

บทที่ 4

ผลการศึกษา

4.1 การทดสอบความนิ่งของข้อมูลหรือยูนิทรูท (Unit root test)

จากแบบจำลองที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ต้องทำการทดสอบตัวแปรต่างๆ ในแบบจำลองว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง(stationary) หรือมีลักษณะไม่นิ่ง(non-stationary) ด้วยวิธี Augmented Dicky-Fuller test (ADF) โดยเริ่มทดสอบที่อันดับของความสัมพันธ์ (order of integration) เท่ากับ 0 หรือ $I(0)$ คือ ณ ระดับมีจุดตัดบนแกนตั้ง (level with intercept) ระดับมีจุดตัดบนแกนตั้งและแนวโน้ม (level with trend and intercept) และระดับไม่มีจุดตัดบนแกนตั้งและแนวโน้ม level without trend and intercept ตามลำดับ โดยสมมติฐานของการทดสอบยูนิทรูทดังนี้

H_0 : ตัวแปรอนุกรมเวลามีลักษณะไม่นิ่ง หรือ ตัวแปรอนุกรมเวลาไม่มียูนิทรูท

H_1 : ตัวแปรอนุกรมเวลามีลักษณะนิ่ง หรือ ตัวแปรอนุกรมเวลาไม่มียูนิทรูท

พิจารณาความนิ่งของข้อมูลโดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ ADF กับค่าวิกฤต MacKinnon ที่ ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 ถ้าค่าสถิติ มีค่ามากกว่าค่าวิกฤต MacKinnon จะยอมรับสมมติฐานว่าง (H_0) แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะไม่นิ่ง ซึ่งแก้ไขโดยการหาผลต่าง (differencing) ลำดับที่ 1 หรือลำดับถัดไปจนกว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง ผลการทดสอบยูนิทรูทของตัวแปรที่ใช้ในการศึกษามีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอล์
ณ ระดับ I(0)

lag	With Intercept			With Trend and Intercept			Without Trend and Intercept	
	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Constant	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Trend	ADF Statistic	1% Critical value
0	-8.524* (2.149)	-3.467	0.000	-8.533* (2.134)	-4.010	0.4947	-0.299 (2.690)	-2.578
1	-7.079* (2.040)	-3.467	0.000	-7.040* (2.039)	-4.010	0.780	-0.021 (2.196)	-2.578
2	-5.582* (2.010)	-3.467	0.000	-5.526* (2.010)	-4.010	0.998	0.128 (2.098)	-2.578

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ ค่า Durbin- Watson Statistic

* มีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

ที่มา : จากการคำนวณโดยโปรแกรม EViews 6

ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอล์ ที่อันดับของความสัมพัทธ์ (order of integration) เท่ากับ 0 หรือ I(0) พบว่าค่าสถิติ ADF(ADF statistic) ณ level with intercept, level with trend and intercept ณ ช่วงเวลาที่ 0 (lag 0), ช่วงเวลา 1 (lag 1) และ ช่วงเวลา 2 (lag 2) มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงที่ปฏิเสธสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_1) แสดงว่า ข้อมูลมีลักษณะนิ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 แต่ ณ level without trend and intercept ณ ช่วงเวลาที่ 0 (lag 0), ช่วงเวลา 1 (lag 1) และช่วงเวลา 2 (lag 2) มีค่ามากกว่าค่าวิกฤต MacKinnon(1% critical value) แสดงว่ายอมรับสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_0) ข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

เพื่อให้ได้แบบจำลองที่ถูกต้องและเหมาะสมมากยิ่งขึ้น จึงต้องนำข้อมูลไปทดสอบอันดับของความสัมพัทธ์ที่สูงขึ้น คือ ที่ระดับความสัมพัทธ์เท่ากับ 1 หรือ I(1) ที่ first difference with intercept, first difference with trend and intercept และ first difference without trend and intercept ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 แสดงดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอลล์
ณ ระดับ I(1)

lag	With Intercept			With Trend and Intercept			Without Trend and Intercept	
	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Constant	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Trend	ADF Statistic	1% Critical value
0	-19.267* (2.198)	-3.467	0.656	-19.234* (2.199)	-4.010	0.593	-19.306* (2.196)	-2.578
1	-19.267* (2.198)	-3.467	0.656	-19.234* (2.199)	-4.010	0.593	-19.306* (2.196)	-2.578
2	-19.267* (2.198)	-3.467	0.656	-19.234* (2.199)	-4.010	0.593	-19.306* (2.196)	-2.578

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ ค่า Durbin-Watson Statistic

* มีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

ที่มา: จากการคำนวณโดยโปรแกรม EViews 6

ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอลล์ ที่อันดับของความสัมพัทธ์ (order of integration) เท่ากับ 1 หรือ I(1) พบว่าค่าสถิติ ADF (ADF statistic) ณ first difference with intercept, first difference with trend and intercept และ first difference without trend and intercept ณ ช่วงเวลา 0 (lag 0) ช่วงเวลา 1 (lag 1) และช่วงเวลา 2 (lag 2) มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงปฏิเสธสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะหนึ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

แต่เมื่อพิจารณาค่าความเป็นไปได้ของแนวโน้มเวลา (Probability of time trend : Prob. Trend) ณ first difference with trend and intercept และค่าความเป็นไปได้ของค่าคงที่ (Probability of constant: Prob.Constant) ณ first difference with intercept ณ ช่วงเวลา 0, 1 และ 2 พบว่ามากกว่าค่าวิกฤตที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 จึงอยู่ในช่วงยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอลล์ไม่มีแนวโน้มเวลา (time trend) และค่าคงที่ (constant) ดังนั้นข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอลล์จึงมีลักษณะหนึ่งที่อันดับของความสัมพัทธ์เท่ากับ 1 หรือ I(1)

ตารางที่ 4.3 ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันเบนซิน ณ ระดับ I(0)

lag	With Intercept			With Trend and Intercept			Without Trend and Intercept	
	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Constant	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Trend	ADF Statistic	1% Critical value
0	-5.769* (2.314)	-3.467	0.0001	-5.803* (2.305)	-4.010	0.469	-3.852* (2.503)	-2.578
1	-4.172* (2.024)	-3.467	0.002	-4.175* (2.022)	-4.010	0.663	-2.665* (2.059)	-2.578
2	-3.473* (1.975)	-3.467	0.007	-3.486 (1.974)	-4.010	0.681	-2.112 (1.987)	-2.578

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ ค่า Durbin-Watson Statistic

* มีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

ที่มา: จากการคำนวณโดยโปรแกรม EViews 6

ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันเบนซิน ที่อันดับของความสัมพัทธ์ (order of integration) เท่ากับ 0 หรือ I(0) พบว่าค่าสถิติ ADF(ADF statistic) ณ level with intercept, level with trend and intercept และ level without trend and intercept ณ ช่วงเวลา 0 (lag 0) และช่วงเวลา 1 (lag 1) มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงที่ปฏิเสธสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_1) แสดงว่า ข้อมูลมีลักษณะนิ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 แต่ ณ level with trend and intercept และ level without trend and intercept ณ ช่วงเวลา 2 (lag 2) ค่าสถิติ ADF(ADF statistic) มีค่ามากกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงที่ยอมรับสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_0) แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

เพื่อให้ได้แบบจำลองที่ถูกต้องและเหมาะสมมากยิ่งขึ้น จึงต้องนำข้อมูลไปทดสอบอันดับของความสัมพัทธ์ที่สูงขึ้น คือ ที่ระดับความสัมพัทธ์เท่ากับ 1 หรือ I(1) ที่ first difference with intercept, first difference with trend and intercept และ first difference without trend and intercept ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 แสดงดังตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันเบนซิน ณ ระดับ I(1)

lag	With Intercept			With Trend and Intercept			Without Trend and Intercept	
	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Constant	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Trend	ADF Statistic	1% Critical value
0	-19.228* (2.092)	-3.467	0.953	-19.178* (2.092)	-4.010	0.782	-19.282* (2.092)	-2.578
1	-19.228* (2.092)	-3.467	0.953	-19.178* (2.092)	-4.010	0.782	-19.282* (2.092)	-2.578
2	-19.228* (2.092)	-3.467	0.953	-19.178* (2.092)	-4.010	0.782	-19.282* (2.092)	-2.578

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ ค่า Durbin-Watson Statistic

* มีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

ที่มา: จากการคำนวณโดยโปรแกรม EViews 6

ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันเบนซิน ที่อันดับของความสัมพัทธ์ (order of integration) เท่ากับ 1 หรือ I(1) พบว่าค่าสถิติ ADF(ADF statistic) ณ first difference with intercept, first difference with trend and intercept และ first difference without trend and intercept ณ ช่วงเวลา 0 (lag 0) ช่วงเวลา 1 (lag 1) และช่วงเวลา 2 (lag 2) มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงปฏิเสธสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_1) แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะหนึ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

เมื่อพิจารณาค่าความเป็นไปได้ของแนวโน้มเวลา(Probability of time trend : Prob. Trend) ณ first difference with trend and intercept และค่าความเป็นไปได้ของค่าคงที่ (Probability of constant: Prob. Constant) ณ first difference with intercept ณ ช่วงเวลา 0,1 และ 2 พบว่ามากกว่าค่าวิกฤตที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 จึงอยู่ในช่วงยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันเบนซิน ไม่มีแนวโน้มเวลา(time trend) และค่าคงที่ (constant) ดังนั้นข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันเบนซิน จึงมีลักษณะหนึ่งที่อันดับของความสัมพัทธ์เท่ากับ 1 หรือ I(1)

ตารางที่ 4.5 ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันดีเซล ณ ระดับ I(0)

lag	With Intercept			With Trend and Intercept			Without Trend and Intercept	
	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Constant	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Trend	ADF Statistic	1% Critical value
0	-4.322* (2.607)	-3.467	0.0000	-8.387* (2.186)	-4.010	0.000	-0.143 (2.837)	-2.578
1	-3.080 (2.208)	-3.467	0.0018	-5.954* (2.079)	-4.010	0.000	0.332 (2.261)	-2.578
2	-2.534 (1.978)	-3.467	0.008	-4.706* (1.957)	-4.011	0.000	0.696 (1.99)	-2.578

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ ค่า Durbin-Watson Statistic

* มีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

ที่มา: จากการคำนวณโดยโปรแกรม EViews 6

ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันดีเซล ที่อันดับของความสัมพันธ์ (order of integration) เท่ากับ 0 หรือ I(0) พบว่าค่าสถิติ ADF(ADF statistic) ณ level with intercept, level with trend and intercept ณ ช่วงเวลาที่ 0 (lag 0) และ ณ level with trend and intercept ณ ช่วงเวลา 1 (lag1) มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงที่ปฏิเสธสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_1) แสดงว่า ข้อมูลมีลักษณะหนึ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 แต่ ณ level without trend and intercept ณ ช่วงเวลาที่ 0 (lag 0), ช่วงเวลา 1 (lag 1) และช่วงเวลา 2 (lag 2) รวมทั้ง ณ level with intercept ณ ช่วงเวลา 1 (lag 1) และช่วงเวลา 2 (lag 2) มีค่าสถิติ ADF(ADF statistic) มากกว่าค่าวิกฤต MacKinnon(1% critical value) แสดงว่ายอมรับสมมติฐานว่าง(ยอมรับ H_0) ข้อมูลมีลักษณะไม่หนึ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

เพื่อให้ได้แบบจำลองที่ถูกต้องและเหมาะสมมากยิ่งขึ้น จึงต้องนำข้อมูลไปทดสอบอันดับของความสัมพันธ์ที่สูงขึ้น คือ ที่ระดับความสัมพันธ์เท่ากับ 1 หรือ I(1) ที่ first difference with intercept, first difference with trend and intercept และ first difference without trend and intercept ที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 แสดงดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันดีเซล ณ ระดับ I(1)

lag	With Intercept			With Trend and Intercept			Without Trend and Intercept	
	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Constant	ADF Statistic	1% Critical Value	Prob. Trend	ADF Statistic	1% Critical value
0	-20.899* (2.263)	-3.467	0.419	-20.847* (2.264)	-4.010	0.762	-20.904* (2.257)	-2.578
1	-20.899* (2.263)	-3.467	0.419	-20.847* (2.264)	-4.010	0.762	-20.904* (2.257)	-2.578
2	-20.899* (2.263)	-3.467	0.419	-20.847* (2.264)	-4.010	0.762	-20.904* (2.257)	-2.578

หมายเหตุ: ตัวเลขในวงเล็บ คือ ค่า Durbin-Watson Statistic

* มีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

ที่มา: จากการคำนวณโดยโปรแกรม EViews 6

ผลการทดสอบยูนิตรุตของข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันดีเซล ที่อันดับของความสัมพันธ์ (order of integration) เท่ากับ 1 หรือ I(1) พบว่าค่าสถิติ ADF(ADF statistic) ณ first difference with intercept, first difference with trend and intercept และ first difference without trend and intercept ณ ช่วงเวลา 0 (lag 0), ช่วงเวลา 1 (lag 1) และช่วงเวลา 2 (lag 2) มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต MacKinnon (1% critical value) ดังนั้นจึงอยู่ในช่วงปฏิเสธสมมติฐานว่าง (ยอมรับ H_1) แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะหนึ่งที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01

เมื่อพิจารณาค่าความเป็นไปได้ของแนวโน้มเวลา(Probability of time trend : Prob. Trend) ณ first difference with trend and intercept และค่าความเป็นไปได้ของค่าคงที่ (Probability of constant: Prob. Constant) ณ first difference with intercept ณ ช่วงเวลา 0,1 และ 2 พบว่ามากกว่าค่าวิกฤตที่ระดับความเชื่อมั่นทางสถิติ 0.01 จึงอยู่ในช่วงยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันดีเซล ไม่มีแนวโน้มเวลา(time trend) และค่าคงที่ (constant) ดังนั้นข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานน้ำมันดีเซล จึงมีลักษณะหนึ่งที่อันดับของความสัมพันธ์เท่ากับ 1 หรือ I(1)

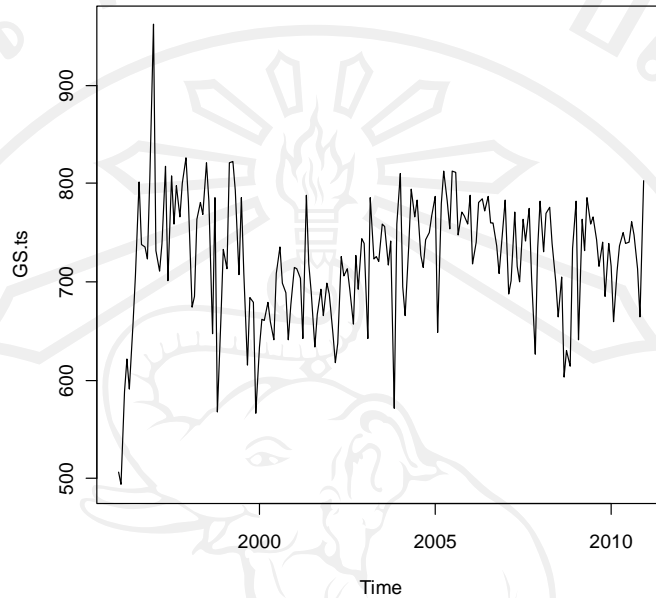
4.2 การตัดสินใจเลือกแบบจำลองระหว่าง SETAR (Self Exciting Threshold Autoregressive Model) หรือ Logistic STAR (Logistic Smooth Threshold Autoregressive Model)

วัตถุประสงค์ของการศึกษานี้ เพื่อต้องการศึกษาถึงกระบวนการปรับตัวที่ไม่ใช่เชิงเส้นของข้อมูลพลังงานน้ำมัน โดยจะศึกษาในกลุ่มพลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอล์ น้ำมันเบนซิน และน้ำมันดีเซล ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้ได้ใช้โปรแกรม R ในการทำการทดลอง และการเลือกแบบจำลองนั้นจะดูผลจากค่า Akaike Information Criterion (AIC) เท่านั้น โดยดูว่าค่า AIC ของแบบจำลองใดที่มีค่าน้อยที่สุด จึงทำการตัดสินใจเลือกแบบจำลองนั้น

4.2.1 ผลการทดสอบข้อมูลพลังงานน้ำมันแก๊สโซฮอล์ (GS) เพื่อตัดสินใจในการเลือกแบบจำลอง

ในขั้นตอนแรกจะเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลอย่างคร่าวๆก่อน ซึ่งจากรูปที่ 4.1 แสดงถึงข้อมูลปริมาณการใช้น้ำมันแก๊สโซฮอล์ของประเทศไทยตั้งแต่ปีค.ศ.1996-2010 จะพบว่าปริมาณการใช้น้ำมัน ได้ค่อยเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็วในตอนแรก และหลังจากนั้นก็ขึ้นๆ ลงๆ เรื่อยมา แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ ก่อนการหาแบบจำลองสำหรับอนุกรมเวลา จะต้องทำให้ข้อมูลคงที่ (Stationality) หมายความว่า ข้อมูลจะต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่ (ปราศจากแนวโน้ม) มีความแปรปรวนคงที่ตลอดระยะเวลาที่วัด ไม่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามฤดูกาล (non-seasonality) และมีความสัมพันธ์กันเอง

รูปที่ 4.1 แสดงกราฟของปริมาณการใช้ น้ำมันแก๊สโซฮอล์ตั้งแต่ปี ค.ศ.1996-2010 (หน่วย:ล้านลิตร)

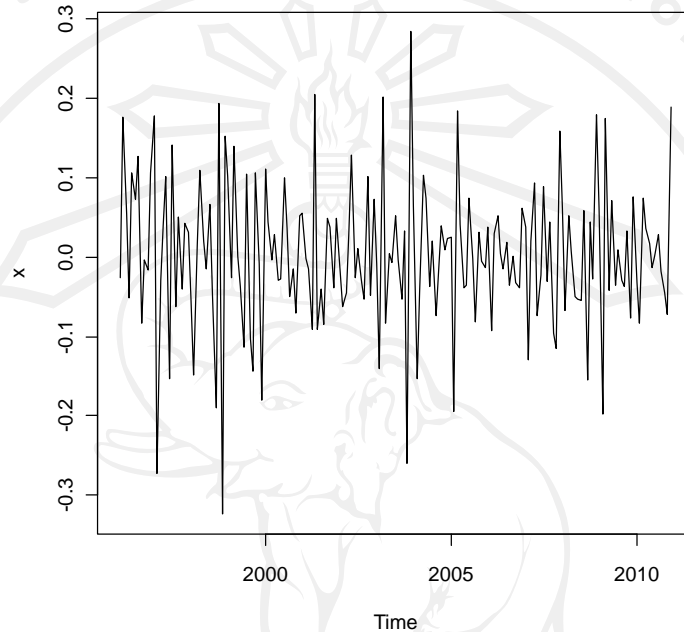


หมายเหตุ: ข้อมูลนำมาจาก กระทรวงพลังงาน (2554)

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

การวิเคราะห์ข้อมูลจะต้องทำข้อมูลให้อยู่ในรูปของลอการิทึม (log) เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงปัญหาค่าที่เป็นลบ ซึ่งจะหาค่าลอการิทึมไม่ได้ จากนั้นนำข้อมูลมาทำการหาอนุพันธ์(differential) ซึ่งเป็นการทำให้แนวโน้ม การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล(seasonality)หายไป และความแปรปรวนคงที่ เมื่อนำข้อมูลผ่านการแปลงดังกล่าวมาสร้างกราฟจะได้ดังรูปที่ 4.2

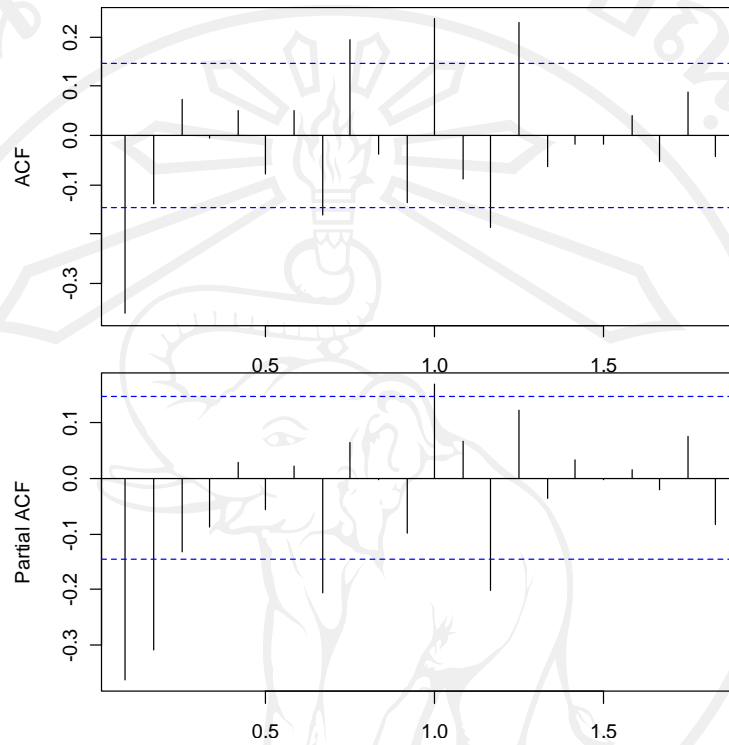
รูปที่ 4.2 แสดงกราฟข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้น้ำมันแก๊สโซฮอล์ ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1996-2010 ภายหลังจากแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมและการหาอนุพันธ์



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

การพิจารณาว่าข้อมูลนั้นคงที่หรือไม่ และมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดู(seasonality) หรือไม่ โดยการสร้างกราฟ autocorrelation Function (ACF) ซึ่งจากรูปที่ 4.3 ข้อมูลยังไม่คงที่ แสดงให้เห็นจากเส้นกราฟที่มีการลดความสูงลงอย่างช้าๆ เพื่อให้ข้อมูลคงที่ จะต้องปรับให้มีลักษณะคงที่ก่อน โดยการหาผลต่างหรือการแปลงรูปกำลัง สามารถพิจารณาได้จากจำนวนยอด (spike) ใน partial autocorrelation function (PACF) โดยปกติจะไม่เกิน 2 ยอด ซึ่งจากรูปจะเห็นได้ว่ามีเพียงยอดเดียว แสดงว่าจำนวนลำดับของการหาค่าแตกต่างเพียง 1 ก็เพียงพอ

รูปที่ 4.3 แสดง Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) ของปริมาณการใช้น้ำมันแก๊สโซฮอล์



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

ต่อไปนี้จะเป็นการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมเพื่อที่จะได้นำแบบจำลองดังกล่าวไปใช้กับข้อมูล และใช้ในการพยากรณ์ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวเป็นแบบจำลองที่ไม่เชิงเส้น โดยจะทำการทดสอบ 2 แบบจำลอง คือ แบบจำลอง SETAR และแบบจำลอง LSTAR หลังจากนั้นนำผลของแบบจำลองมาเปรียบเทียบกัน เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมแล้วจึงนำไปใช้กับข้อมูล

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดสอบแบบจำลอง SETAR

Non linear autoregressive model				
SETAR model (2 regimes)				
Coefficients:				
Low regime:				
phiL.1	phiL.2	phiL.3	const L	
-0.6992755	-0.4098375	-0.1700905	-0.0067978	
High regime:				
phiH.1	phiH.2	const H		
-0.73100865	-0.27751621	0.05954342		
Threshold:				
-Variable: $Z(t) = + (1) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3)$				
-Value: 0.0721 (fixed)				
Proportion of points in low regime: 81.14% High regime: 18.86%				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.2948895	-0.0409831	0.0067253	0.0511259	0.1966030
Fit:				
residuals variance = 0.005964, AIC = -903, MAPE = 195.9%				
Coefficient(s):				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
const L	-0.0067978	0.0072241	-0.9410	0.34803
phiL.1	-0.6992755	0.0977375	-7.1546	2.317e-11 ***
phiL.2	-0.4098375	0.0939714	-4.3613	2.222e-05 ***
phiL.3	-0.1700905	0.0824428	-2.0631	0.04060 *
const H	0.0595434	0.0406231	1.4658	0.14454
phiH.1	-0.7310087	0.3281983	-2.2273	0.02722 *
phiH.2	-0.2775162	0.1472212	-1.8850	0.06111 .
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Threshold				
Variable: $Z(t) = + (1) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3)$				
Value: 0.0721 (fixed)				

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

เมื่อสามารถหาค่าดังกล่าวโดยใช้แบบจำลอง SETAR แล้วต่อไปเป็นการทดสอบโดยใช้แบบจำลอง LSTAR เพื่อนำผลที่ได้ทั้ง 2 แบบจำลอง ไปเปรียบเทียบกับกันเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.8 แสดงผลการทดสอบโดยใช้แบบจำลอง LSTAR

Non linear autoregressive model					
LSTAR model					
Coefficients:					
Low regime:					
phi1.0	phi1.1	phi1.2	phi1.3	phi1.4	phi1.5
-0.04411964	-0.59207458	-0.55488331	-0.30067626	-0.24817127	-0.52151389
phi1.6	phi1.7				
-0.09586207	0.04049498				
High regime:					
phi2.0	phi2.1				
0.123104600	-0.009575057				
Smoothing parameter: gamma = 40					
Threshold					
Variable: $Z(t) = + (0) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3) + (1) X(t-4) + (0) X(t-5) + (0) X(t-6)$					
Value: 0.03208					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-0.2951693	-0.0393156	0.0061406	0.0441973	0.2035141	
Fit:					
residuals variance = 0.005278, AIC = -915, MAPE = 213.4%					
Non-linearity test of full-order LSTAR model against full-order AR model					
F = 1.6437 ; p-value = 0.12691					
Threshold					
Variable: $Z(t) = + (0) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3) + (1) X(t-4) + (0) X(t-5) + (0) X(t-6)$					

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

เมื่อได้ผลจากการทดสอบทั้ง 2 แบบจำลองแล้ว นำผลไปเปรียบเทียบเพื่อจะได้เลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.9 แสดงการสรุปผลการทดลองแต่ละแบบจำลอง

AIC				
linear	setar	lstar	nnetTs	aar
-900.1734	-902.8516	-914.7124	-895.1627	-835.2857
MAPE				
linear	setar	lstar	nnetTs	aar
2.040943	1.959133	2.133961	1.500639	1.789744

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

จากตารางที่ 4.9 แสดงผลการทดสอบแบบจำลองแต่ละแบบจำลองในที่นี้จะพิจารณาแบบจำลองเฉพาะ SETAR และ LSTAR เท่านั้น ซึ่งผลจากตารางจะนำค่า AIC มาพิจารณาประกอบการตัดสินใจในการเลือกแบบจำลอง ผลจากตารางพบว่าแบบจำลอง SETAR มีค่ามากกว่าแบบจำลอง LSTAR เพราะฉะนั้นแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลคือ แบบจำลอง LSTAR และจะนำแบบจำลอง LSTAR มาใช้ในการพยากรณ์

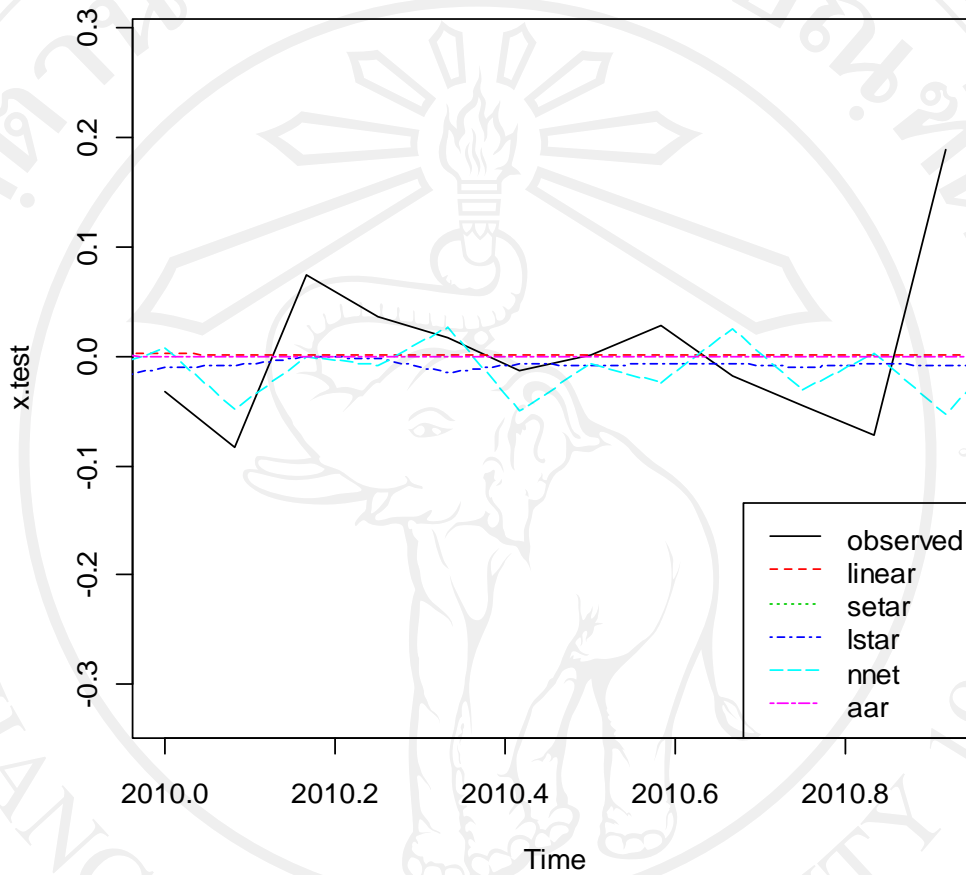
จากการเลือกแบบจำลอง LSTAR สามารถประมาณค่าสมการได้ดังนี้

$$X_{t+1} = (-0.044 - 0.592X_t - 0.555X_{t-1} - 0.301X_{t-2} - 0.248X_{t-3} - 0.522X_{t-4} - 0.096X_{t-5} + 0.040X_{t-6}) \times (1 - G(X_{t-1}, 40, 0.032)) + (0.123 - 0.010X_t) (G(X_{t-1}, 40, 0.032))$$

(4.1)

จากสมการข้างต้น จะพบว่าความเร็วในการปรับตัวจากขอบเขตหนึ่งไปยังอีกขอบเขตอื่นๆ นั้นมีความเร็วในการปรับตัว เท่ากับ 40 และมีค่าอ้างอิงเท่ากับ 0.033 ในการเปลี่ยนแปลงน้ำหนักระหว่างสองขอบเขต

รูปที่ 4.4 แสดงการพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบกับค่าการวัดจริง



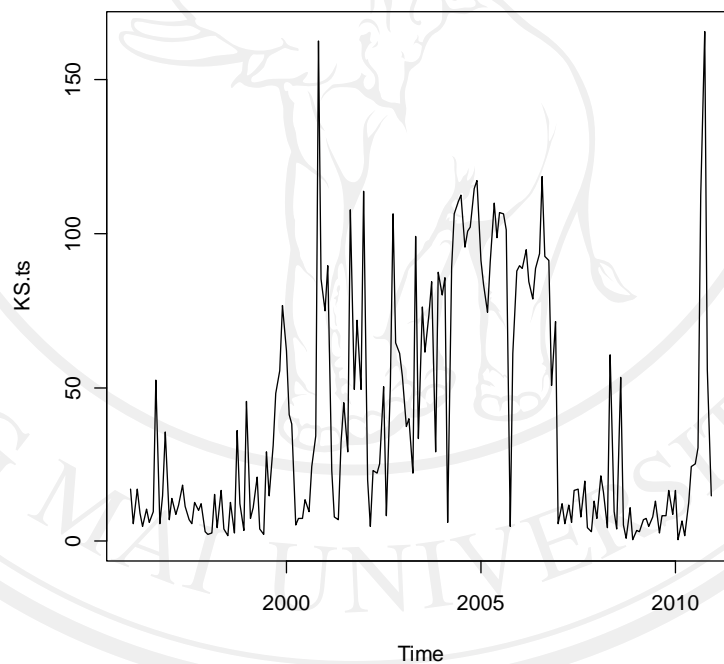
ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

จากรูปที่ 4.4 จากที่ได้อธิบายมาข้างต้นแบบจำลองที่เหมาะสม คือ แบบจำลอง LSTAR เมื่อนำมาพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริงที่เกิดขึ้นนั้น จะพบว่าแบบจำลอง LSTAR ยังคงดีกว่าแบบจำลอง SETAR โดยสามารถสังเกตได้จากเส้นสีน้ำเงินที่มีการปรับตัวได้ดีกว่า

4.2.2 ผลการทดสอบข้อมูลพลังงานน้ำมันเบนซิน (KS) เพื่อตัดสินใจในการเลือกแบบจำลอง

การวิเคราะห์ข้อมูลอย่างคร่าวๆ ก่อน ซึ่งจากรูปที่ 4.5 แสดงถึงข้อมูลปริมาณการใช้น้ำมันเบนซินของประเทศไทยตั้งแต่ปี ค.ศ.1996-2010 จะพบว่าปริมาณการใช้น้ำมันนั้นขึ้นๆ ลงๆ เรื่อยมา แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ ก่อนการหาแบบจำลองสำหรับอนุกรมเวลา จะต้องทำให้ข้อมูลคงที่ (stationality) หมายความว่า ข้อมูลจะต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่ (ปราศจากแนวโน้ม) มีความแปรปรวนคงที่ตลอดระยะเวลาที่วัด ไม่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามฤดูกาล (non-seasonality) และมีค่าความสัมพันธ์กันเอง

รูปที่ 4.5 แสดงกราฟของปริมาณการใช้้ำมันเบนซินตั้งแต่ปี ค.ศ. 1996-2010 (หน่วย: ล้านลิตร)

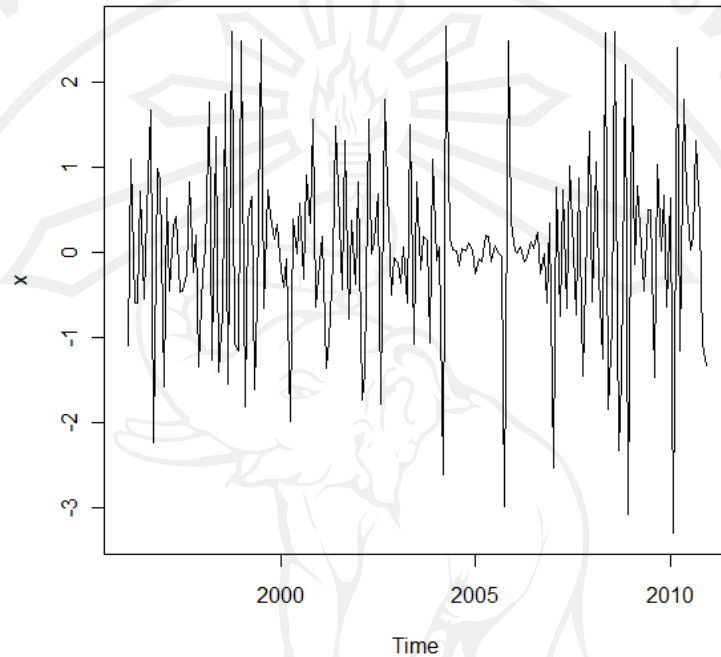


หมายเหตุ: ข้อมูลนำมาจาก กระทรวงพลังงาน (2554)

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

การวิเคราะห์ข้อมูลจะต้องทำข้อมูลให้อยู่ในรูปของลอการิทึม (log) เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงปัญหาค่าที่เป็นลบ ซึ่งจะหาค่าลอการิทึมไม่ได้ จากนั้นนำข้อมูลมาทำการหาอนุพันธ์ (differential) ซึ่งเป็นการทำให้แนวโน้ม การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (seasonality) หายไป และความแปรปรวนคงที่ เมื่อนำข้อมูลผ่านการแปลงดังกล่าวมาสร้างกราฟจะได้ดังรูปที่ 4.6

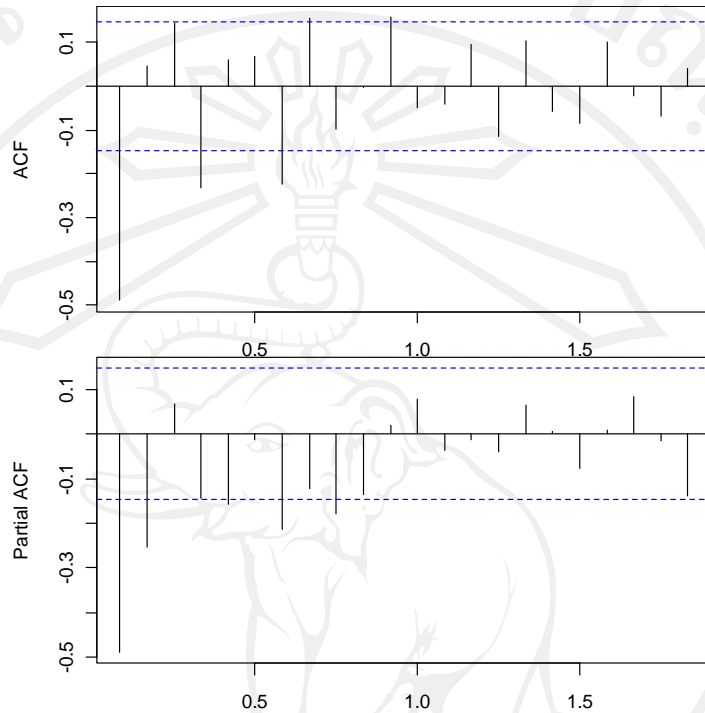
รูปที่ 4.6 แสดงกราฟของปริมาณการใช้น้ำมันเบนซินตั้งแต่ปี ค.ศ. 1996-2010 ภายหลังจากแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมและการหาอนุพันธ์



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

การพิจารณาว่าข้อมูลนั้นคงที่หรือไม่ และมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดู (seasonality) หรือไม่ โดยการสร้างกราฟ autocorrelation function (ACF) ซึ่งจากรูปที่ 4.7 ข้อมูลยังไม่คงที่ แสดงให้เห็นจากเส้นกราฟที่มีการลดความสูงลงอย่างช้าๆ เพื่อให้ข้อมูลคงที่ จะต้องปรับให้มีลักษณะคงที่ก่อน โดยการหาผลต่าง หรือการแปลงรูปกำลัง สามารถพิจารณาได้จากจำนวนยอด (spike) ใน Partial autocorrelation function (PACF) โดยปกติจะไม่เกิน 2 ยอด ซึ่งจากรูปจะเห็นได้ว่าไม่มียอด แสดงว่าจำนวนลำดับของการหาค่าแตกต่างเพียง 1 ก็เพียงพอ

รูปที่ 4.7 แสดง Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) ของปริมาณการใช้น้ำมันเบนซิน



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

ต่อไปเป็นการทดสอบแบบจำลองที่ไม่ใช่เชิงเส้นเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม โดยจะทำการทดสอบแบบจำลอง 2 แบบจำลอง คือ แบบจำลอง SETAR และแบบจำลอง LSTAR หลังจากนั้นนำผลที่ได้จากแบบจำลองทั้งสอง มาเปรียบเทียบกันแล้วเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.10 แสดงผลการทดสอบแบบจำลอง SETAR

Non linear autoregressive model					
SETAR model (2 regimes)					
Coefficients:					
Low regime:					
phiL.1	phiL.2	phiL.3	phiL.4	phiL.5	const L
-0.68237816	-0.22821829	-0.08058163	-0.22423727	-0.22214923	-0.03334667
High regime:					
phiH.1	phiH.2	phiH.3	phiH.4	phiH.5	phiH.6
-0.81637548	-0.37794088	-0.04632258	-0.26826472	0.59983786	0.25198330
const H					
0.57689284					
Threshold:					
-Variable: $Z(t) = + (1) X(t) + (0)X(t-1) + (0)X(t-2) + (0)X(t-3) + (0)X(t-4) + (0)X(t-5)$					
-Value: 0.873 (fixed)					
Proportion of points in low regime: 82.66% High regime: 17.34%					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-2.96416	-0.43400	0.12168	0.50158	2.13298	
Fit:					
residuals variance = 0.7834, AIC = -18, MAPE = 253.7%					
Coefficient(s):					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
const L	-0.033347	0.084789	-0.3933	0.694610	
phiL.1	-0.682378	0.095174	-7.1698	2.355e-11 ***	
phiL.2	-0.228218	0.100633	-2.2678	0.024630 *	
phiL.3	-0.080582	0.102171	-0.7887	0.431416	
phiL.4	-0.224237	0.098200	-2.2835	0.023670 *	
phiL.5	-0.222149	0.081557	-2.7238	0.007144 **	
const H	0.576893	0.581438	0.9922	0.322553	
phiH.1	-0.816375	0.360338	-2.2656	0.024769 *	
phiH.2	-0.377941	0.218212	-1.7320	0.085133	
phiH.3	-0.046323	0.214849	-0.2156	0.829560	

ตารางที่ 4.10 แสดงผลการทดสอบแบบจำลอง SETAR (ต่อ)

phiH.4	-0.268265	0.201177	-1.3335	0.184203
phiH.5	0.599838	0.278468	2.1541	0.032678 *
phiH.6	0.251983	0.191726	1.3143	0.190563

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Threshold				
Variable: Z(t) = + (1) X(t) + (0) X(t-1)+ (0) X(t-2)+ (0) X(t-3)+ (0) X(t-4)+ (0) X(t-5)				
Value: 0.873 (fixed)				

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

เมื่อสามารถหาค่าดังกล่าวโดยใช้แบบจำลอง SETAR แล้วต่อไปเป็นการทดสอบโดยใช้แบบจำลอง LSTAR เพื่อนำผลที่ได้ทั้ง 2 แบบจำลอง ไปเปรียบเทียบกันเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.11 แสดงผลการทดสอบแบบจำลอง LSTAR

LSTAR				
Non linear autoregressive model				
LSTAR model				
Coefficients:				
Low regime:				
phi1.0	phi1.1	phi1.2	phi1.3	phi1.4
-0.12777530	-0.65250024	-0.42504854	0.03770519	-0.11860540
High regime:				
phi2.0	phi2.1	phi2.2		
873.82248	31.11593	-324.88725		
Smoothing parameter: gamma = 2.846				
Threshold				
Variable: Z(t) = + (0) X(t) + (1) X(t-1)+ (0) X(t-2)+ (0) X(t-3)+ (0) X(t-4)+ (0) X(t-5)+ (0) X(t-6)				
Value: 3.679				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.067372	-0.446938	0.098513	0.565922	2.154729

ตารางที่ 4.11 แสดงผลการทดสอบแบบจำลอง LSTAR(ต่อ)

Fit:
residuals variance = 0.755, AIC = -30, MAPE = 311.1%
Non-linearity test of full-order LSTAR model against full-order AR model
F = 2.0930 ; p-value = 0.047284
Threshold
Variable: Z(t) = + (0) X(t) + (1) X(t-1)+ (0) X(t-2)+ (0) X(t-3)+ (0) X(t-4)+ (0) X(t-5)+ (0) X(t-6)

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

เมื่อทำการทดสอบทั้ง 2 แบบจำลองแล้ว นำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่เหมาะสมกับข้อมูลเพื่อที่จะได้นำไปพยากรณ์ต่อไป ซึ่งผลที่ได้แสดงดังตารางที่

ตารางที่ 4.12 แสดงผลการสรุปแต่ละแบบจำลอง

AIC				
linear	setar	lstar	nnetTs	aar
-12.59113	-17.69931	-30.31274	-762.39873	43.75820
MAPE				
linear	setar	lstar	nnetTs	aar
2.76692343	2.53714410	3.11146648	0.07990882	3.58316515

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

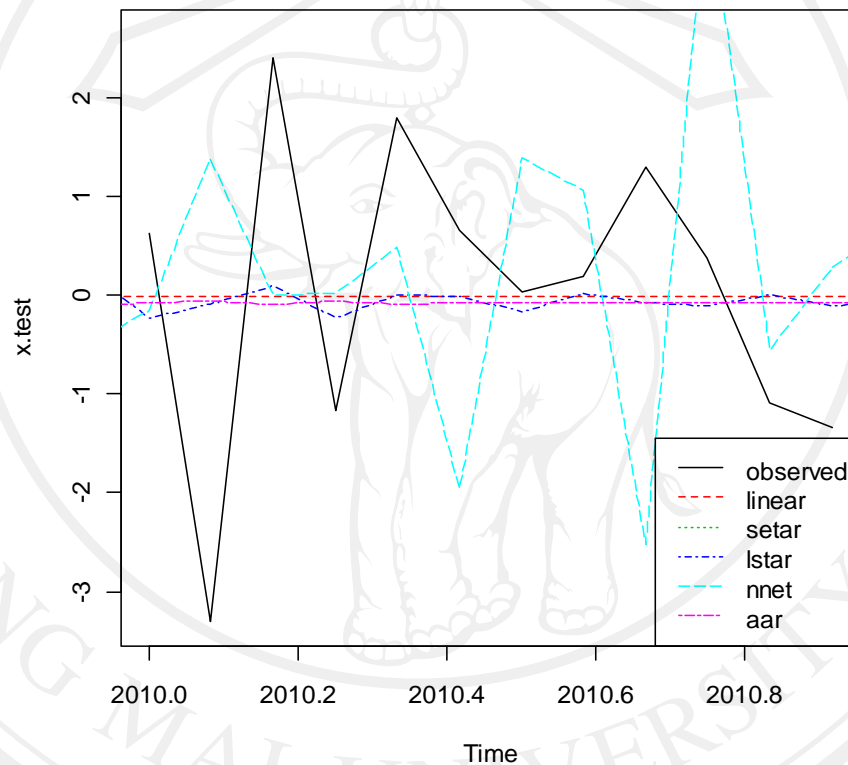
จากตารางที่ 4.12 แสดงผลการทดสอบแบบจำลองแต่ละแบบจำลองในที่นี้จะพิจารณาแบบจำลองเฉพาะ SETAR และ LSTAR เท่านั้น ซึ่งผลจากตารางจะนำค่า AIC มาพิจารณาประกอบการตัดสินใจในการเลือกแบบจำลอง ผลจากตารางพบว่าแบบจำลอง SETAR มีค่ามากกว่าแบบจำลอง LSTAR เพราะฉะนั้นแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูล คือ แบบจำลอง LSTAR และจะนำแบบจำลอง LSTAR มาใช้ในการพยากรณ์

จากการเลือกแบบจำลอง LSTAR สามารถประมาณค่าสมการได้ดังนี้

$$X_{t+1} = (-0.128 - 0.653X_t - 0.425X_{t-1} + 0.038X_{t-2} - 0.119X_{t-3}) \times (1 - G(X_{t-1}, 2.846, 3.679)) + (873.822 + 31.116X_t - 324.887X_{t-1}) G(X_{t-1}, 2.846, 3.679) \quad (4.2)$$

จากสมการข้างต้น จะพบว่าความเร็วในการปรับตัวจากขอบเขตหนึ่งไปยังอีกขอบเขตอื่น ๆ นั้นมีความเร็วในการปรับตัว เท่ากับ 2.846 และมีค่าอ้างอิงเท่ากับ 3.679 ในการเปลี่ยนแปลงน้ำหนัก ระหว่างสองขอบเขต

รูปที่ 4.8 แสดงการพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบกับการคาดการณ์จริง



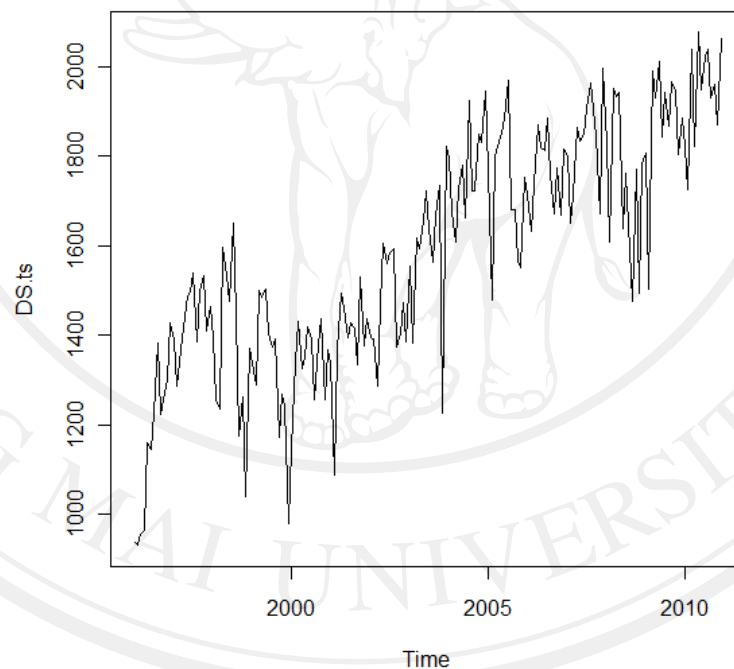
ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

จากรูปที่ 4.8 จากที่ได้อธิบายมาข้างต้นแบบจำลองที่เหมาะสม คือ แบบจำลอง LSTAR เมื่อนำมาพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริงที่เกิดขึ้นนั้น จะพบว่าแบบจำลอง LSTAR ยังคงดีกว่าแบบจำลอง SETAR โดยสามารถสังเกตได้จากเส้นสีน้ำเงินที่มีการปรับตัวได้ดีกว่า

4.2.3 ผลการทดสอบข้อมูลพลังงานน้ำมันดีเซล (DS) เพื่อตัดสินใจในการเลือกแบบจำลอง

ในขั้นตอนแรกจะเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลอย่างคร่าวๆก่อน ซึ่งจากรูปที่ 4.9 แสดงถึงข้อมูลปริมาณการใช้น้ำมันดีเซลของประเทศไทยตั้งแต่ปี ค.ศ. 1996-2010 จะพบว่าปริมาณการใช้น้ำมันได้ค่อยเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็ว แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ ก่อนการหาแบบจำลองสำหรับอนุกรมเวลา จะต้องทำให้ข้อมูลคงที่ (stationality) หมายความว่า ข้อมูลจะต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่ (ปราศจากแนวโน้ม) มีความแปรปรวนคงที่ตลอดระยะเวลาที่วัด ไม่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามฤดูกาล (non-seasonality) และมีค่าความสัมพันธ์กันเอง

รูปที่ 4.9 แสดงกราฟของปริมาณการใช้้ำมันดีเซลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1996-2010 (หน่วย: ล้านลิตร)

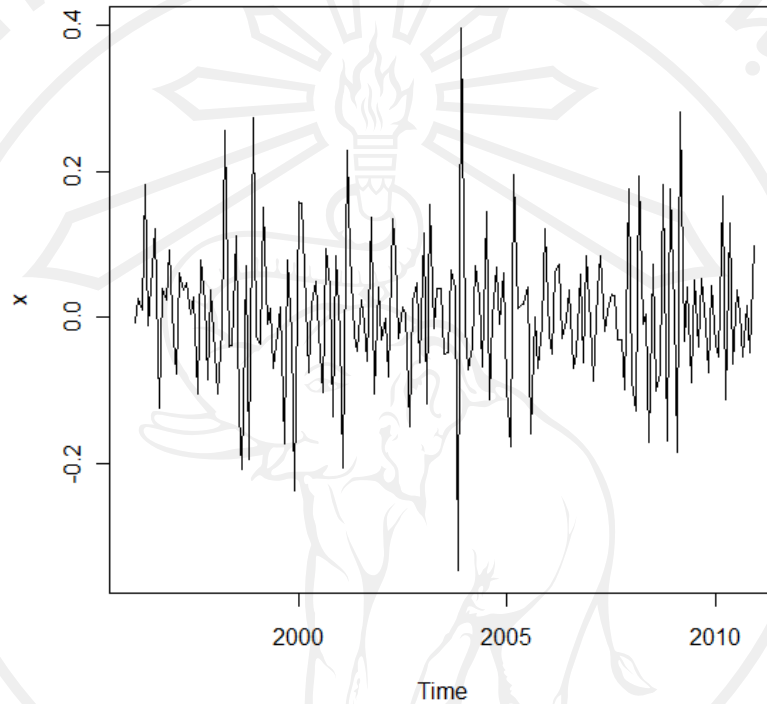


หมายเหตุ: ข้อมูลนำมาจาก กระทรวงพลังงาน (2554)

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

การวิเคราะห์ข้อมูลจะต้องทำข้อมูลให้อยู่ในรูปของลอการิทึม (log) เพื่อที่จะหลีกเลี่ยงปัญหาค่าที่เป็นลบ ซึ่งจะหาค่าลอการิทึมไม่ได้ จากนั้นนำข้อมูลมาทำการหาอนุพันธ์ (differential) ซึ่งเป็นการทำให้แนวโน้ม การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (seasonality) หายไป และความแปรปรวนคงที่ เมื่อนำข้อมูลผ่านการแปลงดังกล่าวมาสร้างกราฟจะได้ดังรูปที่ 4.10

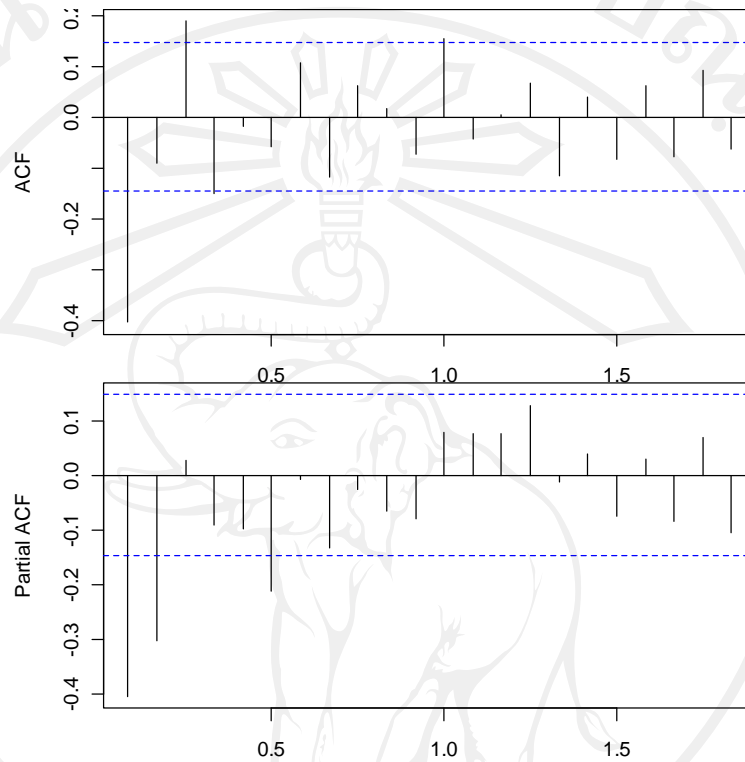
รูปที่ 4.10 แสดงกราฟของปริมาณการใช้น้ำมันดีเซลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1996-2010
 ภายหลังแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมและการหาอนุพันธ์



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

การพิจารณาว่าข้อมูลนั้นคงที่หรือไม่ และมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดู(seasonality) หรือไม่ โดยการสร้างกราฟ autocorrelation function (ACF) ซึ่งจากรูปที่ 4.11 ข้อมูลยังไม่คงที่ แสดงให้เห็นจากเส้นกราฟที่มีการลดความสูงลงอย่างช้าๆ เพื่อให้ข้อมูลคงที่ที่จะต้องปรับโดยการหาผลต่างหรือการแปลงรูปกำลัง สามารถพิจารณาได้จากจำนวนยอด (spike) ใน partial autocorrelation function (PACF) โดยปกติจะไม่เกิน 2 ยอด ซึ่งจากรูปจะเห็นได้ว่าไม่มียอด แสดงว่าจำนวนลำดับของการหาค่าแตกต่างเพียง 1 ก็เพียงพอ

รูปที่ 4.11 แสดง Autocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) ของปริมาณการใช้น้ำมันดีเซล



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

ต่อไปเป็นการทดสอบแบบจำลองที่ไม่ใช่เชิงเส้นเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม โดยจะทำการทดสอบแบบจำลอง 2 แบบจำลอง คือ แบบจำลอง SETAR และแบบจำลอง LSTAR หลังจากนั้นนำผลที่ได้จากแบบจำลองทั้งสอง นำมาเปรียบเทียบกันแล้วเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.13 แสดงผลการทดสอบแบบจำลอง SETAR

SETAR model (2 regimes)				
Coefficients:				
Low regime:				
phiL.1	phiL.2	const L		
-0.86960421	-0.30024585	-0.01383303		
High regime:				
phiH.1	const H			
0.07683263	-0.03806459			
Threshold:				
-Variable: $Z(t) = + (1) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3)$				
-Value: 0.0425 (fixed)				
Proportion of points in low regime: 69.71% High regime: 30.29%				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.2792321	-0.0540109	0.0079544	0.0591086	0.2229414
Fit:				
residuals variance = 0.006949, AIC = -879, MAPE = 432.8%				
Coefficient(s):				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
const L	-0.0138330	0.0095059	-1.4552	0.1474159
phiL.1	-0.8696042	0.1109429	-7.8383	4.369e-13 ***
phiL.2	-0.3002459	0.0840007	-3.5743	0.0004546 ***
const H	-0.0380646	0.0223390	-1.7040	0.0901748 .
phiH.1	0.0768326	0.1606380	0.4783	0.6330394

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Threshold				
Variable: $Z(t) = + (1) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3)$				
Value: 0.0425 (fixed)				

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

เมื่อสามารถหาค่าดังกล่าวโดยใช้แบบจำลอง SETAR แล้วต่อไปเป็นการทดสอบโดยใช้แบบจำลอง LSTAR เพื่อนำผลที่ได้ทั้ง 2 แบบจำลอง ไปเปรียบเทียบกันเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

ตารางที่ 4.14 แสดงผลการทดสอบโดยใช้แบบจำลอง LSTAR

Non linear autoregressive model					
LSTAR model					
Coefficients:					
Low regime:					
phi1.0	phi1.1	phi1.2	phi1.3	phi1.4	phi1.5
-0.02533083	-0.29575787	0.01241820	0.17916947	-0.49719013	-0.21418217
phi1.6	phi1.7				
-0.37868419	-0.02238975				
High regime:					
phi2.0	phi2.1	phi2.2	phi2.3	phi2.4	
0.05756504	-0.40444048	-0.59864105	-0.34989074	0.42989391	
Smoothing parameter: gamma = 40					
Threshold					
Variable: $Z(t) = + (0) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3) + (0) X(t-4) + (1) X(t-5) + (0) X(t-6)$					
Value: -0.02177					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-0.3019208	-0.0452952	0.0058982	0.0579544	0.1842292	
Fit:					
residuals variance = 0.006144, AIC = -882, MAPE = 232.9%					
Non-linearity test of full-order LSTAR model against full-order AR model					
F = 1.8708 ; p-value = 0.07775					
Threshold					
Variable: $Z(t) = + (0) X(t) + (0) X(t-1) + (0) X(t-2) + (0) X(t-3) + (0) X(t-4) + (1) X(t-5) + (0) X(t-6)$					

ที่มา : จากการคำนวณโดยโปรแกรม R

เมื่อทำการทดสอบทั้ง 2 แบบจำลองแล้ว นำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบเพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่เหมาะสมกับข้อมูลเพื่อที่จะได้นำไปพยากรณ์ต่อไป ซึ่งผลที่ได้แสดงดังตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.15 แสดงการสรุปผลการทดสอบแต่ละแบบจำลอง

AIC				
linear	setar	lstar	nnetTs	aar
-857.6964	-879.4726	-881.5065	-848.9045	-802.2088
MAPE				
linear	setar	lstar	nnetTs	aar
3.424260	4.327951	2.329311	1.507984	3.907792

ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

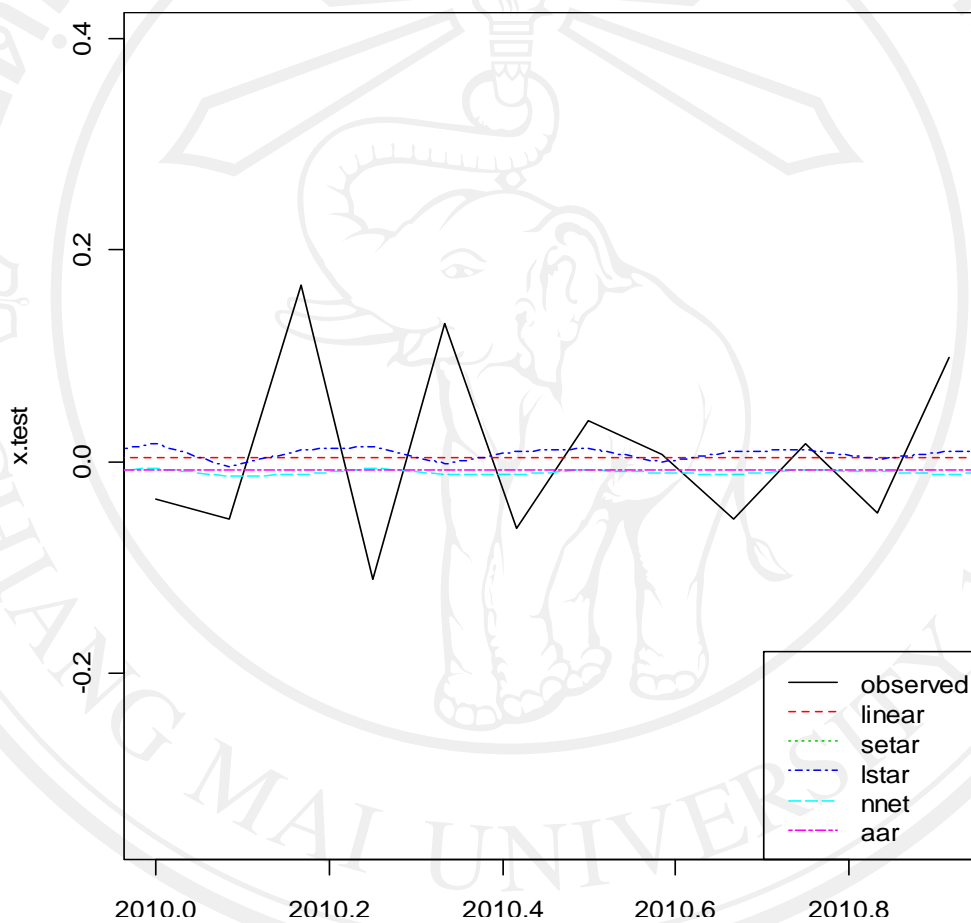
จากผลการทดสอบแบบจำลองแต่ละแบบจำลองในที่นี้จะพิจารณาแบบจำลองเฉพาะ SETAR และ LSTAR เท่านั้น ซึ่งผลจากตารางจะนำค่า AIC มาพิจารณาประกอบการตัดสินใจในการเลือกแบบจำลอง ผลจากตารางพบว่าแบบจำลอง SETAR มีค่ามากกว่าแบบจำลอง LSTAR เพราะฉะนั้นแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลคือ แบบจำลอง LSTAR และจะนำแบบจำลอง LSTAR มาใช้ในการพยากรณ์

จากการเลือกแบบจำลอง LSTAR สามารถประมาณค่าสมการได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 X_{t+1} = & (-0.025 - 0.296X_t + 0.012X_{t-1} + 0.179X_{t-2} - 0.497X_{t-3} - \\
 & 0.214X_{t-4} - 0.379X_{t-5} - 0.022X_{t-6}) \times \\
 & (1 - G(X_{t-1}, 40, -0.022)) + (0.058 - 0.404X_t - 0.599X_{t-1} - \\
 & 0.350X_{t-2} + 0.430X_{t-3}) \times (G(X_{t-1}, 40, -0.022))
 \end{aligned}
 \tag{4.3}$$

จากสมการข้างต้น จะพบว่าความเร็วในการปรับตัวจากขอบเขตหนึ่งไปยังอีกขอบเขตอื่น ๆ นั้นมีความเร็วในการปรับตัว เท่ากับ 40 และมีค่าอ้างอิงเท่ากับ -0.022 ในการเปลี่ยนแปลงน้ำหนัก ระหว่างสองขอบเขต

รูปที่ 4.12 แสดงการพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง



ที่มา: จากการคำนวณโดยใช้โปรแกรม R

จากรูปที่ 4.12 จากที่ได้อธิบายมาข้างต้นแบบจำลองที่เหมาะสม คือ แบบจำลอง LSTAR เมื่อนำมาพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริงที่เกิดขึ้นนั้น จะพบว่าแบบจำลอง LSTAR ยังคงดีกว่าแบบจำลอง SETAR โดยสามารถสังเกตได้จากเส้นสีน้ำเงินที่มีการปรับตัวได้ดีกว่า