขาออกจริง z_k แสดงด้วยสัญลักษณ์วงกลมได้เกือบสนิท ตั้งแต่เวลา 0 ถึง 300 และที่แอมพลิจูด -50 ถึง 150 นั้นหมายความว่า สัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้ \hat{z}_k สามารถตรวจจับสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง z_k ได้แม่นยำ



รูปที่ 4-4 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจรรองของระบบจริง และสัมประสิทธิ์ของวงจรรองที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้

จากรูปจะเห็นได้ว่าสัมประสิทธิ์ของวงจรรองที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้ \hat{a}_k แสดงด้วย สัญลักษณ์ดอกจัน สามเหลี่ยมคว่ำว่า วงกลม สีเหลี่ยมและกากบาท ตามลำดับ มีลักษณะเป็นคลื่นรูป ซายน์ที่มีแอมพลิจูดแต่ละอันเท่ากับ 0.1 สามารถติดตามค่าสัมประสิทธิ์ของฟิลเตอร์ของระบบจริง a_k ได้เป็นอย่างดี

4.3 จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทิเคิลฟิลเตอร์และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ สัญญาณขาเข้าพาทิเคิลฟิลเตอร์

- สัญญาณรบกวนปรุณภูมิ x_k จาก ไมโครโฟนอ้างอิง
- สัญญาณ e_k จากไมโครโฟนวัดความผิดพลาด

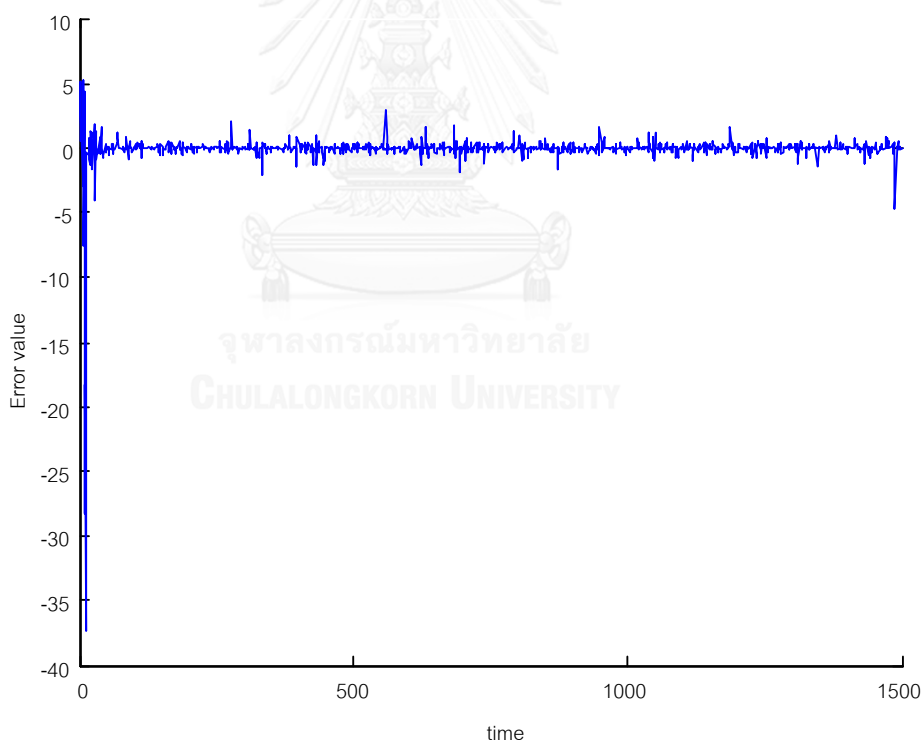
กำหนดให้

- จำนวนพาทิเคิล N_s คือ 11500 พาทิเคิล
- T คือ 1500 รอบ
- ค่า σ_k คือ 0.05

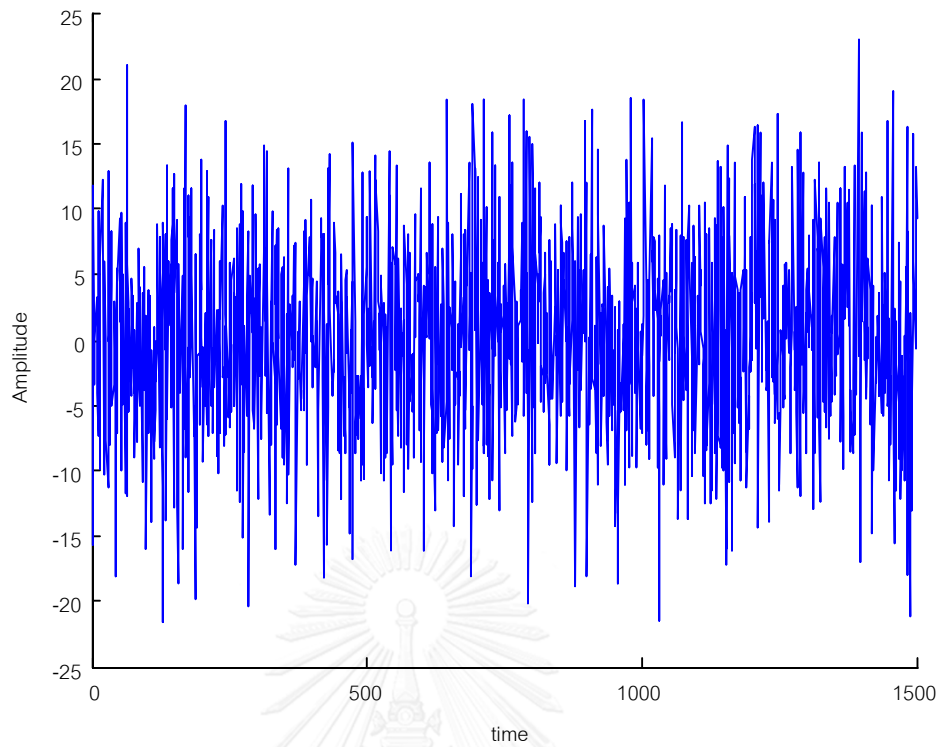
ค่าทางสถิติและขอบเขตของตัวแปรต่าง ๆ ที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ ใช้ในการสุ่มเพื่อเรียนรู้และปรับเพื่อให้ได้สมการที่แม่นยำ

- ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักของพาทิเคิลทุกตัว คือ $1/N_s$
- ค่าเริ่มต้นของสัมประสิทธิ์ของสภาวะแวดล้อมทุกตัวเป็นการแจกแจงแบบปกติ มีค่าตั้งแต่ -1 จนถึง 1

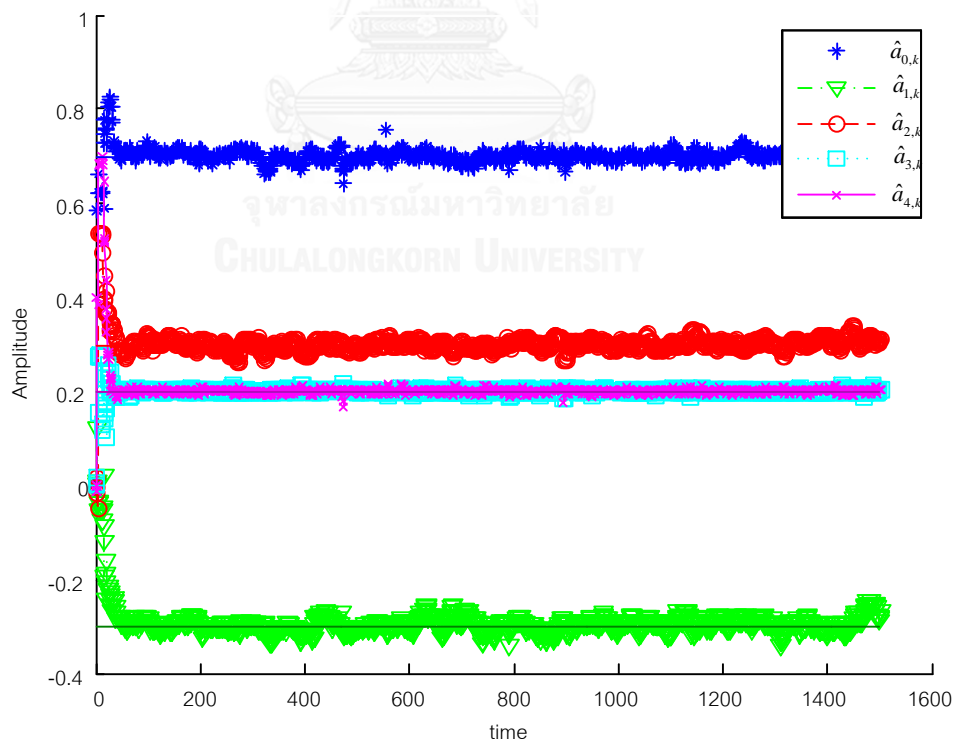
สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา ตัวแปร λ จากสมการที่ (3-6) ที่เหมาะสมและทำให้สมรรถนะของระบบดีที่สุดคือ 0.4 ผลการจำลองแสดงดังรูปที่ 4.5 รูปที่ 4.6 รูปที่ 4.7 และรูปที่ 4.8



รูปที่ 4-5 สัญญาณความผิดพลาดของพาทิเคิลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวน

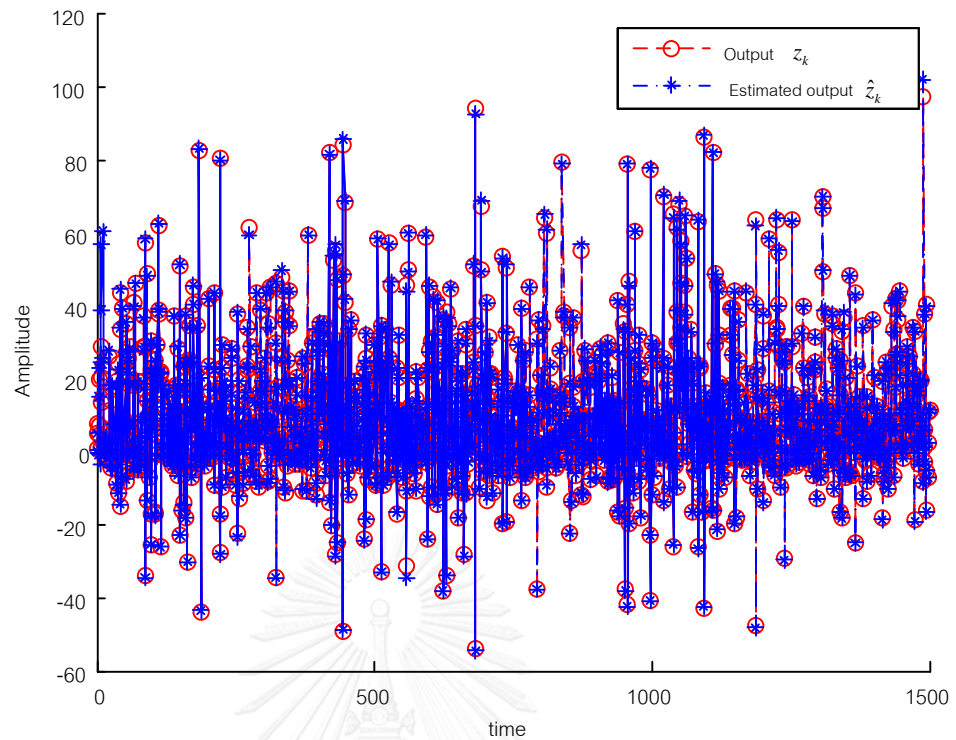


รูปที่ 4-6 สัญญาณรบกวนปรุณภูมิ



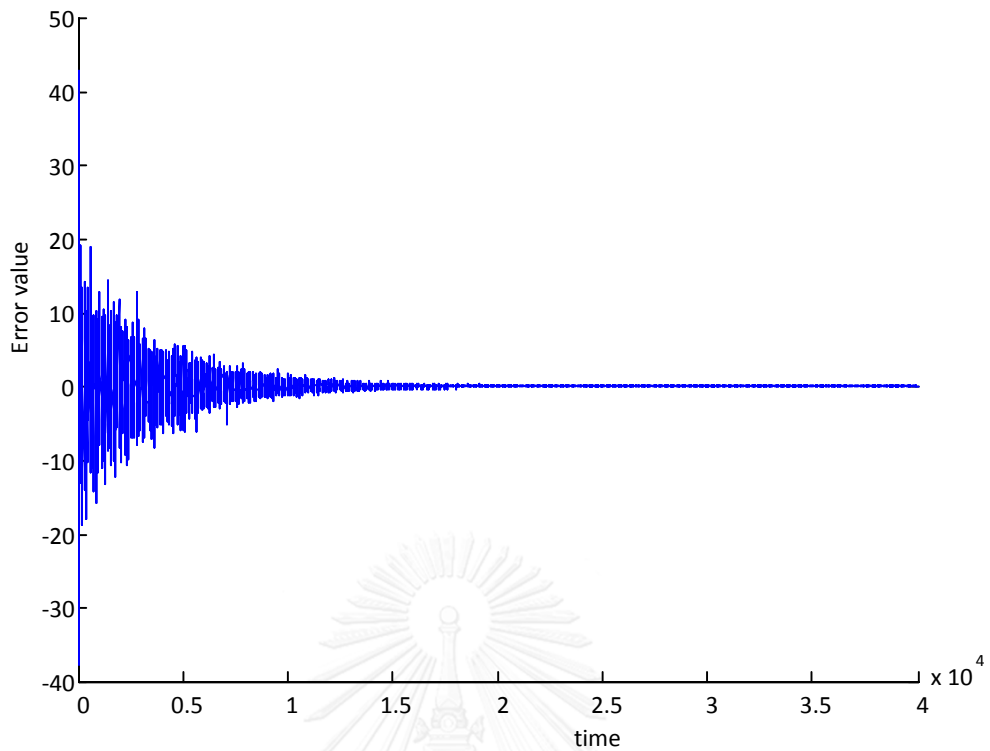
รูปที่ 4-7 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจกรองของระบบจริง

และสัมประสิทธิ์ของวงจกรองที่พาทีเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้



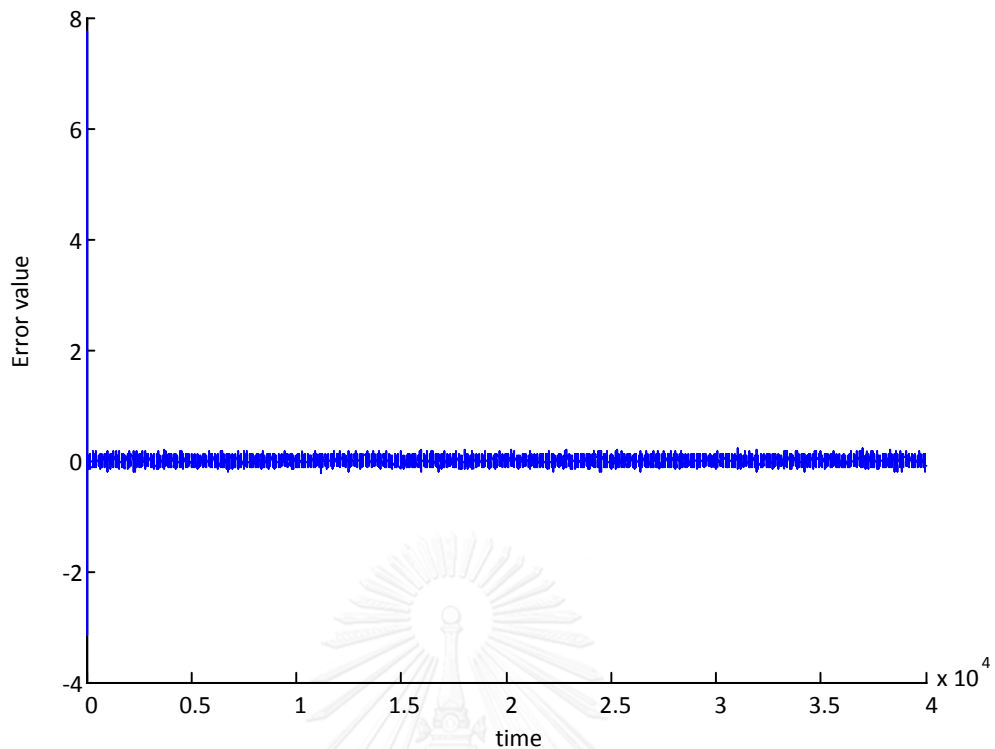
รูปที่ 4-8 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง และสัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้

สำหรับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ ที่นำมาประยุกต์ใช้กับระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ สำหรับกรณีที่สภาพแวดล้อมมีคุณสมบัติเป็นเส้นตรงและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา เราทำการจำลองโดยใช้เงื่อนไขและสมการที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 แต่สำหรับกรณีที่สภาพแวดล้อมมีคุณสมบัติไม่เชิงเส้น เราจะกำหนดให้สัญญาณรบกวนปฐมภูมิเป็นดังนี้ $\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k-1}, x_{k-2}, x_k^2, x_k x_{k-2}]$ โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการจำลองเป็นดังต่อไปนี้



รูปที่ 4-9 สัญญาณความผิดพลาดจากไมโครโฟนวัดความผิดพลาดของ
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณความผิดพลาดเข้าสู่ศูนย์ แสดงว่าอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อย
ที่สุดสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้อย่างดีที่สภาพแวดล้อมไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

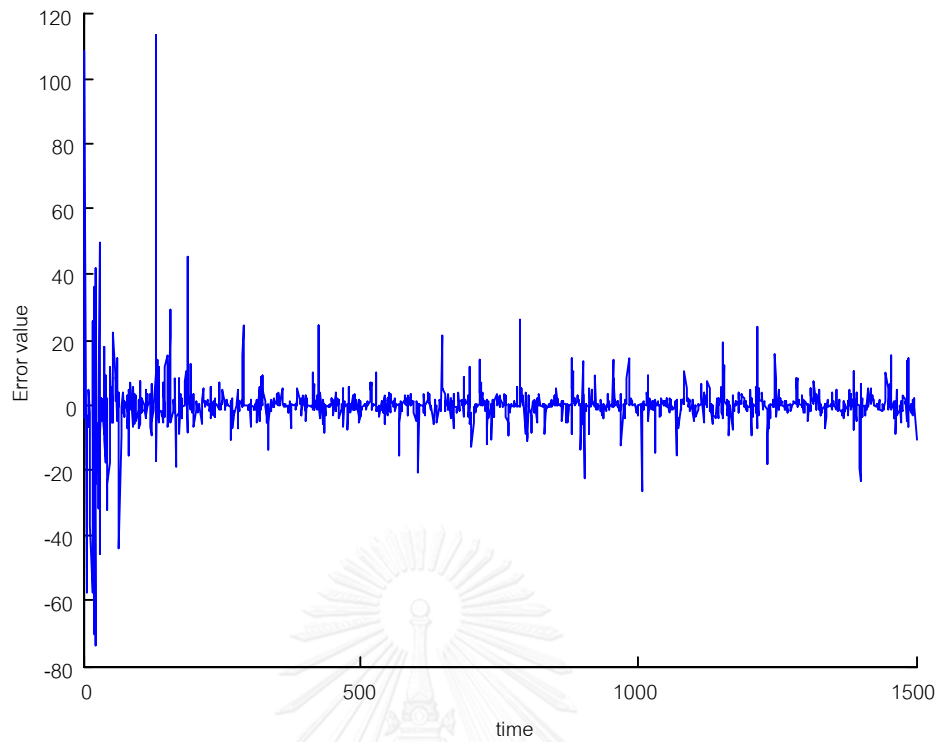


รูปที่ 4-10 สัญญาณความผิดพลาดจากไมโครโฟนวัดความผิดพลาดของ
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ

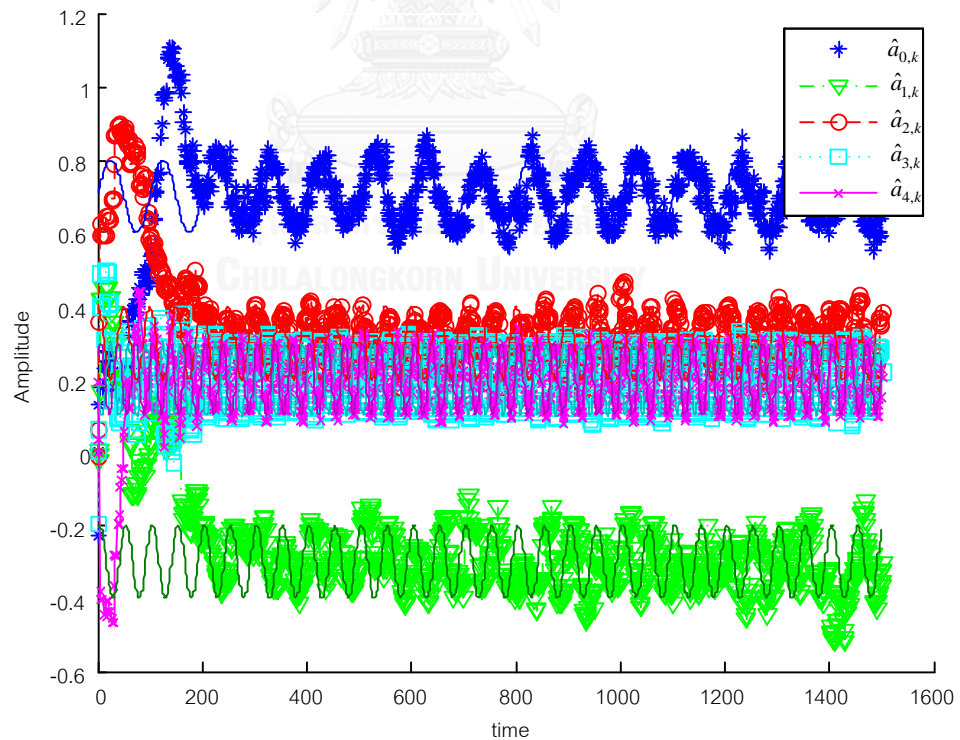
จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณความผิดพลาดเข้าสู่ศูนย์ แสดงว่าอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้อย่างดีที่สภาพแวดล้อมไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

4.4 จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทิเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ

สำหรับระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาตัวแปร ρ และ λ จากสมการที่ (3-7) ที่เหมาะสมและทำให้สมรรถนะของระบบดีที่สุดคือ 0.05 และ 0.15 ตามลำดับ ผลการจำลองแสดงดังรูปที่ 4-3 และ รูปที่ 4-4

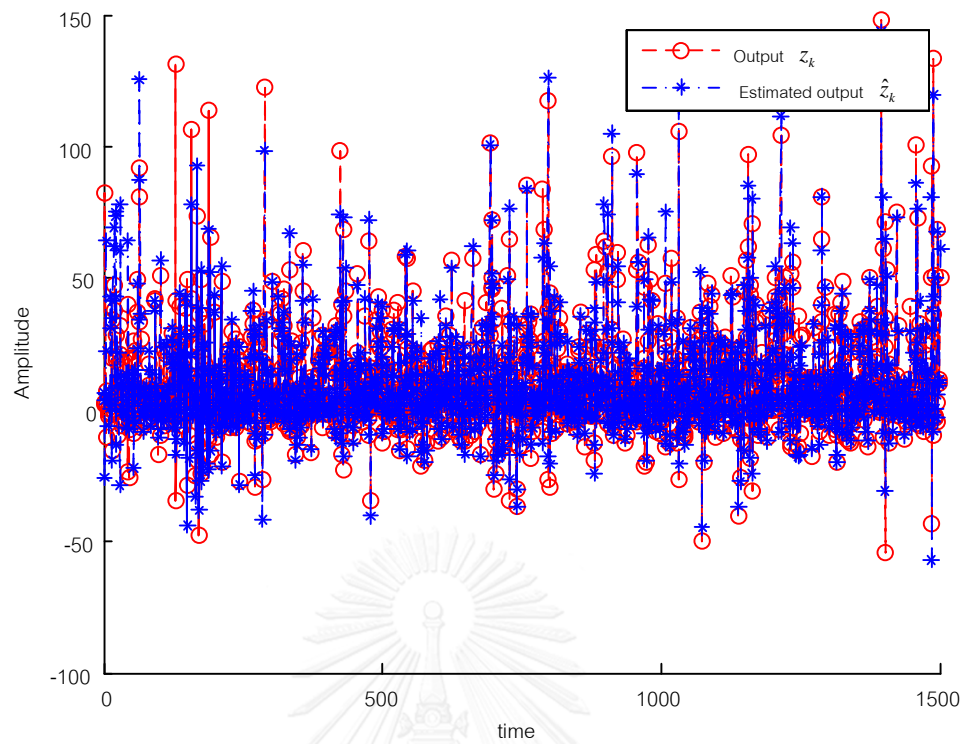


รูปที่ 4-11 สัญญาณความผิดพลาดของพาทิเคิลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวน

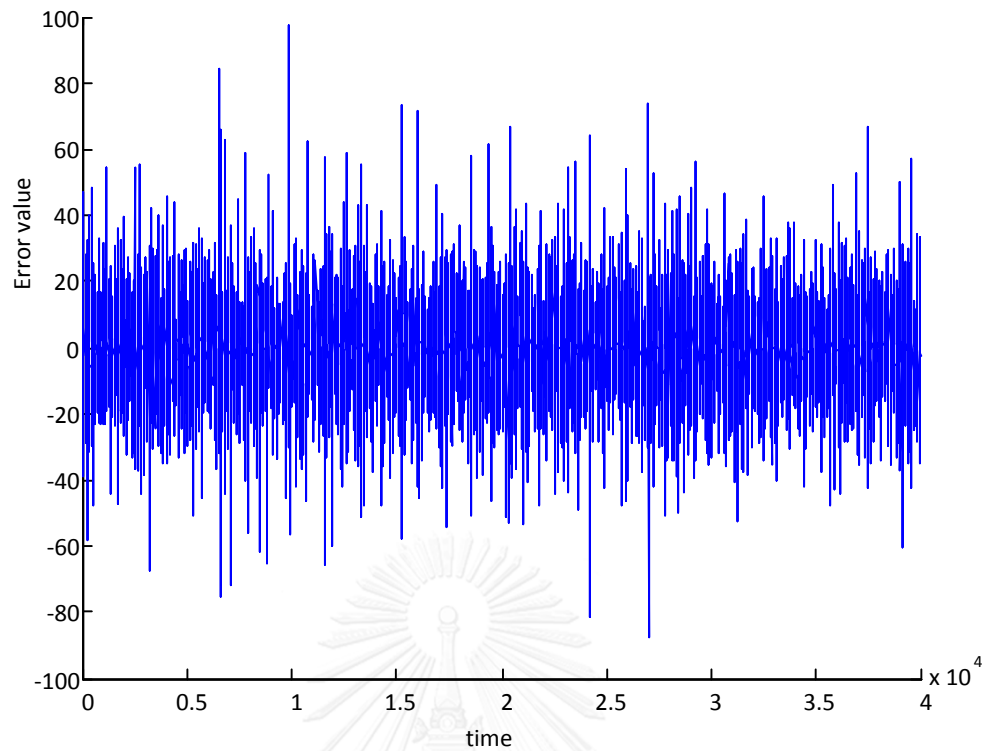


รูปที่ 4-12 ความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์ของวงจกรองในระบบจริง

และสัมประสิทธิ์ของวงจกรองที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ประมาณได้

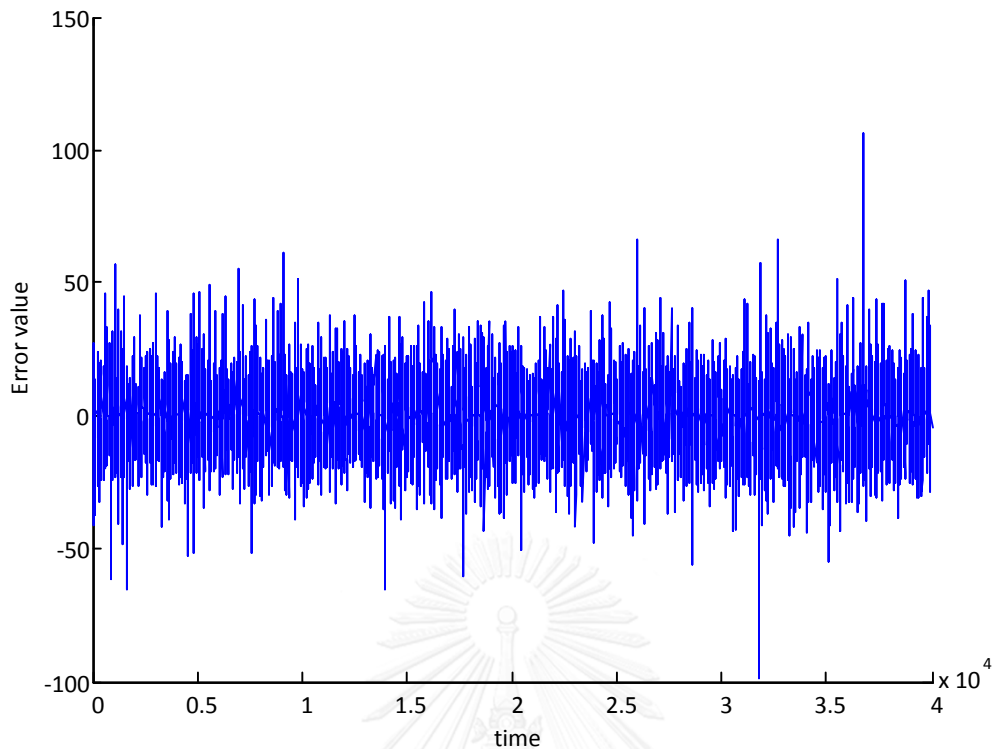


รูปที่ 4-13 ความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณรบกวนทุติยภูมิที่สามารถวัดได้ของระบบจริง และสัญญาณสัญญาณรบกวนทุติยภูมิที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้



รูปที่ 4-14 สัญญาณความผิดพลาดที่ไม่โครโฟนรับความผิดพลาดของ
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด

จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณรบกวนความผิดพลาดไม่ถูเข้า แสดงว่า ณ สภาพแวดล้อมไม่เชิง
เส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา แสดงว่าอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดไม่สามารถกำจัดสัญญาณ
รบกวนได้



รูปที่ 4-15 สัญญาณความผิดพลาดที่ไม่โครโฟนรับความผิดพลาดของ
อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด

จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณรบกวนความผิดพลาดไม่ถี่เข้า แสดงว่า ณ สภาพแวดล้อมไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา แสดงว่าอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

4.5 จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 ด้วยการใช้อุปกรณ์ฟิลเตอร์และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ

กำหนดให้สมการของสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาที่มีความสัมพันธ์ดังนี้

$$y_k = a_{0,k}x_k + a_{1,k}x_{k-1} + a_{2,k}x_{k-2} + a_{3,k}x_{k-3} + a_{4,k}x_{k-4}^2 \quad \text{เมื่อ } k = 1, \dots, T \quad (4-7)$$

$$+ a_{5,k}x_kx_{k-2}^2 + a_{6,k}x_{k-1}x_{k-9}x_{k-5}^2 + a_{7,k}x_{k-7}x_{k-8} + a_{8,k}x_{k-9}^2 + a_{9,k}x_{k-6}$$

โดยที่กำหนดให้

- ค่าสัมประสิทธิ์ $a_{0,9}$ เป็น 1, 0.7, -0.3, 0.3, 0.2, 0.2, 0.09, 0.06, 0.1 และ -0.1 ตามลำดับสำหรับทุกเวลา k
- โดยค่าสัมประสิทธิ์ $a_{0,4,k}$ ของสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนไปตามสมการดังนี้โดยที่ $\gamma = 0.1$

$$a_{0,k} = a_0 + \gamma \sin(2\pi(0.01k)) \quad (4-8)$$

$$a_{1,k} = a_1 + \gamma \sin(2\pi(0.02k + \pi/3)) \quad (4-9)$$

$$a_{2,k} = a_2 + \gamma \sin(2\pi(0.02k + \pi/2)) \quad (4-10)$$

$$a_{3,k} = a_3 + \gamma \sin(2\pi(0.03k + \pi)) \quad (4-11)$$

$$a_{4,k} = a_4 + \gamma \sin(2\pi(0.03k + \pi/6)) \quad (4-12)$$

$$a_{5,k} = a_5 + \gamma \sin(2\pi(0.005k)) \quad (4-13)$$

$$a_{6,k} = a_6 + \gamma \sin(2\pi(0.01k + \pi/3)) \quad (4-14)$$

$$a_{7,k} = a_7 + \gamma \sin(2\pi(0.01k + \pi/2)) \quad (4-15)$$

$$a_{8,k} = a_8 + \gamma \sin(2\pi(0.015k)) \quad (4-16)$$

$$a_{9,k} = a_9 + \gamma \sin(2\pi(0.015k + \pi/6)) \quad (4-17)$$

- สัญญาณรบกวนปรุณภูมิ x_k เป็นใช้สัญญาณเสียงเพลงจริงจากไฟล์ MP3
- สัญญาณรบกวนการวัดที่สัญญาณขาออก v_k เป็นสัญญาณรบกวนที่มีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 0.05

สัญญาณขาเข้าของระบบพาทิเคิลฟิลเตอร์

- สัญญาณรบกวนปรุณภูมิ x_k จากไมโครโฟนอ้างอิง
- สัญญาณความผิดพลาดจากไมโครโฟนวัดความผิดพลาด

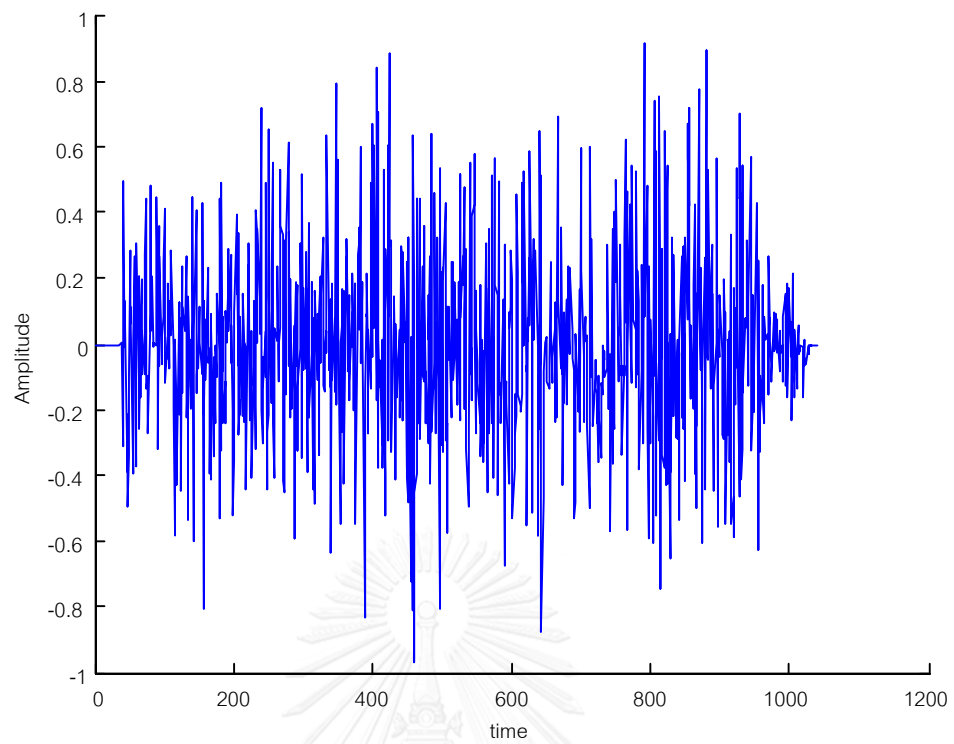
กำหนดให้

- จำนวนพาทิเคิล N_s คือ 10000 พาทิเคิล
- T มีค่าตามความยาวของเพลง
- ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณรบกวน คือ 0.05

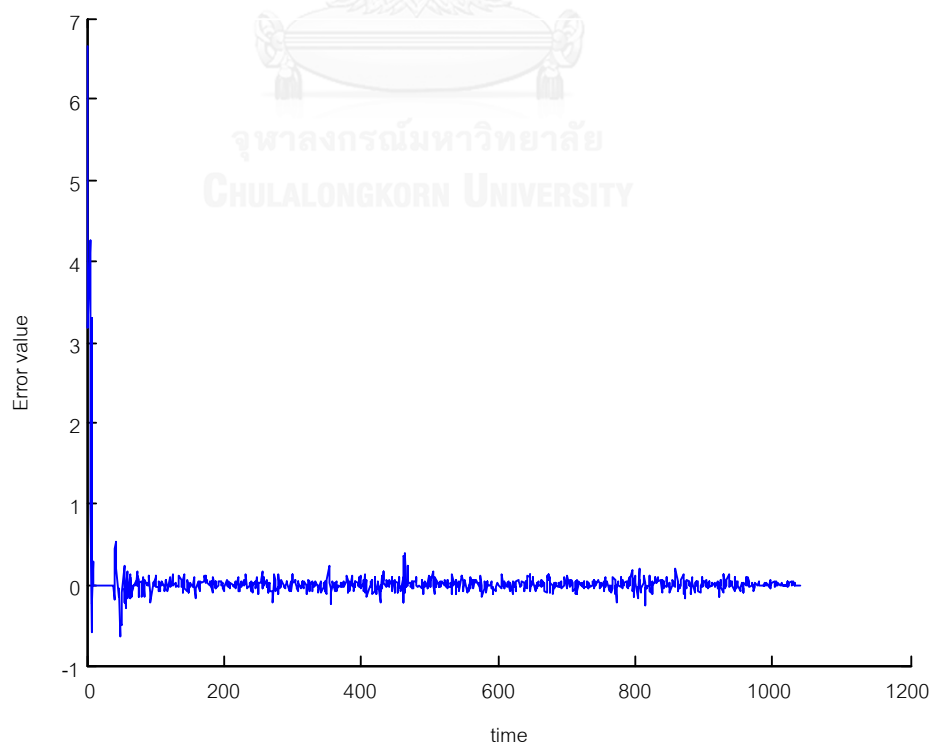
ค่าทางสถิติ และขอบเขตของตัวแปรต่าง ๆ ที่พาทิเคิลฟิลเตอร์ ใช้ในการสุ่มเพื่อเรียนรู้และปรับเพื่อให้ได้สมการที่แม่นยำ

- ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักของพาทิเคิลทุกตัว คือ $1/N_s$
- ค่าเริ่มต้นของสัมประสิทธิ์ของตัวกรองทุกตัวเป็นการแจกแจงแบบปกติ มีค่าตั้งแต่ -1 จนถึง 1

สำหรับระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาตัวแปร ρ และ λ จากสมการที่ (3-7) ที่เหมาะสมและทำให้สมรรถนะของระบบดีที่สุดคือ 0.05 และ 0.15 ตามลำดับ ผลการจำลองแสดงดังรูปที่ 4-3 และ รูปที่ 4-4

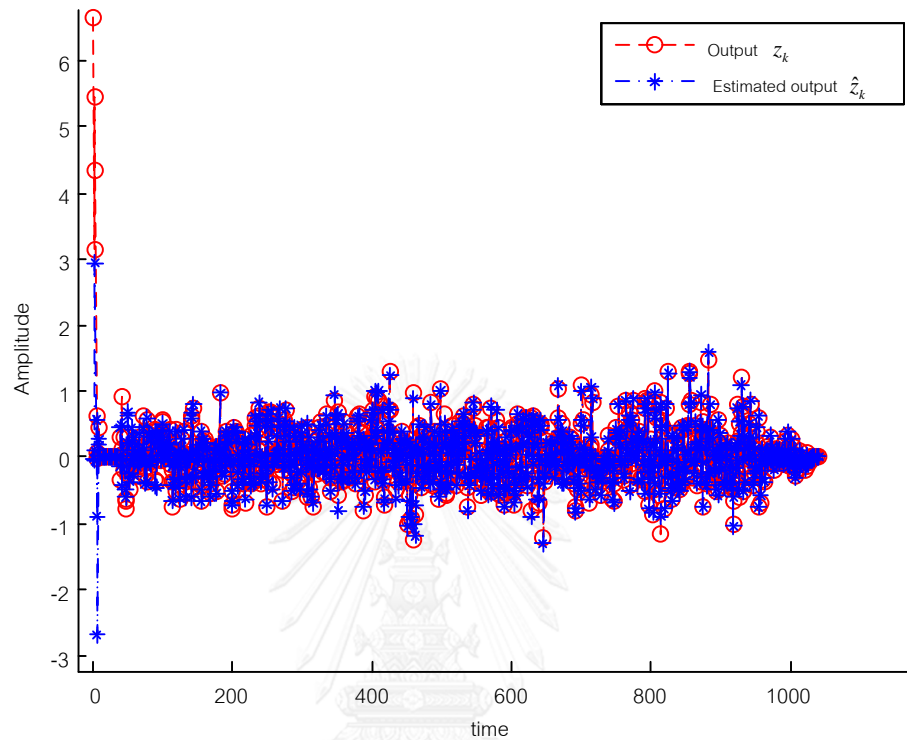


รูปที่ 4-16 สัญญาณเสียงจริงที่ได้จากไฟล์เสียง



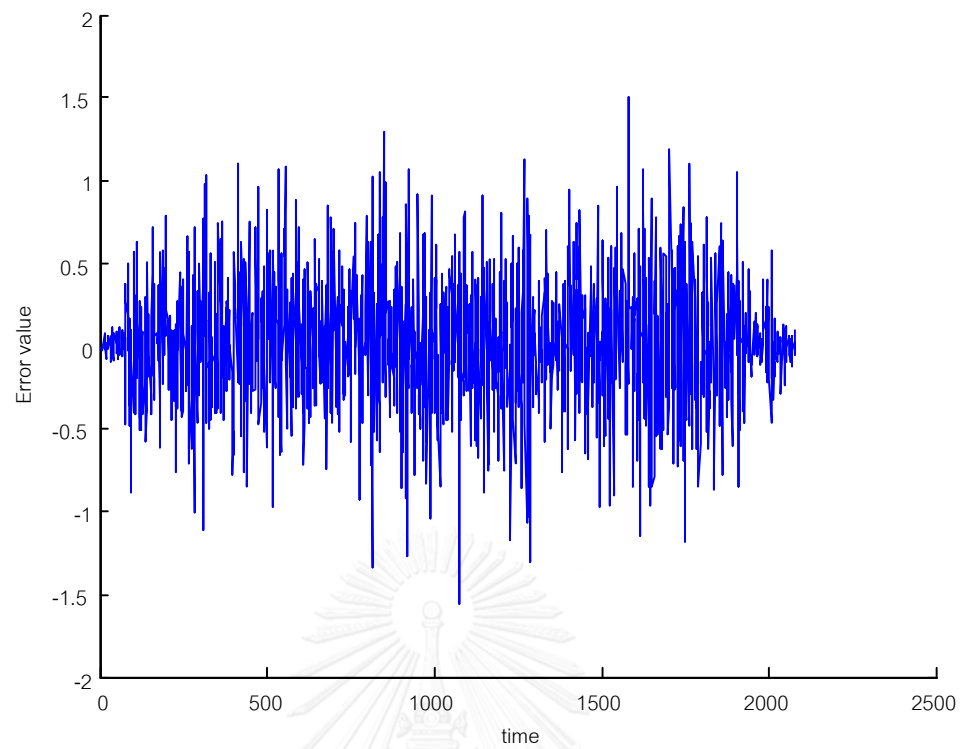
รูปที่ 4-17 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน

จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณความผิดพลาดลู่เข้า แสดงให้เห็นว่าพาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้อย่างดีเยี่ยมในการใช้ไฟล์ MP3

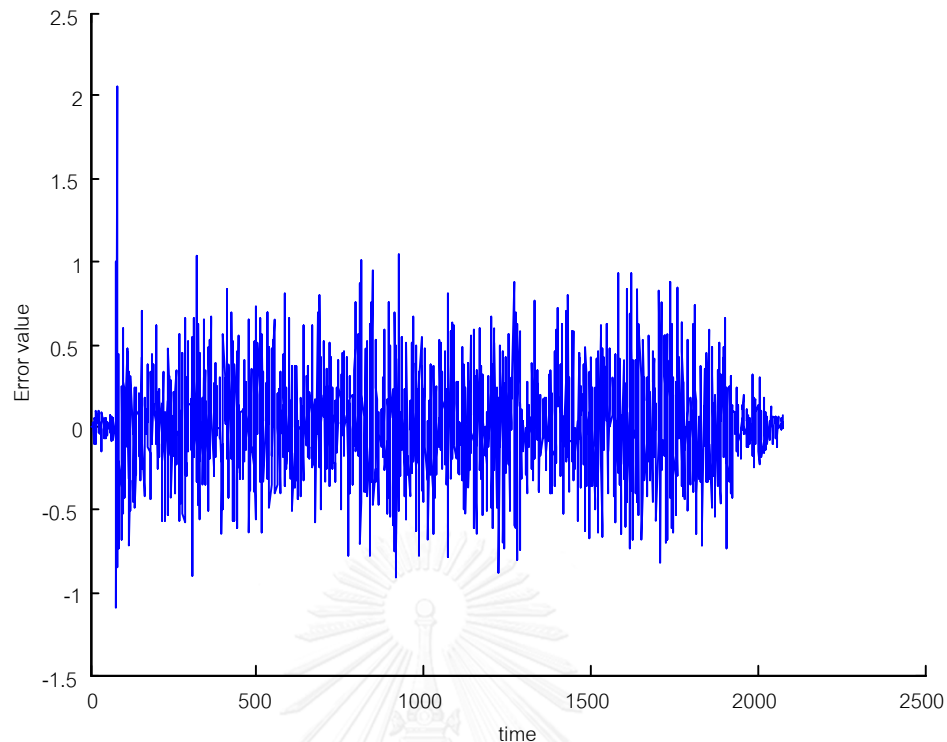


รูปที่ 4-18 สัญญาณขจัดสัญญาณรบกวนเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนทุติยภูมิ

จากรูปจะเห็นว่าสัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้ \hat{z}_k แสดงด้วยสัญลักษณ์ดอกจันทับกับสัญญาณขาออกจริง z_k แสดงด้วยสัญลักษณ์วงกลมได้เกือบสนิท นั่นหมายความว่า สัญญาณขาออกที่พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถประมาณได้ \hat{z}_k สามารถตรวจจับสัญญาณขาออกที่สามารถวัดได้ของระบบจริง z_k ได้แม่นยำ



รูปที่ 4-19 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน
เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนสุ่มของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด



รูปที่ 4-20 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวนเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนทฤษฎีอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด

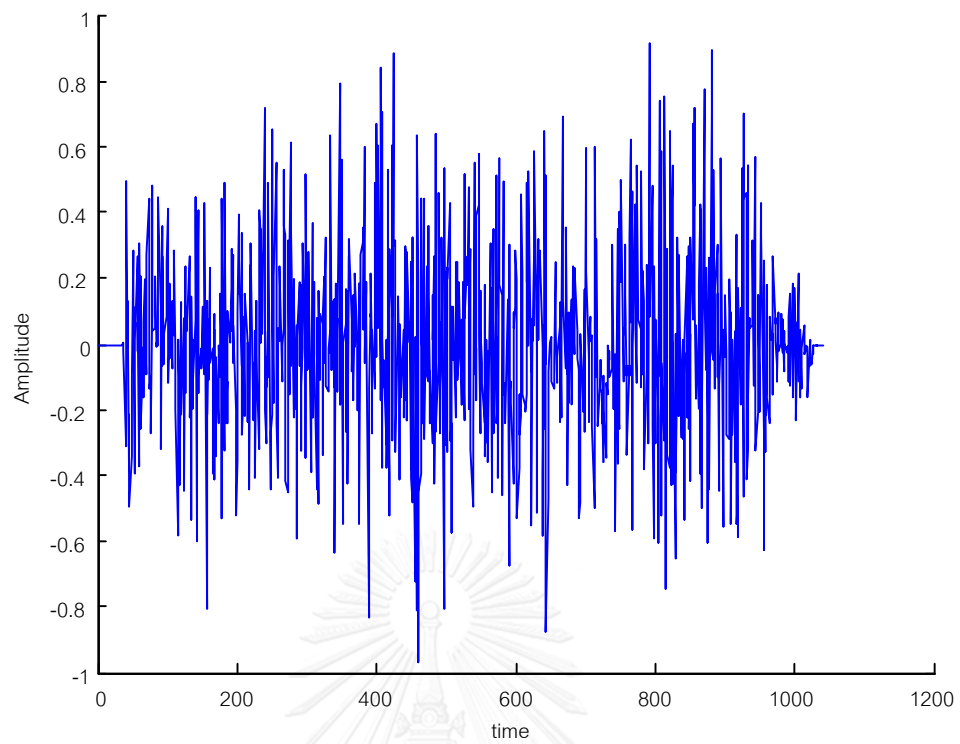
4.6 จำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณขาเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 เมื่อใช้ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยการใช้พาทิเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ

กำหนดให้สมการของสัญญาณรบกวนที่ไมโครโฟนอ้างอิงมีความสัมพันธ์ดังนี้

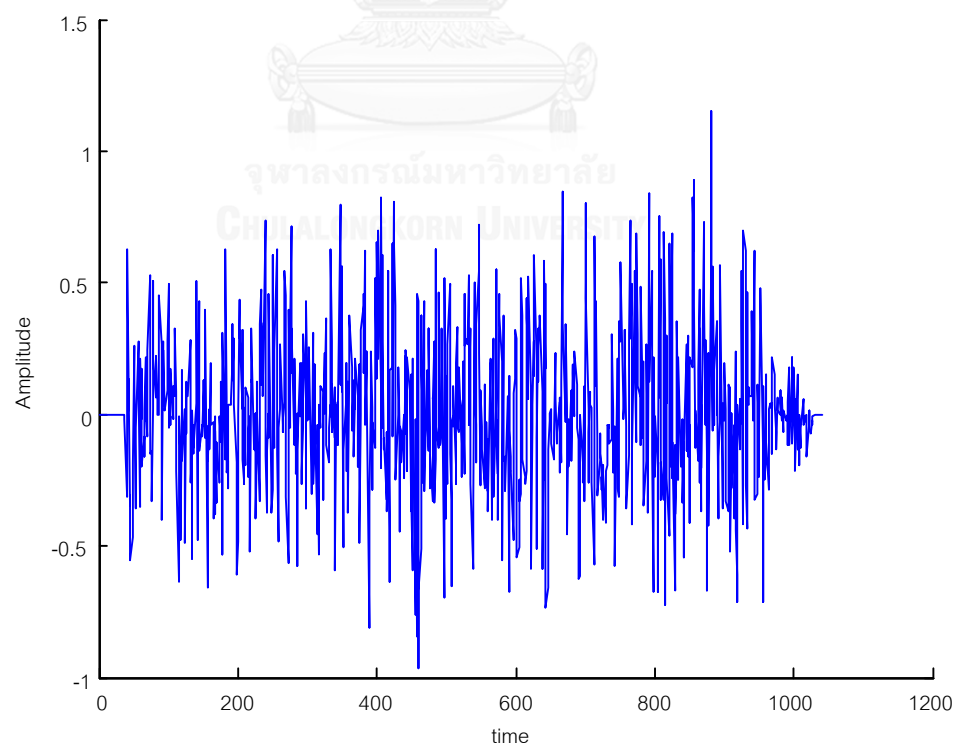
$$x'_k = c_{0,k}x_k + c_{1,k}x_{k-1} + c_{2,k}x_{k-1}^2 + c_{3,k}x_kx_{k-3}^2 \text{ เมื่อ } k = 1, \dots, T \quad (4-18)$$

โดยที่กำหนดให้

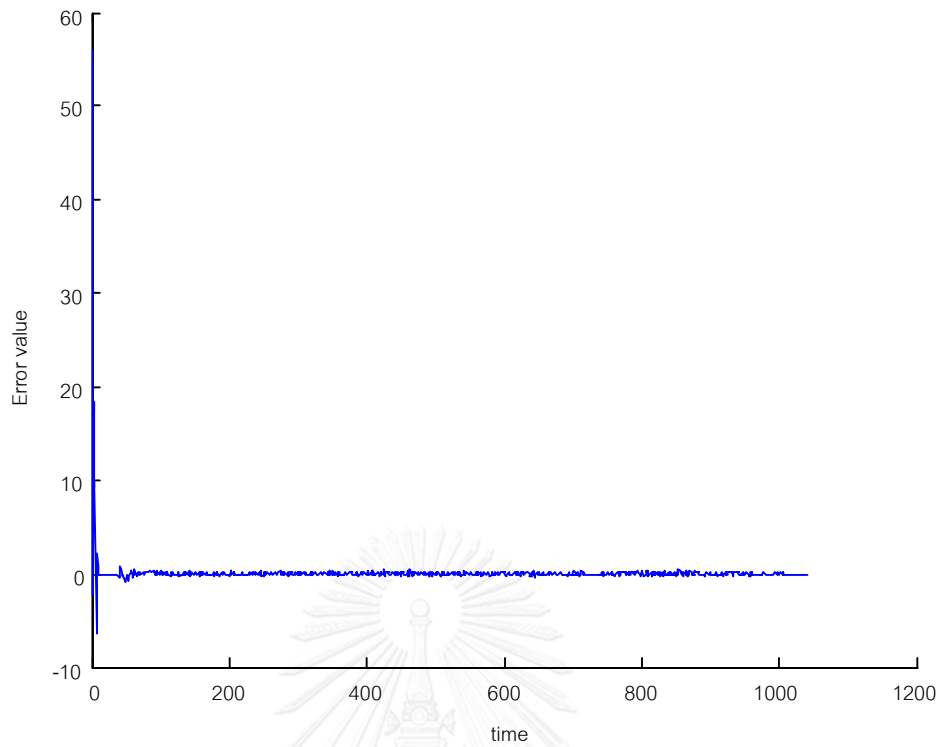
- ค่าสัมประสิทธิ์ฟิลเตอร์ $c_{0,3}$ เป็น 1, 0.3, 0.1 และ 0.1 ตามลำดับสำหรับทุกเวลา k



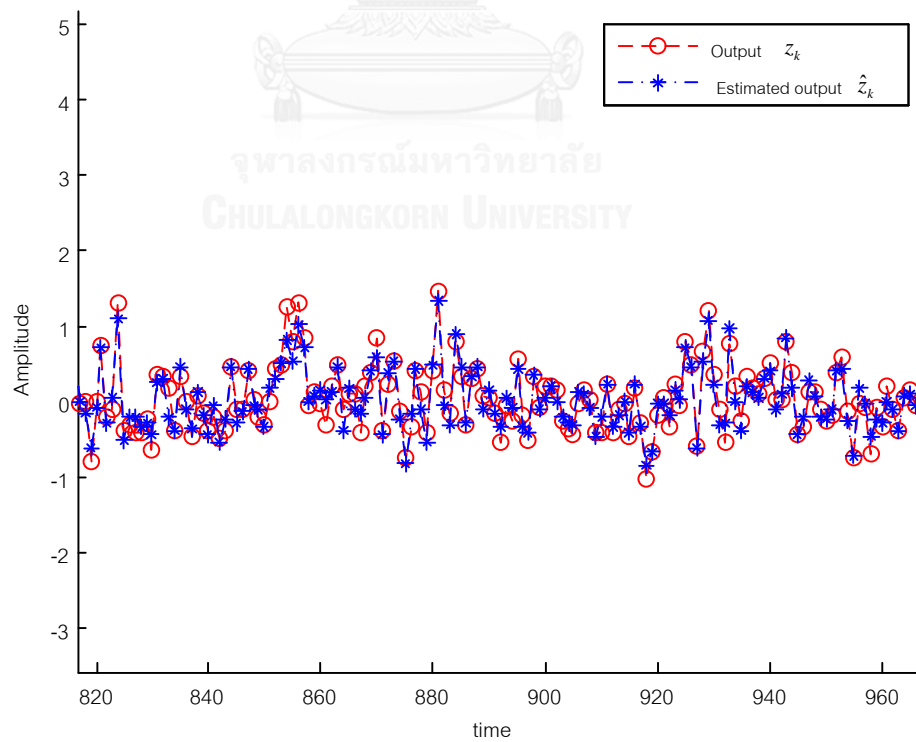
รูปที่ 4-21 สัญญาณรบกวนปรุณภูมิ



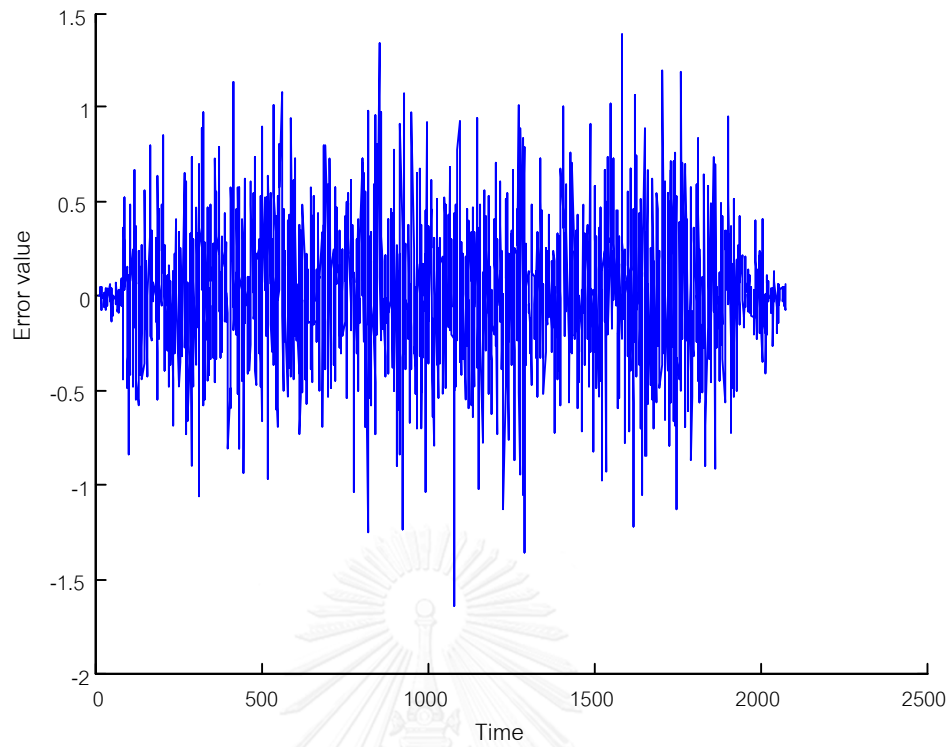
รูปที่ 4-22 สัญญาณรบกวนปรุณภูมิที่เมื่อใช้ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้น
และไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา



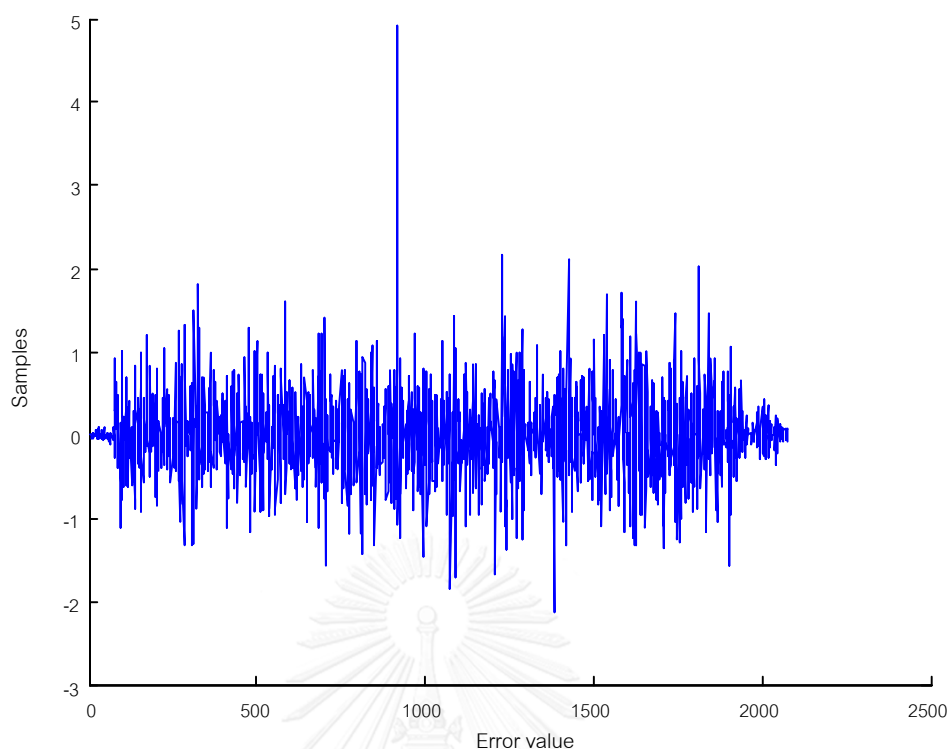
รูปที่ 4-23 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน
เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณทุติยภูมิ



รูปที่ 4-24 สัญญาณขจัดสัญญาณรบกวนเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนทุติยภูมิ



รูปที่ 4-25 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน
เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณหตุติภูมิของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด



รูปที่ 4-26 สัญญาณความผิดพลาดของการสร้างสัญญาณขจัดสัญญาณรบกวน
เมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณรบกวนสุ่มของอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิด

4.7 วิเคราะห์ผลการจำลอง

จากผลการจำลองระบบการบ่งชี้ระบบแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทิเคิลฟิลเตอร์ในบทที่ 4 เมื่อทำการจำลองซ้ำๆ เพื่อให้ได้ผลการจำลองที่แม่นยำจนได้ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะของพาทิเคิลฟิลเตอร์พบว่า พาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถบ่งชี้ระบบไม่เชิงเส้นไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา และระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาได้เป็นอย่างดี โดยการนำไปประยุกต์ใช้ในการบ่งชี้ระบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา มีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.7992 และพาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่เวลา 122 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 105 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่อพาทิเคิลฟิลเตอร์บ่งชี้ได้เป็น 5.15 นอกจากนี้ระบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา มีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 4.2837 และพาทิเคิลฟิลเตอร์สามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่เวลา 122 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 85 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่อพาทิเคิลฟิลเตอร์บ่งชี้ได้เป็น 6.1818 ซึ่งแสดงในตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 การนำพาทิเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการบ่งชี้ระบบ

ระบบไม่เชิงเส้น	ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา	เปลี่ยนแปลงตามเวลา
MSE	0.7992	4.2837
เริ่มตรวจวัดได้ที่เวลา	122	122
ขนาดของสัญญาณขาออก	105	85
ความผิดพลาดมากที่สุด	5.15	6.1818

จากผลการจำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทิเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดเพื่อให้ได้ผลการจำลองที่แม่นยำจนได้ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะของพาทิเคิลฟิลเตอร์พบว่าอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.002485 และสามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่วันที่ 1 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 70 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่ออัลกอริธึมสามารถบ่งชี้ได้เป็น 0.2087 ต่อมาคืออัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.002767 และอัลกอริธึมสามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่วันที่ 1 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 70 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่อพาทิเคิลฟิลเตอร์บ่งชี้ได้เป็น 0.2474 ต่อมาคือพาทิเคิลฟิลเตอร์โดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.1035 และสามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่วันที่ 100 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 110 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่ออัลกอริธึมสามารถบ่งชี้ได้เป็น 2.938 ซึ่งแสดงในตารางที่ 4-2

ตารางที่ 4-2 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลฟิลเตอร์สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

อัลกอริธึม	พาทิเคิลฟิลเตอร์	LMS	RLS
MSE	0.1035	0.002767	0.002485
เริ่มตรวจวัดได้ที่เวลา	110	1	1

อัลกอริธึม	พาทิเคิลฟิลเตอร์	LMS	RLS
ขนาดของสัญญาณขาออก	100	68	70
ความผิดพลาดมากที่สุด	2.938	0.2474	0.2087

จากผลการจำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยพาทิเคิลฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดเพื่อให้ได้ผลการจำลองที่แม่นยำจนได้ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะของพาทิเคิลฟิลเตอร์พบว่าพาทิเคิลฟิลเตอร์มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 15.0044 และสามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่เวลา 200 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 148 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่ออัลกอริธึมสามารถบ่งชี้ได้เป็น 26.3477 ต่อมาคืออัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 48.0102 และอัลกอริธึมไม่สามารถบ่งชี้ระบบได้ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 80.6586 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเป็น 74.1637 ต่อมาคืออัลกอริธึมวนข้าน้อยที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 57.9249 และไม่สามารถบ่งชี้ระบบได้ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง 105.90 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเป็น 76.3487 ซึ่งแสดงในตารางที่ 4-3

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 4-3 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลฟิลเตอร์สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา

อัลกอริธึม	พาทิเคิลฟิลเตอร์	LMS	RLS
MSE	15.0044	57.9249	48.0102
เริ่มตรวจวัดได้ที่เวลา	200	ไม่สามารถตรวจจับได้	ไม่สามารถตรวจจับได้
ขนาดของสัญญาณขาออก	148	105.90	80.6586
ความผิดพลาดมากที่สุด	26.3477	76.3487	74.1637

จากผลการจำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 ด้วยการใช้อัลกอริทึมฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดเพื่อให้ได้ผลการจำลองที่แม่นยำจนได้ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะของพาทิเคิลฟิลเตอร์พบว่าพาทิเคิลฟิลเตอร์มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.0039 และสามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่วเวลา 100 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง -1.5 ถึง 1.5 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่ออัลกอริทึมสามารถบ่งชี้ได้เป็น 0.3928 ต่อมาคืออัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.08934 และอัลกอริทึมไม่สามารถบ่งชี้ระบบได้ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง -1.5 ถึง 1.5 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเป็น 1.4639 ต่อมาคืออัลกอริทึมวนซ้ำน้อยที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.1291 และไม่สามารถบ่งชี้ระบบได้ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง -1.5 ถึง 1.5 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเป็น 1.4808 ซึ่งแสดงในตารางที่ 4-4

ตารางที่ 4-4 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลฟิลเตอร์สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณเสียงจริง

อัลกอริทึม	พาทิเคิลฟิลเตอร์	LMS	RLS
MSE	0.0039	0.1291	0.08934
เริ่มตรวจวัดได้ที่เวลา	100	ไม่สามารถตรวจจับได้	ไม่สามารถตรวจจับได้
ขนาดของสัญญาณขาออก	-1.5 ถึง 1.5	-1.5 ถึง 1.5	-1.5 ถึง 1.5
ความผิดพลาดมากที่สุด	0.3928	1.4808	1.4639

จากผลการจำลองการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟที่ถูกรบกวนด้วยสภาพแวดล้อมที่ไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณเข้าเป็นเสียงเพลงไฟล์ MP3 เมื่อใช้ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลาด้วยการใช้อัลกอริทึมฟิลเตอร์ และนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และอัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดเพื่อให้ได้ผลการจำลองที่แม่นยำจนได้ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบสมรรถนะ

ของพาทิเคิลฟิลเตอร์พบว่าพาทิเคิลฟิลเตอร์มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.0138 และสามารถบ่งชี้ระบบได้ตั้งแต่เวลา 80 รอบ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง -1.5 ถึง 1.5 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเมื่ออัลกอริธึมสามารถบ่งชี้ได้เป็น 0.4565 ต่อมาคืออัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบเวียนเกิดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.2495 และอัลกอริธึมไม่สามารถบ่งชี้ระบบได้ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง -1.5 ถึง 1.5 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเป็น 4.5886 ต่อมาคืออัลกอริธึมวนซ้ำน้อยที่สุดโดยมีค่าความผิดพลาดกำลังสองที่น้อยที่สุดเป็น 0.1291 และไม่สามารถบ่งชี้ระบบได้ โดยมีขนาดของสัญญาณขาออกที่มากที่สุดอยู่ในช่วง -1.5 ถึง 1.5 และขนาดของสัญญาณรบกวนที่มากที่สุดเป็น 1.6008 ซึ่งแสดงในตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4-5 การนำการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอดคทีฟมาประยุกต์ใช้กับพาทิเคิลฟิลเตอร์สำหรับสภาพแวดล้อมแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาโดยใช้สัญญาณเสียงจริงเมื่อใช้ไมโครโฟนอ้างอิงแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

อัลกอริธึม	พาทิเคิลฟิลเตอร์	LMS	RLS
MSE	0.0138	0.1291	0.2495
เริ่มตรวจวัดได้ที่เวลา	80	ไม่สามารถตรวจจับได้	ไม่สามารถตรวจจับได้
ขนาดของสัญญาณขาออก	-1.5 ถึง 1.5	-1.5 ถึง 1.5	-1.5 ถึง 1.5
ความผิดพลาดมากที่สุด	0.4565	1.6008	4.5886

บทที่ 5

สรุป

จากผลการจำลองพบว่าวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถนำพาทีเคิลฟิลเตอร์มาประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟได้จริง ตามวัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์นี้ คือ ศึกษาหลักการทำงานของการควบคุมสัญญาณรบกวนอะคูสติกและพาทีเคิลฟิลเตอร์ ศึกษาความเป็นไปได้ของการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์บนการควบคุมสัญญาณรบกวนอะคูสติก และนำเสนอแนวทางการนำพาทีเคิลฟิลเตอร์ไปใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนอะคูสติกได้จริง นอกจากนี้ยังสามารถทำตามขอบเขตของวิทยานิพนธ์ คือ ศึกษาและทำความเข้าใจสัญญาณรบกวนทั้งที่เป็นเกาส์ และสัญญาณรบกวนที่ไม่เป็นเกาส์เซียน นอกจากนี้ยังสามารถนำความรู้ที่ได้มาทำการจำลอง การลดทอนสัญญาณรบกวน โดยการใช้พาทีเคิลฟิลเตอร์ได้เป็นอย่างดี โดยการใช้รูปแบบสมการที่ใช้ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของพาร์ทีเคิลฟิลเตอร์ที่ได้นำเสนอในบทที่ 3 หัวข้อที่ 3.1 3.2 และ 3.3 สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับระบบ การบ่งชี้ระบบ แบบไม่เชิงเส้นไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา และระบบไม่เชิงเส้นเปลี่ยนแปลงตามเวลาได้จริง นอกจากนี้ยังสามารถพัฒนาพาทีเคิลฟิลเตอร์ไปประยุกต์ใช้กับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟภายใต้สภาพแวดล้อมที่เรากำหนดได้จริง นอกจากนี้ยังนำอัลกอริธึมหลักที่ใช้ในการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟ คือ อัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ มาเปรียบเทียบกับวิธีการที่วิทยานิพนธ์นี้แนะนำ พบว่าสำหรับการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟแบบไม่เชิงเส้นและไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา อัลกอริธึมอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำมีประสิทธิภาพมากที่สุด รองลงมาคืออัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด และสุดท้ายคือพาทีเคิลฟิลเตอร์ แต่สำหรับระบบการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลาและการควบคุมสัญญาณรบกวนแบบแอกทีฟในกรณีที่มีการรบกวนแบบไม่เชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา ณ ตำแหน่งไมโครโฟนอ้างอิง ทั้งอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดและอัลกอริธึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุดแบบวนซ้ำ กำจัดเสียงที่เราไม่ต้องการได้แบบไม่มีประสิทธิภาพ แต่พาทีเคิลฟิลเตอร์กำจัดเสียงที่ไม่ต้องการได้อย่างดี

รายการอ้างอิง

1. Sharma, M.K. and R. Vig. *Server noise: Health hazard and its reduction using active noise control*. in *Engineering and Computational Sciences (RAECS), 2014 Recent Advances in*. 2014. IEEE.
2. Kuo, S.M., et al., *Design of active noise control systems with the TMS320 family*. Texas Instruments, 1996.
3. Kuo, S.M. and D.R. Morgan, *Active noise control: a tutorial review*. Proceedings of the IEEE, 1999. **87**(6): p. 943-973.
4. Rajesh, M., J. Jeevamalar, and J. Jancirani. *Active noise reduction of automotive HVAC system using filtered LMS [Part-1 sound measurement]*. in *IEEE-International Conference On Advances In Engineering, Science And Management (ICAESM-2012)*. 2012.
5. Lueg, P., *Process of silencing sound oscillations, us patent 2 043 416*. 1936, June.
6. Liu, L., K. Kuo, and S.M. Kuo. *Infant cry classification integrated ANC system for infant incubators*. in *Networking, Sensing and Control (ICNSC), 2013 10th IEEE International Conference on*. 2013. IEEE.
7. Schumacher, T., et al. *Active noise control in headsets: A new approach for broadband feedback ANC*. in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on*. 2011. IEEE.
8. Jang, H.S., et al. *ANC system performance analysis using a multiple-LMS-based neural network for high-speed train's noise*. in *Systems and Informatics (ICSAI), 2012 International Conference on*. 2012. IEEE.
9. Rout, N.K., D.P. Das, and G. Panda, *Particle swarm optimization based active noise control algorithm without secondary path identification*. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 2012. **61**(2): p. 554-563.
10. Ruslan, F.A., et al. *Parameters effect in Sampling Importance Resampling (SIR) particle filter prediction and tracking of flood water level performance*. in

- Control, Automation and Systems (ICCAS), 2012 12th International Conference on.* 2012. IEEE.
11. Arulampalam, M.S., et al., *A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking.* Signal Processing, IEEE Transactions on, 2002. **50**(2): p. 174-188.
 12. Ruslan, F.A., et al. *Flood water level prediction and tracking using particle filter algorithm.* in *Signal Processing and its Applications (CSPA), 2012 IEEE 8th International Colloquium on.* 2012. IEEE.
 13. Laska, B.N., M. Bolić, and R. Goubran, *Particle filter enhancement of speech spectral amplitudes.* Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on, 2010. **18**(8): p. 2155-2167.
 14. Kuo, S.M. and D. Morgan, *Active noise control systems: algorithms and DSP implementations.* 1995: John Wiley & Sons, Inc.
 15. Douglas, S.C., *Introduction to adaptive filters.* Digital Signal Processing Handbook, 1999: p. 7-12.
 16. Haykin, S.S., *Adaptive filter theory.* 2008: Pearson Education India.
 17. Feller, W., *An introduction to probability theory and its applications.* Vol. 2. 2008: John Wiley & Sons.
 18. Cappé, O., E. Moulines, and T. Rydén, *Inference in hidden Markov models.* 2006: Springer Science & Business Media.
 19. Hartigan, J.A., *Bayes theory.* 2012: Springer Science & Business Media.
 20. Van Der Merwe, R., et al. *The unscented particle filter.* in *NIPS.* 2000.
 21. Abdoul-Moaty, E.-S., et al. *A Particle filter for multistatic radar tracking.* in *Aerospace Conference, 2014 IEEE.* 2014. IEEE.
 22. Cappé, O., S.J. Godsill, and E. Moulines, *An overview of existing methods and recent advances in sequential Monte Carlo.* Proceedings of the IEEE, 2007. **95**(5): p. 899-924.
 23. Xaver, F., et al., *Localization of acoustic sources using a decentralized particle filter.* EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2011. **2011**(1): p. 1-14.

24. Hlinka, O., et al., *Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering*. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2012. **60**(8): p. 4334-4349.
25. Ljung, L., *System identification*. 1998: Springer.





ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาววรัญญา ปลอดจินดา สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีคณะวิทยาศาสตร์
ภาควิชาฟิสิกส์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตร์
มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์
มหาวิทยาลัย

ผลงานทางวิชาการที่ตีพิมพ์เผยแพร่

System Identification for Non-linear and Time-Varying Filters by Using
Particle Filter

The 29th International Technical Conference on Circuit/Systems
Computers and Communications (ITC-CSCC), Phuket, Thailand, July 1-4, 2014

Active Noise Control Using Particle Filter Algorithm for Nonlinear and Time-
Varying Environment

The 30th International Technical Conference on Circuit/Systems
Computers and Communications (ITC-CSCC), Grand Hilton Seoul, Korea, June
29 - July 2, 2015

