การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัตร่วมกับ
การค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด

นาย พรชัย บำรุงศรี

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี ภาควิชาวิศวกรรมเคมี
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2551

DYNAMIC DATA RECONCILIATION WITH GROSS ERROR DETECTION

Mr. Pornchai Bumroongsri

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Chemical Engineering
Department of Chemical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2008

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัตร่วมกับการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด
โดย	นาย พรชัย บำรุงศรี
สาขาวิชา	วิศวกรรมเคมี
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	อาจารย์ ดร. สุรเทพ เขียวหอม

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร. เหมือนเดือน พิศาลพงศ์)

.... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(อาจารย์ ดร. สุรเทพ เขียวหอม)

.... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อนงค์นาฏ สมหวังธนโรจน์)

.... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วีรวัฒน์ ปัตทวีคงคา)

พรชัย บำรุงศรี:การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัตร่วมกับการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด. (DYNAMIC DATA RECONCILIATION WITH GROSS ERROR DETECTION) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก :อ.ดร. สุรเทพ เขียวหอม: 75 หน้า.

การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเป็นเทคนิคหนึ่งในการปรับปรุงค่าที่ได้จากการวัดโดยการปรับข้อมูลจากการวัดให้สอดคล้องกับแบบจำลองของกระบวนการ ในการปฏิบัติการของกระบวนการเชิงพลวัตนั้นแบบจำลองของกระบวนการจะอยู่ในรูปของสมการอนุพันธ์ ดังนั้นการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลต้องใช้การออพติไมซ์แบบพลวัต นอกจากนั้นการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดเป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่ใช้ควบคู่กับการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลซึ่งถูกพัฒนาขึ้นเพื่อบ่งชี้และกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด ดังนั้นการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัตจึงประยุกต์ใช้ร่วมกับการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากการวัด

ในงานวิจัยชิ้นนี้ได้ทำการศึกษาสมการการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัต 4 สมการ คือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal เมื่อข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวอยู่ในลักษณะต่างๆ ได้แก่ normal distribution uniform และ chi square ซึ่งผลการศึกษาพบว่าสมการ lorentzian hampel contaminated normal และ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดมีความแม่นยำในการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลจากมากไปน้อยตามลำดับและในงานวิจัยนี้ยังได้ทำการศึกษาขนาดจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการปรับให้สอดคล้องของข้อมูล (window length) โดยขนาดจำนวนข้อมูลซึ่งมีผลต่อความแม่นยำของข้อมูลที่ประมาณได้เป็นตัวแปรหนึ่งที่มีความสำคัญในการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัต ซึ่งพบว่าเมื่อความแม่นยำในการปรับให้สอดคล้องอยู่ในระดับเดียวกัน สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดต้องใช้ขนาดจำนวนข้อมูลในการปรับให้สอดคล้องมากกว่าสมการ lorentzian hampel และ contaminated normal และขั้นตอนสุดท้ายคือการนำวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัตร่วมกับการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดไปประยุกต์ใช้จริงในถังปฏิกรณ์แบบกะ ซึ่งพบว่าวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลร่วมกับการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดสามารถปรับปรุงค่าที่ได้จากการวัดให้มีความแม่นยำมากขึ้น

ภาควิชา วิศวกรรมเคมี	ลายมือชื่อนิสิต พรชัย บำรุงศรี
สาขาวิชา วิศวกรรมเคมี	ลายมือชื่ออ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก สุรเทพ เขียวหอม
ปีการศึกษา 2551	

5170593821 : MAJOR CHEMICAL ENGINEERING

KEYWORDS : DYNAMIC DATA RECONCILIATION / GROSS ERROR DETECTION

PORNCHAI BUMROONGSRI:DYNAMIC DATA RECONCILIATION WITH GROSS ERROR DETECTION. ADVISOR :SOORATHEP KHEAWHOM,Ph.D.,75 pp.

Data reconciliation is a technique to improve the accuracy of process data by adjusting measured values to satisfy process models. In dynamic operation, process models are in the form of differential equations. Therefore, the dynamic optimization algorithm is required to solve the reconciliation problem. Gross errors detection is a companion technique to data reconciliation that has been developed to identify and eliminate gross errors. Thus, dynamic data reconciliation and gross error detection are applied together to improve the accuracy of measured data. In this work, we investigate four dynamic data reconciliation equations based on weighted least square, lorentzian, hampel and contaminated normal equations when measured data distribute in the form of normal, uniform and chi square distributions. Results show that lorentzian, hampel, contaminated normal and weighted least square equations have the highest accuracies of calculation, respectively. The window length which is the important parameter in dynamic data reconciliation is also studied to analyze its effect on the accuracy of the data estimated. At the same level of accuracy, the size of window length required in weighted least square equation is bigger than lorentzian, hampel and contaminated normal equations. Finally, the dynamic data reconciliation with gross error detection is applied to the batch reactor. The results demonstrate that dynamic data reconciliation with gross error detection can improve the accuracy of measured data.

Department : Chemical Engineering Student's Signature : Pornchai Bumroongsri
Field of Study : Chemical Engineering Advisor's Signature : Soorathep Kheawhom
Academic Year : 2008

กิตติกรรมประกาศ

ผู้แต่งขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ได้อบรมและถ่ายทอดวิชาต่างๆซึ่งทำให้ผู้แต่งเข้าใจและรักในวิชาในศาสตร์ของการควบคุมกระบวนการ ขอขอบพระคุณอาจารย์ ดร. สุรเทพ เขียวหอม ที่ได้ให้คำแนะนำในการทำงานวิจัยชิ้นนี้ และขอขอบคุณครอบครัวและเพื่อนๆทุกคนที่ให้กำลังใจในการเรียนตลอดมา

สารบัญ

หน้า

สารบัญ

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

สารบัญภาพ

ภาพที่ หน้า

ภาพที่ หน้า

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

F	อัตราการไหล	ลูกบาศก์เมตรต่อนาที
A	พื้นที่หน้าตัด	ตารางเมตร
H	ความสูง	เมตร
t	เวลา	นาที
r	อัตราการเกิดปฏิกิริยา	โมลต่อลิตรวินาที
c	ความเข้มข้น	โมลต่อลิตร
y	ค่าที่ได้จากการวัด	-
x	ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้	-
P	ความน่าจะเป็น	-
p_{cn}	พารามิเตอร์ในสมการ contaminated normal	-
b_{cn}	พารามิเตอร์ในสมการ contaminated normal	-
C_L	พารามิเตอร์ในสมการ lorentzian	-
a_H	พารามิเตอร์ในสมการ hampel	-
b_H	พารามิเตอร์ในสมการ hampel	-
c_H	พารามิเตอร์ในสมการ hampel	-

K	ค่าคงที่ของ runge-kutta	-

อักษรกรีก

ρ	ความหนาแน่น	กิโลกรัมต่อลูกบาศก์เมตร
ε	ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม	-
δ	ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด	-
σ	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	-

ตัวห้อย

i	ตัวที่	-

ชื่อย่อ

WLS	สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด	-
Lo	สมการ lorentzian	-
Hp	สมการ hampel	-
CN	สมการ contaminated normal	-

บทที่ 1
บทนำ

ในกระบวนการอุตสาหกรรมเคมี เช่น ปิโตรเคมี หรือ โรงกลั่นน้ำมัน เราต้องทำการวัดค่าตัวแปรต่าง ๆ เช่น อุณหภูมิ ความดัน อัตราการไหล และ ระดับน้ำ ฯลฯ ซึ่งตัวแปรเหล่านี้มักจะถูกวัดโดยอัตโนมัติตามช่วงเวลาต่างๆที่กำหนดไว้ ค่าที่วัดได้เหล่านี้จะนำไปใช้ประโยชน์ในการควบคุมกระบวนการ หรือ การออพติไมซ์แบบเรียลไทม์

ในกระบวนการวัดตัวแปรใดๆนั้น ย่อมจะมีค่าผิดพลาดแฝงอยู่เสมอ ซึ่งค่าผิดพลาดนี้คือผลต่างระหว่างค่าที่วัดได้กับค่าจริงของตัวแปรนั้นๆ ณ.เวลาใดๆ ซึ่งค่าผิดพลาดนี้สามารถแบ่งเป็น 2 ประเภท คือ ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม (random error) และค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด (gross error)

ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม คือ ค่าผิดพลาดที่ไม่สามารถคาดเดาขนาดและทิศทางของมันที่แน่นอนได้ ยกตัวอย่างเช่น ถ้าทำการวัดด้วยเครื่องมือชิ้นเดียวกันและสภาวะเดียวกันหลายๆ ครั้ง ผลการวัดที่ได้มักจะมีค่าไม่เท่ากัน คือ อาจแตกต่างกันเล็กน้อย สิ่งนี้เป็นผลมาจากค่าผิดพลาดแบบสุ่ม ค่าผิดพลาดแบบสุ่มนี้อาจเกิดจากหลายสาเหตุซึ่งไม่สามารถกำจัดค่าผิดพลาดแบบสุ่มนี้ได้อย่างสมบูรณ์ ค่าผิดพลาดแบบสุ่มนี้มักจะมีค่าน้อยและมีแฝงอยู่ในกระบวนการวัดเสมอ

ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด คือ ค่าผิดพลาดที่เกิดจากเหตุการณ์ที่ไม่ปกติ เช่น ความผิดปกติของเครื่องมือวัด การสึกกร่อนของเครื่องมือวัด หรือ ความผิดปกติของอุปกรณ์ในกระบวนการ โดยการบำรุงรักษาเครื่องมือวัดและอุปกรณ์ต่างๆที่ดีสามารถป้องกันค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดได้ ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดที่เกิดจากการสึกกร่อนของเครื่องมือวัดอาจจะค่อยๆมีค่ามากขึ้นตามระยะเวลา โดยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดนี้มักจะมีค่ามากกว่าค่าผิดพลาดแบบสุ่ม

ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการวัดนี้อาจส่งผลต่อคุณภาพในการควบคุมกระบวนการและอาจทำให้เกิดความเสียหายต่อกระบวนการได้ ดังนั้นควรกำจัดหรือลดค่าผิดพลาดเหล่านี้ ซึ่งวิธีการในการลดค่าผิดพลาดเหล่านี้มีมากมาย แต่ในงานวิจัยชิ้นนี้จะศึกษาวิธีการที่เรียกว่าการปรับให้สอดคล้อง (data reconciliation) พร้อมทั้งกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด (gross error detection) โดยจะเน้นไปที่กระบวนการแบบพลวัต

การปรับให้สอดคล้องเป็นวิธีการหนึ่งซึ่งใช้ในการคำนวณหาค่าสภาวะของตัวแปรที่ถูกต้องที่ทำการวัด โดยตัวแทนของข้อมูลที่ดีที่สุดที่ได้จากการคำนวณนี้จะมีค่าผิดพลาดน้อยกว่าตัวแปรที่ได้จากการวัดโดยตรง หลักการของการปรับให้สอดคล้อง คือ การคำนวณหาข้อมูลที่เป็นไปตามสมการอนุรักษ์ของระบบ เช่น สมการอนุรักษ์มวลและพลังงาน โดยข้อมูลนี้จะต้องเป็นไปตามสมการวัตถุประสงค์ (objective function) ด้วย ซึ่งสมการวัตถุประสงค์นี้แบ่งเป็น 2 ประเภทคือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด (weighted least square function) และ สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด (maximum likelihood function) โดยในงานวิจัยชิ้นนี้จะใช้สมการวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกันและเปรียบเทียบผลที่ได้สำหรับกระบวนการแบบพลวัต โดยจะนำเสนอต่อไป

ค่าสภาวะของตัวแปรที่คำนวณได้จากวิธีการปรับให้สอดคล้องนี้จะมีค่าผิดพลาดน้อยกว่าค่าที่ได้จากการวัดและเป็นไปตามสมการอนุรักษ์ของระบบ แต่การใช้วิธีการปรับให้สอดคล้องจะใช้ได้ผลดีที่สุดเมื่อค่าตัวแปรที่ได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดน้อย ดังนั้น การกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดจึงเป็นวิธีการที่ต้องใช้ควบคู่ไปกับการปรับให้สอดคล้อง

วิธีการปรับให้สอดคล้องสามารถใช้ได้กับกระบวนการทั้งกระบวนการในสภาวะคงตัว (steady state) และ กระบวนการพลวัต (dynamic) แต่มีข้อแตกต่างกัน โดยทั่วไปแล้วในกรณีของกระบวนการที่สภาวะคงตัวถ้าต้องการความละเอียดของข้อมูลสูงก็สามารถใช้วิธีการของกระบวนการพลวัตได้

สำหรับกระบวนการแบบพลวัตเราต้องใช้วิธีการสำหรับกระบวนการแบบพลวัตซึ่งจะกล่าวต่อไปในงานวิจัยนี้

1.1 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัตโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal ในเหตุการณ์ซึ่งแตกต่างกันหลายๆเหตุการณ์

2. ศึกษาผลของตัวแปรพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น ช่วงข้อมูล (window length) ต่อประสิทธิภาพในการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเชิงพลวัต

3. ประยุกต์วิธีการปรับให้สอดคล้องเชิงพลวัตร่วมกับการค้นหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดในกรณีศึกษา

1.2 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยชิ้นนี้จะทำการศึกษาวิธีการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัต โดยพิจารณาสมการ 4 สมการ คือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal โดยแบ่งเป็น 2 กรณี คือ

1. กรณีการจำลองข้อมูล จะทำการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของสมการต่างๆที่ใช้ในสมการวัตถุประสงค์ และ ทดสอบความแม่นยำของสมการต่างๆ เมื่อค่าผิดพลาดกระจายตัวอยู่ในลักษณะต่างๆ ได้แก่ การกระจายตัวแบบปกติ การกระจายตัวแบบ uniform เมื่อมีค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดอยู่ในระดับต่างๆ และ การกระจายตัวแบบ chi square และทำการศึกษาผลของช่วงข้อมูลซึ่งเป็นตัวแปรหนึ่งที่ต้องใช้ในการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการแบบพลวัต

2. กรณีข้อมูลจากการทดลอง จะนำวิธีการปรับให้สอดคล้องพร้อมทั้งการกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดไปใช้ในถังปฏิกรณ์แบบกะ

1.3 ขั้นตอนของงานวิจัย

1. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
2. เขียนโปรแกรม
3. คำนวณคำตอบกรณีการจำลองข้อมูล
4. ทำการทดลอง
5. คำนวณคำตอบกรณีข้อมูลจากการทดลอง
6. สรุปผล
7. เขียนงานวิจัย

ตารางที่ 1.1 แสดงระยะเวลาของแต่ละขั้นตอนการวิจัย

Procedure	2007											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1												

Procedure	2008											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1												
2												
3												
4												
5												
6												
7												

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถหาสมการวัตถุประสงค์ที่มีความแม่นยำเหมาะแก่การทำการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสำหรับกระบวนการแบบพลวัตได้
2. สามารถหาวิธีการกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดของข้อมูลก่อนนำข้อมูลนั้นมาทำการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัตได้
3. สามารถนำวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลพร้อมทั้งกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดไปใช้ในกระบวนการจริงได้

บทที่ 2
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสำหรับกระบวนการแบบพลวัตนั้นได้ถูกศึกษาครั้งแรกในปี คศ. 1988 โดย Liebman และคณะ โดยในครั้งแรกนั้นสมการวัตถุประสงค์ที่ถูกนำมาใช้ในการคำนวณคือสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด และทำการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลโดยค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้นั้นจะต้องเป็นไปตามสมการแบบจำลองของกระบวนการ ซึ่งผลการศึกษาในครั้งนั้นพบว่าวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลนั้นสามารถปรับปรุงค่าที่ได้จากการวัดโดยตรงให้มีความถูกต้องแม่นยำสูงขึ้น และยังสามารถกำจัดค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากความคลาดเคลื่อนของการวัดได้อีกด้วย หลังจากนั้นในปี ค.ศ. 1991 Tjoa และคณะได้ศึกษาวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลต่อแต่ต่างจาก Liebman ตรงที่ Tjoa ทำการศึกษาวิธีการปรับให้สอดคล้อง ณ. สภาวะคงตัว และปรับปรุงสมการวัตถุประสงค์ที่ Liebman เคยใช้จากสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดเป็นสมการ contaminated normal และทำการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่เป็นไปตามแบบจำลองของกระบวนการเช่นเดียวกับ Liebman ผลการศึกษาของ Tjoa พบว่าสมการ contaminated normal สามารถคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดได้มีความถูกต้องสูงแม้ข้อมูลที่ได้จากการวัดจะมีค่าผิดพลาดมากก็ตาม จากนั้นในปี ค.ศ. 1995 Johnson และคณะ ได้ทำการศึกษาวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลที่สภาวะคงตัวเช่นเดียวกันกับ Tjoa แต่ได้เปลี่ยนสมการวัตถุประสงค์ที่ Tjoa ใช้จากสมการ contaminated normal เป็นสมการ lorentzian และทำการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่เป็นไปตามแบบจำลองของกระบวนการเช่นเดียวกับ Tjoa ผลการศึกษาในครั้งนั้นพบว่าสมการวัตถุประสงค์ที่ Johnson ใช้นั้นสามารถทำการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสำหรับกระบวนการที่ดำเนินการที่สภาวะคงตัวได้ดี โดยสามารถคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดได้อย่างถูกต้อง หลังจากนั้นในปี ค.ศ. 1998 Karen และคณะ ได้ทำการศึกษาวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสำหรับกระบวนการที่ดำเนินการแบบพลวัตต่อจากที่ Liebman ได้ทำการศึกษาไว้ในปี ค.ศ. 1988 โดย Karen ได้นำวิธีการคำนวณที่ Liebman เคยศึกษาไว้แล้วนั้นไปประยุกต์ใช้จริงกับการวัดระดับน้ำมันในถังน้ำมันของบริษัท Exxon ซึ่งผลการศึกษา Karen พบว่าวิธีการที่ Liebman ได้คิดค้นไว้นั้นสามารถนำมาใช้ได้กับกระบวนการจริง โดยทำให้การวัดระดับน้ำมันในถังน้ำมันของบริษัท Exxon มีความถูกต้องมากขึ้น จากนั้นในปี ค.ศ. 2000 Mingfang และคณะได้นำวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสำหรับกระบวนการแบบพลวัตที่ Liebman คิดค้นไว้นั้นไปประยุกต์ใช้จริงกับถังปฏิกรณ์เคมีที่เกิดปฏิกิริยาพอลิเมอร์ไรเซชั่นเกิดขึ้น โดยทำการคำนวณหาค่าอุณหภูมิของถังปฏิกรณ์และความเข้มข้นของสารผลิตภัณฑ์ ผลการศึกษาของ Mingfang พบว่าค่าอุณหภูมิและความเข้มข้นที่คำนวณได้นั้นมีความถูกต้องสูงขึ้นและสามารถนำไปใช้ในการปรับปรุงประสิทธิภาพของกระบวนการผลิตให้มีความเหมาะสมขึ้น สำหรับการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการแบบพลวัตนั้นความยุ่งยากที่เกิดขึ้นคือ

การอินทิเกรตสมการแบบจำลองของกระบวนการซึ่งอยู่ในรูปสมการอนุพันธ์ ซึ่งด้วยความยุ่งยากนี้เองทำให้ ในปี ค.ศ. 2002 Semra และคณะ ได้นำโปรแกรมคอมพิวเตอร์ซึ่งสามารถจำลองแบบจำลองของกระบวนการแบบพลวัตได้เช่น Hysis นำมาใช้ในการจำลองกระบวนการแทนแบบจำลองเดิมซึ่งเคยคิดค้นโดย Liebman ซึ่งข้อดีของการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์แทนสมการแบบจำลองเดิมคือ สามารถทำให้การคำนวณง่ายขึ้นเพราะไม่ต้องอินทิเกรตและไม่เกิดความซับซ้อน แต่ข้อเสียที่เกิดขึ้นคือไม่สามารถทราบได้ว่าแบบจำลองที่โปรแกรมคอมพิวเตอร์ใช้นั้นมีความถูกต้องและเหมาะสมกับกระบวนการจริงมากเพียงใด แต่ผลการศึกษาของ Semra พบว่าสำหรับกระบวนการที่ง่ายและไม่ซับซ้อนนั้นการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการคำนวณแทนสมการแบบจำลองเดิมนั้นสามารถคำนวณค่าสภาวะที่ดีที่สุดได้มีความถูกต้องเช่นเดียวกันกับสมการแบบจำลองเดิม หลังจากนั้นในปี ค.ศ. 2007 David และคณะ ได้พัฒนาวิธีการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการเชิงพลวัตในกรณีที่ไม่ทราบแบบจำลองของกระบวนการโดยได้ใช้แบบจำลองเชิงเส้นและแบบจำลองไม่เชิงเส้นแทนแบบจำลองของกระบวนการ แบบจำลองเชิงเส้นที่ใช้เช่น first order plus time delay ซึ่งผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองไม่เชิงเส้นนั้นให้ผลการคำนวณที่แม่นยำกว่าแบบจำลองเชิงเส้นแต่มีความยุ่งยากซับซ้อนและใช้เวลาในการคำนวณมากกว่าแบบจำลองเชิงเส้น

สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้นั้นจะทำการศึกษาวิธีการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัตต่อ โดยจะนำสมการวัตถุประสงค์ 4 สมการ ได้แก่ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal มาใช้ในการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัตในกรณีที่ข้อมูลซึ่งได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดในลักษณะต่างๆ เพื่อหาว่าสมการใดที่สามารถคำนวณหาค่าสภาวะของกระบวนการได้ถูกต้องที่สุด ซึ่งถือว่ามีความเหมาะสมที่สุดในการนำมาใช้เป็นสมการวัตถุประสงค์สำหรับการคำนวณและงานวิจัยชิ้นนี้ยังได้ทำการศึกษาจำนวนข้อมูล (window length) ซึ่งเป็นตัวแปรตัวหนึ่งที่ต้องใช้ในการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัต และยังได้นำวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสำหรับกระบวนการแบบพลวัตไปประยุกต์ใช้จริงกับถังปฏิกรณ์แบบกะ

บทที่ 3
ทฤษฎี

3.1 ความหมายของการปรับให้สอดคล้องของข้อมูล (Data Reconciliation)

ในกระบวนการวัดตัวแปรต่างๆ เช่น อุณหภูมิ ความดัน และ อัตราการไหล ย่อมจะมีค่าผิดพลาดแฝงอยู่เสมอ ซึ่งค่าผิดพลาดเหล่านี้เกิดขึ้นได้จากหลายสาเหตุ เช่น การชำรุดของเครื่องมือวัดหรืออุปกรณ์บางอย่างภายในกระบวนการ หรือ อาจเป็นค่าผิดพลาดที่มีแฝงอยู่แล้วเสมอในกระบวนการวัด ซึ่งการนำข้อมูลที่มีค่าผิดพลาดเหล่านี้ไปใช้ย่อมจะทำให้เกิดผลเสีย เช่น ไม่สามารถควบคุมกระบวนการให้เหมาะสมได้ หรือ อาจทำให้เกิดความไม่ปลอดภัยขึ้นภายในกระบวนการได้ ดังนั้นการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลจึงเป็นวิธีการซึ่งถูกพัฒนาขึ้นเพื่อที่จะแก้ไขปัญหาเหล่านี้

การปรับให้สอดคล้องของข้อมูล คือ การคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดของตัวแปรที่ทำการวัดซึ่งค่าสภาวะที่ดีที่สุดของตัวแปรที่คำนวณได้นี้มีความถูกต้องแม่นยำสูงกว่าค่าที่ได้จากการวัดโดยตรง หลักการของวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลคือการปรับข้อมูลที่ได้จากการวัดให้มีความถูกต้องสูงขึ้นโดยการปรับข้อมูลนี้ให้เป็นไปตามสมการอนุรักษ์รอบระบบ เช่น สมการอนุรักษ์มวลสารและพลังงาน และในขณะเดียวกันข้อมูลนี้ต้องเป็นไปตามสมการวัตถุประสงค์ซึ่งถูกตั้งเอาไว้ด้วย เช่น สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด (weighted least square) หรือ สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด (maximum likelihood function)

ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลนี้สามารถนำไปใช้ประโยชน์อย่างมากมาย เช่น ในการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนของเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อน ซึ่งต้องใช้ข้อมูลซึ่งมีความถูกต้องสูงจึงจะสามารถนำไปคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนได้อย่างแม่นยำ ดังนั้นค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากวิธีการปรับให้สอดคล้องจึงมีความเหมาะสมต่อการนำไปใช้คำนวณ หรือ การควบคุมกระบวนการในโรงงานอุตสาหกรรมถ้าหากข้อมูลที่นำไปใช้ในการควบคุมกระบวนการนั้นไม่ถูกต้อง ก็ไม่อาจทำให้การดำเนินการของกระบวนการอยู่ในสภาวะที่เหมาะสมที่สุดได้ หรือ อาจทำให้เกิดความไม่ปลอดภัยขึ้น ดังนั้นค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลจึงมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการควบคุมกระบวนการ

3.2 ประเภทของการปรับให้สอดคล้องของข้อมูล

การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสามารถแบ่งตามลักษณะการดำเนินการของกระบวนการได้เป็น 2 ประเภท คือ การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลของกระบวนการแบบสภาวะคงตัว และการปรับให้สอดคล้องข้อมูลของกระบวนการเชิงพลวัต โดยในงานวิจัยนี้จะเน้นไปที่กระบวนการแบบพลวัต

3.2.1 การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลของกระบวนการแบบสภาวะคงตัว

วิธีการนี้เหมาะสำหรับกระบวนการที่ดำเนินการแบบสภาวะคงตัว ซึ่งช่วงเวลาที่ใช้ในการวัดไม่ละเอียดมาก สมการอนุรักษ์มวลและพลังงานที่ถูกนำไปใช้จะถูกละเลยพจน์ของอัตราการสะสมภายในระบบ ซึ่งในความเป็นจริงแล้วภายในระบบไม่มีสภาวะคงตัวที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงใด ๆ เลยอยู่จริง แต่อาจมีการเปลี่ยนแปลงน้อยมาก ดังนั้น การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลของกระบวนการแบบสภาวะคงตัวจึงเหมาะสำหรับการวัดตัวแปรที่ไม่ต้องการความละเอียดสูงมาก เช่น การวัดอัตราการไหลของสาร แต่หากเป็นการวัดตัวแปรที่ต้องการความละเอียดสูง เช่น การวัดอุณหภูมิของปฏิกิริยาที่มีการคายความร้อนสูงการใช้วิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลของกระบวนการแบบสภาวะคงตัวจึงไม่เหมาะสม

3.2.2 การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลของกระบวนการเชิงพลวัต

วิธีการนี้เหมาะสำหรับกระบวนการที่ดำเนินการแบบพลวัต หรือในกระบวนการช่วงที่มีการเปลี่ยนแปลงสารขาเข้าทำให้กระบวนการกำลังเข้าสู่สภาวะคงตัว หรือใช้ในกระบวนการที่ดำเนินการที่สภาวะคงตัวแต่ต้องการความละเอียดของข้อมูลสูง ซึ่งในระบบที่กล่าวมานี้ตัวแปรที่ทำการวัดมีการเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา สมการอนุรักษ์มวลและพลังงานที่ถูกนำไปใช้จะมีพจน์ของอัตราการสะสมภายในระบบอยู่ การคำนวณสำหรับกระบวนการแบบพลวัตนั้น ถ้าเรานำข้อมูลทั้งหมดตั้งแต่เริ่มต้นกระบวนการจนสิ้นสุดกระบวนการมาทำการคำนวณในครั้งเดียวจะทำให้โปรแกรมการคำนวณมีขนาดใหญ่และใช้เวลามากในการคำนวณ ดังนั้นวิธีการที่ใช้คือเราจะตัดช่วงเวลาตั้งแต่เริ่มต้นกระบวนการจนสิ้นสุดกระบวนการออกเป็นช่วงๆ เรียกว่า ช่วงข้อมูล (moving window) แล้วนำเฉพาะช่วงข้อมูลแต่ละช่วงแยกออกจากกันไปคำนวณหาค่าตัวแทนของข้อมูลที่ดีที่สุดในแต่ละช่วง ซึ่งวิธีการนี้จะทำให้สามารถลดเวลาที่ใช้ในการคำนวณลงไปได้มากแต่ในขณะเดียวกันถ้าหากใช้จำนวนช่วงข้อมูลน้อยเกินไป ค่าสภาวะที่คำนวณได้ก็จะมีความถูกต้อง

น้อยลงไป ดังนั้นการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลของกระบวนการเชิงพลวัตจึงต้องเลือกจำนวนช่วงข้อมูลให้มีความเหมาะสม

3.3 ประเภทของค่าผิดพลาด

ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากกระบวนการวัดเกิดขึ้นจากสาเหตุต่างๆ เช่น ความผิดพลาดหรือสึกกร่อนของอุปกรณ์การวัด งานวิจัยชิ้นนี้จะแบ่งค่าผิดพลาดออกเป็น 2 ประเภท คือ ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม (random error) และค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด (gross error)

3.3.1 ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม

ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม คือ ค่าผิดพลาดที่ไม่สามารถคาดเดาขนาดและทิศทางของมันที่แน่นอนได้ ยกตัวอย่างเช่น ถ้าหากทำการทดลองด้วยเครื่องมือชิ้นเดียวกันและสภาวะเดียวกันหลายครั้ง ผลการที่ได้ย่อมไม่เหมือนกัน คืออาจแตกต่างกันเล็กน้อย สิ่งนี้เป็นผลมาจากค่าผิดพลาดแบบสุ่ม ค่าผิดพลาดแบบสุ่มนี้อาจเกิดจากหลายสาเหตุ (อาจอยู่นอกเหนือการควบคุมของวิศวกร) เราจึงไม่สามารถกำจัดค่าผิดพลาดแบบสุ่มนี้ได้อย่างสมบูรณ์ ค่าผิดพลาดแบบสุ่มนี้มักจะมีค่าน้อยและมีอยู่เสมอในกระบวนการวัด

ความสัมพันธ์ของค่าที่ได้จากการวัด (y_i) , ค่าที่แท้จริงของระบบ (x_i) และ ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม (ε) เป็นไปดังสมการที่ 3.1

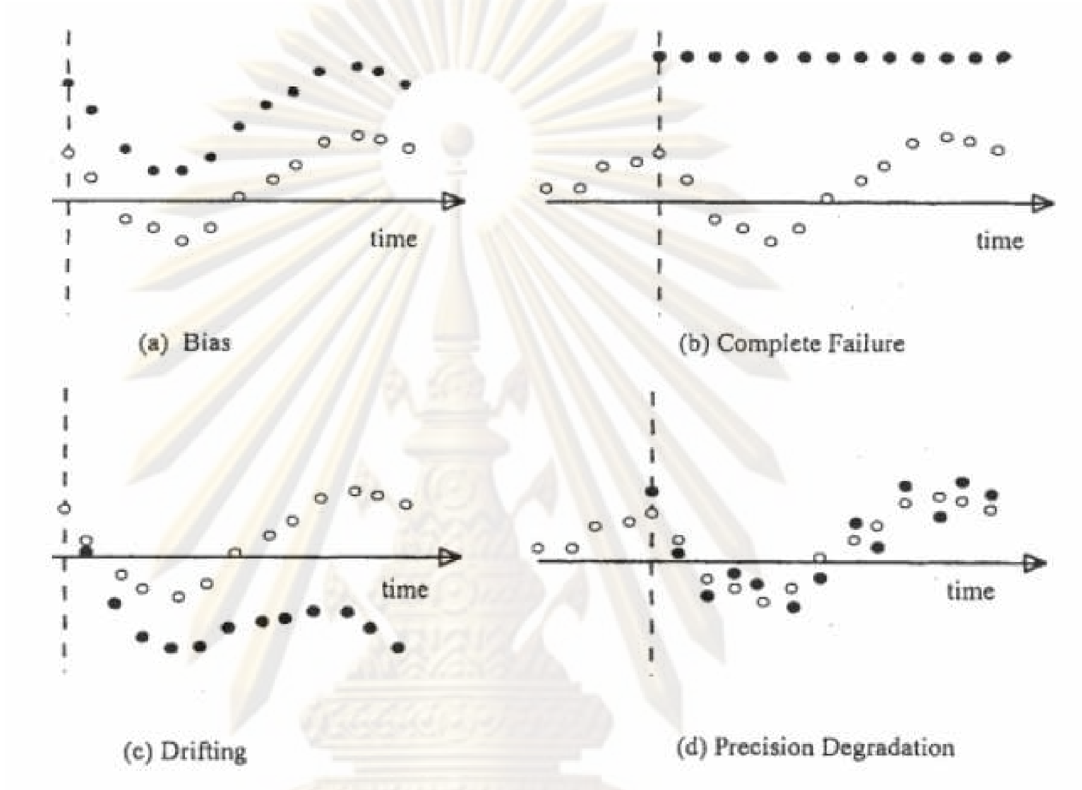
$$y = x + \varepsilon \tag{3.1}$$

3.3.2 ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด

ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด คือ ค่าผิดพลาดที่เกิดจากเหตุการณ์ที่ไม่ปกติเช่น ความผิดปกติของเครื่องมือวัด การสึกกร่อนของเครื่องมือวัด หรือ ความผิดปกติของอุปกรณ์ในกระบวนการ รูปที่ 3.1 แสดงลักษณะต่างๆ ของค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด

ความสัมพันธ์ของค่าที่ได้จากการวัด (y_i), ค่าที่แท้จริงของระบบ (x_i) ค่าผิดพลาดแบบสุ่ม (ε) และค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด (δ)เป็นไปดังสมการที่ 3.2

$$y = x + \varepsilon + \delta \tag{3.2}$$

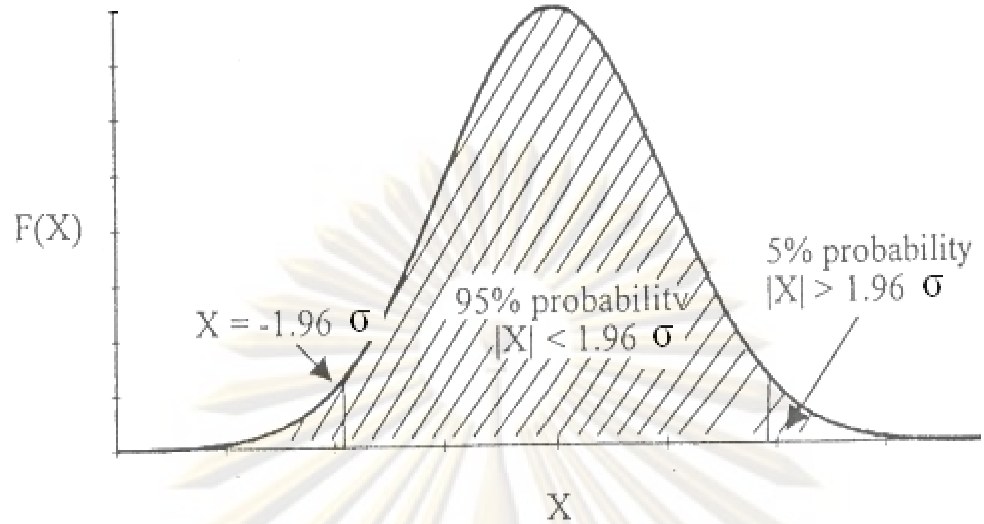


รูปที่ 3.1 ลักษณะต่างๆ ของค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด

3.4 การกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด

ถ้าหากค่าที่ได้จากการวัดซึ่งนำมาใช้ในการปรับให้สอดคล้อง มีค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดอยู่สูง จะทำให้ค่าของตัวแทนข้อมูลที่คำนวณได้มีความไม่แม่นยำและผิดพลาด ดังนั้นการกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดจึงมีความสำคัญอย่างมากในวิธีการปรับให้สอดคล้อง

หลักการที่ใช้ในการคำนวณหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดจะใช้หลักการทางสถิติ คือ จะสมมุติว่าค่าที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบปกติ (normal distribution) รูปที่ 3.2 แสดงการกระจายตัวของค่าที่ได้จากการวัด



รูปที่ 3.2 การกระจายตัวของค่าที่ได้จากการวัด

ความน่าจะเป็นที่ค่าที่ได้จากการวัดจะมีค่าอยู่ระหว่าง x_1 และ x_2 เป็นไปตามสมการที่ 3.3

$$P(X_1 \le X \le X_2) = \int_{X_1}^{X_2} F(X)dX \qquad (3.3)$$

จากนั้นเราจะสมมุติว่าค่าที่ได้จากการวัดที่มีเฉพาะค่าผิดพลาดแบบสุ่มซึ่งเกิดขึ้นอยู่เสมอและบ่อยครั้งมากกว่าค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดซึ่งมีโอกาสเกิดน้อย มีพื้นที่คิดเป็น 95 เปอร์เซ็นต์ของพื้นที่ของกราฟทั้งหมด ซึ่งตรงกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ -1.96σ และ +1.96σ เป็นไปตามสมการที่ 3.4

$$P(-1.96\sigma < X < 1.96\sigma) = \int_{-1.96\sigma}^{1.96\sigma} F(X)dX = 0.95 \qquad (3.4)$$

ดังนั้นถ้าค่าที่ได้จากการวัดค่าใดที่อยู่นอกเหนือจากบริเวณส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน -1.96σ และ +1.96σ จะถือว่าเป็นค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดและจะไม่นำไปใช้ในการคำนวณ

3.5 ความจำเป็นของการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัต

วิธีการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัตมีความยุ่งยากในการคำนวณมากกว่าวิธีการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการแบบคงตัว เนื่องจากค่าสภาวะของระบบมีการเปลี่ยนแปลงไปตามเวลาดังนั้นจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการแบบพลวัตจะมีจำนวนมากและใช้เวลาในการคำนวณนาน และสมการแบบจำลองของกระบวนการเชิงพลวัตมีพจน์ของอัตราการสะสมภายในระบบดังนั้นสมการที่ใช้จึงมีความยุ่งยากมากกว่าการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการคงตัว โดยทั่วไปแล้วการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัตจะถูกใช้ใน 2 กรณี คือ

1. กรณีที่การดำเนินกระบวนการเป็นแบบพลวัต

2. กรณีที่การดำเนินการเป็นแบบสภาวะคงตัวแต่เราต้องการความละเอียดของข้อมูลสูง หรือในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงตัวแปรเข้าสู่ระบบทำให้ระบบกำลังเปลี่ยนแปลงไปสู่สภาวะคงตัว

3.6 สมการที่เกี่ยวข้องในการปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัต

การปรับให้สอดคล้องสำหรับกระบวนการแบบพลวัตนั้นแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนของสมการวัตถุประสงค์ (objective function) และส่วนของแบบจำลองของกระบวนการ (process constraints)

3.6.1 ส่วนของสมการวัตถุประสงค์

สมการวัตถุประสงค์ คือ สมการที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อบ่งบอกถึงวัตถุประสงค์ที่ต้องการ เช่น ในการคำนวณทางด้านเศรษฐศาสตร์ สมการวัตถุประสงค์ที่ใช้ คือสมการหาค่ากำไรที่มากที่สุดหรือลดค่าใช้จ่ายให้น้อยที่สุด ในการวางแผนการผลิต สมการวัตถุประสงค์ที่ใช้ คือสมการคำนวณหาปริมาณวัตถุดิบและพลังงานที่ใช้ไปในกระบวนการผลิตให้น้อยที่สุด

สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้สมการวัตถุประสงค์แบ่งเป็น 2 ประเภท เพื่อใช้ในการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดของตัวแปรในระบบ คือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด (weighted least square function) และ สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด (maximum likelihood function) โดยหลักการของแต่ละประเภทจะกล่าวต่อไป

3.6.1.1 สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด

สมการวัตถุประสงค์ชนิดนี้เป็นไปตามสมการที่ 3.5

$$\min \sum \left(\frac{y_i - x_i}{\sigma_i} \right)^2 \tag{3.5}$$

y_i คือ ค่าที่ได้จากการวัด

x_i คือ ค่าตัวแทนของข้อมูลที่ดีที่สุด

σ_i คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

หลักการของสมการวัตถุประสงค์ชนิดนี้คือการคำนวณหาค่าน้อยที่สุดของผลรวมกำลังสองของผลต่างระหว่างค่าที่ได้จากการวัดกับค่าตัวแทนที่ดีที่สุดของข้อมูล

การคำนวณสำหรับกระบวนการแบบพลวัตนั้น ถ้าเรานำข้อมูลทั้งหมดตั้งแต่เริ่มต้นกระบวนการจนสิ้นสุดกระบวนการมาทำการคำนวณในครั้งเดียวจะทำให้โปรแกรมการคำนวณมีขนาดใหญ่และใช้เวลามากในการคำนวณ ดังนั้น วิธีการที่ใช้คือเราจะตัดช่วงเวลาตั้งแต่เริ่มต้นกระบวนการจนสิ้นสุดกระบวนการออกเป็นช่วงๆ เรียกว่า ช่วงข้อมูล (moving window) แล้วนำเฉพาะช่วงข้อมูลแต่ละช่วงแยกออกจากกันไปคำนวณหาค่าตัวแทนของข้อมูลที่ดีที่สุดในแต่ละช่วง ซึ่งวิธีการนี้จะทำให้สามารถลดเวลาที่ใช้ในการคำนวณลงไปได้มาก

3.6.1.2 สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด

สมการวัตถุประสงค์ชนิดนี้เกิดขึ้นโดยใช้หลักการทางสถิติคือค่าตัวแทนของข้อมูลที่ดีที่สุดนั้นจะต้องเป็นค่าที่ทำให้ผลคูณของค่าความน่าจะเป็นของระบบในแต่ละช่วงเวลามีค่ามากที่สุด เป็นไปตามสมการที่ 3.6

$$MaxP = Max\Pi P_i \tag{3.6}$$

P_i คือค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลที่ได้จากการวัดในแต่ละช่วงเวลา

สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดสามารถแบ่งได้ตามสมการที่ 3.7 ถึง 3.9 และค่าคงที่ที่ใช้ในสมการแสดงในตารางที่ 3.1

1 . Contaminated normal

$$\left(-\ln\left\{(1-p_{cn})\exp\left(\frac{-\varepsilon_i^{\,2}}{2}\right)+\frac{p_{cn}}{b_{cn}}\exp\left(\frac{-\varepsilon_i^{\,2}}{2b_{cn}^{\,2}}\right)\right\}\right) \tag{3.7}$$

2. Lorentzian

$$-\ln\left(\frac{1}{1+(\varepsilon_i^{\,2}/2c_L^{\,2})}\right) \tag{3.8}$$

3. Hampel

$$\left(\frac{1}{2}\varepsilon_i^{\,2}\right) \quad \text{เมื่อ } 0<|\varepsilon_i|<a_H$$

$$\left(a_H|\varepsilon_i|-\frac{1}{2}a_H^{\,2}\right) \quad \text{เมื่อ } a_H<|\varepsilon_i|<b_H$$

$$\left(a_H b_H-\frac{a_H^{\,2}}{2}+(c_H-b_H)\frac{a^2}{2}\left[1-\left(\frac{c_H-|\varepsilon_i|}{c_H-b_H}\right)^2\right]\right) \quad \text{เมื่อ } b_H<|\varepsilon_i|<c_H$$

$$\left(a_H b_H - \frac{{a_H}^2}{2} + (c_H - b_H)\frac{a^2}{2}\right) \qquad \text{เมื่อ} \quad c_H < |\varepsilon_i| \qquad (3.9)$$

โดยที่ $\varepsilon_i = (y_i - x_i)/\sigma_i$

ตารางที่ 3.1 แสดงค่าคงที่ที่ใช้ในสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด

สมการ	ค่าคงที่
contaminated normal	b_{cn}=10 p_{cn}=0.235
lorentzian	c_L=2.6
hampel	a_H=1.35 b_H=2.7 c_H=5.4

3.6.2 ส่วนของแบบจำลองของกระบวนการ

นอกจากส่วนของสมการวัตถุประสงค์ในส่วนแรกแล้ว การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลจำเป็นต้องมีส่วนของแบบจำลองของกระบวนการเพื่อแสดงถึงขอบเขตของสมการวัตถุประสงค์ ดังนั้นข้อมูลที่คำนวณได้นอกจากจะเป็นไปตามสมการวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้แล้ว ต้องเป็นไปตามสมการแบบจำลองของกระบวนการด้วย

สำหรับกระบวนการแบบพลวัตนั้น สมการแบบจำลองของกระบวนการจะอยู่ในรูปของสมการอนุพันธ์ หมายถึงมีอัตราการสะสมอยู่ภายในระบบ เป็นไปตามสมการที่ 3.10

สารขาเข้า – สารขาออก + สารที่ใช้ไปในระบบ = อัตราเปลี่ยนแปลงของสารภายในระบบ (3.10)

ซึ่งสมการที่ต้องใช้ในการปรับให้สอดคล้องของกระบวนการแบบพลวัตนั้น จะต้องทำการเปลี่ยนสมการอนุพันธ์เหล่านี้ให้อยู่ในรูปแบบของสมการโดยทั่วไป สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้ จะใช้วิธีการ 4^{th}-order Runge-Kutta ซึ่งเป็นไปตามสมการที่ 3.11

$$k_1 = hf(x_n, y_n)$$
$$k_2 = hf(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{k_1}{2})$$
$$k_3 = hf(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{k_2}{2})$$
$$k_4 = hf(x_n + h, y_n + k_3)$$
$$y_{n+1} = y_n + \frac{k_1}{6} + \frac{k_2}{3} + \frac{k_3}{3} + \frac{k_4}{6} \quad (3.11)$$

y_n คือ ค่าตัวแปรตามที่สภาวะเริ่มต้น

y_{n+1} คือ ค่าตัวแปรตามที่สภาวะถัดไป

x_n คือ ค่าตัวแปรต้นที่สภาวะเริ่มต้น

k_i คือ ค่าคงที่ โดยที่ i =1,2,3,4

3.7 ประโยชน์ของการปรับให้สอดคล้องของข้อมูล

การนำวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลไปประยุกต์ใช้จริงในโรงงานอุตสาหกรรมนั้น จำเป็นต้องอาศัยระยะเวลาในการปฏิบัติและอาจต้องเสียค่าใช้จ่าย อย่างไรก็ตามก็เป็นสิ่งที่คุ้มค่า เพราะการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลนั้นมีประโยชน์อย่างมาก ดังจะแสดงดังต่อไปนี้

1. การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลทำให้ทราบค่าสภาวะของตัวแปรในกระบวนการที่ถูกต้อง เช่น ทำให้ทราบถึงปริมาณของวัตถุดิบหรือพลังงานที่แท้จริงซึ่งใช้ไปในกระบวนการผลิต ทำให้สามารถวางแผนการผลิตได้อย่างถูกต้อง

2. การสร้างแบบจำลองของกระบวนการเพื่อนำไปใช้ในการควบคุมกระบวนการจำเป็นต้องใช้ข้อมูลที่มีความถูกต้องเพื่อนำไปใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่อยู่ในแบบจำลองของกระบวนการ การใช้ข้อมูลที่มีค่าผิดพลาดอยู่มากจะส่งผลให้ค่าพารามิเตอร์ที่คำนวณได้มีความผิดพลาดและทำให้แบบจำลองของกระบวนการมีความคลาดเคลื่อนไปจาก

กระบวนการจริง ดังนั้นการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลจึงมีความสำคัญในการทำการประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้ในแบบจำลองของกระบวนการ

3. การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลสามารถนำไปใช้ในการคำนวณช่วงเวลาที่เหมาะสมในการบำรุงรักษาเครื่องมือหรืออุปกรณ์ภายในกระบวนการ เช่น การนำข้อมูลที่ได้จากการปรับให้สอดคล้องไปใช้ในการคำนวณหาค่าสัมประสิทธ์การถ่ายเทความร้อนของเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนที่ลดลงตามระยะเวลาการใช้งาน เพื่อคำนวณหาช่วงเวลาที่เหมาะสมในการทำความสะอาด

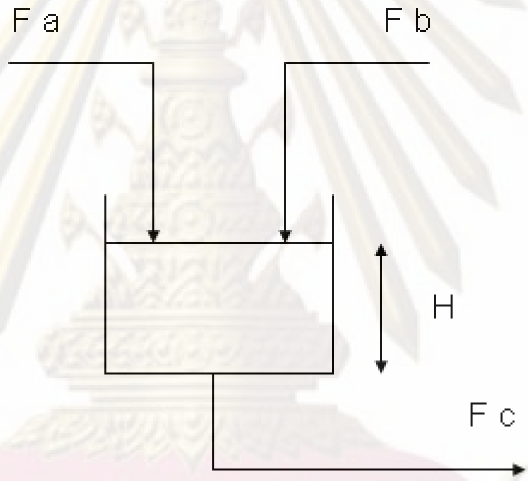
4. การคำนวณหาค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดสามารถแสดงถึงความผิดปกติของอุปกรณ์บางชิ้นในกระบวนการได้ เช่น ถ้าอุปกรณ์ใดมีค่าความผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดอยู่มากแสดงว่าอุปกรณ์นั้นมีการชำรุดเสียหายควรที่จะซ่อมแซม

บทที่ 4

กรณีศึกษา

4.1 กรณีข้อมูลจำลอง

ถังน้ำถังหนึ่งดังแสดงในรูปที่ 4.1 มีสายน้ำเข้าสองสายคือ F_a และ F_b ด้วยอัตราการไหลคงที่เท่ากับ 0.5 ลูกบาศก์เมตรต่อนาที และสายน้ำออกหนึ่งสายด้วยอัตราการไหล F_c ลูกบาศก์เมตรต่อนาที ซึ่งมีความสัมพันธ์กับความสูงของน้ำในถัง H ณ.เวลาใดๆ เป็นไปตามสมการ $F_c=0.5H^{1/2}$ โดยถังน้ำถังนี้มีพื้นที่หน้าตัด 1 ตารางเมตร และสูง 5 เมตร ข้อมูลจำลองการวัดความสูงของน้ำ ณ. เวลาใด ๆ จะถูกนำมาคำนวณเพื่อหาค่าสภาวะที่ดีที่สุด



รูปที่ 4.1 ลักษณะของถังน้ำ

จากรูปที่ 4.1 สามารถเขียนสมการอนุรักษ์มวลของน้ำที่เข้าและออกจากระบบได้ดังสมการที่ 4.1

$$\frac{\rho dV}{dt} = \rho F_a + \rho F_b - 0.5\rho\sqrt{H}$$
$$\frac{dV}{dt} = F_a + F_b - 0.5\sqrt{H}.$$
$$\frac{AdH}{dt} = F_a + F_b - 0.5\sqrt{H} \tag{4.1}$$

ρ คือ ความหนาแน่นของน้ำ

V คือ ปริมาตรสะสมของน้ำในถัง

H คือ ความสูงของน้ำในถัง ณ.เวลาใดๆ

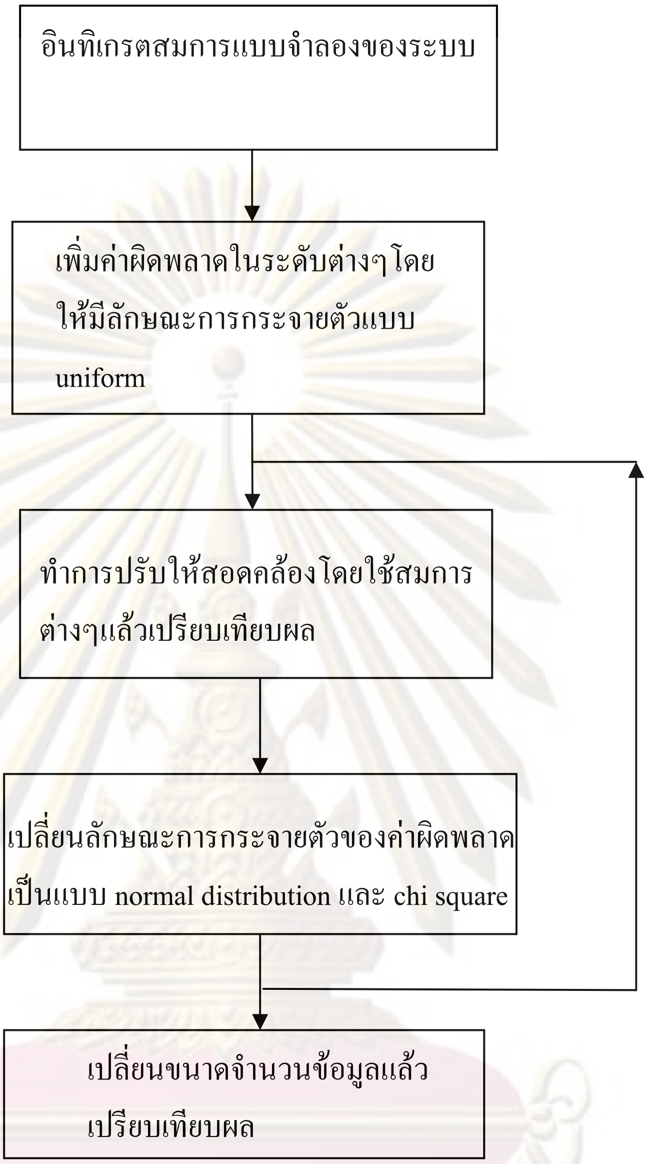
F_a , F_b คือ อัตราการไหลเชิงปริมาตรของน้ำขาเข้า

t คือ เวลาใดๆ

จากสมการที่ 4.1 เราจะสมมุติว่าเราจะทำการวัดความสูงของน้ำในถังทุกๆ 2 นาที จากข้อมูลที่วัดได้เราจะตัดแบ่งช่วงของข้อมูลออกทีละ 5 ช่วงข้อมูล มาทำการปรับให้สอดคล้องเป็นช่วงๆ นับตั้งแต่เริ่มต้นกระบวนการจนเข้าสู่สภาวะคงตัว

ขั้นตอนการทดลองกรณีข้อมูลจำลอง

1. ทำการอินทิเกรตสมการอนุพันธ์ที่ 4.1 เพื่อหาความสูงของน้ำในถังตั้งแต่เวลาเริ่มต้นจนถึงเวลาใด ๆ
2. เพิ่มค่าผิดพลาดแบบสุ่มลงไปในค่าความสูงของน้ำที่อินทิเกรตได้ ณ.เวลาใด ๆ โดยให้ค่าผิดพลาดมีการกระจายตัวแบบ uniform
3. ทำการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลโดยใช้สมการวัตถุประสงค์ คือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal แล้วเปรียบเทียบผลที่ได้ของแต่ละสมการ
4. ทำตามขั้นตอนที่ 3 อีกครั้ง แต่เพิ่มค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดในระดับ 40 70 และ 100 เปอร์เซ็นต์ ลงไปตามลำดับ แล้วเปรียบเทียบผลที่ได้
5. ทำตามขั้นตอนที่ 3 อีกครั้ง แต่เปลี่ยนลักษณะการกระจายตัวของค่าผิดพลาดเป็นแบบปกติและแบบ chi square แล้วเปรียบเทียบผลที่ได้
6. เปลี่ยนแปลงจำนวนช่วงข้อมูลที่นำมาทำการปรับให้สอดคล้องแล้วเปรียบเทียบ



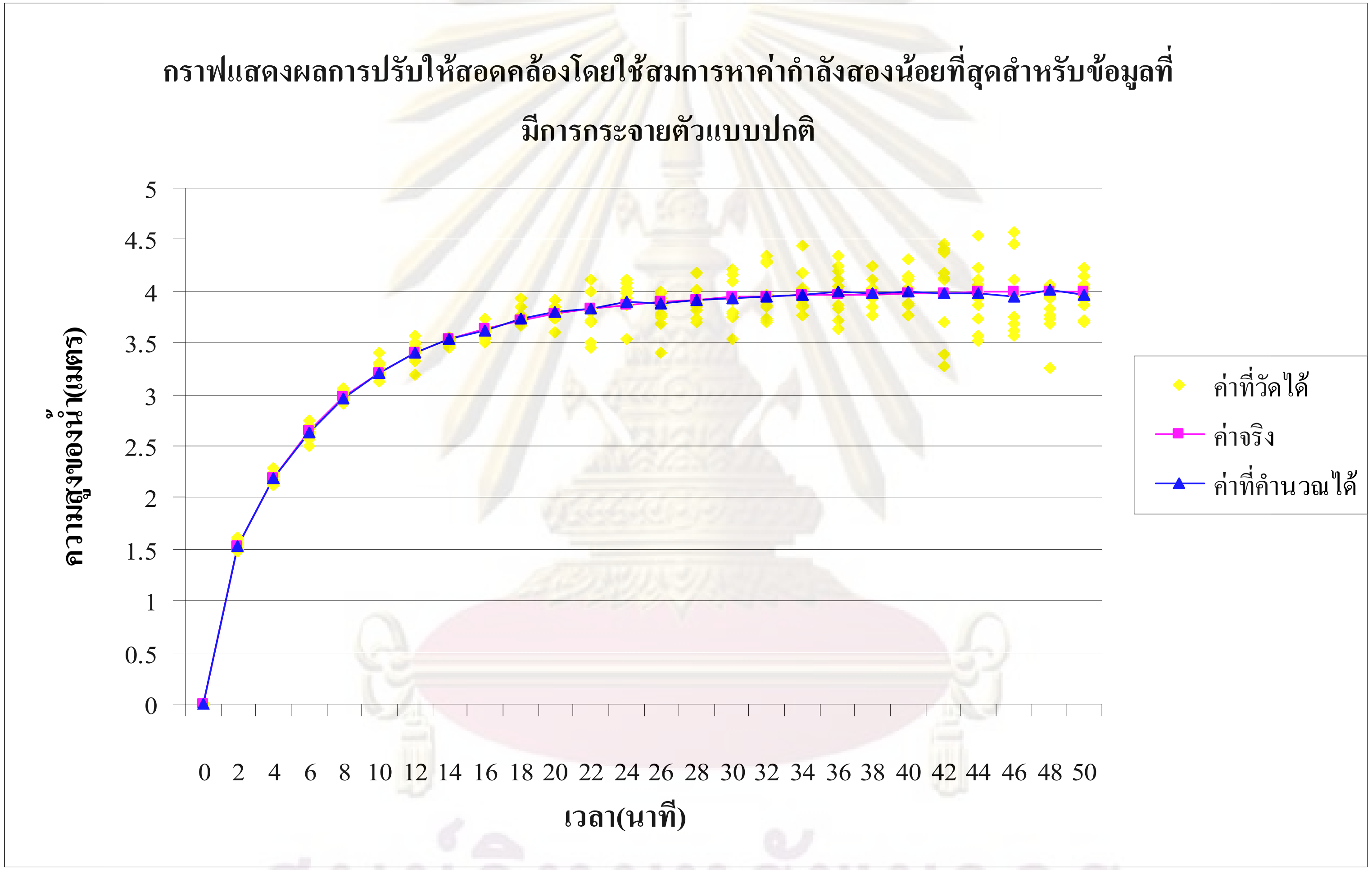
รูปที่ 4.2 แสดงผังการทำงาน

ผลการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลในกรณีที่ข้อมูลจำลองการวัดมีลักษณะการกระจายตัวแบบปกติ uniform และ Chi square เป็นไปดังตารางที่ 4.1 และ กราฟรูปที่ 4.3 ถึง 4.26

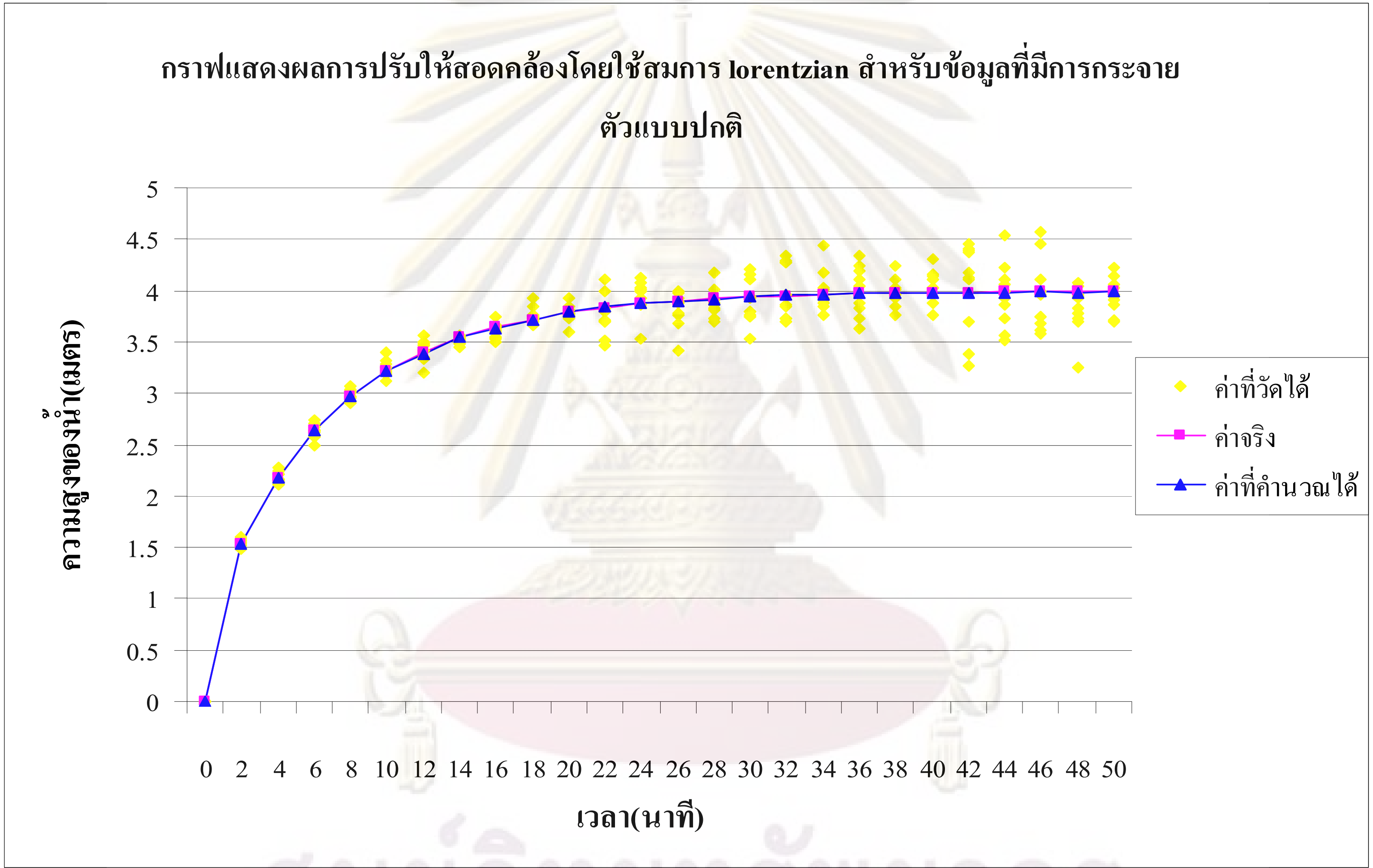
ตารางที่ 4.1 แสดงผลการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลที่ได้จากการวัดโดยมีลักษณะการกระจายตัวแบบต่างๆ

ลักษณะการกระจายตัวของข้อมูลจากการวัด	สมการที่ใช้ในการปรับให้สอดคล้อง	ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ
Normal distribution	weight least square	0.3269
	lorentzian	0.1664
	hampel	0.1681
	contaminated normal	0.1716
Uniform ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 0%	weighted least square	0.4208
	lorentzian	0.1812
	hampel	0.1912
	contaminated normal	0.1944
ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 40%	weighted least square	0.6211
	lorentzian	0.2468
	hampel	0.2748
	contaminated normal	0.3012
ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 70%	weighted least square	1.1261
	lorentzian	0.4964
	hampel	0.5141
	contaminated normal	0.5501
ค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 100%	weighted least square	1.6628
	lorentzian	0.6496
	hampel	0.6772
	contaminated normal	0.7064
Chi square	weighted least square	1.848
	lorentzian	0.5556
	hampel	0.5884
	contaminated normal	0.6136

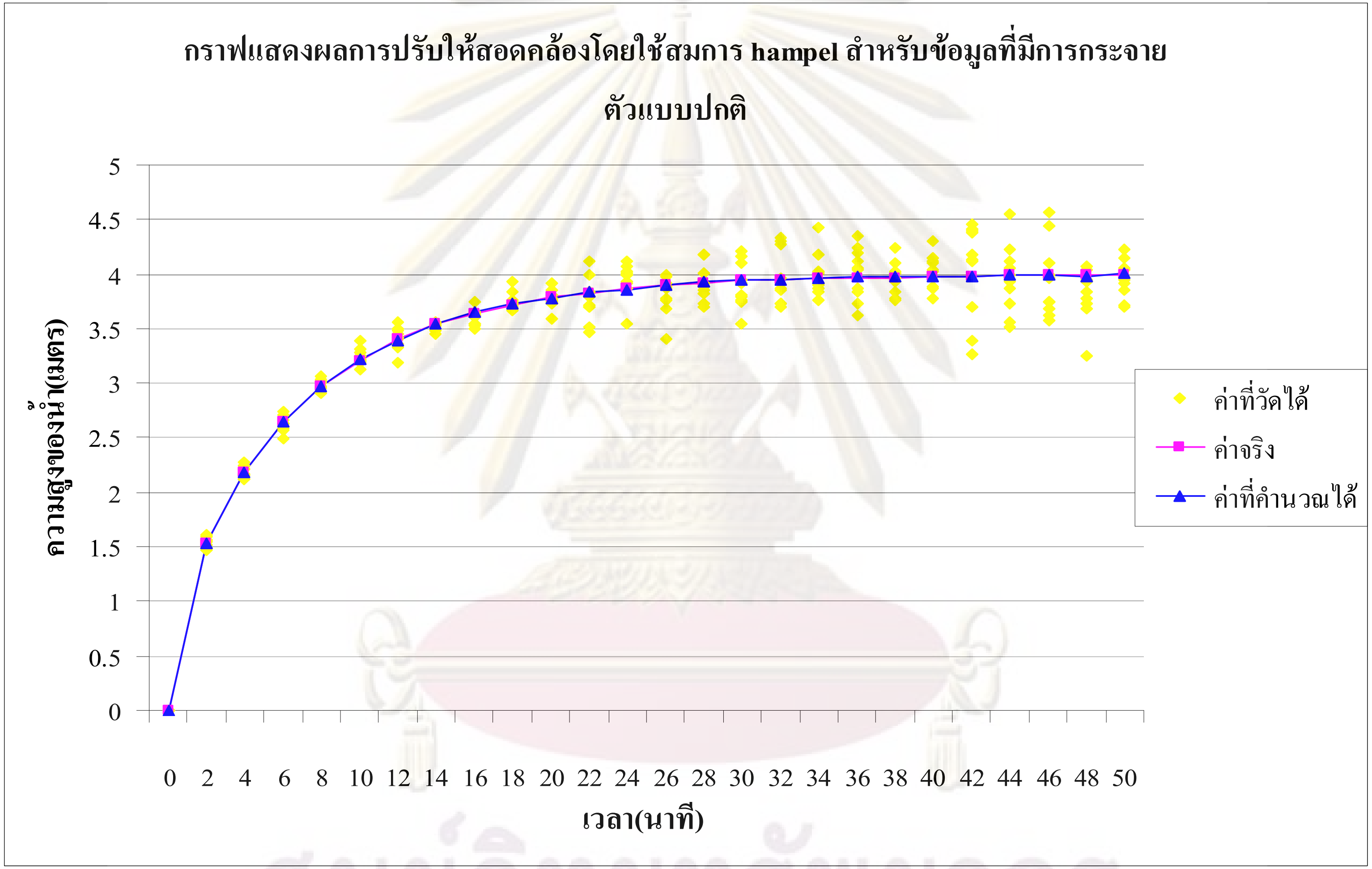
หมายเหตุ ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ $= \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{|Estimated - True|}{True} \text{x}100$



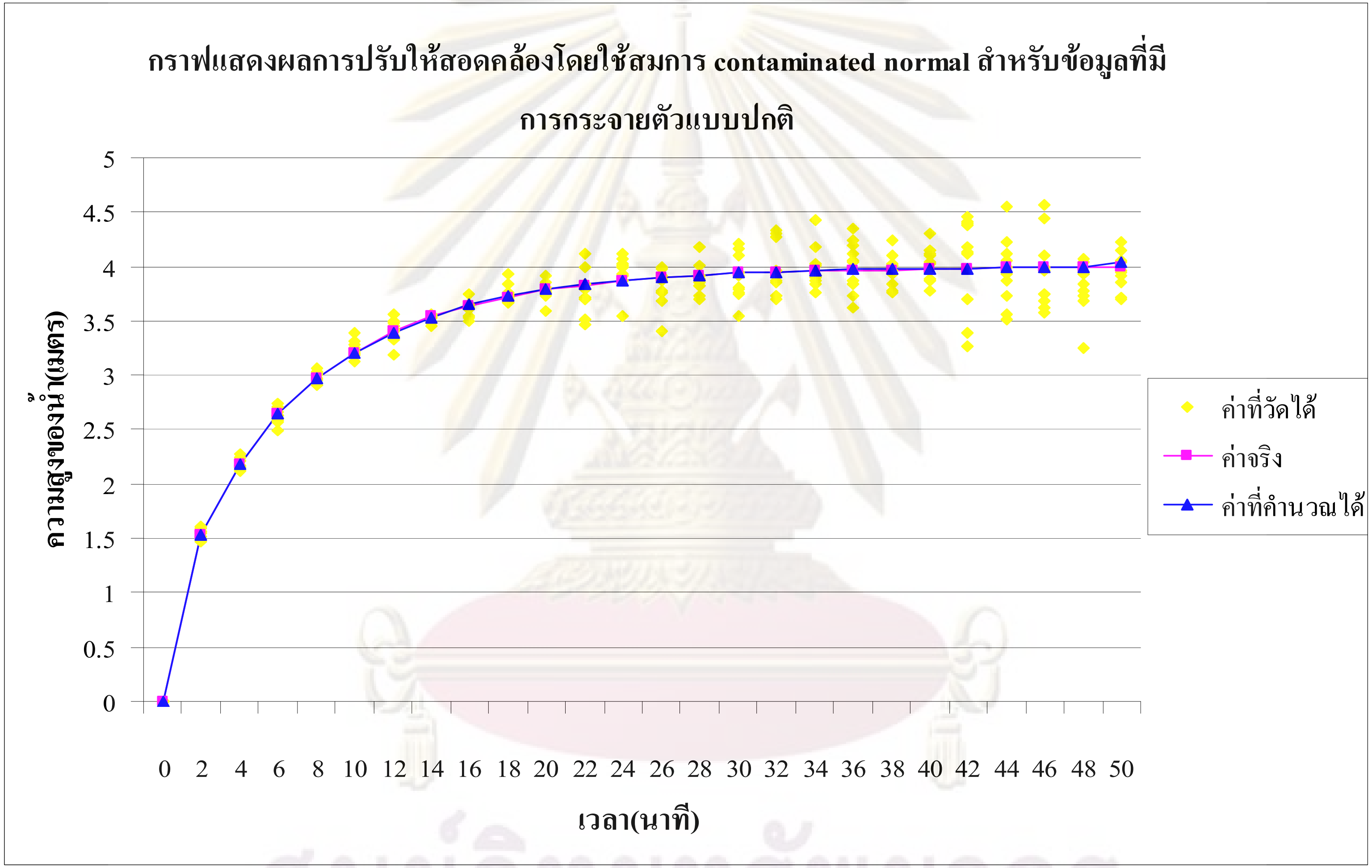
รูปที่ 4.3 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบปกติ (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.3269)



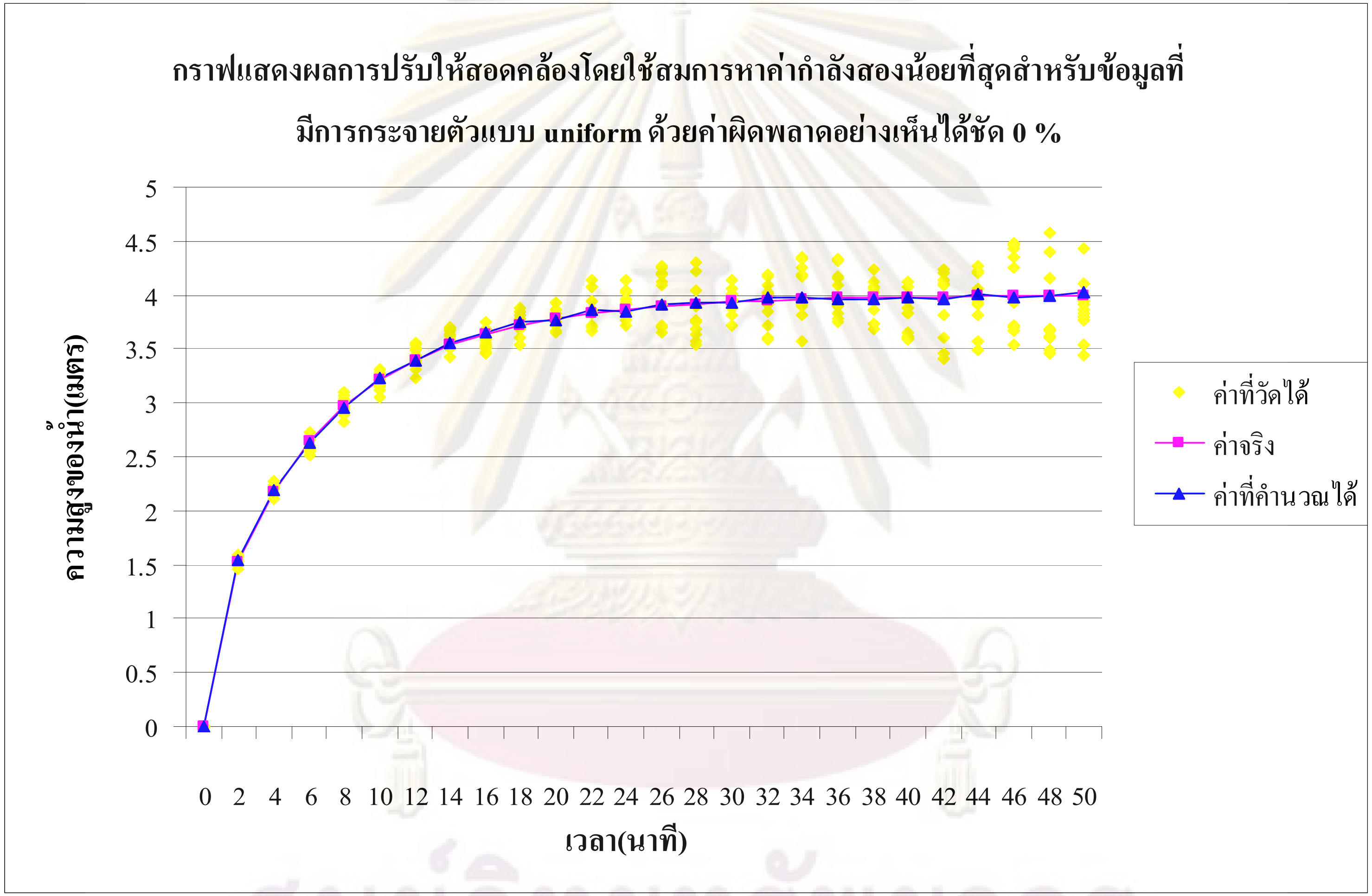
รูปที่ 4.4 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบปกติ (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.1664)



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบปกติ (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.1681)

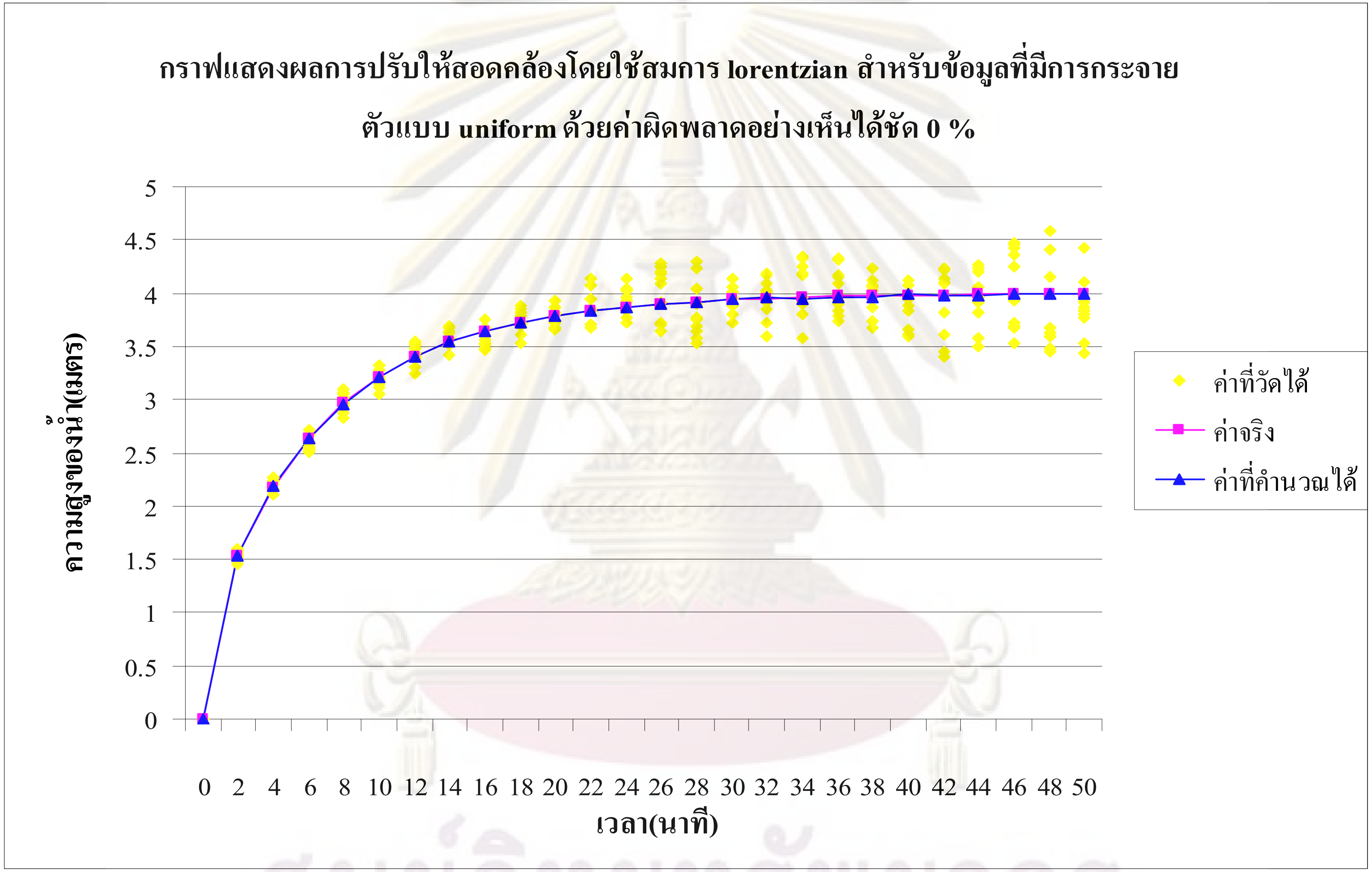


รูปที่ 4.6 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบปกติ (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.1716)

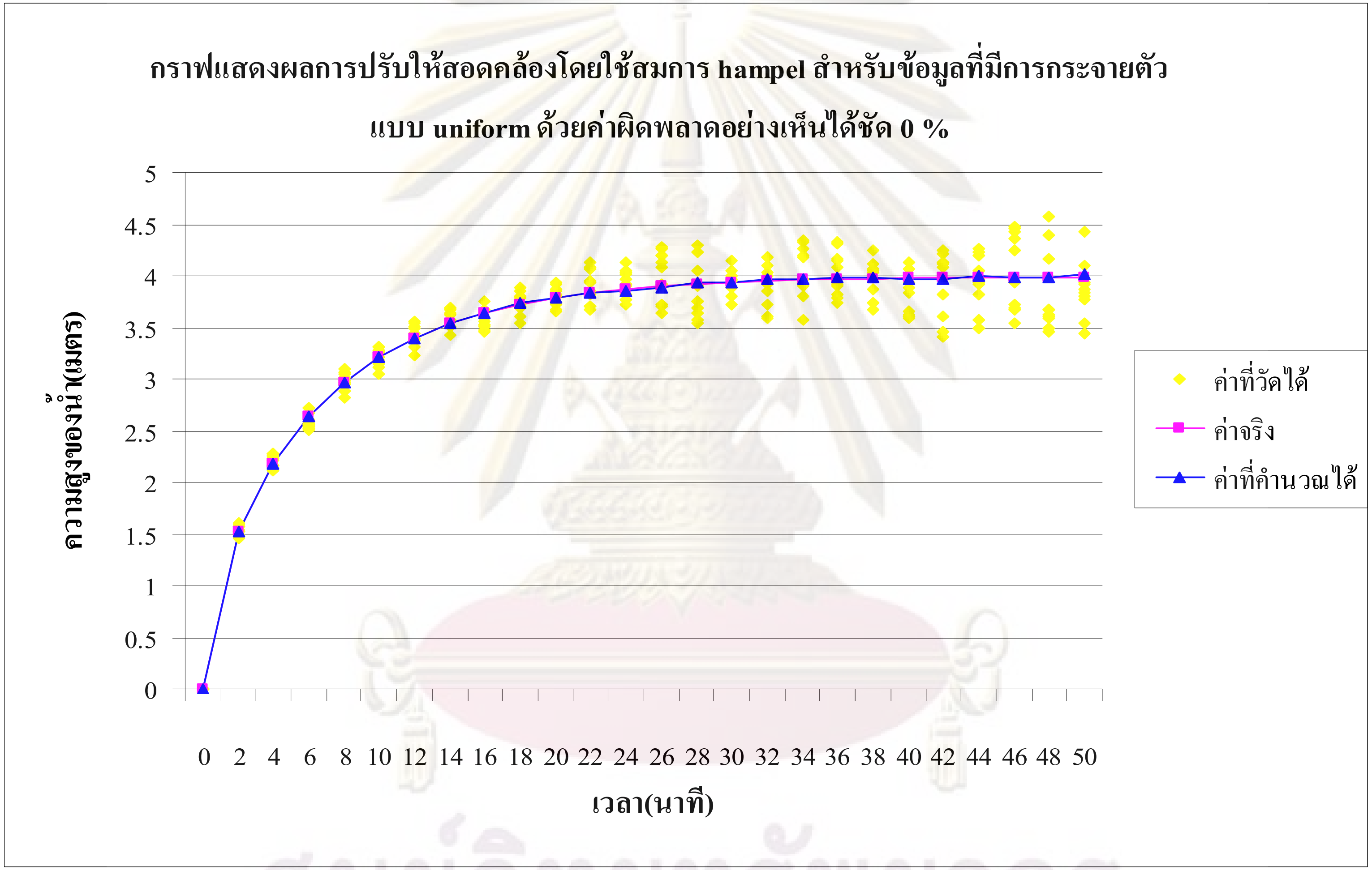


รูปที่ 4.7 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 0% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.4208)

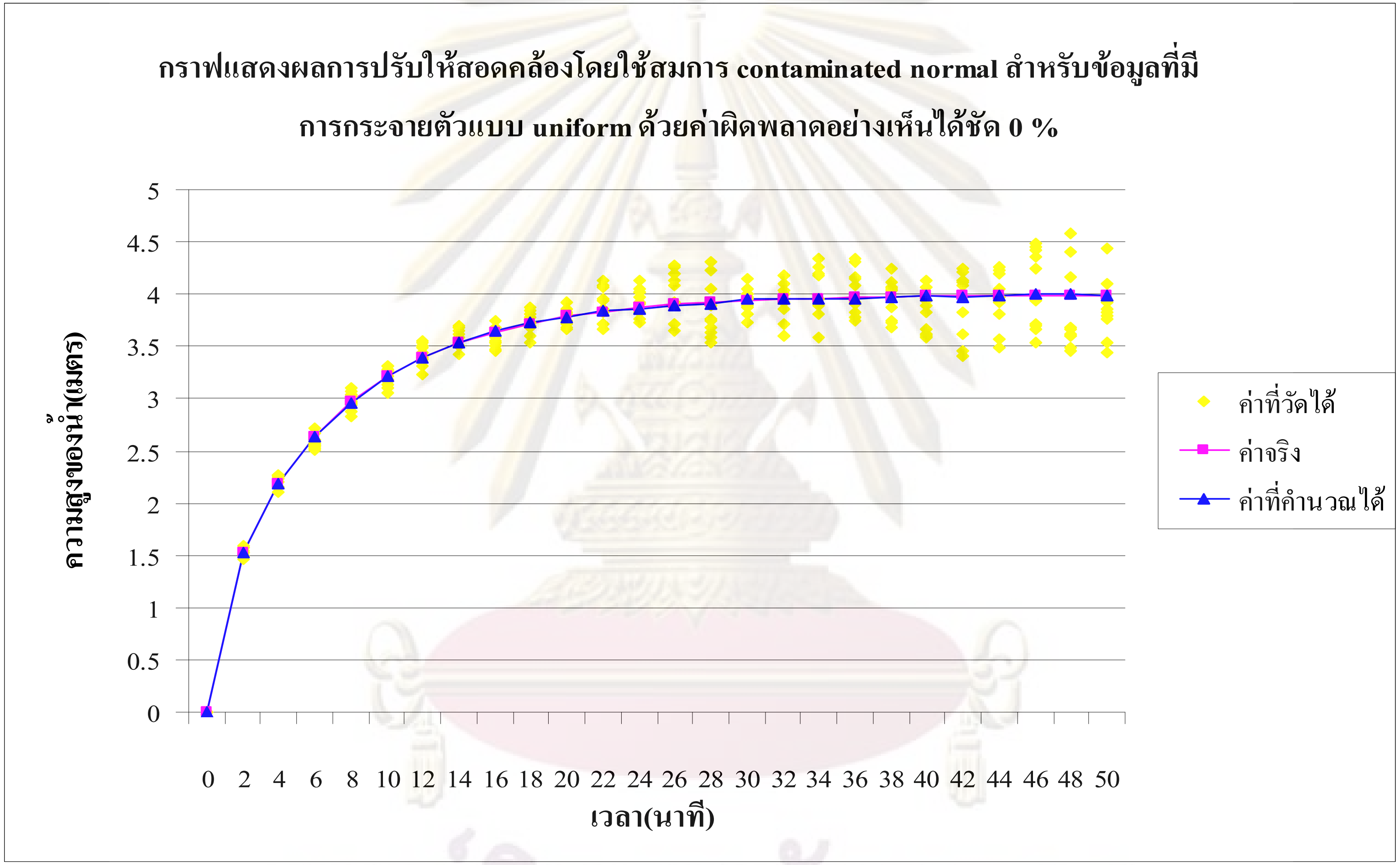
26



รูปที่ 4.8 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 0% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.1812)

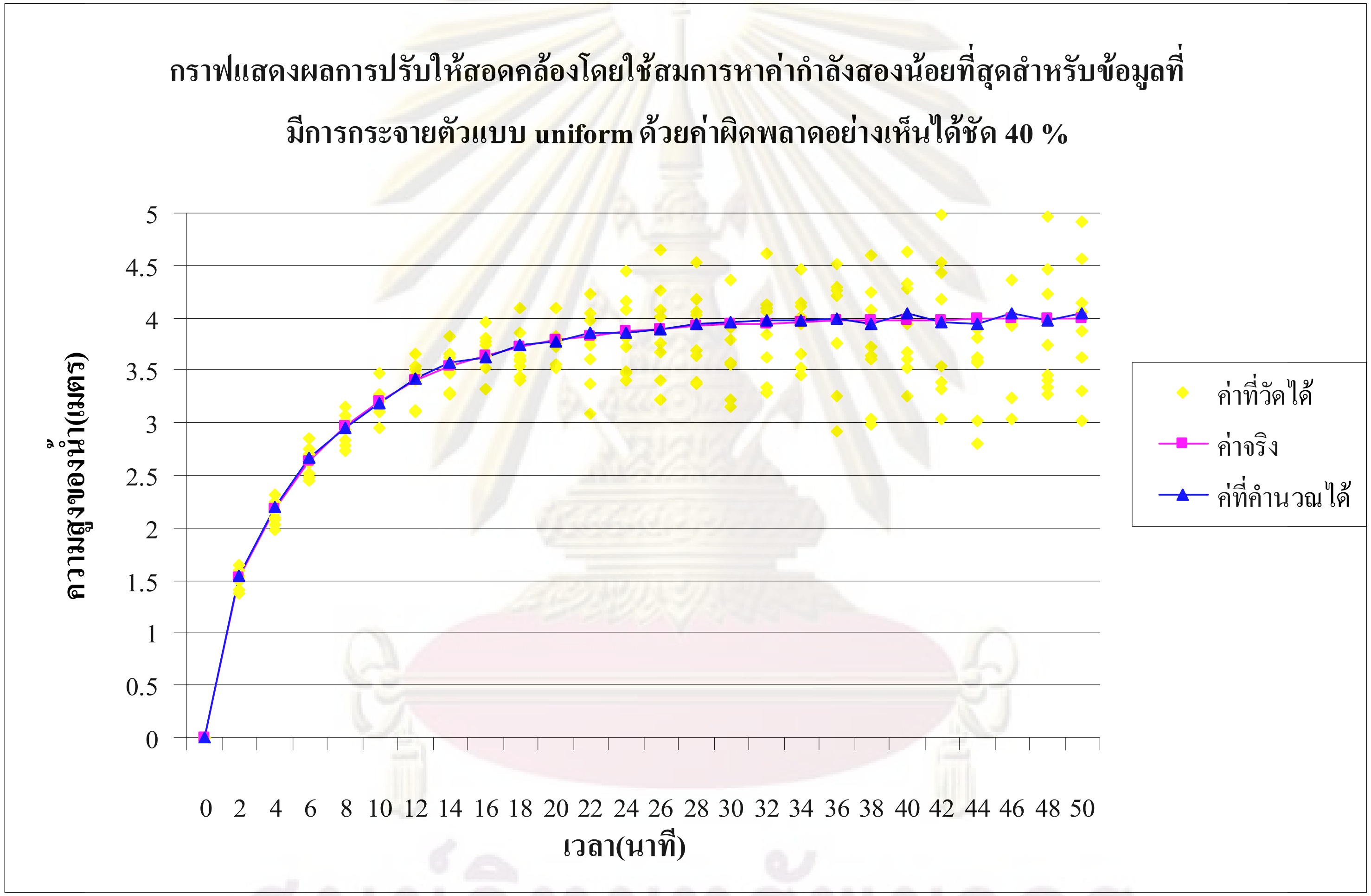


รูปที่ 4.9 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 0% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.1912)



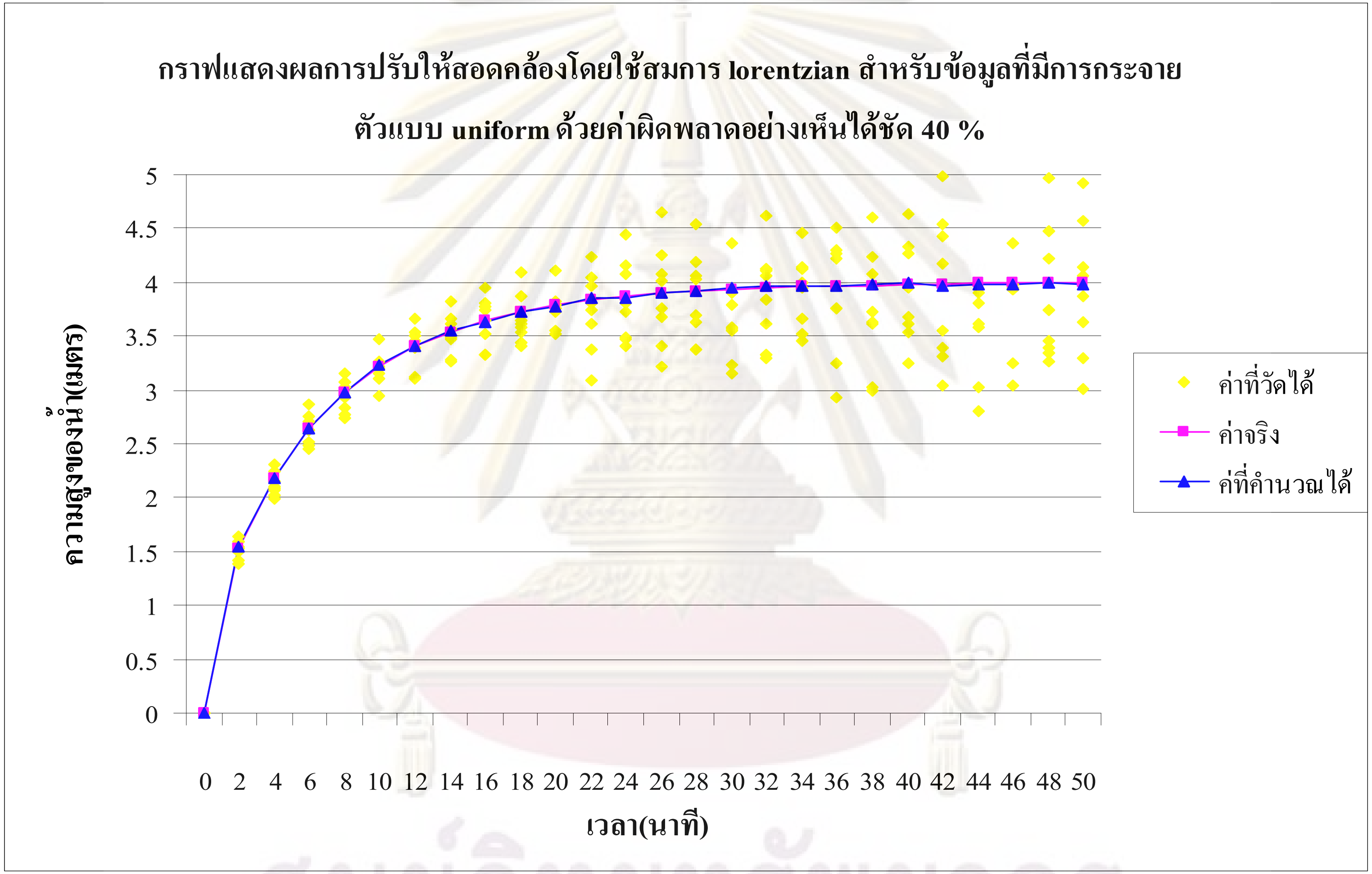
รูปที่ 4.10 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 0% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.1944)

29

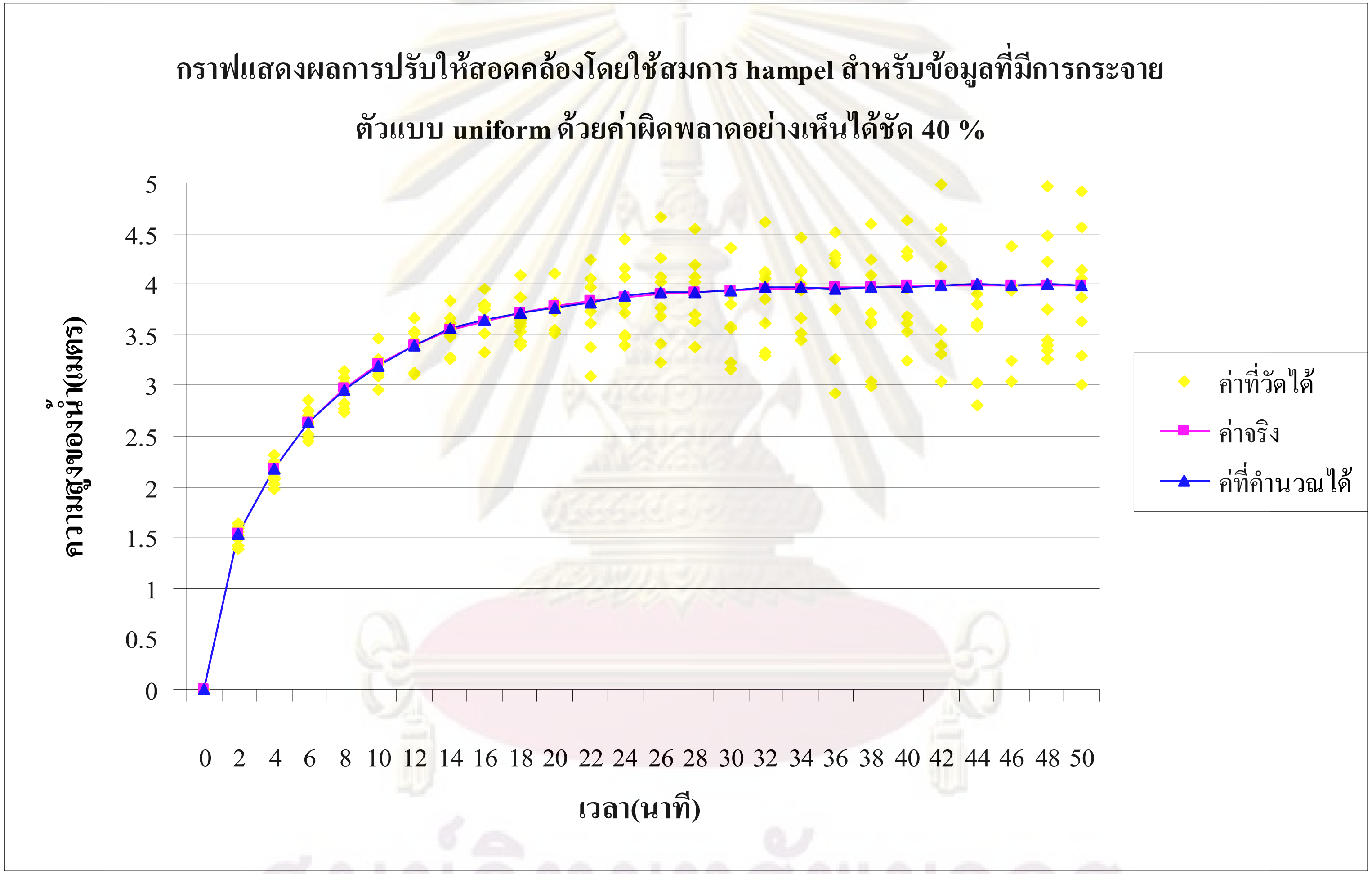


รูปที่ 4.11 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด40% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.6211)

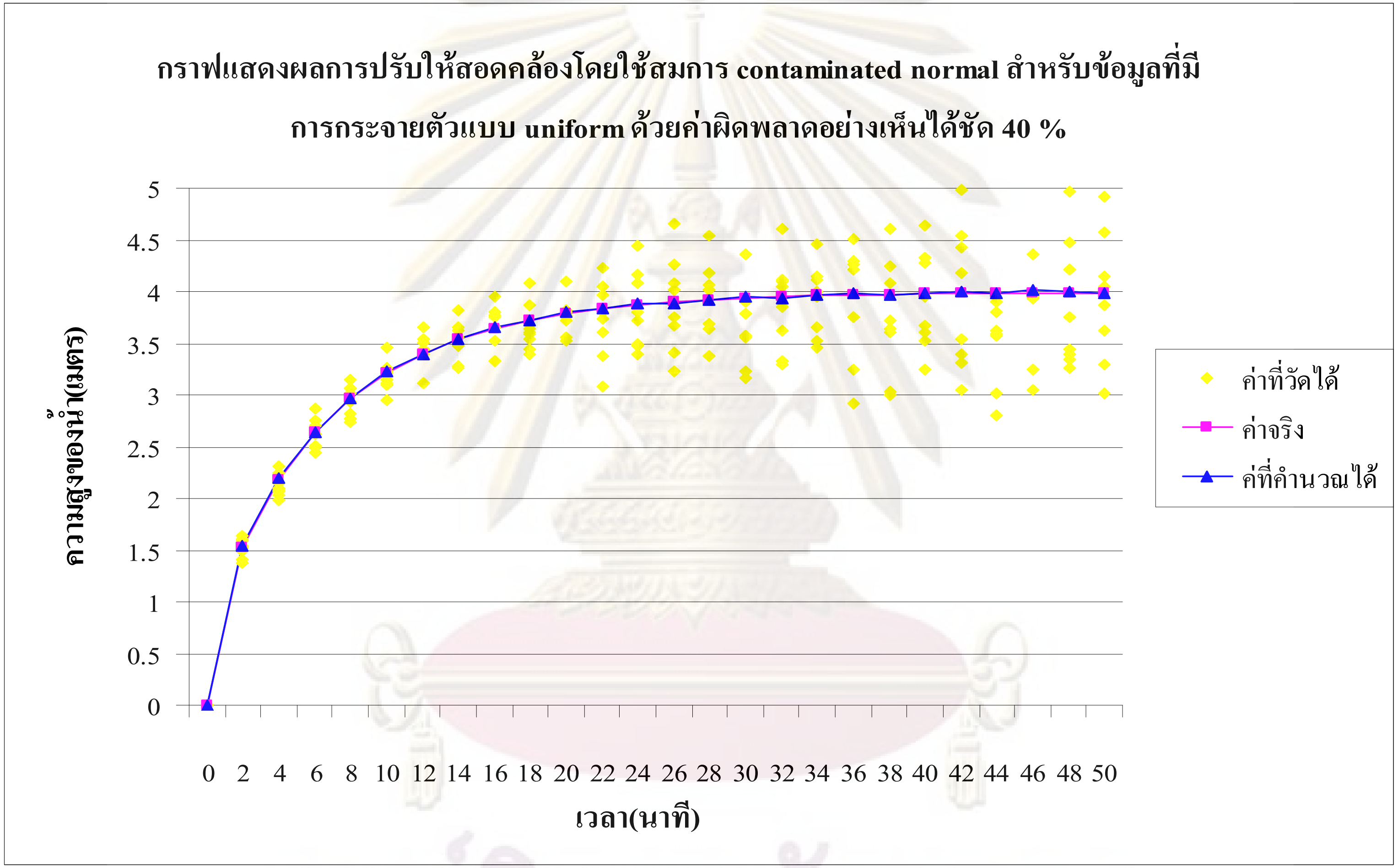
30



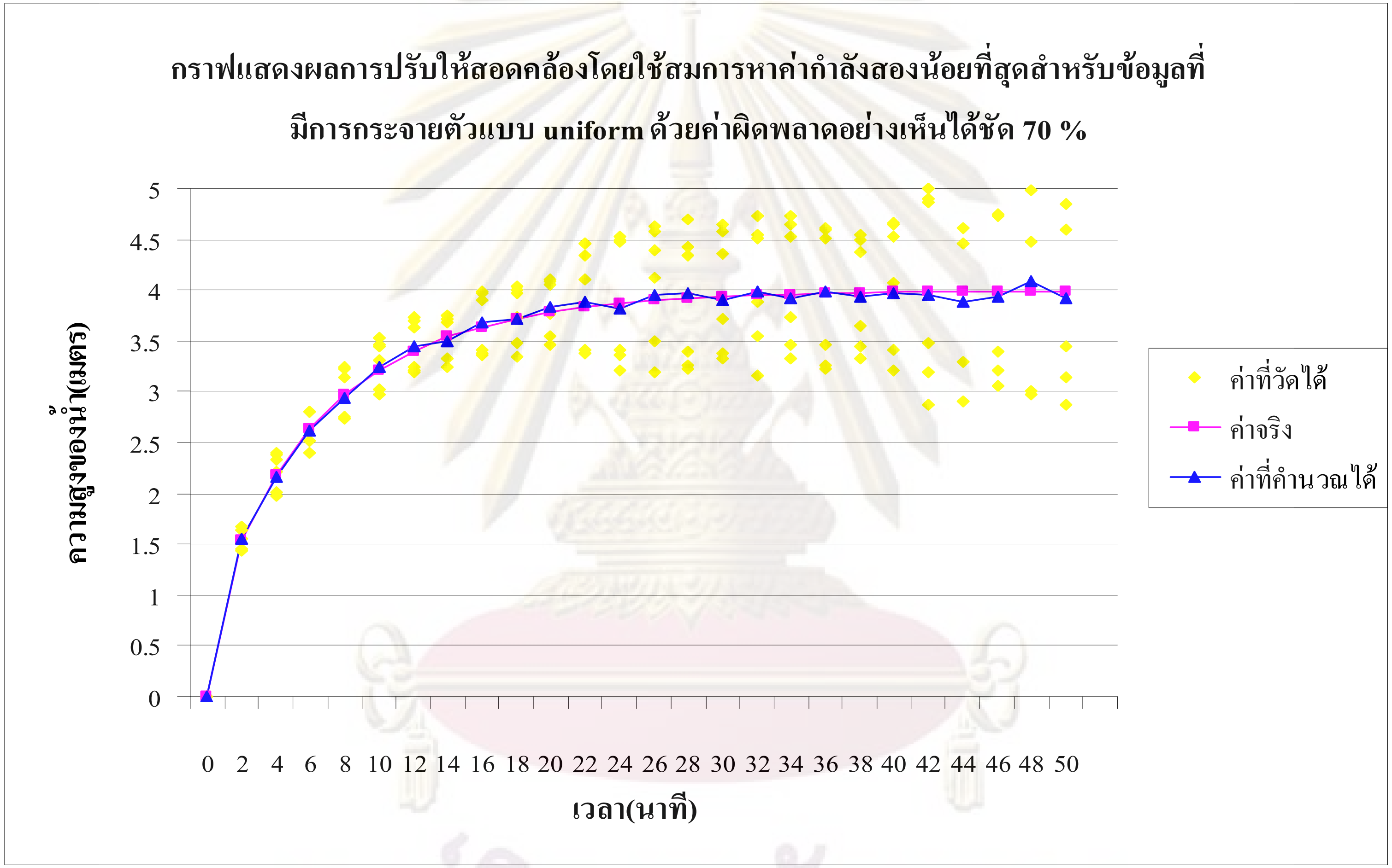
รูปที่ 4.12 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด40% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.2468)



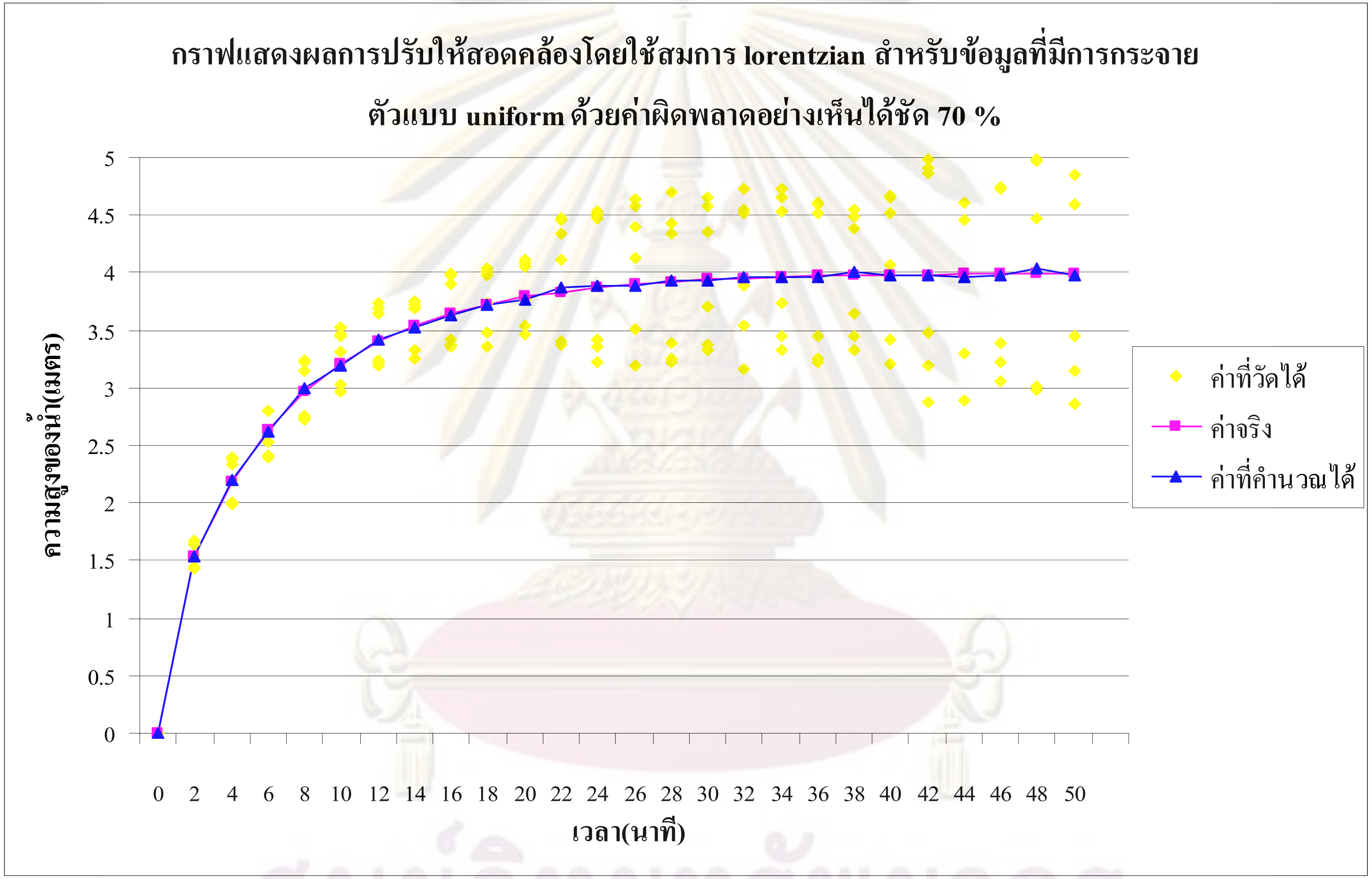
รูปที่ 4.13 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด40% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.2748)



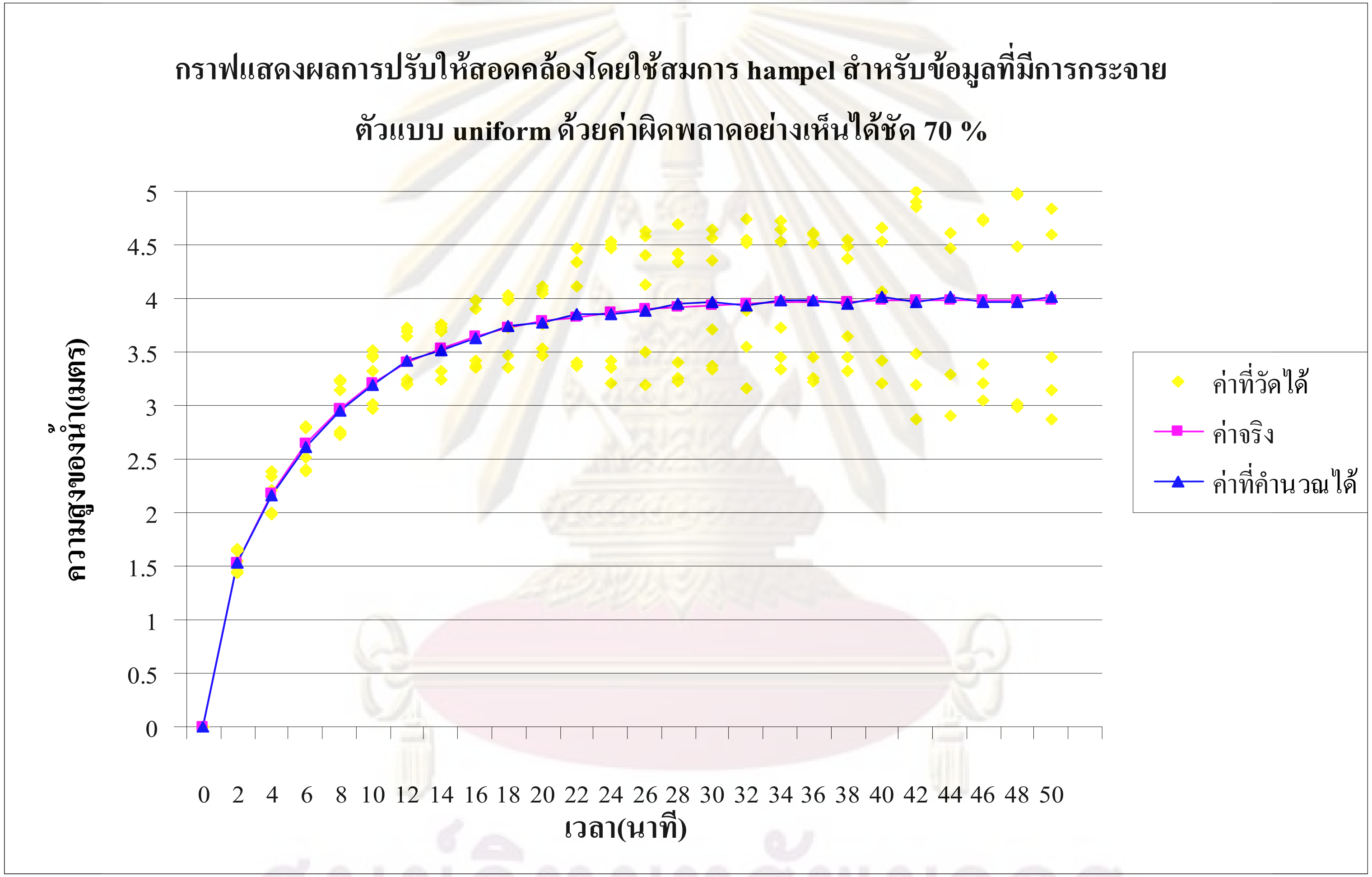
รูปที่ 4.14 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด40% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.3012)



รูปที่ 4.15 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด70% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 1.1261)

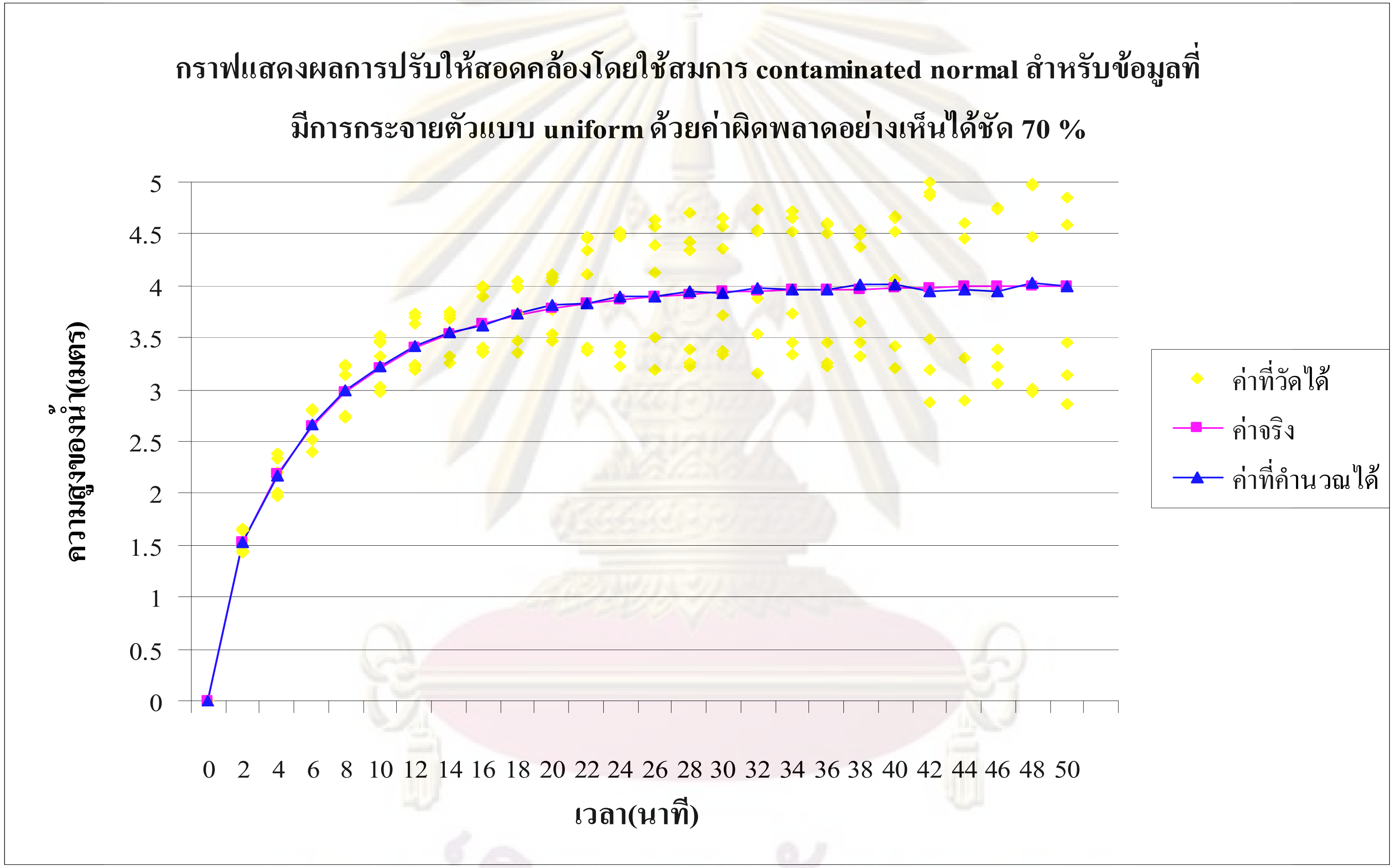


รูปที่ 4.16 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด70% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.4964)

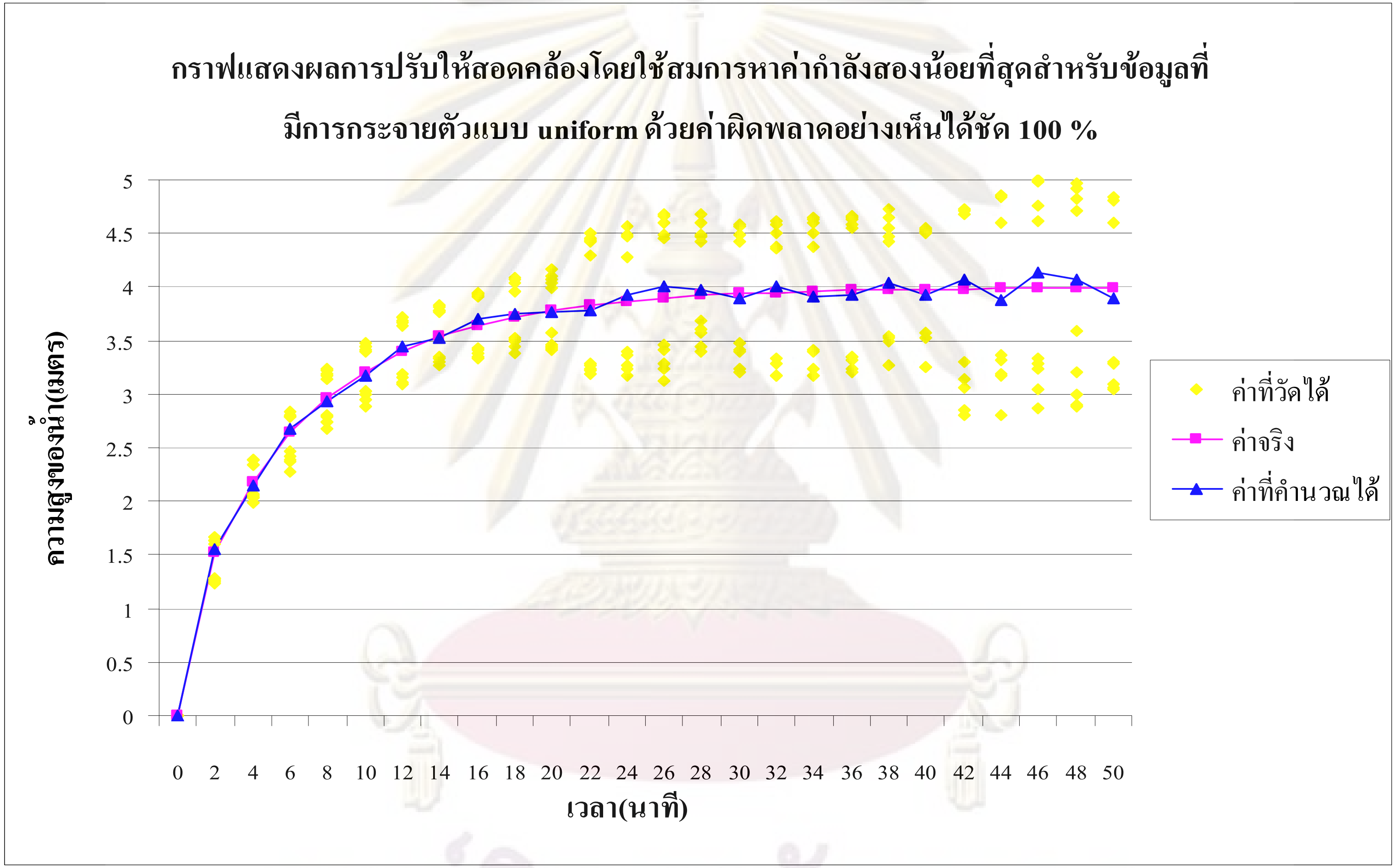


รูปที่ 4.17 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด70% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.5141)

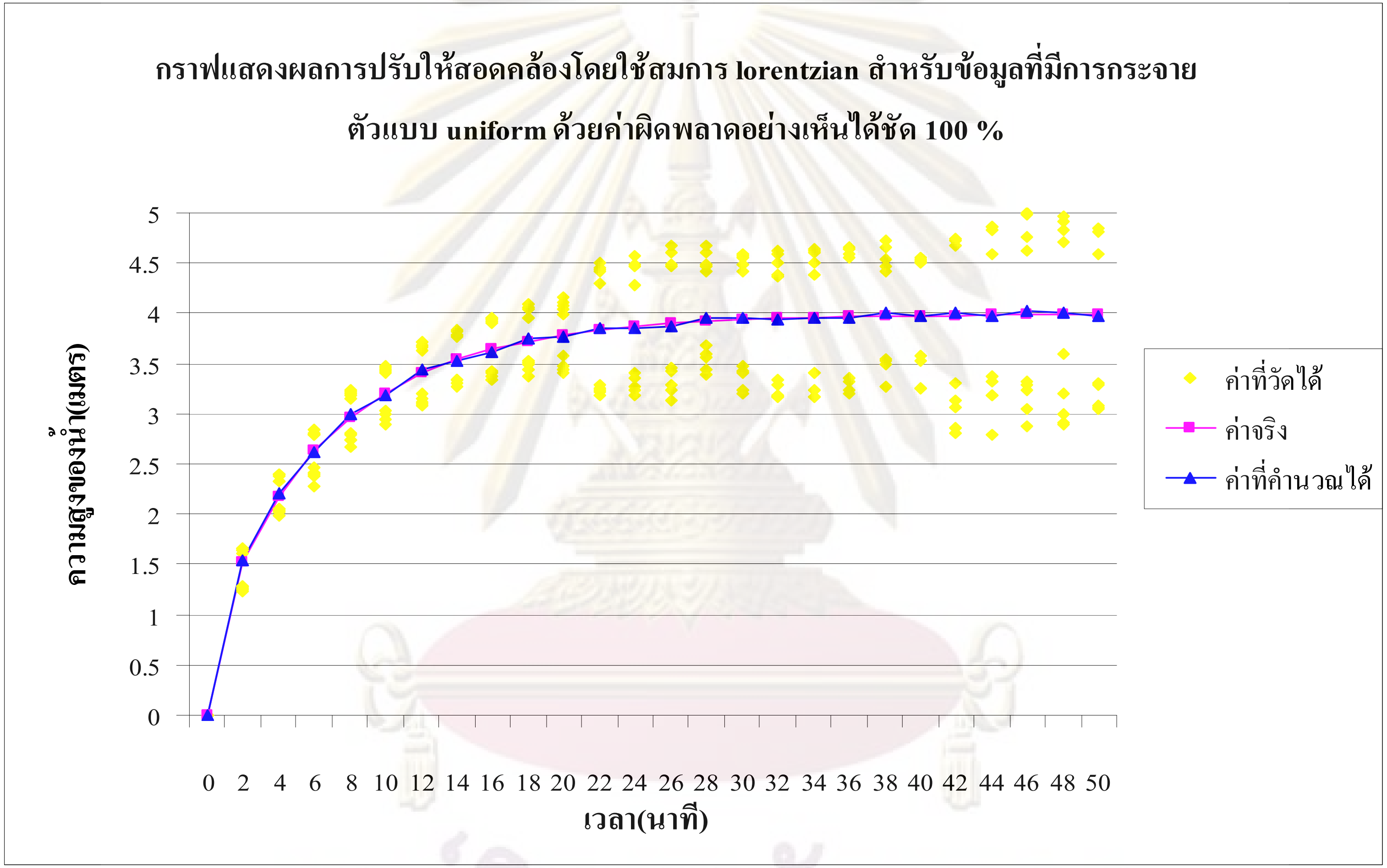
36



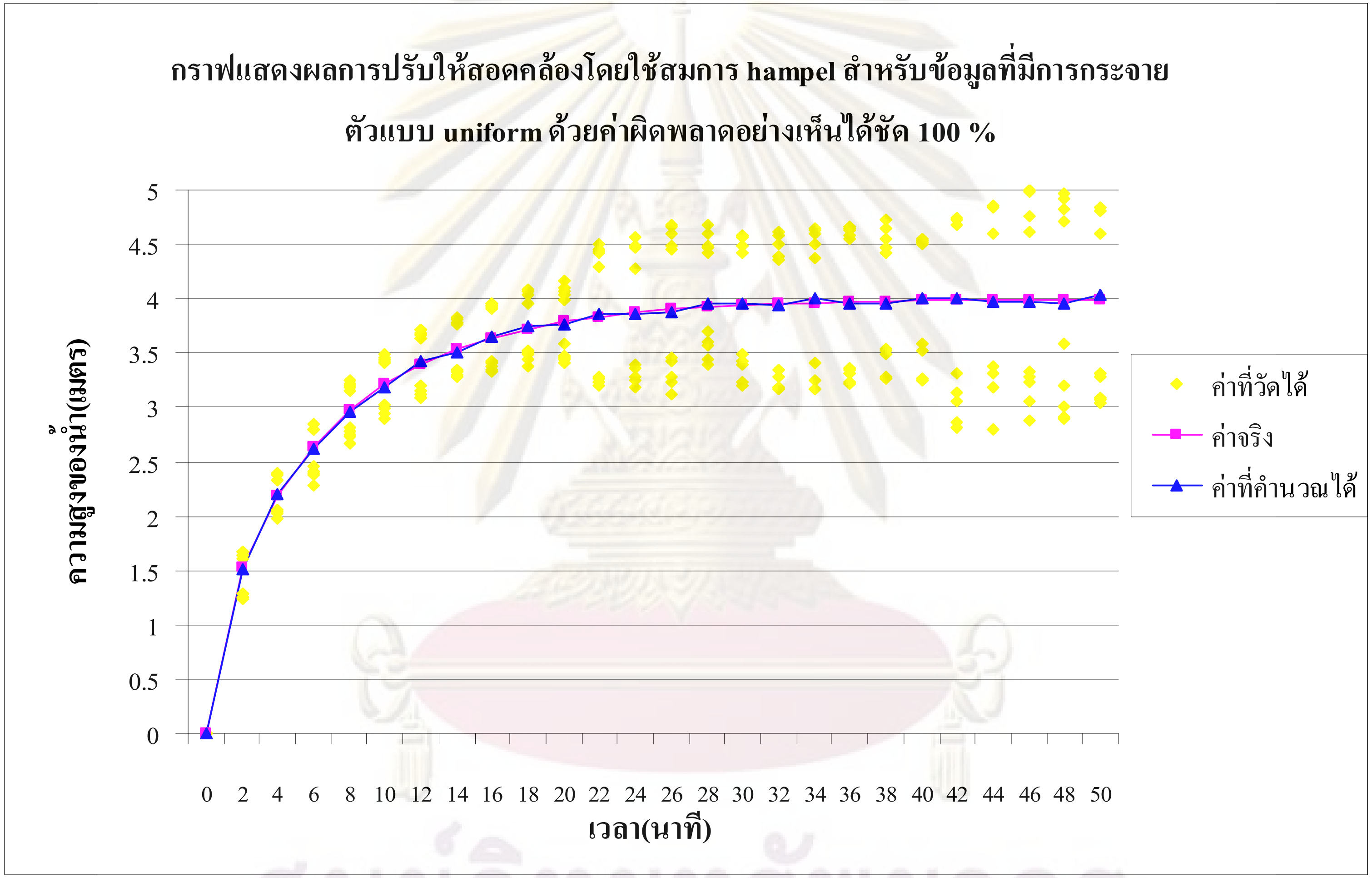
รูปที่ 4.18 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด70% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.5501)



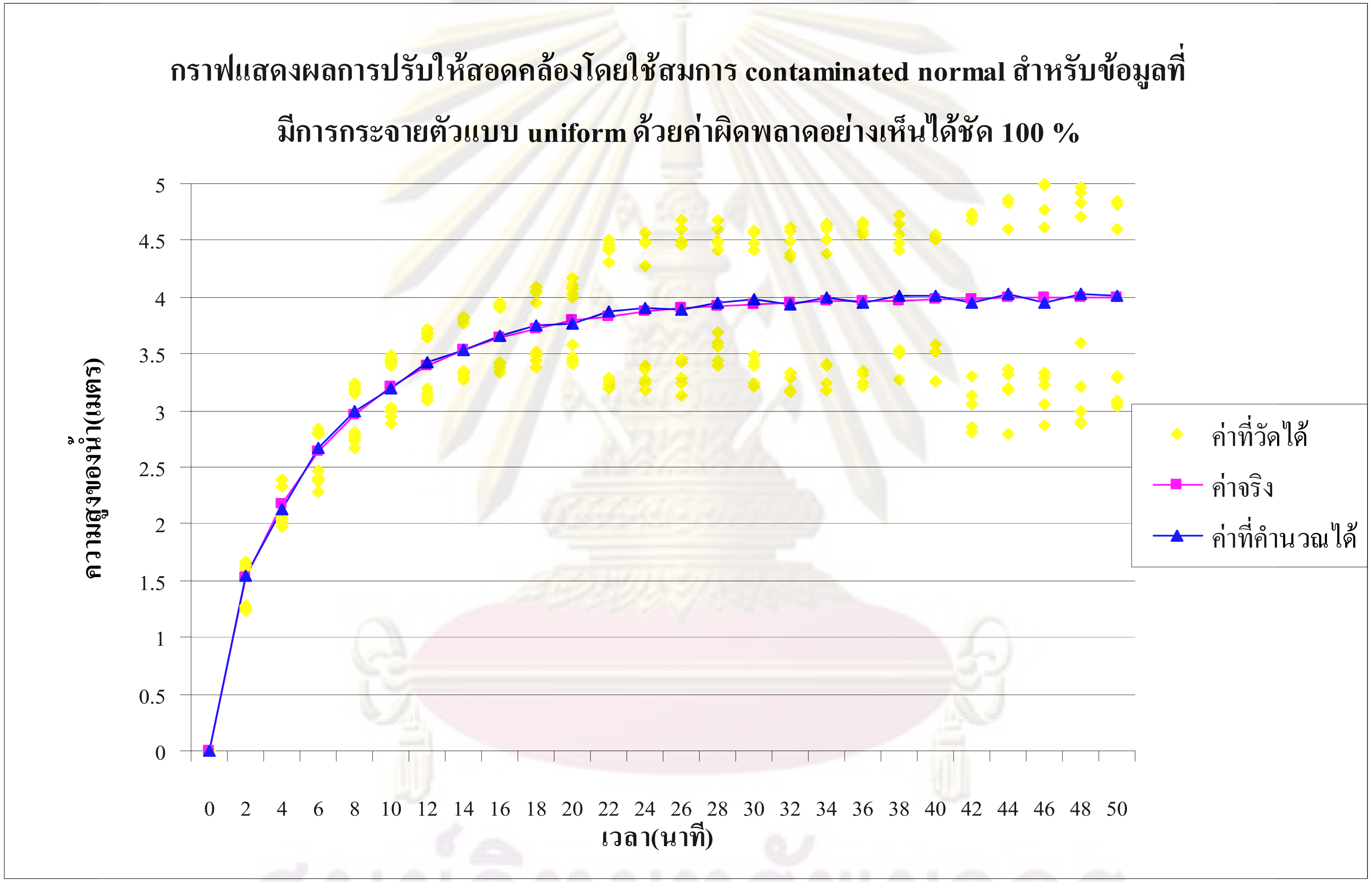
รูปที่ 4.19 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด100% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 1.6628)



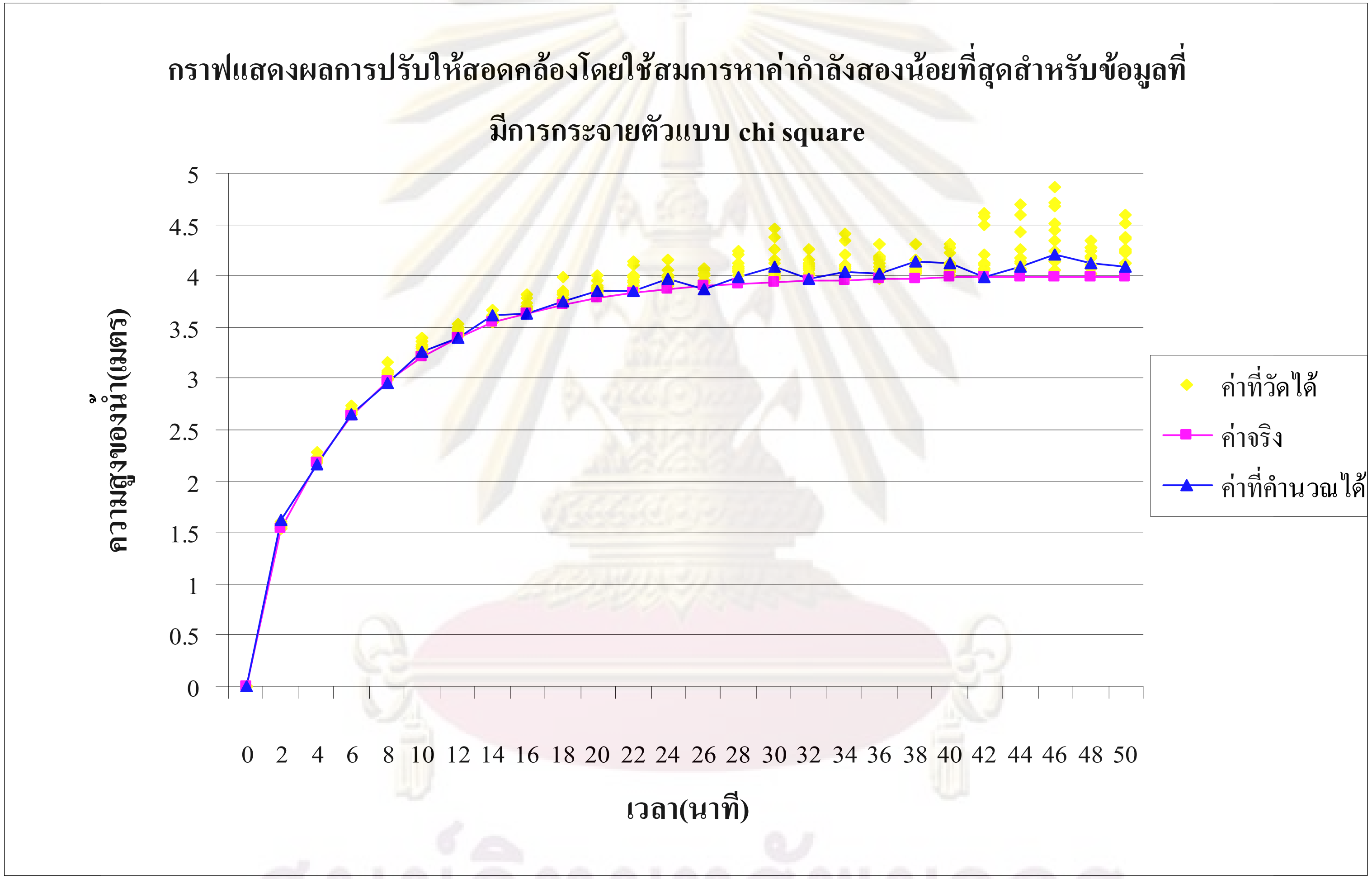
รูปที่ 4.20 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด100% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.6496



รูปที่ 4.21 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด100% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.6772)

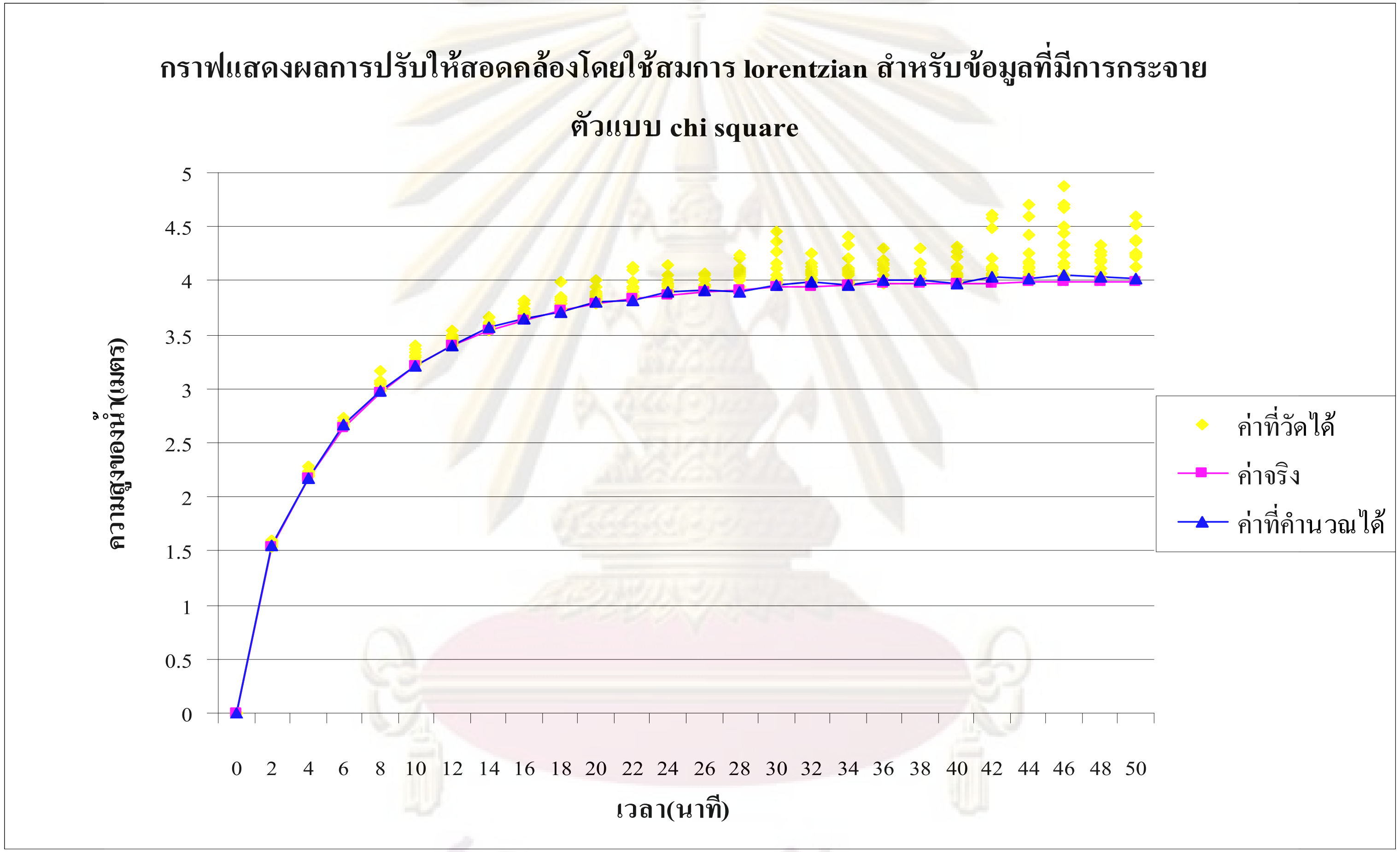


รูปที่ 4.22 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด100% (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.7064)



รูปที่ 4.23 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 1.848)

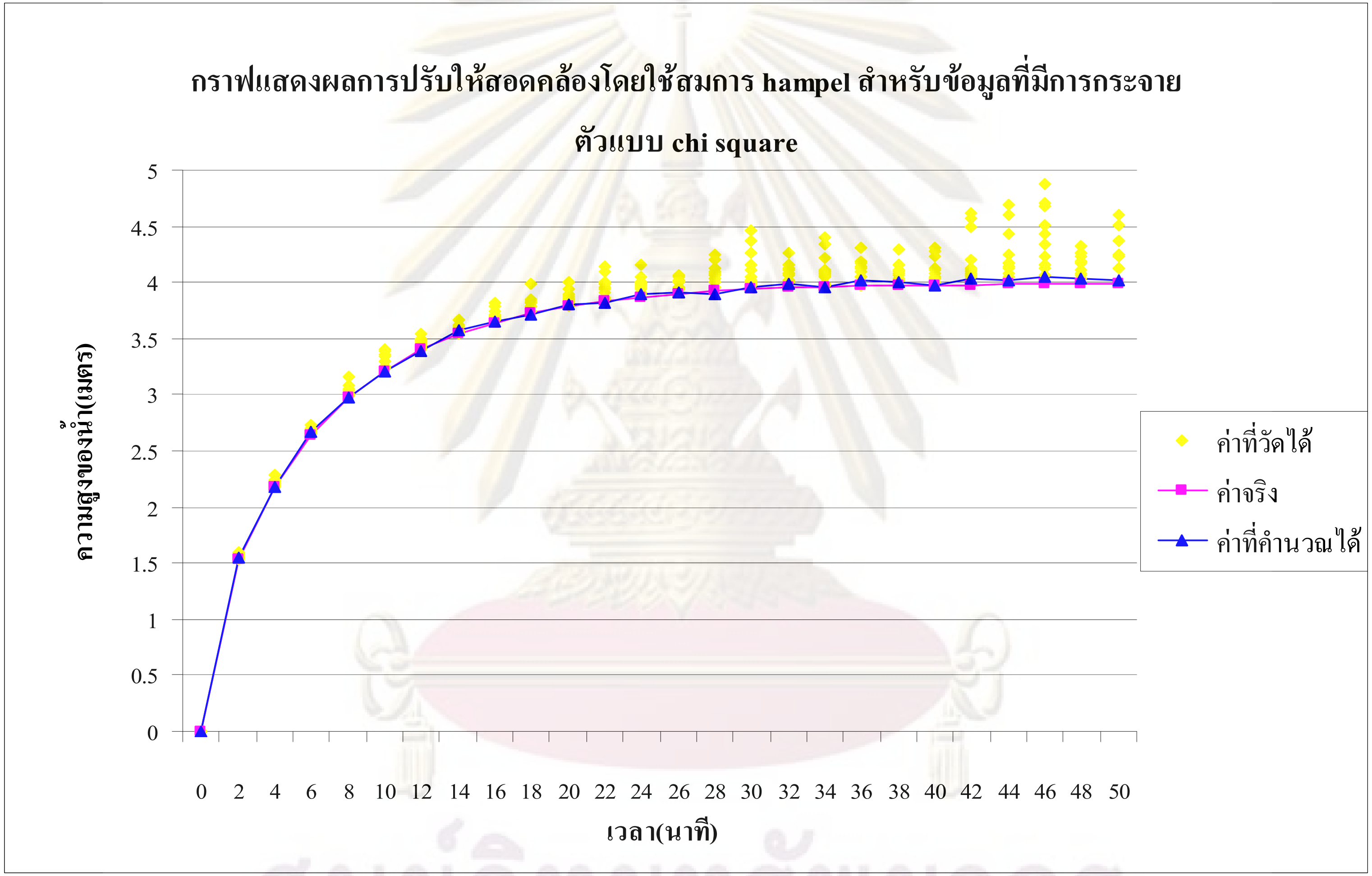
42



รูปที่ 4.24 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square

(ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.5556)

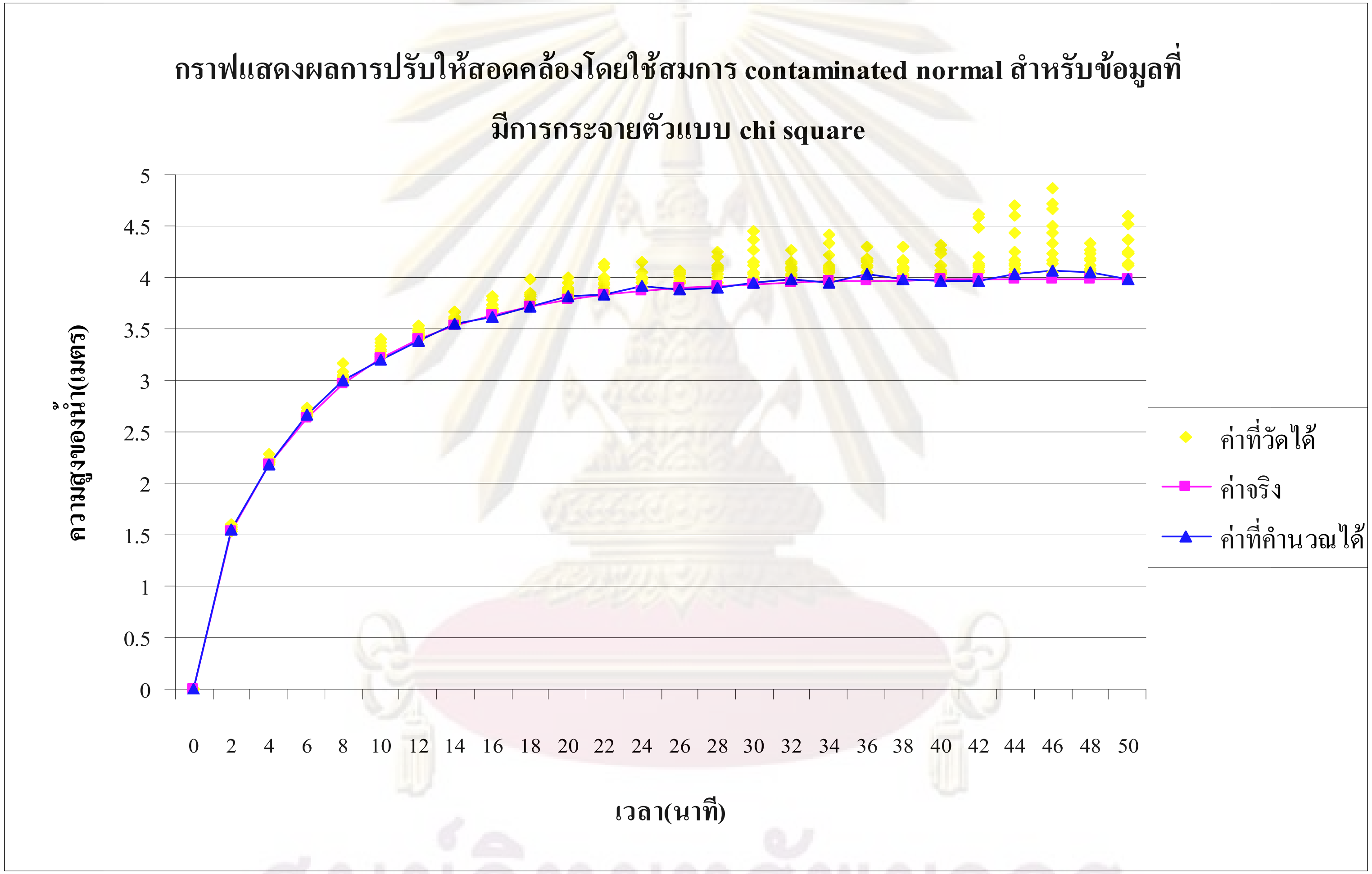
43



รูปที่ 4.25 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square

(ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.5884)

44



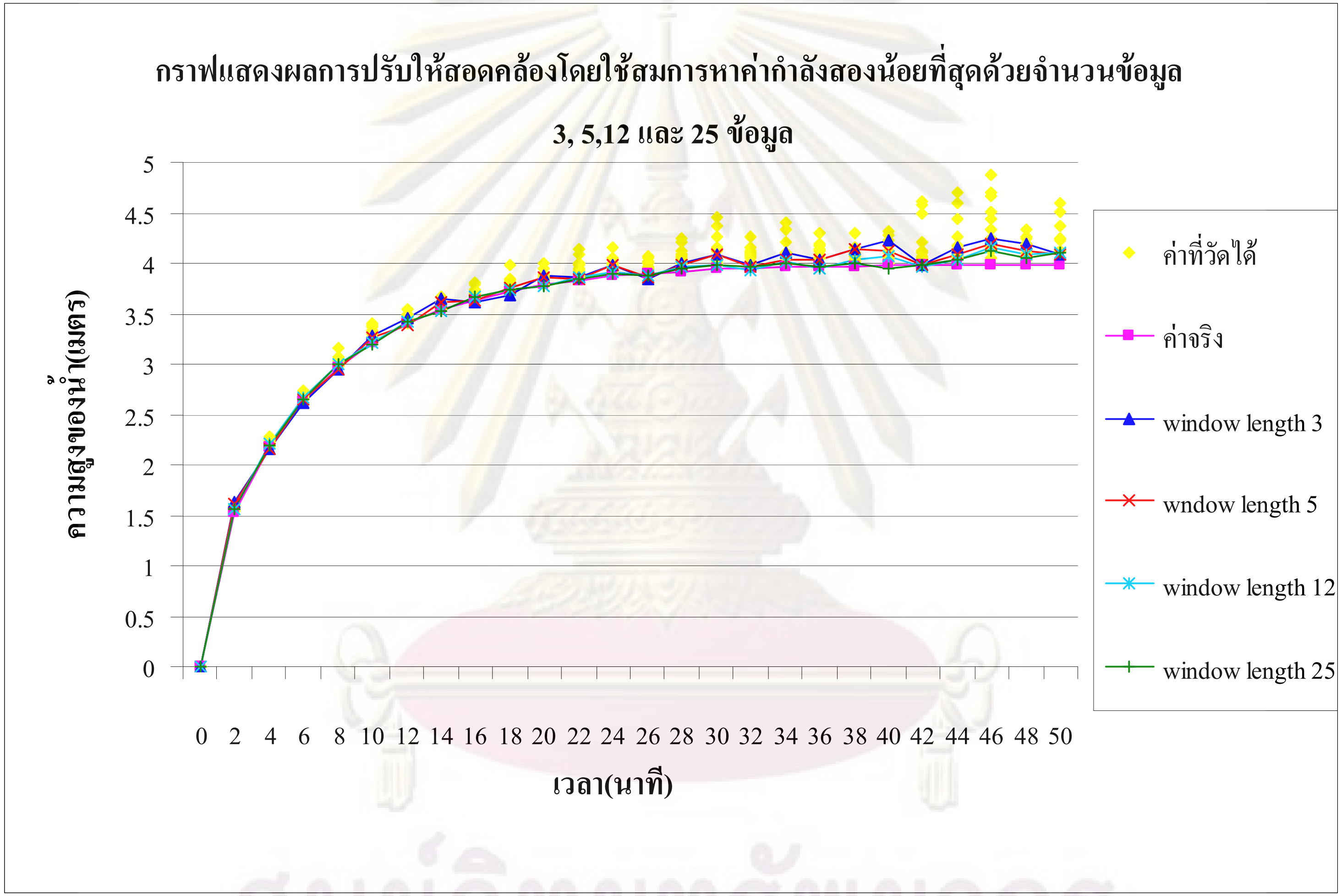
รูปที่ 4.26 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.6136)

45

ผลการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลโดยการเปลี่ยนแปลงจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการปรับให้สอดคล้อง 3 5 12 และ 25 ข้อมูล เป็นไปดังตารางที่ 4.2 และรูปที่ 4.27 ถึง 4.30

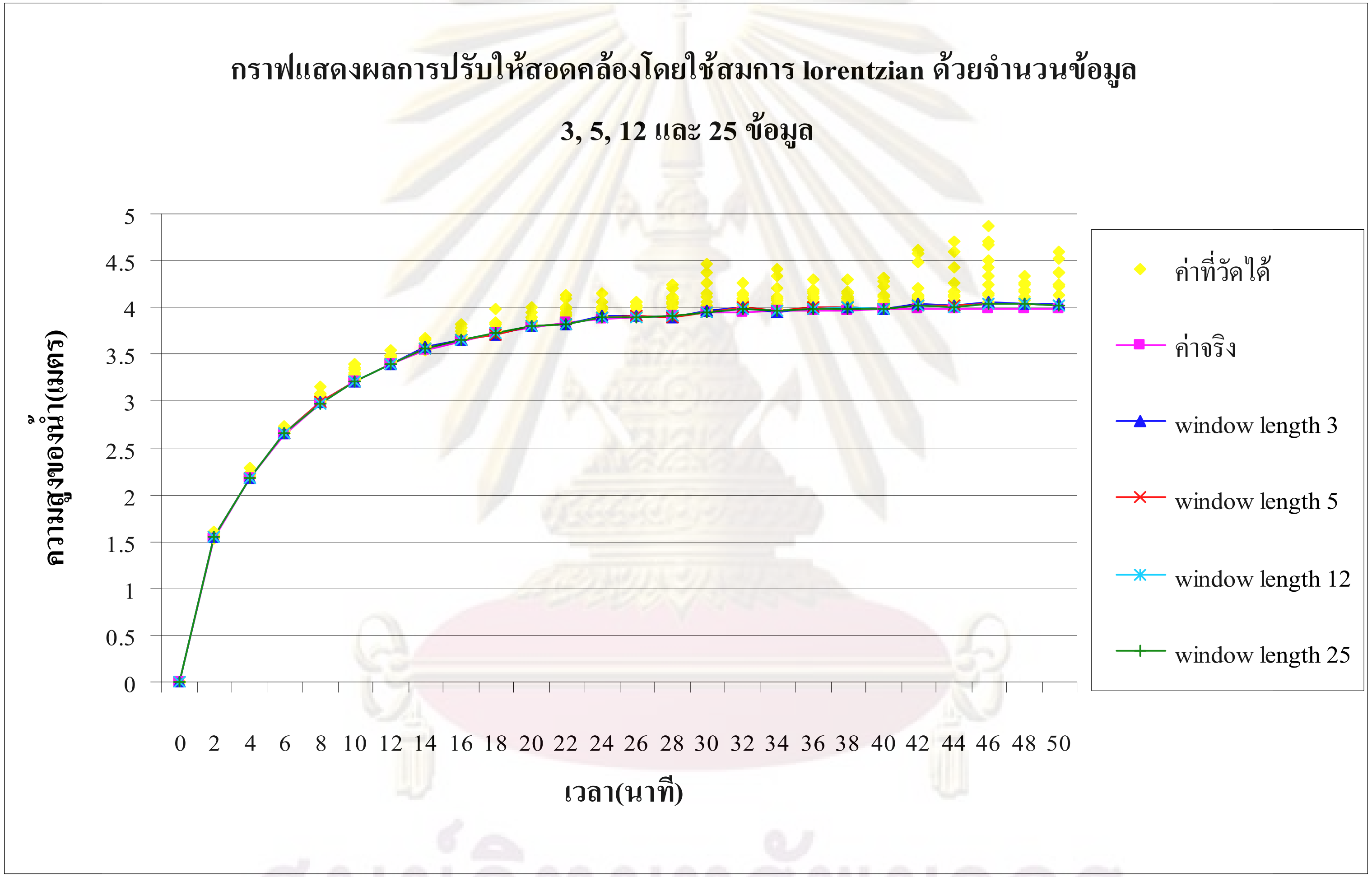
ตารางที่ 4.2 แสดงผลการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลโดยใช้จำนวนข้อมูลต่างๆ

จำนวนข้อมูลที่นำมาใช้ในการปรับให้สอดคล้อง	สมการที่ใช้ในการปรับให้สอดคล้อง	ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ
3	weighted least square	2.7572
	lorentzian	0.7096
	hampel	0.7472
	contaminated normal	0.7896
5	weighted least square	1.848
	lorentzian	0.5556
	hampel	0.5884
	contaminated normal	0.6136
12	weighted least square	1.2632
	lorentzian	0.5444
	hampel	0.5516
	contaminated normal	0.5996
25	weighted least square	1.1012
	lorentzian	0.5356
	hampel	0.5476
	contaminated normal	0.5701

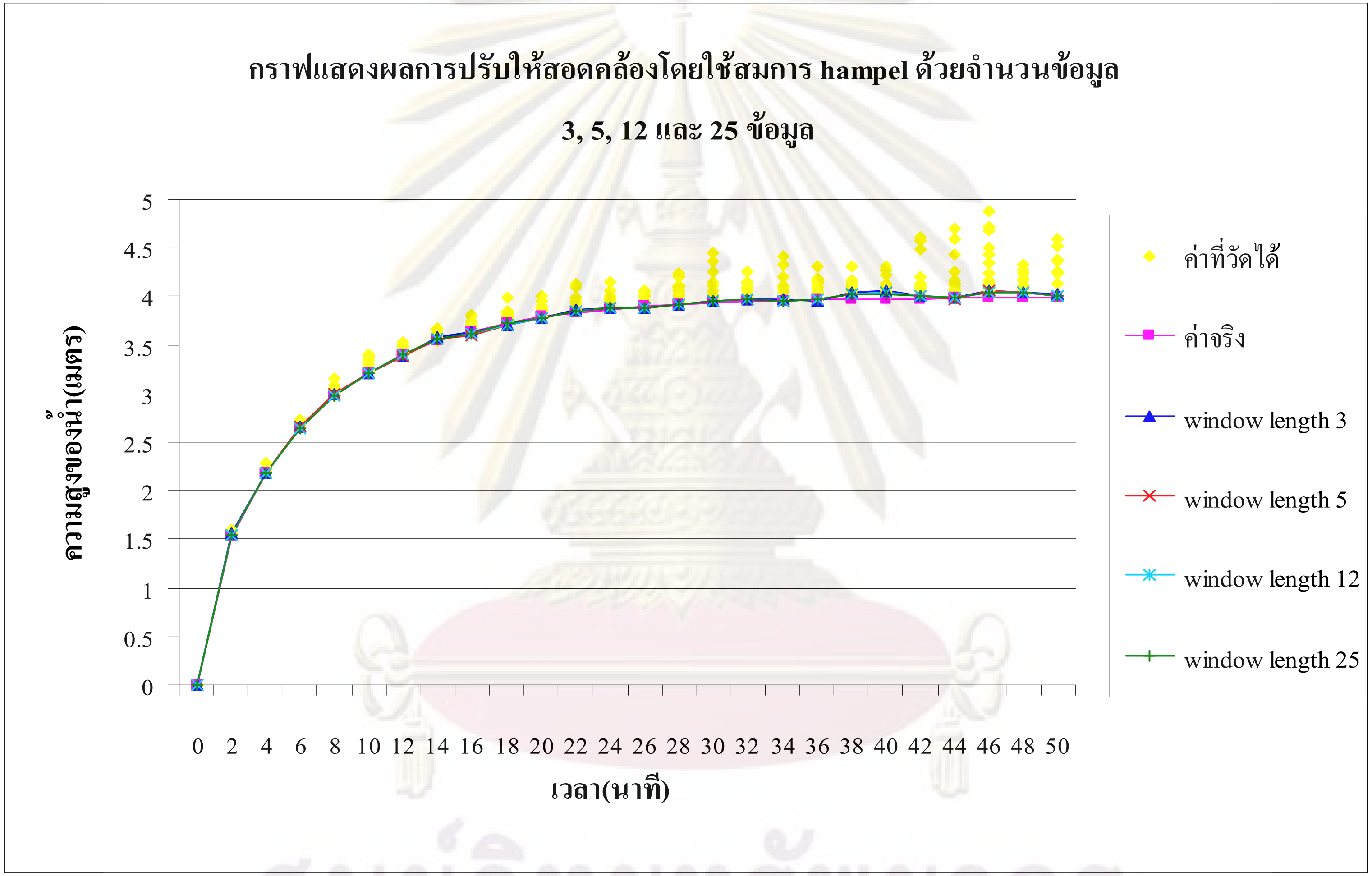


รูปที่ 4.27 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square โดยใช้จำนวนข้อมูล 3,5,12 และ 25 ข้อมูล (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 2.7572, 1.848 ,1.2632 และ 1.1012 ตามลำดับ)

47

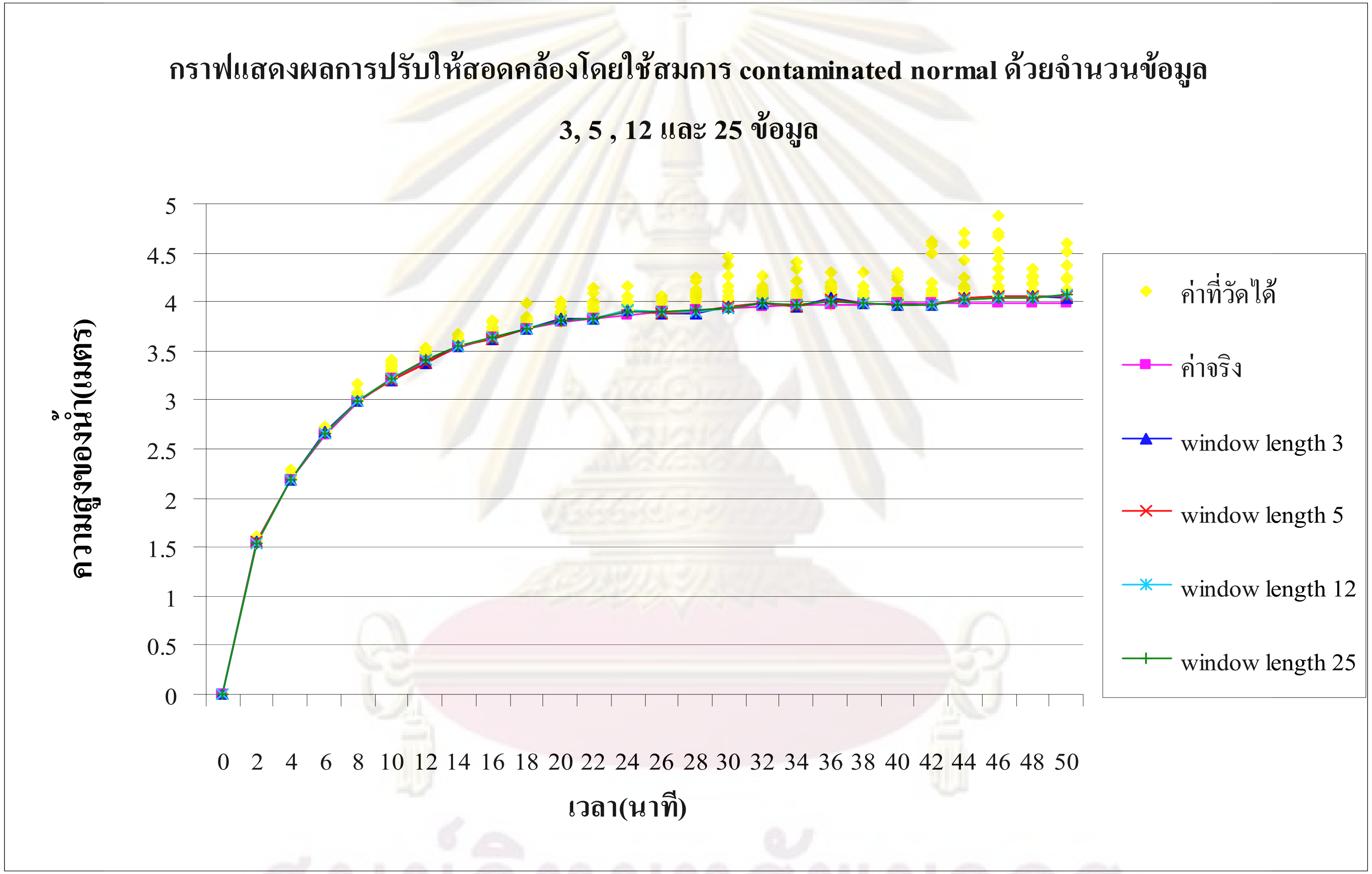


รูปที่ 4.28 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square โดยใช้จำนวนข้อมูล 3,5,12 และ 25 ข้อมูล (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.7096, 0.5556, 0.5444 และ 0.5356 ตามลำดับ)



รูปที่ 4.29 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square โดยใช้จำนวนข้อมูล 3,5,12 และ 25 ข้อมูล (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.7472, 0.5884, 0.5516 และ 0.5476 ตามลำดับ)

49



รูปที่ 4.30 กราฟแสดงผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal สำหรับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square โดยใช้จำนวนข้อมูล 3,5,12 และ 25 ข้อมูล (ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = 0.7896, 0.6136, 0.5996 และ 0.5701 ตามลำดับ)

4.2 กรณีข้อมูลจากการทดลอง

ถังปฏิกรณ์แบบกะเป็นถังปฏิกรณ์ชนิดหนึ่งซึ่งไม่มีสารไหลเข้าและออกจากระบบ แต่สารตั้งต้นจะถูกใส่ไว้ในถังปฏิกรณ์ตั้งแต่เริ่มต้นปฏิกิริยา และปล่อยให้ปฏิกิริยาดำเนินไปหลังจากนั้นเมื่อปฏิกิริยาสิ้นสุดทั้งสารตั้งต้นและผลิตภัณฑ์ที่ได้จะถูกนำออกจากถังปฏิกรณ์ ถังปฏิกรณ์แบบกะมักจะถูกใช้ในกระบวนการผลิตขนาดเล็ก ข้อดีของถังปฏิกรณ์แบบกะ คือสามารถให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผลได้สูงเมื่อเทียบกับถังปฏิกรณ์ชนิดอื่น ๆ

สำหรับงานวิจัยชิ้นนี้จะทดลองกับถังปฏิกรณ์แบบกะซึ่งภายในเกิดปฏิกิริยาสะปอนิฟิเคชั่นระหว่างเอทิลอะซิเตทและโซเดียมไฮดรอกไซด์เกิดขึ้น ได้ผลิตภัณฑ์เป็นโซเดียมอะซิเตทและเอทานอล ดังสมการที่ 4.2

$$CH_3COOC_2H_5 + NaOH \longrightarrow CH_3COONa + C_2H_5OH \qquad (4.2)$$

ปฏิกิริยานี้เป็นปฏิกิริยาอันดับสองซึ่งผันกลับไม่ได้ โดยสามารถเขียนกฎอัตราได้ดังสมการที่ 4.3

$$-r_{NaOH} = \frac{dC_{NaOH}}{dt} = kC_{NaOH}C_{CH_3COOC_2H_5} \qquad (4.3)$$

ถ้าเราใส่ความเข้มข้นเริ่มต้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์และเอทิลอะซิเตทเท่ากัน เราสามารถเขียนสมการที่ 4.3 ได้ดังสมการที่ 4.4

$$-r_{NaOH} = \frac{dC_{NaOH}}{dt} = kC_{NaOH}^2 \qquad (4.4)$$

ขั้นตอนการทดลองกรณีข้อมูลจากการทดลอง

1. นำค่าความเข้มข้นของสารตั้งต้นคือโซเดียมไฮดรอกไซด์ที่ได้จากข้อมูลการทดลองของถังปฏิกรณ์แบบกะจำนวน 10 กะ มาทำการกำจัดค่าความผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด โดยข้อมูลใดที่อยู่นอกเหนือจากบริเวณส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ -1.96σ และ +1.96σ จะถือเป็นค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด

2. นำข้อมูลจากการทดลองที่ถูกกำจัดค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัดแล้วมาทำการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลโดยใช้สมการวัตถุประสงค์ คือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal แล้วเปรียบเทียบผลของแต่ละสมการ

ผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการวัตถุประสงค์คือ สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด lorentzian hampel และ contaminated normal เป็นไปดังกราฟรูปที่ 4.32 ถึง 4.35

อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

1. เครื่องปฏิกรณ์เคมีแบบกะ
2. เครื่องคอมพิวเตอร์
3. ใบกวนสาร
4. อุปกรณ์วัดค่าการนำไฟฟ้า

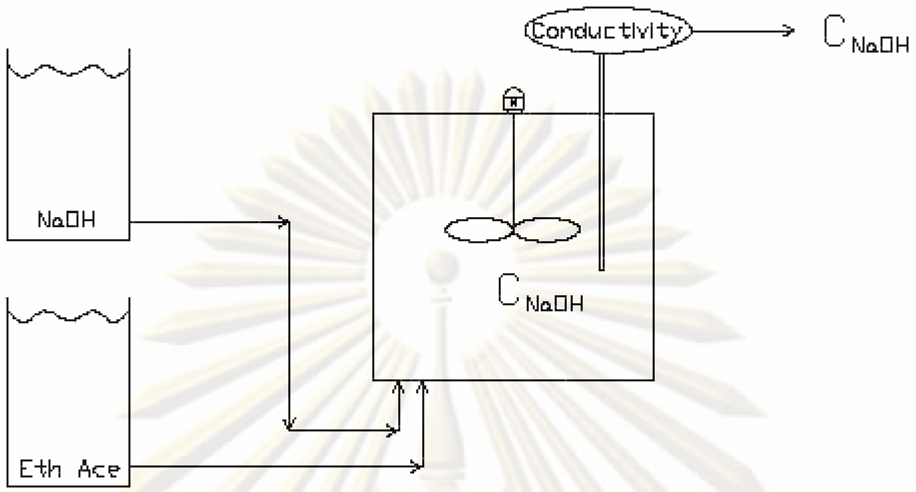
สารเคมีที่ใช้ในการทดลอง

1. สารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ความเข้มข้น 0.05 โมลต่อลิตร
2. สารละลายเอทิลอะซิเตทความเข้มข้น 0.05 โมลต่อลิตร

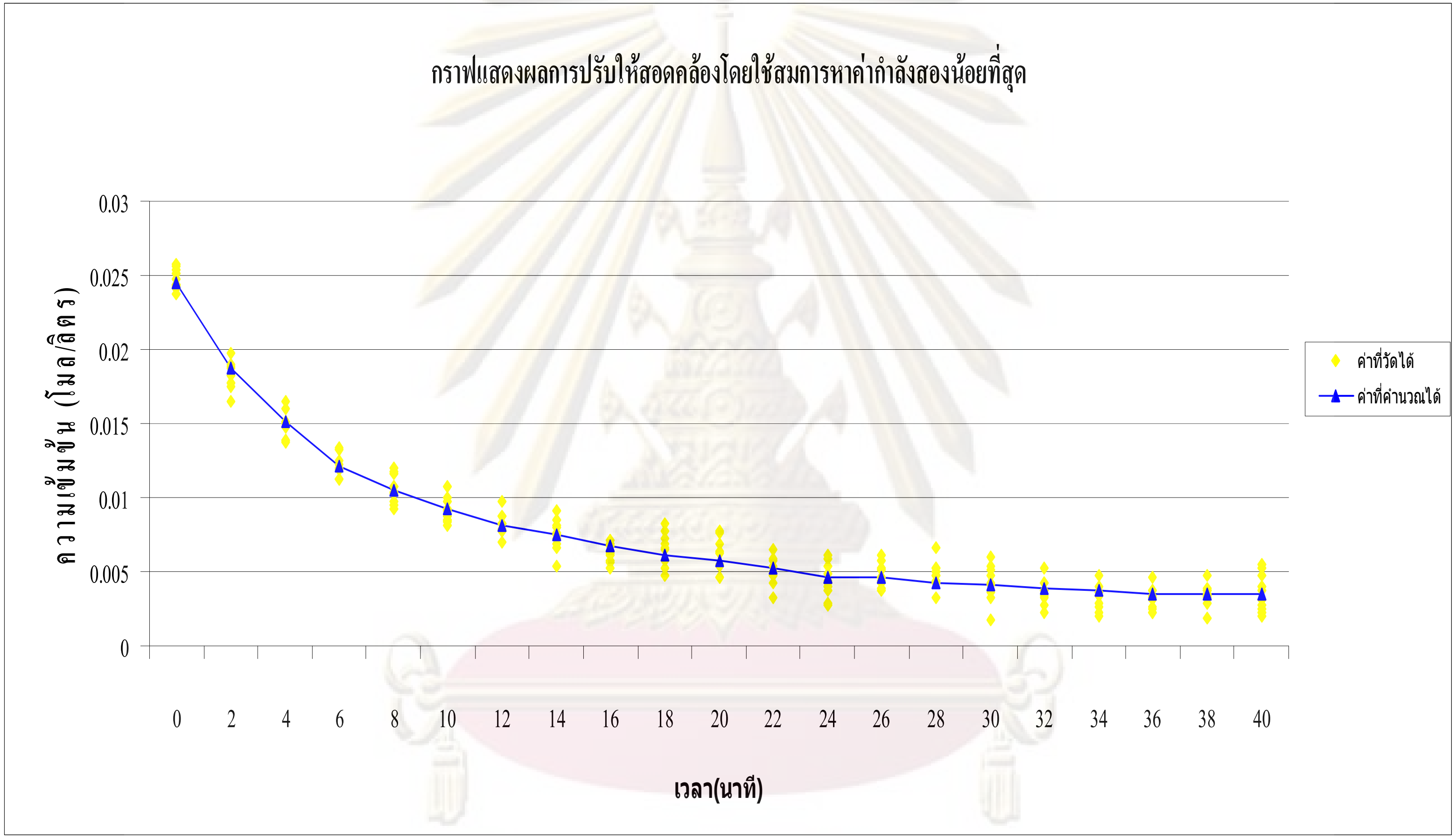
วิธีการทดลอง

1. เตรียมสารละลายโซเดียมไฮดรอกไซด์ความเข้มข้น 0.05 โมลต่อลิตร จำนวน 0.75 ลิตร โดยนำผงโซเดียมไฮดรอกไซด์ 1.5 กรัม มาละลายในน้ำกลั่นจนมีปริมาตร 750 ลูกบาศก์เซนติเมตร
2. เตรียมสารละลายเอทิลอะซิเตทความเข้มข้น 0.05 โมลต่อลิตร จำนวน 0.75 ลิตร โดยใช้เอทิลอะซิเตทเข้มข้น 99.97 % ปริมาตร 3.67 ลูกบาศก์เซนติเมตร มาผสมในน้ำกลั่นจนมีปริมาตร 750 ลูกบาศก์เซนติเมตร
3. ผสมสารละลายทั้ง 2 ชนิดลงในเครื่องปฏิกรณ์แบบกะ
4. ปิดฝาเครื่องปฏิกรณ์แบบกะและจุ่มเครื่องวัดค่าการนำไฟฟ้าลงไป พร้อมทั้งเปิดใบกวน
5. บันทึกค่าการนำไฟฟ้าที่เวลาต่าง ๆ

แผนภาพแสดงการทดลองแสดงได้ดังรูปที่ 4.31

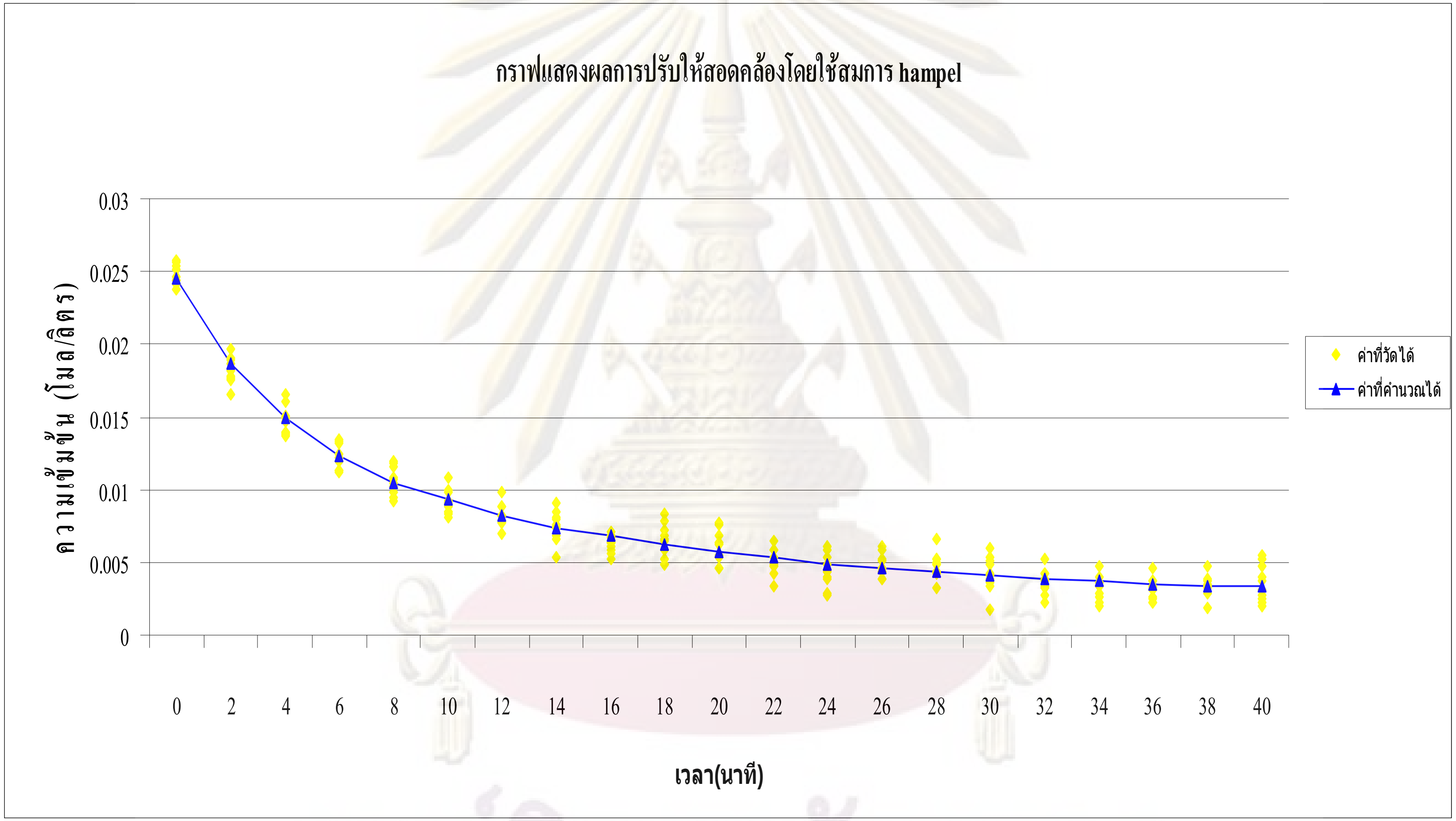


ภาพที่ 4.31 ภาพการทดลองถังปฏิกรณ์แบบกะ

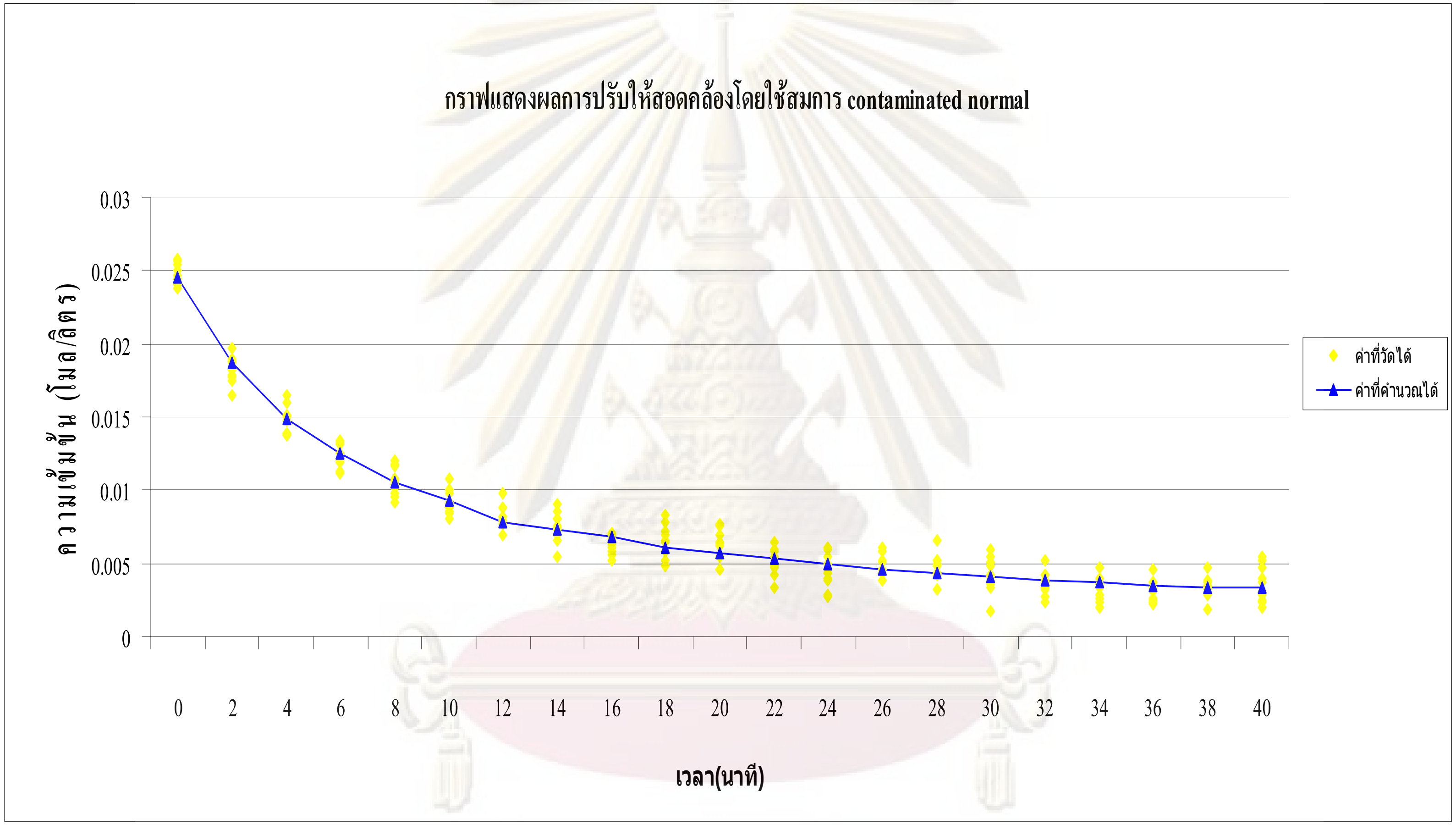


รูปที่ 4.32 แสดงกราฟผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด

54

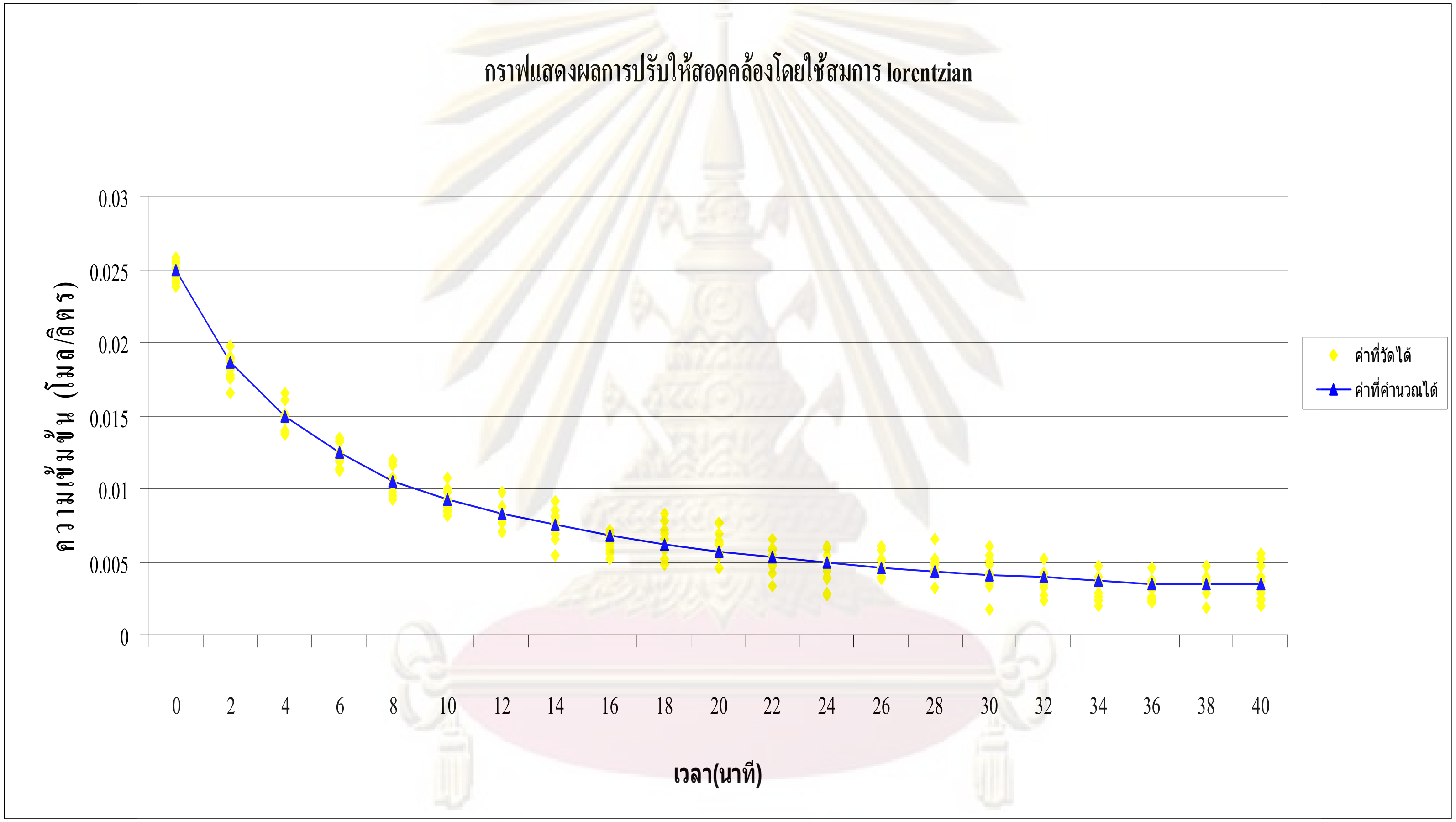


รูปที่ 4.33 แสดงกราฟผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ hampel



รูปที่ 4.34 แสดงกราฟผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ contaminated normal

56



รูปที่ 4.35 แสดงกราฟผลการปรับให้สอดคล้องโดยใช้สมการ lorentzian

บทที่ 5

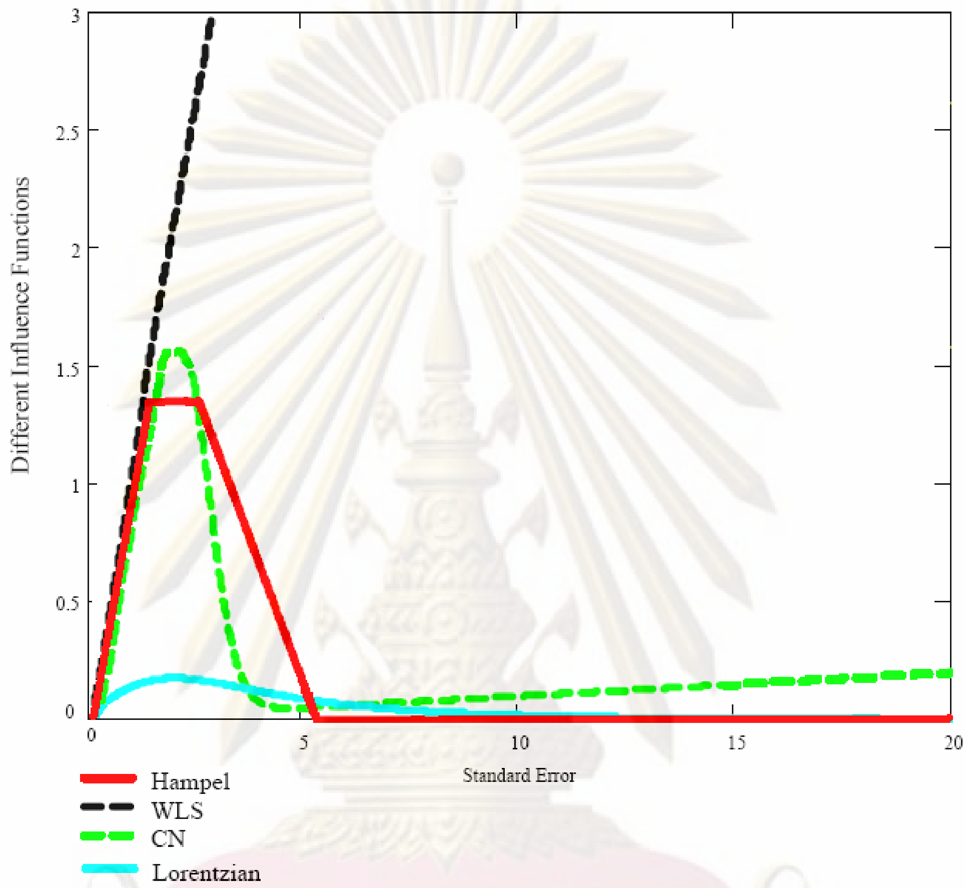
อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

1. จากผลการทดลองกรณีข้อมูลจำลองจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติ , การกระจายตัวแบบ uniform และ การกระจายตัวแบบ chi square พบว่า สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดทั้ง 3 สมการ ได้แก่ lorentzian hampel และ contaminated normal สามารถคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดของตัวแปรที่ทำการวัดได้ถูกต้องมากกว่าสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด ทั้งนี้เนื่องจากสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดใช้หลักการทางสถิติคือค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้นั้นจะต้องเป็นค่าที่ทำให้ผลคูณของค่าความน่าจะเป็นของระบบในแต่ละช่วงเวลามีค่ามากที่สุด ดังนั้นเมื่อข้อมูลที่ได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดเกิดขึ้น ค่าผิดพลาดเหล่านั้นจะไม่ส่งผลต่อค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้ เพราะค่าผิดพลาดเหล่านั้นไม่ใช่ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่ทำให้ผลคูณของค่าความน่าจะเป็นของระบบในแต่ละช่วงเวลามีค่ามากที่สุด ส่วนในกรณีของสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดนั้นใช้หลักการของการคำนวณหาค่าน้อยที่สุดของผลรวมกำลังสองของผลต่างระหว่างค่าที่ได้จากการวัดกับค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่ต้องการคำนวณ ดังนั้นถ้าข้อมูลที่ได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดมากและค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จะต้องมีความแตกต่างกับค่าที่ได้จากการวัดน้อยที่สุด ดังนั้นจึงทำให้ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้มีความผิดพลาดตามค่าที่ได้จากการวัดไปด้วย

2. จากผลการทดลองกรณีข้อมูลจำลองจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติ การกระจายตัวแบบ uniform และ การกระจายตัวแบบ chi square พบว่า ในระหว่างสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดทั้ง 3 สมการ ได้แก่ lorentzian hampel และ contaminated normal สมการ lorentzian สามารถคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดของกระบวนการได้ถูกต้องกว่าสมการ hampel และ contaminated Normal เล็กน้อย โดยสามารถอธิบายได้จากรูปกราฟที่ 5.1 ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของแต่ละสมการ (influence function) กับค่าผิดพลาดที่ได้จากการวัด (standard error) พบว่าสมการ lotentzian มีค่าอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง ณ. ค่าผิดพลาดต่างๆ ต่ำกว่าสมการ hampel และ contaminated normal ซึ่งหมายความว่าเมื่อค่าที่ได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดสูงขึ้น สมการ lorentzian มีอัตราการเปลี่ยนแปลงตามการสูงขึ้นของค่าผิดพลาดน้อยกว่าสมการ hampel และ contaminated Normal แสดงว่าสมการ lorentzian มีความเสถียรต่อค่าผิดพลาดจากการวัดสูงกว่า สมการ hampel และ contaminated normal ดังนั้นเมื่อค่าที่ได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดสูงขึ้น ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากสมการ lorentzian จึงมีความถูกต้องมากกว่าสมการ hampel และ contaminated normal โดยหลักการนี้ยังสามารถอธิบายสมการหาค่ากำลังสองน้อย

ที่สุดได้อีกด้วย จากกราฟรูปที่ 5.1 พบว่าสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดไม่มีเสถียรภาพต่อค่าผิดพลาดจากการวัด ดังนั้นเมื่อค่าที่ได้จากการวัดมีค่าผิดพลาดสูงขึ้นค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดจึงมีความผิดพลาดมาก



รูปที่ 5.1 แสดงเสถียรภาพของสมการวัตถุประสงค์

3. จากผลการทดลองกรณีข้อมูลจำลองจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติ , การกระจายตัวแบบ uniform และ การกระจายตัวแบบ chi square พบว่าทั้งสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดและสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดสามารถคำนวณค่าสภาวะที่ดีที่สุดของกระบวนการในกรณีของข้อมูลจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติได้ถูกต้องกว่าการกระจายตัวแบบ uniform และ chi square ตามลำดับ เนื่องจากถ้าข้อมูลจากการวัดมีการกระจายตัวแบบปกติค่าผิดพลาดที่มีค่าสูงกว่าค่าเฉลี่ยของข้อมูลและค่าผิดพลาดที่มีค่าต่ำกว่าค่าเฉลี่ยของข้อมูลจะเกิดการหักล้างกันทำให้ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากกรณีข้อมูลจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติมีความถูกต้องสูง ส่วนในกรณีของข้อมูลที่ได้จากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบ uniform นั้น ค่าผิดพลาดเกิดการหักล้างกันเช่นเดียวกับกรณีของข้อมูลจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติ แต่ข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ uniform มีโอกาสในการเกิดขึ้นของข้อมูลแต่ละจุดเท่า ๆ กัน ดังนั้นข้อมูลที่มีขนาด

ของค่าผิดพลาดสูงจึงมีโอกาสเกิดขึ้นได้มากกว่ากรณีข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบปกติซึ่งข้อมูลที่มีขนาดของค่าผิดพลาดสูงมีโอกาสเกิดขึ้นได้น้อยจึงทำให้ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากกรณีของข้อมูลจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบ uniform มีความถูกต้องต่ำกว่ากรณีข้อมูลจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบปกติ ส่วนในกรณีของข้อมูลจากการวัดที่มีการกระจายตัวแบบ chi square นั้นไม่มีการหักล้างกันของค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้น ดังนั้นค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ chi square จึงมีความถูกต้องต่ำกว่ากรณีข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบปกติและการกระจายตัวแบบ uniform ซึ่งเกิดการหักล้างกันขึ้นของค่าผิดพลาด

4. จากผลการทดลองการเปลี่ยนแปลงจำนวนข้อมูล (window length) ที่ใช้ในการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดจาก 3 5 12 และ 25 ข้อมูล ตามลำดับ พบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณมากขึ้น ทั้งสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดและสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดสามารถคำนวณค่าสภาวะที่ดีที่สุดได้ถูกต้องมากขึ้น สำหรับสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดนั้นหลักการคือการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดของข้อมูลที่มีความแตกต่างจากค่าที่ได้จากการวัดน้อยที่สุด เนื่องจากกระบวนการแบบพลวัตมีการเปลี่ยนแปลงค่าสภาวะของตัวแปรตลอดเวลา ดังนั้นเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ จาก 3 ข้อมูลเป็น 5 และ 12 ข้อมูลตามลำดับ ทำให้สมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดสามารถคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดได้ถูกต้องมากขึ้น และเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลจาก 12 ข้อมูลเป็น 25 ข้อมูล พบว่าค่าสภาวะที่คำนวณได้จากสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดมีความถูกต้องเพิ่มขึ้นเล็กน้อย แสดงว่าจำนวนข้อมูล 12 ข้อมูล เพียงพอแล้วสำหรับใช้ในสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด สำหรับกรณีของสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดพบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้จาก 3 ข้อมูลเป็น 5 ข้อมูล ค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้มีความถูกต้องขึ้นมากและเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลจาก 5 เป็น 12 และ 25 ข้อมูลตามลำดับ พบว่าค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้มีความถูกต้องเพิ่มขึ้นเล็กน้อย แสดงว่าจำนวนข้อมูล 5 ข้อมูลเพียงพอแล้วสำหรับการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดโดยใช้สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุด เหตุผลที่สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดสามารถคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดได้ถูกต้องมากกว่าสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้จำนวนข้อมูลที่น้อยกว่าเพราะสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดใช้หลักการทางสถิติคือค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่คำนวณได้นั้นจะต้องเป็นค่าที่ทำให้ผลคูณของค่าความน่าจะเป็นของระบบในแต่ละช่วงเวลามีค่ามากที่สุด ดังนั้นสมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดจะคำนวณหาค่าสภาวะของตัวแปรที่ทำการวัดจนกว่าจะพบค่าสภาวะที่ดีที่สุดที่ทำให้ผลคูณของความน่าจะเป็นของระบบมีค่ามากที่สุด จึงทำให้สมการหาค่าความน่าจะเป็นมากที่สุดใช้จำนวนช่วงข้อมูลน้อยกว่าสมการหาค่ากำลังสองน้อยที่สุด ณ. ความถูกต้องระดับเดียวกัน

ข้อเสนอแนะ

การปรับให้สอดคล้องของข้อมูลเป็นวิธีการหนึ่งในการคำนวณหาค่าสภาวะที่ดีที่สุดของตัวแปรที่ทำการวัด โดยค่าสภาวะที่คำนวณได้นี้จะต้องเป็นไปตามแบบจำลองของกระบวนการ ดังนั้นวิธีการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลจึงมีประสิทธิภาพมากในกรณีที่ทราบแบบจำลองที่ถูกต้องของกระบวนการ แต่ในทางปฏิบัติแล้วเป็นการยากที่จะหาแบบจำลองที่ถูกต้องแม่นยำของกระบวนการ เพราะกระบวนการย่อมมีการเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ เช่น ค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนมีค่าลดลงเรื่อยๆ ตามระยะเวลาการใช้งาน หรือการเสื่อมสภาพของตัวเร่งปฏิกิริยา ดังนั้นค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในแบบจำลองของกระบวนการจึงเป็นเพียงค่าประมาณเท่านั้น ซึ่งส่งผลต่อความผิดพลาดของแบบจำลองกระบวนการที่จะนำไปใช้ในการคำนวณ ทำให้ค่าสภาวะของตัวแปรที่ดีที่สุดที่คำนวณได้จากการปรับให้สอดคล้องของข้อมูลนั้นมีความผิดพลาดขึ้น ดังนั้นสิ่งที่ควรจะศึกษาต่อไปจากงานวิจัยชิ้นนี้คือผลกระทบของความผิดพลาดของแบบจำลองที่ส่งผลต่อค่าสภาวะของตัวแปรที่คำนวณได้จากการปรับให้สอดคล้องของข้อมูล

รายการอ้างอิง

David McLean, Shuanghua Bai, and Jules Thibault. Impact of model structure on the performance of dynamic data reconciliation. Computers and Chemical Engineering 31 (2007): 127-135.

Derya Ozyurt, and Ralph Pike. Theory and practice of simultaneous data reconciliation and gross error detection for chemical processes. Computers and Chemical Engineering 28 (2004): 381–402.

Karen McBrayer, Tyler Soderstorm, and Thomas Edgar. The application of nonlinear dynamic data reconciliation to plant data. Computers and Chemical Engineering 22 (1998): 1907-1911.

Kong Mingfang, Chen Bingzhen, and Li Bo, An Integral approach to dynamic data rectification. Computers and Chemical Engineering 24 (2000): 749-753.

Lauw Tjoa, and Lorenz Biegler. Simultaneous strategies for data reconciliation and gross error detection of nonlinear systems. Computer and Chemical Engineering 15 (1991): 679-690.

Loyd Johnston, and Mark Kramer. Maximum likelihood data rectification. AIChE 41 (1994): 2415–2426.

Michael Liebman, Thomas Edgar, and Leon Lasdon. Efficient Data Reconciliation for Dynamic Processes. Computers and Chemical Engineering 16 (1988): 963-986.

Miguel Bagajewicz, and Qiyou Jiang. Comparison of steady state and integral dynamic data reconciliation. Computers and Chemical Engineering 24 (2000): 2367-2383.

Robert Perry, and Don Green. Perry's Chemical Engineerings' Handbook. 7th ed. America: Mc Graw Hill, 1999.

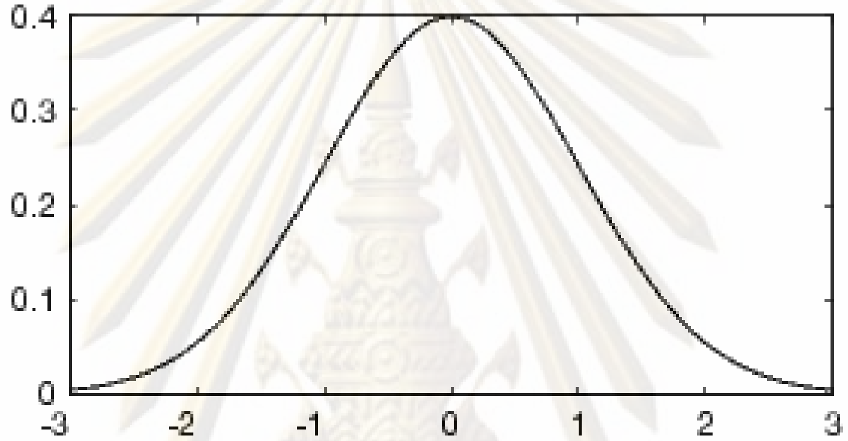
Scott Fogler. Elements of Chemical Reaction Engineering. 4th ed. America: Prentice Hall, 2005.

Shankar Narasimhan. Data Reconciliation & Gross Error Detection. 1st ed. America: Gulf Publishing, 2000.

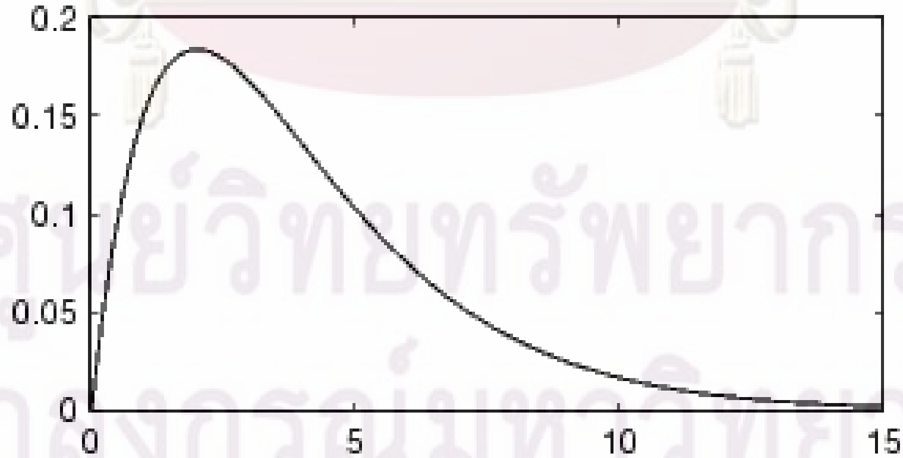
ภาคผนวก

ภาคผนวก ก.
ลักษณะการกระจายตัวของค่าที่ได้จากการวัด

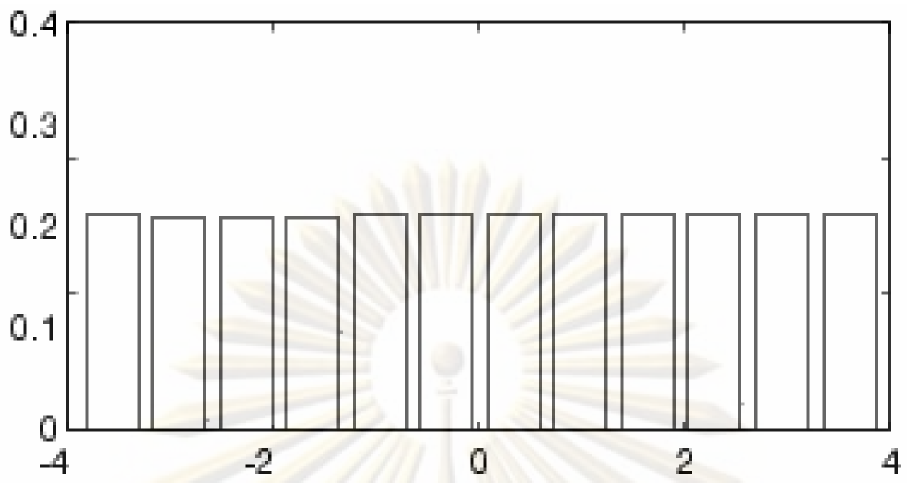
ลักษณะการกระจายตัวของค่าจำลองที่ได้จากการวัดที่ใช้ในงานวิจัยชิ้นนี้มี 3 ลักษณะ คือ normal distribution (แสดงดังรูปที่ ก.1) , chi square (แสดงดังรูปที่ ก.2) และ uniform (แสดงดังรูปที่ ก.3)



รูปที่ ก.1 ลักษณะการกระจายตัวแบบ normal distribution



รูปที่ ก.2 ลักษณะการกระจายตัวแบบ chi square



รูปที่ ก.3 ลักษณะการกระจายตัวแบบ uniform

ภาคผนวก ข.

ตัวอย่างการคำนวณ

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	TRUE	WLS
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.5492	1.4784	1.4911	1.5694	1.5152	1.4775	1.542	1.589	1.5569	1.6044	1.53	1.5314
4	2.2807	2.1617	2.1185	2.1686	2.2443	2.1197	2.2143	2.1475	2.2098	2.1206	2.18	2.1886
6	2.6322	2.6662	2.7051	2.4937	2.5955	2.5914	2.5697	2.6274	2.7449	2.6373	2.64	2.6322
8	3.0621	2.9178	2.9706	2.9113	3.014	2.9512	3.006	3.0201	2.9641	3.0367	2.97	2.9655
10	3.3971	3.2525	3.209	3.284	3.2145	3.1203	3.2493	3.2096	3.1876	3.3134	3.21	3.2113
12	3.5621	3.3545	3.409	3.3297	3.4592	3.1943	3.4861	3.419	3.4228	3.5056	3.4	3.4062
14	3.5394	3.54	3.5275	3.5598	3.5268	3.4568	3.4886	3.5522	3.4772	3.5226	3.54	3.5359
16	3.5506	3.5284	3.543	3.6018	3.6565	3.629	3.7411	3.6167	3.4958	3.6409	3.64	3.6232
18	3.7269	3.7507	3.7685	3.844	3.6669	3.7453	3.7187	3.6637	3.9272	3.695	3.72	3.7409
20	3.7559	3.5962	3.7764	3.9224	3.8519	3.7542	3.7272	3.8137	3.7536	3.7398	3.79	3.8042
22	4.1166	3.4604	3.5107	3.721	3.7947	3.8317	3.989	3.6928	3.6929	3.7918	3.83	3.8379
24	3.8661	3.923	4.0711	3.9881	3.5374	4.0025	4.0242	3.9909	4.1189	3.9321	3.87	3.8923
26	3.7564	3.8701	3.4102	3.9947	3.9234	3.7818	3.7691	3.6839	3.8905	3.9759	3.9	3.8882
28	3.8539	3.82	3.9128	3.885	3.7285	4.1785	4.0082	4.1762	3.8205	3.6963	3.92	3.9112
30	4.1015	3.9482	3.7888	3.9222	3.5382	4.1568	3.7438	3.8023	4.2079	3.7582	3.94	3.9379
32	3.8674	3.8488	4.2739	3.9662	3.7338	3.7251	4.2971	4.3375	4.277	3.6988	3.95	3.9536
34	3.9173	3.9202	4.0215	3.8455	3.7645	3.8706	4.1764	4.4345	4.0059	3.9067	3.96	3.9702
36	4.1103	3.8725	4.3425	4.1914	3.7245	3.836	4.2382	4.0476	4.0486	3.6285	3.97	3.9897
38	4.0156	4.1071	3.8426	3.7695	3.9329	3.7592	3.9557	4.0258	4.2447	4.006	3.97	3.9757
40	3.8716	4.3068	4.145	4.0262	4.1143	3.8784	4.1513	4.0337	4.105	3.7705	3.98	4.0013
42	4.4561	4.1147	3.3857	4.1257	4.375	4.1779	4.408	4.3892	3.6981	3.2653	3.98	3.9845
44	4.5445	4.1111	3.9963	3.8641	3.5142	4.0586	3.5639	3.7298	3.9253	4.2243	3.99	3.9762
46	4.1065	3.5729	4.4494	4.0001	4.5698	3.6152	3.7474	3.7521	3.9568	3.6871	3.99	3.9538
48	3.6912	3.2525	3.7302	4.0698	3.933	3.938	3.9537	4.0422	3.8346	3.7714	3.99	4.01
50	4.1475	3.8595	4.061	3.6926	3.9447	4.2208	3.7139	4.0331	3.9168	3.9666	3.99	3.9601

ตัวอย่าง

กรณีใช้สมการ weighted least square เป็นสมการวัตถุประสงค์

ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ =

$$\frac{1}{25}\left(\begin{array}{l}\left|\frac{1.5314-1.53}{1.53}\right|+\left|\frac{2.1886-2.18}{2.18}\right|+\left|\frac{2.6322-2.64}{2.64}\right|+\left|\frac{2.9655-2.97}{2.97}\right|+\left|\frac{3.2113-3.21}{3.21}\right| \\ +\left|\frac{3.4062-3.40}{3.40}\right|+\left|\frac{3.5359-3.54}{3.54}\right|+\left|\frac{3.6232-3.64}{3.64}\right|+\left|\frac{3.7409-3.72}{3.72}\right|+\left|\frac{3.8042-3.79}{3.79}\right|+ \\ \left|\frac{3.8379-3.83}{3.83}\right|+\left|\frac{3.8923-3.87}{3.87}\right|+\left|\frac{3.8882-3.90}{3.90}\right|+\left|\frac{3.9112-3.92}{3.92}\right|+\left|\frac{3.9379-3.94}{3.94}\right|+ \\ \left|\frac{3.9536-3.95}{3.95}\right|+\left|\frac{3.9702-3.96}{3.96}\right|+\left|\frac{3.9897-3.97}{3.97}\right|+\left|\frac{3.9757-3.97}{3.97}\right|+\left|\frac{4.0013-3.98}{3.98}\right|+ \\ \left|\frac{3.9845-3.98}{3.98}\right|+\left|\frac{3.9762-3.99}{3.99}\right|+\left|\frac{3.9538-3.99}{3.99}\right|+\left|\frac{4.01-3.99}{3.99}\right|+\left|\frac{3.9601-3.99}{3.99}\right|\end{array}\right)x100$$

$$=0.3269$$

หมายเหตุ ค่าผิดพลาดเฉลี่ยในการประมาณ = $\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{|Estimated - True|}{True}\right)x100$

ภาคผนวก ค.

ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ตารางที่ ค. 1 กรณีข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบปกติ

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.5492	1.4784	1.4911	1.5694	1.5152	1.4775	1.542	1.589	1.5569	1.6044
4	2.2807	2.1617	2.1185	2.1686	2.2443	2.1197	2.2143	2.1475	2.2098	2.1206
6	2.6322	2.6662	2.7051	2.4937	2.5955	2.5914	2.5697	2.6274	2.7449	2.6373
8	3.0621	2.9178	2.9706	2.9113	3.014	2.9512	3.006	3.0201	2.9641	3.0367
10	3.3971	3.2525	3.209	3.284	3.2145	3.1203	3.2493	3.2096	3.1876	3.3134
12	3.5621	3.3545	3.409	3.3297	3.4592	3.1943	3.4861	3.419	3.4228	3.5056
14	3.5394	3.54	3.5275	3.5598	3.5268	3.4568	3.4886	3.5522	3.4772	3.5226
16	3.5506	3.5284	3.543	3.6018	3.6565	3.629	3.7411	3.6167	3.4958	3.6409
18	3.7269	3.7507	3.7685	3.844	3.6669	3.7453	3.7187	3.6637	3.9272	3.695
20	3.7559	3.5962	3.7764	3.9224	3.8519	3.7542	3.7272	3.8137	3.7536	3.7398
22	4.1166	3.4604	3.5107	3.721	3.7947	3.8317	3.989	3.6928	3.6929	3.7918
24	3.8661	3.923	4.0711	3.9881	3.5374	4.0025	4.0242	3.9909	4.1189	3.9321
26	3.7564	3.8701	3.4102	3.9947	3.9234	3.7818	3.7691	3.6839	3.8905	3.9759
28	3.8539	3.82	3.9128	3.885	3.7285	4.1785	4.0082	4.1762	3.8205	3.6963
30	4.1015	3.9482	3.7888	3.9222	3.5382	4.1568	3.7438	3.8023	4.2079	3.7582
32	3.8674	3.8488	4.2739	3.9662	3.7338	3.7251	4.2971	4.3375	4.277	3.6988
34	3.9173	3.9202	4.0215	3.8455	3.7645	3.8706	4.1764	4.4345	4.0059	3.9067
36	4.1103	3.8725	4.3425	4.1914	3.7245	3.836	4.2382	4.0476	4.0486	3.6285
38	4.0156	4.1071	3.8426	3.7695	3.9329	3.7592	3.9557	4.0258	4.2447	4.006
40	3.8716	4.3068	4.145	4.0262	4.1143	3.8784	4.1513	4.0337	4.105	3.7705
42	4.4561	4.1147	3.3857	4.1257	4.375	4.1779	4.408	4.3892	3.6981	3.2653
44	4.5445	4.1111	3.9963	3.8641	3.5142	4.0586	3.5639	3.7298	3.9253	4.2243
46	4.1065	3.5729	4.4494	4.0001	4.5698	3.6152	3.7474	3.7521	3.9568	3.6871
48	3.6912	3.2525	3.7302	4.0698	3.933	3.938	3.9537	4.0422	3.8346	3.7714
50	4.1475	3.8595	4.061	3.6926	3.9447	4.2208	3.7139	4.0331	3.9168	3.9666

ตารางที่ ค.2 กรณีข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 0%

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.5989	1.4889	1.5463	1.5279	1.5899	1.5701	1.5233	1.4563	1.5792	1.5215
4	2.2052	2.2436	2.272	2.2319	2.1094	2.1594	2.2749	2.2709	2.1604	2.2658
6	2.5233	2.6012	2.7227	2.5106	2.5447	2.5615	2.5605	2.6674	2.5799	2.5605
8	2.826	3.0433	2.9537	3.0982	2.9599	2.9458	3.0728	2.9775	2.8817	3.0211
10	3.3185	3.0558	3.2682	3.1713	3.3165	3.2109	3.2772	3.1872	3.1413	3.1104
12	3.553	3.3086	3.4363	3.3952	3.533	3.4891	3.3852	3.2363	3.5093	3.3812
14	3.5809	3.6433	3.6893	3.6243	3.4254	3.5066	3.6942	3.6876	3.5082	3.6749
16	3.4791	3.5864	3.754	3.4616	3.5086	3.5318	3.5303	3.6778	3.5571	3.5304
18	3.5361	3.8109	3.6976	3.8804	3.7054	3.6876	3.8482	3.7276	3.6065	3.7829
20	3.6738	3.8591	3.7152	3.8058	3.6577	3.865	3.7439	3.9264	3.924	3.8255
22	3.8274	4.1362	4.0764	3.941	4.0736	3.9527	3.7089	3.6689	3.70944	3.8561
24	4.0458	3.7224	4.132	3.9227	3.7697	4.0269	3.906	3.8273	4.0206	3.9639
26	4.13	4.2563	3.9176	4.1965	3.6449	4.2742	3.7217	3.7068	4.1931	4.0851
28	3.635	3.5372	4.2288	3.6841	3.7622	4.0466	3.751	3.8959	3.5788	4.3029
30	4.0052	3.8797	3.9522	3.8092	3.8871	3.724	4.0029	4.1452	3.9635	4.0507
32	3.7202	3.8551	4.1738	4.0929	3.9193	4.0036	4.1824	3.6018	4.0313	3.5947
34	3.8944	3.8072	4.2568	3.5783	4.1728	4.333	4.3482	4.1893	3.9128	3.9599
36	3.7429	4.0839	3.8271	4.3353	4.1499	3.9001	4.1642	3.7858	3.9223	4.3141
38	4.1156	3.7418	4.2394	4.0723	3.6792	3.7375	4.0551	4.0731	3.8672	4.0297
40	3.9413	3.6169	3.6036	3.8309	3.5922	3.8876	4.1258	3.6599	3.6101	4.0695
42	4.1096	3.4018	3.4025	3.6099	4.0838	3.4518	3.8219	4.137	4.2399	4.21
44	3.4921	3.9354	3.9204	3.8143	3.5754	4.2002	4.2285	4.2623	3.9641	4.0556
46	3.5364	3.9311	4.2484	4.4602	3.7184	3.6965	4.4276	3.6696	4.3549	4.4789
48	3.6691	3.678	3.4511	3.4853	4.1586	3.62	4.4016	3.5997	3.5959	4.5817
50	3.9179	3.7985	3.7676	3.8285	3.8622	4.0996	3.5348	3.4371	3.9404	4.4327

69

ตารางที่ ค.3 กรณีข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 40%

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.4119	1.3784	1.5989	1.4889	1.5463	1.5279	1.5899	1.5701	1.6693	1.6405
4	1.9837	2.0278	2.0836	2.1479	2.2483	2.0731	2.1013	2.1152	2.3187	2.3107
6	2.4877	2.4453	2.512	2.7052	2.6255	2.754	2.631	2.6185	2.7987	2.8607
8	2.7784	2.7367	3.0704	2.8273	3.0238	2.9342	3.0685	2.9708	3.1637	3.1467
10	2.9497	3.207	3.1116	3.2685	3.1467	3.2234	3.0979	3.2735	3.5075	3.4658
12	3.1181	3.1093	3.3988	3.5359	3.5094	3.4493	3.5081	3.4545	3.628	3.6608
14	3.2827	3.2647	3.6204	3.4725	3.6598	3.5641	3.4941	3.6118	3.8399	3.827
16	3.3254	3.3219	3.7473	3.806	3.6482	3.7784	3.521	3.8146	3.9814	3.9562
18	3.4009	3.4353	3.5848	3.5384	3.8665	3.6081	3.6451	3.7801	3.918	4.0898
20	3.5209	3.5551	3.8214	3.761	3.7959	3.7271	3.7646	3.6861	4.0799	4.1009
22	3.3722	3.087	3.6071	3.7379	4.047	3.9685	3.8002	3.882	4.4469	4.2325
24	3.4792	3.4013	3.8045	3.7191	4.1598	3.4946	4.0774	4.2344	4.4268	4.4498
26	3.4104	3.2245	3.6769	4.0119	3.7596	4.2589	4.0768	3.8313	4.4616	4.654
28	3.374	3.3829	4.0637	3.6946	4.186	4.021	3.6329	3.6904	4.4572	4.5375
30	3.1584	3.2269	3.9017	3.5806	3.5674	3.7924	3.5561	3.8486	4.5652	4.3567
32	3.3345	3.2955	3.8454	4.0538	4.1219	4.1022	3.6214	3.9139	4.4057	4.6119
34	3.4515	3.5216	4.1178	4.1402	3.9429	4.0034	3.6599	3.921	4.4641	4.4569
36	2.9262	3.2531	4.2603	3.7575	4.2121	4.2943	3.7571	3.763	4.4917	4.5119
38	3.033	2.9934	3.6125	3.6352	4.0818	3.7246	4.243	3.7111	4.5231	4.6018
40	3.2478	3.5314	3.6773	3.6124	3.947	4.2744	4.3257	3.7925	4.4727	4.635
42	3.0428	3.3175	4.5375	4.1769	4.4222	3.3949	3.5466	4.3606	5.0157	4.9873
44	3.018	2.7989	3.8058	3.5902	3.5778	3.6203	3.8972	4.4161	4.96	5.0262
46	3.0443	3.2441	3.9783	4.3682	3.943	3.939	3.931	3.8849	4.7045	5.13
48	3.2681	3.3436	4.4707	3.3982	3.7475	3.4503	4.2212	4.1697	4.9292	4.9666
50	3.2986	3.0131	4.5681	4.053	3.8704	3.6294	4.1399	4.2693	4.7288	4.9169

70

ตารางที่ ค.4 กรณีข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 70%

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.4142	1.4452	1.4353	1.549	1.7201	2.1532	1.6414	1.6079	1.6693	1.6405
4	2.0425	1.9812	2.0062	2.2052	2.2436	2.272	2.391	2.3889	2.3337	2.3864
6	2.3773	2.3943	2.4028	2.5233	2.6012	2.7227	2.7982	2.8517	2.8079	2.7982
8	2.7612	2.7422	2.7325	2.7536	3.0433	2.9537	3.2442	3.1965	3.1486	3.2183
10	2.9499	3.0225	2.9697	3.3185	3.0558	3.2682	3.523	3.4076	3.4679	3.4485
12	3.1646	3.1946	3.2167	3.2363	3.5093	3.3812	3.6955	3.6	3.639	3.729
14	3.1962	3.2485	3.3299	3.6876	3.5082	3.6794	3.7181	3.7416	3.7529	3.7522
16	3.2788	3.4119	3.357	3.3784	3.5571	3.5304	3.9916	3.9068	3.8982	3.976
18	3.5039	3.3517	3.4747	3.7294	3.6094	3.784	3.9766	4.0607	3.9995	4.038
20	3.4477	3.5403	3.4684	3.7631	3.7159	3.6724	4.0821	4.0081	4.1118	4.0512
22	3.2542	3.4086	3.3784	4.1058	4.1009	3.9017	4.46	4.5263	4.4659	4.344
24	3.3774	3.2157	3.4205	3.3572	3.7471	3.8964	4.4685	4.4292	4.5258	4.4974
26	3.4633	3.1875	3.5021	4.13	4.2563	3.9176	4.3959	4.3884	4.6315	4.5775
28	3.2141	3.2531	3.3953	3.2235	3.5372	4.2288	4.4235	4.4959	4.3374	4.6994
30	3.4203	3.3337	3.3757	3.7107	3.8453	4.1633	4.6469	4.3573	4.5715	4.3538
32	3.1659	3.1633	3.5435	3.8831	3.7959	4.2458	4.7361	4.6566	4.5183	4.5418
34	3.5482	3.4557	3.3311	3.7335	4.0736	3.8175	4.6508	4.4621	4.5302	4.7256
36	3.4256	3.2291	3.2582	3.4556	3.7418	4.2394	4.6081	4.6171	4.5141	4.5953
38	3.1811	3.3284	3.4472	3.6467	3.6011	4.0592	4.5462	4.3844	4.3778	4.4911
40	3.2596	3.4176	3.2069	4.0664	3.5945	3.595	4.5243	4.6293	4.6636	4.6537
42	2.9958	2.8772	3.1873	3.4834	3.9255	3.9105	4.9923	5.0091	4.8612	4.9066
44	2.9072	3.2981	2.8971	4.4602	3.7184	3.6965	4.6113	4.863	5.1091	5.1476
46	2.8952	3.3881	3.0562	3.2176	3.6696	4.3549	4.7468	4.6844	5.1109	4.7309
48	2.9965	2.9811	3.0115	4.4789	3.6691	3.678	4.975	5.1672	4.9865	5.1094
50	3.0284	3.147	2.8647	3.4511	3.4853	4.1586	4.5944	4.6705	5.0785	4.846

71

ตารางที่ ค.5 กรณีข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบ uniform ด้วยค่าผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด 100%

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.2877	1.2327	1.2614	1.2522	1.2835	1.6648	1.6414	1.6079	1.6693	1.6405
4	2.0291	2.0483	2.0625	2.0425	1.9812	2.3332	2.391	2.3889	2.3337	2.3864
6	2.2823	2.4145	2.4646	2.3771	2.3911	2.7941	2.7937	2.8378	2.8017	2.7937
8	2.6753	2.7839	2.7391	2.8114	2.7422	3.1807	3.2442	3.1965	3.1486	3.2183
10	3.0235	2.8922	2.9983	2.9499	3.0225	3.4512	3.4844	3.4393	3.4194	3.4009
12	3.0929	3.196	3.1115	3.1521	3.0856	3.6886	3.6343	3.7162	3.7151	3.6709
14	3.2739	3.3453	3.3314	3.3001	3.3308	3.8339	3.7775	3.7683	3.7774	3.8115
16	3.4083	3.3323	3.4286	3.3794	3.3434	3.9499	3.9215	3.903	3.9484	3.9351
18	3.4927	3.5221	3.4431	3.5082	3.3795	4.0843	3.9554	3.9519	4.0654	4.0402
20	3.4369	3.4132	3.5804	3.4487	3.4676	4.1048	4.0334	4.0684	3.9918	4.1668
22	3.2872	3.2262	3.2614	3.1919	3.2298	4.2995	4.4351	4.5042	4.4159	4.4583
24	3.1769	3.243	3.3991	3.3595	3.2744	4.4767	4.5644	4.2799	4.4903	4.2765
26	3.282	3.2389	3.461	3.1259	3.4195	4.6686	4.6761	4.5977	4.4611	4.4843
28	3.3975	3.5658	3.4391	3.69	3.5984	4.4735	4.6039	4.417	4.4845	4.6779
30	3.4212	3.2357	3.4827	3.3997	3.2047	4.4156	4.5732	4.5822	4.48	4.5606
32	3.3383	3.1773	3.1707	3.2835	3.1651	4.4967	4.6148	4.3817	4.359	4.5869
34	3.409	3.1742	3.1745	3.2433	3.4004	4.3788	4.5016	4.6016	4.6402	4.6303
36	3.2094	3.3564	3.3514	3.3162	3.237	4.6352	4.6446	4.6558	4.5569	4.5873
38	3.2771	3.5196	3.2682	3.4955	3.5366	4.4151	4.5459	4.6512	4.7215	4.4754
40	3.26	3.5199	3.2532	3.252	3.5797	4.553	4.5133	4.5031	4.5233	4.5345
42	3.1391	2.8575	2.8088	3.0598	3.3053	5.1347	4.7349	4.6727	5.0981	4.719
44	3.1795	3.3717	3.191	3.3139	2.7989	4.8622	4.8582	4.8352	5.1281	4.5918
46	2.875	3.283	3.0505	3.3259	3.2328	4.7665	4.6179	5.0034	4.9776	5.1768
48	3.2044	3.0001	3.5924	2.8861	2.9074	4.9193	4.8279	4.7075	4.9627	5.0274
50	3.0458	3.3053	3.0864	3.2813	3.0688	4.8135	4.5944	4.8398	5.0396	5.0636

ตารางที่ ค.6 กรณีข้อมูลที่ได้จากการวัดมีการกระจายตัวแบบ chi square

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.5774	1.562	1.5411	1.5955	1.5634	1.6009	1.5882	1.545	1.538	1.5554
4	2.234	2.1973	2.2194	2.2025	2.2365	2.2371	2.2126	2.184	2.2224	2.2876
6	2.7334	2.6496	2.6836	2.6659	2.6584	2.6547	2.6975	2.6726	2.6884	2.6774
8	3.0055	3.0386	3.0575	3.1625	2.9843	2.9908	3.0763	3.0079	2.9839	3.036
10	3.365	3.3033	3.4023	3.2914	3.3933	3.2528	3.2298	3.2576	3.336	3.2303
12	3.4942	3.436	3.489	3.4219	3.4638	3.4067	3.4397	3.4837	3.4461	3.5371
14	3.5765	3.544	3.5597	3.6681	3.5969	3.6223	3.6596	3.5458	3.576	3.574
16	3.6656	3.6953	3.8127	3.702	3.786	3.6753	3.7043	3.6725	3.7376	3.6923
18	3.8128	3.8253	3.7814	3.8415	3.9857	3.8156	3.7847	3.8433	3.7882	3.7438
20	3.8849	3.8563	3.8433	3.9464	4.0063	3.8331	3.862	3.823	3.8982	3.7939
22	4.0963	3.9887	3.9937	4.1347	3.9347	3.9511	3.8708	3.855	3.9037	3.996
24	3.9565	3.9083	4.153	3.9439	4.0047	4.0058	3.9813	4.0521	3.98	3.8952
26	3.9542	4.0644	3.9422	4.0034	3.9594	3.9463	3.9547	3.9986	4.0563	4.025
28	4.2052	4.0331	3.951	4.0587	4.0654	4.0943	4.1182	4.2439	4.0071	4.0874
30	4.007	4.025	4.4569	4.0526	3.9756	4.3681	4.1163	3.9898	4.1561	4.264
32	4.013	4.1038	4.0743	3.9975	4.2588	4.0871	4.1547	4.0251	4.0595	4.1253
34	4.1109	4.4084	4.0715	4.3331	3.9772	3.9852	4.046	4.08	4.1001	4.2102
36	4.1901	4.3042	4.1478	4.0487	4.0939	3.9769	4.1671	4.1225	4.0548	4.0501
38	4.0223	4.1044	4.1546	4.0767	4.0621	4.1056	4.0914	4.0295	4.3008	4.1627
40	4.3094	4.0725	4.0303	4.2268	4.1243	4.0529	4.1104	3.9956	4.2731	4.0382
42	4.0966	4.4912	4.074	4.1295	4.1178	4.5782	4.2031	4.0586	4.0549	4.6168
44	4.6999	4.5947	4.0549	4.1673	4.1695	4.2544	4.1201	4.0778	4.1355	4.4302
46	4.8716	4.2398	4.1597	4.3364	4.1304	4.6727	4.4369	4.057	4.7089	4.5029
48	4.2701	4.2709	4.0268	4.2396	4.3328	4.1126	4.0756	4.1714	4.0711	4.1888
50	4.2491	4.5125	4.2309	4.1237	4.5944	4.3653	4.2401	4.1279	4.3728	4.247

73

ตารางที่ ค.6 กรณีข้อมูลที่ได้จากการทดลองในถังปฏิกรณ์แบบกะ

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0.0251	0.0244	0.0244	0.0254	0.0241	0.0258	0.0256	0.0242	0.0247	0.0238
2	0.0165	0.0197	0.0182	0.019	0.0189	0.0187	0.0177	0.0178	0.0183	0.0175
4	0.0139	0.0165	0.0151	0.0138	0.015	0.0139	0.0137	0.0147	0.016	0.0151
6	0.0132	0.0113	0.012	0.0122	0.0113	0.0112	0.0134	0.0125	0.0119	0.0133
8	0.0107	0.0095	0.0118	0.0108	0.012	0.0116	0.0098	0.0092	0.0104	0.0102
10	0.0085	0.0098	0.0108	0.0088	0.0085	0.0091	0.01	0.0084	0.0081	0.0092
12	0.0082	0.0088	0.0077	0.0082	0.0079	0.0082	0.0098	0.0077	0.007	0.0088
14	0.0066	0.0075	0.0069	0.008	0.0081	0.0073	0.0054	0.0076	0.0091	0.0085
16	0.0052	0.0067	0.0061	0.0058	0.0056	0.0071	0.0064	0.0069	0.0064	0.0063
18	0.0066	0.0069	0.0083	0.0048	0.0052	0.0072	0.0058	0.0048	0.0065	0.0078
20	0.0064	0.0077	0.0062	0.0076	0.0054	0.0046	0.0055	0.0069	0.0046	0.0063
22	0.0047	0.0059	0.0042	0.0054	0.0033	0.0048	0.0058	0.005	0.0065	0.0047
24	0.0027	0.0038	0.0061	0.0049	0.0054	0.0059	0.0029	0.0044	0.0043	0.004
26	0.0044	0.0061	0.0046	0.0058	0.0039	0.0046	0.0038	0.0052	0.0043	0.0051
28	0.005	0.0042	0.0052	0.0066	0.0048	0.0043	0.0052	0.0044	0.0032	0.0048
30	0.0041	0.0038	0.0054	0.006	0.0036	0.0042	0.0033	0.0048	0.0017	0.0051
32	0.0042	0.0042	0.0052	0.0037	0.0038	0.0027	0.0023	0.0032	0.0042	0.0034
34	0.0023	0.0047	0.0029	0.0036	0.0036	0.0034	0.004	0.0034	0.002	0.0026
36	0.0037	0.0022	0.0032	0.0026	0.0023	0.0025	0.0031	0.0037	0.0034	0.0046
38	0.0032	0.0019	0.0034	0.0035	0.0037	0.0039	0.0047	0.0029	0.0037	0.0034
40	0.0028	0.0055	0.0031	0.002	0.0052	0.0037	0.0023	0.004	0.0047	0.0025

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นาย พรชัย บำรุงศรี เกิดเมื่อวันที่ 31 มกราคม พ.ศ. 2528 เป็นบุตรของ นาย ปิติ บำรุงศรี และ นาง สุนทรี บำรุงศรี จบการศึกษาชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายจากโรงเรียนมัธยมสาธิตสถาบันราชภัฏสวนสุนันทา ในปี พ.ศ. 2547 หลังจากนั้นจบการศึกษาระดับปริญญาตรีที่ ภาควิชาวิศวกรรมเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี พ.ศ. 2551